Numpy 中文用户指南 1. 安装

作者 龙哥盟飞龙 关注
2016.03.21 12:18 字数 1372 阅读 91评论 1喜欢 35

译者：飞龙

1.1 NumPy 是什么？

原文：What is NumPy?

NumPy是Python中用于科学计算的基础包。它是一个Python库，提供多维数组对象，各种派生的对象（如掩码数组和矩阵），以及数组快速操作的各种各样的例程，包括数学、逻辑、图形操作，排序、选择、I/O、离散傅里叶变换、基本线性代数、基本统计操作，随机模拟以及其他。

NumPy包的核心是ndarray对象。它封装了均匀数据类型的n维数组，带有一些在编译过的代码中执行的操作。NumPy数组和Python标准列表有一些重要的差异：

- NumPy数组在创建时有固定的大小，不像Python列表（可动态增长）。改变一个ndarray的大小将创建一个新数组，并删除原有数组。
- NumPy数组中的元素都必须是相同的数据类型，从而具有相同的内存大小。但有个例外：（Python，包括NumPy）对象数组的元素大小是不同的。
- NumPy数组使大量数据上的高级数学运算和其他类型的操作变得容易。通常情况下，这样的操作可能比使用Python的内置列表效率更高，执行的代码更少。
- 越来越多的基于Python的科学和数学包使用NumPy数组；虽然它们通常支持Python列表作为输入，但他们会在处理之前将这些输入转换为NumPy数组，并总是输出NumPy数组。换句话说，为了高效使用许多（也许甚至是大多数）当今基于Python的科学/数学软件，只要知道如何使用Python的内置列表类型是不够的————你还需要知道如何使用NumPy数组。

序列大小和速度在科学计算中尤为重要。例如考虑两个长度相同的列表中每个元素相乘的情况。如果数据被存储在两个Python列表 a 和 b 中，我们可以这样遍历每个元素：

```
c = []
for i in range(len(a)):
    c.append(a[i]*b[i])
```

这就产生了正确的答案，但如果 a 和 b 都含有数以百万计的数字，我们将为Python的低效循环付出代价。我们可以这样以C语言编写代码来完成同样的任务（为清楚起见我们忽略变量声明和初始化、内存分配等）：

```
for (i = 0; i < rows; i++): {
  c[i] = a[i]*b[i];
}
```

这节省了所有涉及解释Python代码和操作Python对象的开销，但没有了使用Python编码的优势。此外，编码所需的工作量随数据维数的增加而增加。例如对于一个二维数组，C代码（像上面一样简写）会扩展为：

```
for (i = 0; i < rows; i++): {
  for (j = 0; j < columns; j++): {
    c[i][j] = a[i][j]*b[i][j];
  }
}
```

NumPy综合了两种情况的优点：元素级别的操作是ndarray的“默认模式”，而它又通过执行预编译的C代码来加速。在NumPy中：

```
c = a * b
```

的行为像之前的例子一样，几近于C语言的速度，但是代码正如我们期望中的那样，就像标准的Python一样简洁。实际上，NumPy的风格还能更简洁！最后这个例子说明了NumPy的两个特性：向量化（Vectorization）和广播（Broadcasting），它们是NumPy强大之处的基础。

向量化用于描述任何缺失的显式循环、索引及其它，在代码这些事情是即时发生的，当然，是在“幕后”（预编译的C代码

中）优化。向量化编码的优点很多，比如：

- 向量化的代码更简洁易读
- 代码更少一般意味着更少的错误
- 代码更像标准的数学符号（通常情况下，更容易编写数学结构）
- 向量化的结果更加“Pythonic”。没有向量化，我们的代码会更加低效，循环也难以阅读。

广播是描述隐式的元素级操作的术语；一般来说，NumPy中所有操作，并不只是算术运算，还有逻辑运算，位运算，函数运算等，以这种隐式的元素层面的方式执行，就是广播。此外，在上面的例子中，a 和 b 可以是相同形状的多维数组，或者一个标量和一个数组；甚至可以是不同的形状的2个数组，假设较小的数组可以以产生明确广播的方式，扩展为较大数组的尺寸。详细规则见 numpy.doc.broadcasting。
NumPy完全支持ndarray的面向对象。例如，ndarray是一个类，拥有许多方法和属性。它的许多方法复制了NumPy最外层命名空间的函数，让程序员完全自由决定代码写成哪个范式，以及哪个范式更适合当前的任务。

1.2 安装 NumPy

原文：Installing NumPy
大多数情况下，在系统上安装NumPy的最好办法是使用为你的操作系统预编译的包。
一些可选的连接请见 http://scipy.org/install.html 。
有关源码包构建的说明，请见从源码中构建。这些信息主要用于高级用户。

Numpy 中文用户指南 2. 快速启动

作者 龙哥盟飞龙 关注
2016.03.24 20:59 字数 9233 阅读 137评论 5喜欢 39

原文：Quickstart tutorial
译者：Reverland
来源：试验性NumPy教程(译)

2.1 先决条件

在阅读这个教程之前，你多少需要知道点python。如果你想重新回忆下，请看看Python Tutorial.
如果你想要运行教程中的示例，你至少需要在你的电脑上安装了以下一些软件:

- Python
- NumPy

这些是可能对你有帮助的:

- ipython是一个净强化的交互Python Shell，对探索NumPy的特性非常方便。
- matplotlib将允许你绘图
- Scipy在NumPy的基础上提供了很多科学模块

2.2 基础篇

NumPy的主要对象是同种元素的多维数组。这是一个所有的元素都是一种类型、通过一个正整数元组索引的元素表格(通常是元素是数字)。在NumPy中维度(dimensions)叫做轴(axes)，轴的个数叫做秩(rank)。
例如，在3D空间一个点的坐标`[1, 2, 3]`是一个秩为1的数组，因为它只有一个轴。那个轴长度为3.又例如，在以下例子中，数组的秩为2(它有两个维度).第一个维度长度为2,第二个维度长度为3.

```
[[ 1., 0., 0.],
 [ 0., 1., 2.]]
```

NumPy的数组类被称作*ndarray*。通常被称作数组。注意numpy.array和标准Python库类array.array并不相同，后者只处理一维数组和提供少量功能。更多重要ndarray对象属性有：

- ndarray.ndim

数组轴的个数，在python的世界中，轴的个数被称作秩

- ndarray.shape

数组的维度。这是一个指示数组在每个维度上大小的整数元组。例如一个n排m列的矩阵，它的shape属性将是(2,3),这个元组的长度显然是秩，即维度或者ndim属性

- ndarray.size

数组元素的总个数，等于shape属性中元组元素的乘积。

- ndarray.dtype

一个用来描述数组中元素类型的对象，可以通过创造或指定dtype使用标准Python类型。另外NumPy提供它自己的数据类型。

- ndarray.itemsize

数组中每个元素的字节大小。例如，一个元素类型为float64的数组itemsiz属性值为8(=64/8),又如，一个元素类型为complex32的数组item属性为4(=32/8).

- ndarray.data

包含实际数组元素的缓冲区，通常我们不需要使用这个属性，因为我们总是通过索引来使用数组中的元素。

一个例子[1](在python的交互环境或ipython中)

```
>>> from numpy  import *
>>> a = arange(15).reshape(3, 5)
>>> a
array([[ 0,  1,  2,  3,  4],
       [ 5,  6,  7,  8,  9],
       [10, 11, 12, 13, 14]])
>>> a.shape
(3, 5)
>>> a.ndim
2
>>> a.dtype.name
'int32'
>>> a.itemsize
4
>>> a.size
15
>>> type(a)
numpy.ndarray
>>> b = array([6, 7, 8])
>>> b
array([6, 7, 8])
>>> type(b)
numpy.ndarray
```

创建数组

有好几种创建数组的方法。

例如，你可以使用`array`函数从常规的Python列表和元组创造数组。所创建的数组类型由原序列中的元素类型推导而来。

```
>>> from numpy  import *
>>> a = array( [2,3,4] )
>>> a
array([2, 3, 4])
>>> a.dtype
dtype('int32')
>>> b = array([1.2, 3.5, 5.1])
>>> b.dtype
dtype('float64')
```

一个常见的错误包括用多个数值参数调用`array`而不是提供一个由数值组成的列表作为一个参数。

```
>>> a = array(1,2,3,4)    # WRONG

>>> a = array([1,2,3,4])  # RIGHT
```

数组将序列包含序列转化成二维的数组，序列包含序列包含序列转化成三维数组等等。

```
>>> b = array( [ (1.5,2,3), (4,5,6) ] )
>>> b
array([[ 1.5,  2. ,  3. ],
```

```
       [ 4. ,  5. ,  6. ]])
```

数组类型可以在创建时显示指定

```
>>> c = array( [ [1,2], [3,4] ], dtype=complex )
>>> c
array([[ 1.+0.j,  2.+0.j],
       [ 3.+0.j,  4.+0.j]])
```

通常，数组的元素开始都是未知的，但是它的大小已知。因此，NumPy提供了一些使用占位符创建数组的函数。这最小化了扩展数组的需要和高昂的运算代价。

函数`function`创建一个全是0的数组，函数`ones`创建一个全1的数组，函数`empty`创建一个内容随机并且依赖与内存状态的数组。默认创建的数组类型(dtype)都是float64。

```
>>> zeros( (3,4) )
array([[0.,  0.,  0.,  0.],
       [0.,  0.,  0.,  0.],
       [0.,  0.,  0.,  0.]])
>>> ones( (2,3,4), dtype=int16 )                # dtype can also be specified
array([[[ 1, 1, 1, 1],
        [ 1, 1, 1, 1],
        [ 1, 1, 1, 1]],
       [[ 1, 1, 1, 1],
        [ 1, 1, 1, 1],
        [ 1, 1, 1, 1]]], dtype=int16)
>>> empty( (2,3) )
array([[  3.73603959e-262,   6.02658058e-154,   6.55490914e-260],
       [  5.30498948e-313,   3.14673309e-307,   1.00000000e+000]])
```

为了创建一个数列，NumPy提供一个类似arange的函数返回数组而不是列表:

```
>>> arange( 10, 30, 5 )
array([10, 15, 20, 25])
>>> arange( 0, 2, 0.3 )                 # it accepts float arguments
array([ 0. ,  0.3,  0.6,  0.9,  1.2,  1.5,  1.8])
```

当`arange`使用浮点数参数时，由于有限的浮点数精度，通常无法预测获得的元素个数。因此，最好使用函数`linspace`去接收我们想要的元素个数来代替用range来指定步长。

其它函数array, zeros, zeros_like, ones, ones_like, empty, empty_like, arange, linspace, rand, randn, fromfunction, fromfile

参考：NumPy示例

打印数组

当你打印一个数组，NumPy以类似嵌套列表的形式显示它，但是呈以下布局：

- 最后的轴从左到右打印
- 次后的轴从顶向下打印
- 剩下的轴从顶向下打印，每个切片通过一个空行与下一个隔开

一维数组被打印成行，二维数组成矩阵，三维数组成矩阵列表。

```
>>> a = arange(6)                         # 1d array
>>> print a
[0 1 2 3 4 5]
>>>
>>> b = arange(12).reshape(4,3)           # 2d array
>>> print b
[[ 0  1  2]
 [ 3  4  5]
 [ 6  7  8]
 [ 9 10 11]]
>>>
>>> c = arange(24).reshape(2,3,4)         # 3d array
>>> print c
[[[ 0  1  2  3]
  [ 4  5  6  7]
  [ 8  9 10 11]]

 [[12 13 14 15]
  [16 17 18 19]
  [20 21 22 23]]]
```

查看形状操作一节获得有关reshape的更多细节

如果一个数组用来打印太大了，NumPy自动省略中间部分而只打印角落

```
>>> print arange(10000)
[   0    1    2 ..., 9997 9998 9999]
>>>
>>> print arange(10000).reshape(100,100)
[[   0    1    2 ...,   97   98   99]
```

```
 [ 100  101  102 ...,  197  198  199]
 [ 200  201  202 ...,  297  298  299]
 ...,
 [9700 9701 9702 ..., 9797 9798 9799]
 [9800 9801 9802 ..., 9897 9898 9899]
 [9900 9901 9902 ..., 9997 9998 9999]]
```

禁用NumPy的这种行为并强制打印整个数组，你可以设置printoptions参数来更改打印选项。

```
>>> set_printoptions(threshold='nan')
```

基本运算

数组的算术运算是按元素的。新的数组被创建并且被结果填充。

```
>>> a = array( [20,30,40,50] )
>>> b = arange( 4 )
>>> b
array([0, 1, 2, 3])
>>> c = a-b
>>> c
array([20, 29, 38, 47])
>>> b**2
array([0, 1, 4, 9])
>>> 10*sin(a)
array([ 9.12945251, -9.88031624,  7.4511316 , -2.62374854])
>>> a<35
array([True, True, False, False], dtype=bool)
```

不像许多矩阵语言，NumPy中的乘法运算符`*`指示按元素计算，矩阵乘法可以使用`dot`函数或创建矩阵对象实现(参见教程中的矩阵章节)

```
>>> A = array( [[1,1],
...             [0,1]] )
>>> B = array( [[2,0],
...             [3,4]] )
>>> A*B                         # elementwise product
array([[2, 0],
       [0, 4]])
>>> dot(A,B)                    # matrix product
array([[5, 4],
       [3, 4]])
```

有些操作符像`+=`和`*=`被用来更改已存在数组而不创建一个新的数组。

```
>>> a = ones((2,3), dtype=int)
>>> b = random.random((2,3))
>>> a *= 3
>>> a
array([[3, 3, 3],
       [3, 3, 3]])
>>> b += a
>>> b
array([[ 3.69092703,  3.8324276 ,  3.0114541 ],
       [ 3.18679111,  3.3039349 ,  3.37600289]])
>>> a += b                                  # b is converted to integer type
>>> a
array([[6, 6, 6],
       [6, 6, 6]])
```

当运算的是不同类型的数组时，结果数组和更普遍和精确的已知(这种行为叫做upcast)。

```
>>> a = ones(3, dtype=int32)
>>> b = linspace(0,pi,3)
>>> b.dtype.name
'float64'
>>> c = a+b
>>> c
array([ 1.        ,  2.57079633,  4.14159265])
>>> c.dtype.name
'float64'
>>> d = exp(c*1j)
>>> d
array([ 0.54030231+0.84147098j, -0.84147098+0.54030231j,
       -0.54030231-0.84147098j])
>>> d.dtype.name
'complex128'
```

许多非数组运算，如计算数组所有元素之和，被作为ndarray类的方法实现

```
>>> a = random.random((2,3))
>>> a
array([[ 0.6903007 ,  0.39168346,  0.16524769],
       [ 0.48819875,  0.77188505,  0.94792155]])
>>> a.sum()
3.4552372100521485
>>> a.min()
```

```
0.16524768654743593
>>> a.max()
0.9479215542670073
```

这些运算默认应用到数组好像它就是一个数字组成的列表，无关数组的形状。然而，指定`axis`参数你可以吧运算应用到数组指定的轴上：

```
>>> b = arange(12).reshape(3,4)
>>> b
array([[ 0,  1,  2,  3],
       [ 4,  5,  6,  7],
       [ 8,  9, 10, 11]])
>>>
>>> b.sum(axis=0)                          # sum of each column
array([12, 15, 18, 21])
>>>
>>> b.min(axis=1)                          # min of each row
array([0, 4, 8])
>>>
>>> b.cumsum(axis=1)                       # cumulative sum along each row
array([[ 0,  1,  3,  6],
       [ 4,  9, 15, 22],
       [ 8, 17, 27, 38]])
```

通用函数(ufunc)

NumPy提供常见的数学函数如`sin`,`cos`和`exp`。在NumPy中，这些叫作“通用函数”(ufunc)。在NumPy里这些函数作用按数组的元素运算，产生一个数组作为输出。

```
>>> B = arange(3)
>>> B
array([0, 1, 2])
>>> exp(B)
array([ 1.        ,  2.71828183,  7.3890561 ])
>>> sqrt(B)
array([ 0.        ,  1.        ,  1.41421356])
>>> C = array([2., -1., 4.])
>>> add(B, C)
array([ 2.,  0.,  6.])
```

更多函数all, alltrue, any, apply along axis, argmax, argmin, argsort, average, bincount, ceil, clip, conj, conjugate, corrcoef, cov, cross, cumprod, cumsum, diff, dot, floor, inner, inv, lexsort, max, maximum, mean, median, min, minimum, nonzero, outer, prod, re, round, sometrue, sort, std, sum, trace, transpose, var, vdot, vectorize, where 参见:NumPy示例

索引，切片和迭代

*一维*数组可以被索引、切片和迭代，就像列表和其它Python序列。

```
>>> a = arange(10)**3
>>> a
array([  0,   1,   8,  27,  64, 125, 216, 343, 512, 729])
>>> a[2]
8
>>> a[2:5]
array([ 8, 27, 64])
>>> a[:6:2] = -1000    # equivalent to a[0:6:2] = -1000; from start to position 6, exclusive, set every 2nd element to -1000
>>> a
array([-1000,     1, -1000,    27, -1000,   125,   216,   343,   512,   729])
>>> a[ : :-1]                                 # reversed a
array([  729,   512,   343,   216,   125, -1000,    27, -1000,     1, -1000])
>>> for i in a:
...         print i**(1/3.),
...
nan 1.0 nan 3.0 nan 5.0 6.0 7.0 8.0 9.0
```

*多维*数组可以每个轴有一个索引。这些索引由一个逗号分割的元组给出。

```
>>> def f(x,y):
...         return 10*x+y
...
>>> b = fromfunction(f,(5,4),dtype=int)
>>> b
array([[ 0,  1,  2,  3],
       [10, 11, 12, 13],
       [20, 21, 22, 23],
       [30, 31, 32, 33],
       [40, 41, 42, 43]])
>>> b[2,3]
23
>>> b[0:5, 1]                       # each row in the second column of b
array([ 1, 11, 21, 31, 41])
>>> b[ : ,1]                        # equivalent to the previous example
```

```
array([ 1, 11, 21, 31, 41])
>>> b[1:3, : ]                     # each column in the second and third row of b
array([[10, 11, 12, 13],
       [20, 21, 22, 23]])
```

当少于轴数的索引被提供时，确失的索引被认为是整个切片：

```
>>> b[-1]                                  # the last row. Equivalent to b[-1,:]
array([40, 41, 42, 43])
```

`b[i]`中括号中的表达式被当作`i`和一系列`:`，来代表剩下的轴。NumPy也允许你使用“点”像`b[i,...]`。

点(...)代表许多产生一个完整的索引元组必要的分号。如果x是秩为5的数组(即它有5个轴)，那么:

- x[1,2,...] 等同于 x[1,2,:,:,:],
- x[...,3] 等同于 x[:,:,:,:,3]
- x[4,...,5,:] 等同 x[4,:,:,5,:].

```
<!--?0-->
>>> c = array( [ [[  0,  1,  2],      # a 3D array (two stacked 2D arrays)
...               [ 10, 12, 13]],
...
...              [[100,101,102],
...               [110,112,113]] ] )
>>> c.shape
(2, 2, 3)
>>> c[1,...]                           # same as c[1,:,:] or c[1]
array([[100, 101, 102],
       [110, 112, 113]])
>>> c[...,2]                           # same as c[:,:,2]
array([[  2,  13],
       [102, 113]])
```

*迭代*多维数组是就第一个轴而言的:[2](0轴)

```
>>> for row in b:
...         print row
...
[0 1 2 3]
[10 11 12 13]
[20 21 22 23]
[30 31 32 33]
[40 41 42 43]
```

然而，如果一个人想对每个数组中元素进行运算，我们可以使用flat属性，该属性是数组元素的一个迭代器:

```
>>> for element in b.flat:
...         print element,
...
0 1 2 3 10 11 12 13 20 21 22 23 30 31 32 33 40 41 42 43
```

更多[], ..., newaxis, ndenumerate, indices, index exp 参考NumPy示例

2.3 形状操作

更改数组的形状

一个数组的形状由它每个轴上的元素个数给出：

```
>>> a = floor(10*random.random((3,4)))
>>> a
array([[ 7.,  5.,  9.,  3.],
       [ 7.,  2.,  7.,  8.],
       [ 6.,  8.,  3.,  2.]])
>>> a.shape
(3, 4)
```

一个数组的形状可以被多种命令修改：

```
>>> a.ravel() # flatten the array
array([ 7.,  5.,  9.,  3.,  7.,  2.,  7.,  8.,  6.,  8.,  3.,  2.])
>>> a.shape = (6, 2)
>>> a.transpose()
array([[ 7.,  9.,  7.,  7.,  6.,  3.],
       [ 5.,  3.,  2.,  8.,  8.,  2.]])
```

由`ravel()`展平的数组元素的顺序通常是“C风格”的，就是说，最右边的索引变化得最快，所以元素a[0,0]之后是a[0,1]。如果数组被改变形状(reshape)成其它形状，数组仍然是“C风格”的。NumPy通常创建一个以这个顺序保存数据的数组，所以`ravel()`将总是不需要复制它的参数[3](即self，它自己)。但是如果数组是通过切片其它数组或有不同寻常的选项时，它可能需要被复制。函数`reshape()`和`ravel()`还可以被同过一些可选参数构建成FORTRAN风格的数组，即最左边的索引变化最快。

`reshape`函数改变参数形状并返回它，而`resize`函数改变数组自身。

```
>>> a
```

```
array([[ 7.,  5.],
       [ 9.,  3.],
       [ 7.,  2.],
       [ 7.,  8.],
       [ 6.,  8.],
       [ 3.,  2.]])
>>> a.resize((2,6))
>>> a
array([[ 7.,  5.,  9.,  3.,  7.,  2.],
       [ 7.,  8.,  6.,  8.,  3.,  2.]])
```

如果在改变形状操作中一个维度被给做-1，其维度将自动被计算

更多 shape, reshape, resize, ravel 参考NumPy示例

组合(stack)不同的数组

几种方法可以沿不同轴将数组堆叠在一起：

```
>>> a = floor(10*random.random((2,2)))
>>> a
array([[ 1.,  1.],
       [ 5.,  8.]])
>>> b = floor(10*random.random((2,2)))
>>> b
array([[ 3.,  3.],
       [ 6.,  0.]])
>>> vstack((a,b))
array([[ 1.,  1.],
       [ 5.,  8.],
       [ 3.,  3.],
       [ 6.,  0.]])
>>> hstack((a,b))
array([[ 1.,  1.,  3.,  3.],
       [ 5.,  8.,  6.,  0.]])
```

函数`column_stack`以列将一维数组合成二维数组，它等同与`vstack`对一维数组。

```
>>> column_stack((a,b))   # With 2D arrays
array([[ 1.,  1.,  3.,  3.],
       [ 5.,  8.,  6.,  0.]])
>>> a=array([4.,2.])
>>> b=array([2.,8.])
>>> a[:,newaxis]  # This allows to have a 2D columns vector
array([[ 4.],
       [ 2.]])
>>> column_stack((a[:,newaxis],b[:,newaxis]))
array([[ 4.,  2.],
       [ 2.,  8.]])
>>> vstack((a[:,newaxis],b[:,newaxis])) # The behavior of vstack is different
array([[ 4.],
       [ 2.],
       [ 2.],
       [ 8.]])
```

`row_stack`函数，另一方面，将一维数组以行组合成二维数组。

对那些维度比二维更高的数组，`hstack`沿着第二个轴组合，`vstack`沿着第一个轴组合,`concatenate`允许可选参数给出组合时沿着的轴。

Note

在复杂情况下，`r_[]`和`c_[]`对创建沿着一个方向组合的数很有用，它们允许范围符号(":"):

```
>>> r_[1:4,0,4]
array([1, 2, 3, 0, 4])
```

当使用数组作为参数时，`r_`和`c_`的默认行为和`vstack`和`hstack`很像，但是允许可选的参数给出组合所沿着的轴的代号。

更多函数hstack , vstack, column_stack , row_stack , concatenate , c_ , r_

参见NumPy示例.

将一个数组分割(split)成几个小数组

使用`hsplit`你能将数组沿着它的水平轴分割，或者指定返回相同形状数组的个数，或者指定在哪些列后发生分割:

```
>>> a = floor(10*random.random((2,12)))
>>> a
array([[ 8.,  8.,  3.,  9.,  0.,  4.,  3.,  0.,  0.,  6.,  4.,  4.],
       [ 0.,  3.,  2.,  9.,  6.,  0.,  4.,  5.,  7.,  5.,  1.,  4.]])
>>> hsplit(a,3)   # Split a into 3
[array([[ 8.,  8.,  3.,  9.],
       [ 0.,  3.,  2.,  9.]]), array([[ 0.,  4.,  3.,  0.],
       [ 6.,  0.,  4.,  5.]]), array([[ 0.,  6.,  4.,  4.],
       [ 7.,  5.,  1.,  4.]])]
>>> hsplit(a,(3,4))   # Split a after the third and the fourth column
[array([[ 8.,  8.,  3.],
```

```
       [ 0.,  3.,  2.]]), array([[ 9.],
       [ 9.]]), array([[ 0.,  4.,  3.,  0.,  0.,  6.,  4.,  4.],
       [ 6.,  0.,  4.,  5.,  7.,  5.,  1.,  4.]])]
```

`vsplit`沿着纵向的轴分割，`array split`允许指定沿哪个轴分割。

2.4 复制和视图

当运算和处理数组时，它们的数据有时被拷贝到新的数组有时不是。这通常是新手的困惑之源。这有三种情况:

完全不拷贝

简单的赋值不拷贝数组对象或它们的数据。

```
>>> a = arange(12)
>>> b = a            # no new object is created
>>> b is a           # a and b are two names for the same ndarray object
True
>>> b.shape = 3,4    # changes the shape of a
>>> a.shape
(3, 4)
```

Python 传递不定对象作为参考[4](形参)，所以函数调用不拷贝数组。

```
>>> def f(x):
...     print id(x)
...
>>> id(a)                           # id is a unique identifier of an object
148293216
>>> f(a)
148293216
```

视图(view)和浅复制

不同的数组对象分享同一个数据。视图方法创造一个新的数组对象指向同一数据。

```
>>> c = a.view()
>>> c is a
False
>>> c.base is a                        # c is a view of the data owned by a
True
>>> c.flags.owndata
False
>>>
>>> c.shape = 2,6                      # a's shape doesn't change
>>> a.shape
(3, 4)
>>> c[0,4] = 1234                      # a's data changes
>>> a
array([[   0,    1,    2,    3],
       [1234,    5,    6,    7],
       [   8,    9,   10,   11]])
```

切片数组返回它的一个视图：

```
>>> s = a[ : , 1:3]     # spaces added for clarity; could also be written "s = a[:,1:3]"
>>> s[:] = 10           # s[:] is a view of s. Note the difference between s=10 and s[:]=10
>>> a
array([[   0,   10,   10,    3],
       [1234,   10,   10,    7],
       [   8,   10,   10,   11]])
```

深复制

这个复制方法完全复制数组和它的数据。

```
>>> d = a.copy()                          # a new array object with new data is created
>>> d is a
False
>>> d.base is a                           # d doesn't share anything with a
False
>>> d[0,0] = 9999
>>> a
array([[   0,   10,   10,    3],
       [1234,   10,   10,    7],
       [   8,   10,   10,   11]])
```

函数和方法(method)总览

这是个NumPy函数和方法分类排列目录。这些名字链接到NumPy示例,你可以看到这些函数起作用。[5](0轴)

创建数组

arange, array, copy, empty, empty_like, eye, fromfile, fromfunction, identity, linspace, logspace, mgrid, ogrid, ones, ones_like, r , zeros, zeros_like

转化

astype, atleast 1d, atleast 2d, atleast 3d, mat

操作

array split, column stack, concatenate, diagonal, dsplit, dstack, hsplit, hstack, item, newaxis, ravel, repeat, reshape, resize, squeeze, swapaxes, take, transpose, vsplit, vstack

询问

all, any, nonzero, where

排序

argmax, argmin, argsort, max, min, ptp, searchsorted, sort

运算

choose, compress, cumprod, cumsum, inner, fill, imag, prod, put, putmask, real, sum

基本统计

cov, mean, std, var

基本线性代数

cross, dot, outer, svd, vdot

2.5 进阶

广播法则(rule)

广播法则能使通用函数有意义地处理不具有相同形状的输入。

广播第一法则是，如果所有的输入数组维度不都相同，一个“1”将被重复地添加在维度较小的数组上直至所有的数组拥有一样的维度。

广播第二法则确定长度为1的数组沿着特殊的方向表现地好像它有沿着那个方向最大形状的大小。对数组来说，沿着那个维度的数组元素的值理应相同。

应用广播法则之后，所有数组的大小必须匹配。更多细节可以从这个文档找到。

2.6 花哨的索引和索引技巧

NumPy比普通Python序列提供更多的索引功能。除了索引整数和切片，正如我们之前看到的，数组可以被整数数组和布尔数组索引。

通过数组索引

```
>>> a = arange(12)**2                          # the first 12 square numbers
>>> i = array( [ 1,1,3,8,5 ] )                 # an array of indices
>>> a[i]                                       # the elements of a at the positions i
array([ 1,  1,  9, 64, 25])
>>>
>>> j = array( [ [ 3, 4], [ 9, 7 ] ] )         # a bidimensional array of indices
>>> a[j]                                       # the same shape as j
array([[ 9, 16],
       [81, 49]])
```

当被索引数组a是多维的时，每一个唯一的索引数列指向a的第一维[5](0轴)。以下示例通过将图片标签用调色版转换成色彩图像展示了这种行为。

```
>>> palette = array( [ [0,0,0],                # black
...                    [255,0,0],             # red
...                    [0,255,0],             # green
...                    [0,0,255],             # blue
...                    [255,255,255] ] )      # white
>>> image = array( [ [ 0, 1, 2, 0 ],           # each value corresponds to a color in the palette
...                  [ 0, 3, 4, 0 ]  ] )
>>> palette[image]                            # the (2,4,3) color image
array([[[  0,   0,   0],
        [255,   0,   0],
        [  0, 255,   0],
        [  0,   0,   0]],
       [[  0,   0,   0],
        [  0,   0, 255],
        [255, 255, 255],
        [  0,   0,   0]]])
```

我们也可以给出不不止一维的索引，每一维的索引数组必须有相同的形状。

```
>>> a = arange(12).reshape(3,4)
>>> a
array([[ 0,  1,  2,  3],
       [ 4,  5,  6,  7],
       [ 8,  9, 10, 11]])
>>> i = array( [ [0,1],                        # indices for the first dim of a
...              [1,2] ] )
>>> j = array( [ [2,1],                        # indices for the second dim
...              [3,3] ] )
>>>
>>> a[i,j]                                     # i and j must have equal shape
array([[ 2,  5],
```

```
       [ 7, 11]])
>>>
>>> a[i,2]
array([[ 2,  6],
       [ 6, 10]])
>>>
>>> a[:,j]                                  # i.e., a[ : , j]
array([[[ 2,  1],
        [ 3,  3]],
       [[ 6,  5],
        [ 7,  7]],
       [[10,  9],
        [11, 11]]])
```

自然，我们可以把i和j放到序列中(比如说列表)然后通过list索引。

```
>>> l = [i,j]
>>> a[l]                                    # equivalent to a[i,j]
array([[ 2,  5],
       [ 7, 11]])
```

然而，我们不能把i和j放在一个数组中，因为这个数组将被解释成索引a的第一维。

```
>>> s = array( [i,j] )
>>> a[s]                                    # not what we want
---------------------------------------------------------------------------
IndexError                                Traceback (most recent call last)
<ipython-input-100-b912f631cc75> in <module>()
----> 1 a[s]

IndexError: index (3) out of range (0<=index<2) in dimension 0
>>>
>>> a[tuple(s)]                             # same as a[i,j]
array([[ 2,  5],
       [ 7, 11]])
```

另一个常用的数组索引用法是搜索时间序列最大值[6](我也不知道在翻译什么了……)。

```
>>> time = linspace(20, 145, 5)                 # time scale
>>> data = sin(arange(20)).reshape(5,4)         # 4 time-dependent series
>>> time
array([  20.  ,   51.25,   82.5 ,  113.75,  145.  ])
>>> data
array([[ 0.        ,  0.84147098,  0.90929743,  0.14112001],
       [-0.7568025 , -0.95892427, -0.2794155 ,  0.6569866 ],
       [ 0.98935825,  0.41211849, -0.54402111, -0.99999021],
       [-0.53657292,  0.42016704,  0.99060736,  0.65028784],
       [-0.28790332, -0.96139749, -0.75098725,  0.14987721]])
>>>
>>> ind = data.argmax(axis=0)                   # index of the maxima for each series
>>> ind
array([2, 0, 3, 1])
>>>
>>> time_max = time[ ind]                       # times corresponding to the maxima
>>>
>>> data_max = data[ind, xrange(data.shape[1])] # => data[ind[0],0], data[ind[1],1]...
>>>
>>> time_max
array([  82.5 ,   20.  ,  113.75,   51.25])
>>> data_max
array([ 0.98935825,  0.84147098,  0.99060736,  0.6569866 ])
>>>
>>> all(data_max == data.max(axis=0))
True
```

你也可以使用数组索引作为目标来赋值：

```
>>> a = arange(5)
>>> a
array([0, 1, 2, 3, 4])
>>> a[[1,3,4]] = 0
>>> a
array([0, 0, 2, 0, 0])
```

然而，当一个索引列表包含重复时，赋值被多次完成，保留最后的值：

```
>>> a = arange(5)
>>> a[[0,0,2]]=[1,2,3]
>>> a
array([2, 1, 3, 3, 4])
```

这足够合理，但是小心如果你想用Python的`+=`结构，可能结果并非你所期望：

```
>>> a = arange(5)
>>> a[[0,0,2]]+=1
>>> a
array([1, 1, 3, 3, 4])
```

即使0在索引列表中出现两次，索引为0的元素仅仅增加一次。这是因为Python要求`a+=1`和`a=a+1`等同。

通过布尔数组索引

当我们使用整数数组索引数组时，我们提供一个索引列表去选择。通过布尔数组索引的方法是不同的我们显式地选择数组中我们想要和不想要的元素。

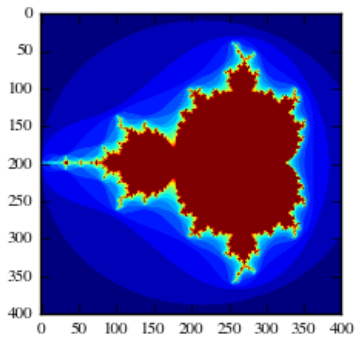
我们能想到的使用布尔数组的索引最自然方式就是使用和原数组一样形状的布尔数组。

```
>>> a = arange(12).reshape(3,4)
>>> b = a > 4
>>> b                                    # b is a boolean with a's shape
array([[False, False, False, False],
       [False, True, True, True],
       [True, True, True, True]], dtype=bool)
>>> a[b]                                 # 1d array with the selected elements
array([ 5,  6,  7,  8,  9, 10, 11])
```

这个属性在赋值时非常有用：

```
>>> a[b] = 0                             # All elements of 'a' higher than 4 become 0
>>> a
array([[0, 1, 2, 3],
       [4, 0, 0, 0],
       [0, 0, 0, 0]])
```

你可以参考曼德博集合示例看看如何使用布尔索引来生成曼德博集合的图像。



第二种通过布尔来索引的方法更近似于整数索引；对数组的每个维度我们给一个一维布尔数组来选择我们想要的切片。

```
>>> a = arange(12).reshape(3,4)
>>> b1 = array([False,True,True])             # first dim selection
>>> b2 = array([True,False,True,False])       # second dim selection
>>>
>>> a[b1,:]                                   # selecting rows
array([[ 4,  5,  6,  7],
       [ 8,  9, 10, 11]])
>>>
>>> a[b1]                                     # same thing
array([[ 4,  5,  6,  7],
       [ 8,  9, 10, 11]])
>>>
>>> a[:,b2]                                   # selecting columns
array([[ 0,  2],
       [ 4,  6],
       [ 8, 10]])
>>>
>>> a[b1,b2]                                  # a weird thing to do
array([ 4, 10])
```

注意一维数组的长度必须和你想要切片的维度或轴的长度一致，在之前的例子中，b1是一个秩为1长度为三的数组(a的行数)，b2(长度为4)与a的第二秩(列)相一致。[7](上面最后一个例子，b1和b2中的true个数必须一致)

ix_()函数

`ix_`函数可以为了获得多元组的结果而用来结合不同向量。例如，如果你想要用所有向量a、b和c元素组成的三元组来计算`a+b*c`：

```
>>> a = array([2,3,4,5])
>>> b = array([8,5,4])
>>> c = array([5,4,6,8,3])
>>> ax,bx,cx = ix_(a,b,c)
>>> ax
array([[[2]],

       [[3]],
```

```
       [[4]],

       [[5]]])
>>> bx
array([[[8],
        [5],
        [4]]])
>>> cx
array([[[5, 4, 6, 8, 3]]])
>>> ax.shape, bx.shape, cx.shape
((4, 1, 1), (1, 3, 1), (1, 1, 5))
>>> result = ax+bx*cx
>>> result
array([[[42, 34, 50, 66, 26],
        [27, 22, 32, 42, 17],
        [22, 18, 26, 34, 14]],
       [[43, 35, 51, 67, 27],
        [28, 23, 33, 43, 18],
        [23, 19, 27, 35, 15]],
       [[44, 36, 52, 68, 28],
        [29, 24, 34, 44, 19],
        [24, 20, 28, 36, 16]],
       [[45, 37, 53, 69, 29],
        [30, 25, 35, 45, 20],
        [25, 21, 29, 37, 17]]])
>>> result[3,2,4]
17
>>> a[3]+b[2]*c[4]
17
```

你也可以实行如下简化：

```
def ufunc_reduce(ufct, *vectors):
    vs = ix_(*vectors)
    r = ufct.identity
    for v in vs:
        r = ufct(r,v)
    return r
```

然后这样使用它：

```
>>> ufunc_reduce(add,a,b,c)
array([[[15, 14, 16, 18, 13],
        [12, 11, 13, 15, 10],
        [11, 10, 12, 14,  9]],
       [[16, 15, 17, 19, 14],
        [13, 12, 14, 16, 11],
        [12, 11, 13, 15, 10]],
       [[17, 16, 18, 20, 15],
        [14, 13, 15, 17, 12],
        [13, 12, 14, 16, 11]],
       [[18, 17, 19, 21, 16],
        [15, 14, 16, 18, 13],
        [14, 13, 15, 17, 12]]])
```

这个reduce与ufunc.reduce(比如说add.reduce)相比的优势在于它利用了广播法则，避免了创建一个输出大小乘以向量个数的参数数组。[8](我不怎么明白……总之避免创建一个很大的数组。)

用字符串索引

参见RecordArray。

2.7 线性代数

继续前进，基本线性代数包含在这里。

简单数组运算

参考numpy文件夹中的linalg.py获得更多信息

```
>>> from numpy import *
>>> from numpy.linalg import *

>>> a = array([[1.0, 2.0], [3.0, 4.0]])
>>> print a
[[ 1\.  2.]
 [ 3\.  4.]]

>>> a.transpose()
array([[ 1.,  3.],
       [ 2.,  4.]])

>>> inv(a)
array([[-2\. ,  1\. ],
```

```
       [ 1.5, -0.5]])

>>> u = eye(2) # unit 2x2 matrix; "eye" represents "I"
>>> u
array([[ 1.,  0.],
       [ 0.,  1.]])
>>> j = array([[0.0, -1.0], [1.0, 0.0]])

>>> dot (j, j) # matrix product
array([[-1.,  0.],
       [ 0., -1.]])

>>> trace(u)  # trace
 2.0

>>> y = array([[5.], [7.]])
>>> solve(a, y)
array([[-3.],
       [ 4.]])

>>> eig(j)
(array([ 0.+1.j,  0.-1.j]),
array([[ 0.70710678+0.j,  0.70710678+0.j],
       [ 0.00000000-0.70710678j,  0.00000000+0.70710678j]]))
Parameters:
    square matrix

Returns
    The eigenvalues, each repeated according to its multiplicity.

    The normalized (unit "length") eigenvectors, such that the
    column ``v[:,i]`` is the eigenvector corresponding to the
    eigenvalue ``w[i]`` .
```

矩阵类

这是一个关于矩阵类的简短介绍。

```
>>> A = matrix('1.0 2.0; 3.0 4.0')
>>> A
[[ 1\.  2.]
 [ 3\.  4.]]
>>> type(A)  # file where class is defined
<class 'numpy.matrixlib.defmatrix.matrix'>

>>> A.T  # transpose
[[ 1\.  3.]
 [ 2\.  4.]]

>>> X = matrix('5.0 7.0')
>>> Y = X.T
>>> Y
[[5.]
 [7.]]

>>> print A*Y  # matrix multiplication
[[19.]
 [43.]]

>>> print A.I  # inverse
[[-2\.   1\. ]
 [ 1.5 -0.5]]

>>> solve(A, Y)  # solving linear equation
matrix([[-3.],
        [ 4.]])
```

索引：比较矩阵和二维数组

注意NumPy中数组和矩阵有些重要的区别。NumPy提供了两个基本的对象：一个N维数组对象和一个通用函数对象。其它对象都是建构在它们之上的。特别的，矩阵是继承自NumPy数组对象的二维数组对象。对数组和矩阵，索引都必须包含合适的一个或多个这些组合：整数标量、省略号(ellipses)、整数列表;布尔值，整数或布尔值构成的元组，和一个一维整数或布尔值数组。矩阵可以被用作矩阵的索引，但是通常需要数组、列表或者其它形式来完成这个任务。

像平常在Python中一样，索引是从0开始的。传统上我们用矩形的行和列表示一个二维数组或矩阵，其中沿着0轴的方向被穿过的称作行，沿着1轴的方向被穿过的是列。[9](水平是1轴，垂直是0轴。)

让我们创建数组和矩阵用来切片：

```
>>> A = arange(12)
>>> A
```

```
array([ 0,  1,  2,  3,  4,  5,  6,  7,  8,  9, 10, 11])
>>> A.shape = (3,4)
>>> M = mat(A.copy())
>>> print type(A),"  ",type(M)
<type 'numpy.ndarray'>    <class 'numpy.core.defmatrix.matrix'>
>>> print A
[[ 0  1  2  3]
 [ 4  5  6  7]
 [ 8  9 10 11]]
>>> print M
[[ 0  1  2  3]
 [ 4  5  6  7]
 [ 8  9 10 11]]
```

现在，让我们简单的切几片。基本的切片使用切片对象或整数。例如，`A[:]`和`M[:]`的求值将表现得和Python索引很相似。然而要注意很重要的一点就是NumPy切片数组*不*创建数据的副本;切片提供统一数据的视图。

```
>>> print A[:]; print A[:].shape
[[ 0  1  2  3]
 [ 4  5  6  7]
 [ 8  9 10 11]]
(3, 4)
>>> print M[:]; print M[:].shape
[[ 0  1  2  3]
 [ 4  5  6  7]
 [ 8  9 10 11]]
(3, 4)
```

现在有些和Python索引不同的了：你可以同时使用逗号分割索引来沿着多个轴索引。

```
>>> print A[:,1]; print A[:,1].shape
[1 5 9]
(3,)
>>> print M[:,1]; print M[:,1].shape
[[1]
 [5]
 [9]]
(3, 1)
```

注意最后两个结果的不同。对二维数组使用一个冒号产生一个一维数组，然而矩阵产生了一个二维矩阵。[10] (`type(M[:,1])`和`type(A[:,1])`你可以看到是这样。)例如，一个`M[2,:]`切片产生了一个形状为(1,4)的矩阵，相比之下，一个数组的切片总是产生一个最低可能维度[11](什么叫尽可能低的维度？不懂。)的数组。例如，如果C是一个三维数组，`C[...,1]`产生一个二维的数组而`C[1,:,1]`产生一个一维数组。从这时开始，如果相应的矩阵切片结果是相同的话，我们将只展示数组切片的结果。

假如我们想要一个数组的第一列和第三列，一种方法是使用列表切片：

```
>>> A[:,[1,3]]
array([[ 1,  3],
       [ 5,  7],
       [ 9, 11]])
```

稍微复杂点的方法是使用`take()`方法(method):

```
>>> A[:,].take([1,3],axis=1)
array([[ 1,  3],
       [ 5,  7],
       [ 9, 11]])
```

如果我们想跳过第一行，我们可以这样：

```
>>> A[1:,].take([1,3],axis=1)
array([[ 5,  7],
       [ 9, 11]])
```

或者我们仅仅使用`A[1:,[1,3]]`。还有一种方法是通过矩阵向量积(叉积)。

```
>>> A[ix_((1,2),(1,3))]
array([[ 5,  7],
       [ 9, 11]])
```

为了读者的方便，再次写下之前的矩阵：

```
>>> print A
[[ 0  1  2  3]
 [ 4  5  6  7]
 [ 8  9 10 11]]
```

现在让我们做些更复杂的。比如说我们想要保留第一行大于1的列。一种方法是创建布尔索引：

```
>>> A[0,:]>1
array([False, False, True, True], dtype=bool)
>>> A[:,A[0,:]>1]
array([[ 2,  3],
       [ 6,  7],
       [10, 11]])
```

就是我们想要的！但是索引矩阵没这么方便。

```
>>> M[0,:]>1
```

```
matrix([[False, False, True, True]], dtype=bool)
>>> M[:,M[0,:]>1]
matrix([[2, 3]])
```

这个过程的问题是用“矩阵切片”来切片产生一个矩阵[12](用矩阵切片)，但是矩阵有个方便的`A`属性，它的值是数组呈现的。所以我们仅仅做以下替代：

```
>>> M[:,M.A[0,:]>1]
matrix([[ 2,  3],
        [ 6,  7],
        [10, 11]])
```

如果我们想要在矩阵两个方向有条件地切片，我们必须稍微调整策略，代之以：

```
>>> A[A[:,0]>2,A[0,:]>1]
array([ 6, 11])
>>> M[M.A[:,0]>2,M.A[0,:]>1]
matrix([[ 6, 11]])
```

我们需要使用向量积`ix_`:

```
>>> A[ix_(A[:,0]>2,A[0,:]>1)]
array([[ 6,  7],
       [10, 11]])
>>> M[ix_(M.A[:,0]>2,M.A[0,:]>1)]
matrix([[ 6,  7],
        [10, 11]])
```

2.8 技巧和提示

下面我们给出简短和有用的提示。

“自动”改变形状

更改数组的维度，你可以省略一个尺寸，它将被自动推导出来。

```
>>> a = arange(30)
>>> a.shape = 2,-1,3  # -1 means "whatever is needed"
>>> a.shape
(2, 5, 3)
>>> a
array([[[ 0,  1,  2],
        [ 3,  4,  5],
        [ 6,  7,  8],
        [ 9, 10, 11],
        [12, 13, 14]],
       [[15, 16, 17],
        [18, 19, 20],
        [21, 22, 23],
        [24, 25, 26],
        [27, 28, 29]]])
```

向量组合(stacking)

我们如何用两个相同尺寸的行向量列表构建一个二维数组？在MATLAB中这非常简单：如果x和y是两个相同长度的向量，你仅仅需要做`m=[x;y]`。在NumPy中这个过程通过函数`column_stack`、`dstack`、`hstack`和`vstack`来完成，取决于你想要在那个维度上组合。例如：

```
x = arange(0,10,2)                     # x=([0,2,4,6,8])
y = arange(5)                          # y=([0,1,2,3,4])
m = vstack([x,y])                      # m=([[0,2,4,6,8],
                                       #     [0,1,2,3,4]])
xy = hstack([x,y])                     # xy =([0,2,4,6,8,0,1,2,3,4])
```

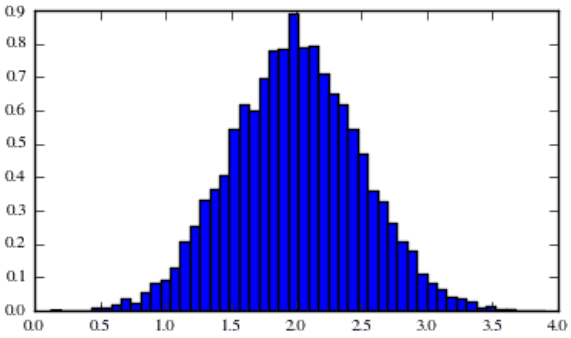
二维以上这些函数背后的逻辑会很奇怪。

参考写个Matlab用户的NumPy指南并且在这里添加你的新发现:)

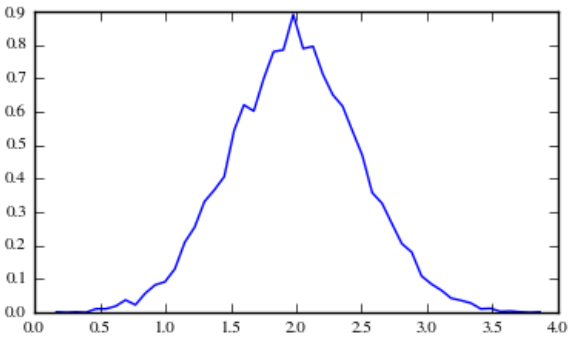
直方图(histogram)

NumPy中`histogram`函数应用到一个数组返回一对变量：直方图数组和箱式向量。注意：`matplotlib`也有一个用来建立直方图的函数(叫作`hist`,正如matlab中一样)与NumPy中的不同。主要的差别是`pylab.hist`自动绘制直方图，而`numpy.histogram`仅仅产生数据。

```
import numpy
import pylab
# Build a vector of 10000 normal deviates with variance 0.5^2 and mean 2
mu, sigma = 2, 0.5
v = numpy.random.normal(mu,sigma,10000)
# Plot a normalized histogram with 50 bins
pylab.hist(v, bins=50, normed=1)       # matplotlib version (plot)
pylab.show()
```




```
# Compute the histogram with numpy and then plot it
(n, bins) = numpy.histogram(v, bins=50, normed=True)  # NumPy version (no plot)
pylab.plot(.5*(bins[1:]+bins[:-1]), n)
pylab.show()
```



2.9 扩展阅读

- The Python tutorial
- The NumPy Reference
- The SciPy Tutorial
- SciPy Lecture Notes
- A matlab, R, IDL, NumPy/SciPy dictionary

Numpy 中文用户指南 3.1 数据类型

作者 龙哥盟飞龙 关注
2016.03.24 19:44 字数 1658 阅读 126评论 0喜欢 34

原文：Data types

译者：飞龙

另见

数据类型对象

数组类型和类型之间的转换

NumPy支持的数值类型比Python更多。这一节会讲述所有可用的类型，以及如何改变数组的数据类型。

数据类型	描述
bool_	以字节存储的布尔值（True 或 False）
int_	默认的整数类型（和 C 的 long 一样，是 int64 或者 int32）
intc	和 C 的 int 相同（一般为 int64 或 int32）
intp	用于下标的整数（和 C 的 ssize_t 相同，一般为int64或者 int32）
int8	字节（-128 到 127）
int16	整数（-32768 到 32767）
int32	整数（-2147483648 到 2147483647）
int64	整数（-9223372036854775808 到 9223372036854775807）
uint8	无符号整数（0 到 255）
uint16	无符号整数（0 到 65535）
uint32	无符号整数（0 到 4294967295）
uint64	无符号整数（0 到 18446744073709551615）
float_	float64 的简写
float16	半精度浮点：1位符号，5位指数，10位尾数
float32	单精度浮点：1位符号，8位指数，23位尾数
float64	双精度浮点：1位符号，11位指数，52位尾数
complex_	complex128 的简写
complex64	由两个32位浮点（实部和虚部）组成的复数
complex128	由两个64位浮点（实部和虚部）组成的复数

此外，Intel平台相关的C整数类型 `short`、`long`，`long long` 和它们的无符号版本是有定义的。

NumPy数值类型是dtype对象的实例，每个都有独特的特点。一旦你导入了NumPy：

```
>>> import numpy as np
```

这些 dtype 都可以通过 `np.bool_`， `np.float32` 以及其它的形式访问。

更高级的类型不在表中给出，请见结构化数组一节。

有5种基本的数值类型：布尔（`bool`），整数（`int`），无符号整数（`uint`），浮点（`float`）和复数。其中的数字表示类型所占的位数（即需要多少位代表内存中的一个值）。有些类型，如`int`和`intp`，依赖于平台（例如32位和64位机）有不同的位数。在与低级别的代码（如C或Fortran）交互和在原始内存中寻址时应该考虑到这些。

数据类型可以用做函数，来将Python类型转换为数组标量（详细解释请见数组标量一节），或者将Python的数值序列转换为同类型的NumPy数组，或者作为参数传入接受dtype的关键词的NumPy函数或方法中，例如：

```
>>> import numpy as np
>>> x = np.float32(1.0)
>>> x
1.0
>>> y = np.int_([1,2,4])
>>> y
array([1, 2, 4])
>>> z = np.arange(3, dtype=np.uint8)
>>> z
array([0, 1, 2], dtype=uint8)
```

数组类型也可以由字符代码指定，这主要是为了保留旧的包的向后兼容，如Numeric。一些文档仍旧可能这样写，例如：

```
>>> np.array([1, 2, 3], dtype='f')
array([ 1.,  2.,  3.], dtype=float32)
```

我们推荐用 dtype 对象来取代。

要转换数组类型，使用 `.astype()` 方法（推荐），或者将类型自身用作函数，例如：

```
>>> z.astype(float)
array([  0.,  1.,  2.])
>>> np.int8(z)
array([0, 1, 2], dtype=int8)
```

需要注意的是，上面我们使用Python的浮点对象作为 dtype。NumPy知道`int`是指`np.int_`，`bool`指`np.bool_`，`float`指`np.float_`，`complex`指`np.complex_`。其他数据类型在Python中没有对应。

通过查看 dtype 属性来确定数组的类型：

```
>>> z.dtype
dtype('uint8')
```

dtype 对象还包含有关类型的信息，如它的位宽和字节顺序。数据类型也可以间接用于类型的查询属性，例如检查是否是整数：

```
>>> d = np.dtype(int)
>>> d
dtype('int32')

>>> np.issubdtype(d, int)
True

>>> np.issubdtype(d, float)
False
```

数组标量

NumPy一般以数组标量返回数组元素（带有相关dtype的标量）。数组标量不同于Python标量，但他们中的大部分可以互换使用（一个主要的例外是2.x之前的Python，其中整数数组标量不能作为列表和元组的下标）。也有一些例外，比如当代码需要标量的一个非常特定的属性，或检查一个值是否是特定的Python标量时。一般来说，总是可以使用相应的Python类型函数（如`int`，`float`，`complex`，`str`，`unicode`），将数组标量显式转换为Python标量来解决问题。

使用数组标量的主要优点是，它们保留了数组的类型（Python可能没有匹配的标量类型，如`int16`）。因此，使用数组标量确保了数组和标量之间具有相同的行为，无论值在不在数组中。NumPy标量也有许多和数组相同的方法。

扩展精度

Python 的浮点数通常都是64位的，几乎相当于 `np.float64` 。在一些不常见的情况下，更精确的浮点数可能更好。是否可以这样做取决于硬件和开发环境：具体来说，x86 机器提供了80位精度的硬件浮点支持，虽然大多数 C 编译器都以 `long double` 类型来提供这个功能，但 MSVC （标准的Windows版本）中 `long double` 和 `double` 一致。NumPy中可以通过 `np.longdouble` 来使用编译器的 `long double` （复数为 `np.clongdouble` ）。你可以通过 `np.finfo(np.longdouble)` 来了解你的 numpy 提供了什么。

NumPy 不提供比 C 的 `long double` 精度更高的 dtype；特别是128位 IEEE 四精度数据类型（Fortran 的 `REAL*16`）是不能用的。

为了高效的内存对齐，`np.longdouble`通常填充零位来存储，共96位或128位。哪个更有效取决于硬件环境；通常在32位系统中，他们被填充到96位，而在64位系统，他们通常是填充到128位。`np.longdouble` 以系统默认的方式填充；而 `np.float96` 和 `np.float128` 为那些需要特定填充位的用户提供。尽管名字不同，`np.float96` 和 `np.float128`都只提供和`np.longdouble`相同的精度，也就是说，大多数 x86 机器上面只有80位，标准Windows版本上只有64位。

注意，即使`np.longdouble`比Python的`float`精度更高，也很容易失去额外的精度，因为Python经常强行以`float`来传值。例如，`%`格式化运算符要求其参数转换成标准的Python类型，因此它不可能保留额外的精度，即使要求更多的小数位数。可以使用`1 + np.finfo(np.longdouble).eps`来测试你的代码。

Numpy 中文用户指南 3.2 创建数组

作者 龙哥盟飞龙 关注
2016.03.25 11:30 字数 1253 阅读 61评论 0喜欢 33

原文：Array creation

译者：飞龙

另见

数组创建例程

导言

数组创建的一般机制有五种：

- 从其它Python的结构转换（如列表和元组）
- 内置的NumPy数组创建对象（如 `arange`, `ones`, `zeros`以及其它）
- 从磁盘中读取标准或自定义格式的数据
- 通过使用字符串或者缓冲区，从原始的字节创建数组

- 使用特殊的库函数（比如`random`）

本节不会涉及复制和连接等扩展和转换现有数组的方法，也不会涉及创建对象数组和结构化数组。这些会在它们自己的章节中讲述。

将Python类似数组的对象转换为NumPy数组

通常，Python中排列为数组结构的数值数据可以通过`array()`函数来转换成数组，典型的例子就是列表和元组。具体使用方法请见`array()`函数的文档。一些对象也支持数组的协议，并且可以用这种方法转换成数组。辨识一个对象是否能转换为数组，最简单的方法就是在交互式环境中尝试这一方法，看看它是否有效（即Python之道）。

例如：

```
>>> x = np.array([2,3,1,0])
>>> x = np.array([2, 3, 1, 0])
>>> x = np.array([[1,2.0],[0,0],(1+1j,3.)]) # note mix of tuple and lists,
    and types
>>> x = np.array([[ 1.+0.j, 2.+0.j], [ 0.+0.j, 0.+0.j], [ 1.+1.j, 3.+0.j]])
```

内置的NumPy数组创建

NumPy具有从无到有创建数组的内置功能：

`zeros(shape)` 将创建一个填充为0的指定形状的数组。

```
>>> np.zeros((2, 3)) array([[ 0., 0., 0.], [ 0., 0., 0.]])
```

`ones(shape)` 将创建一个填充为1的数组。在其他所有方面都和`zeros`相同。

`arange()`将创建有规律的增量值数组。它的几种用法请见docstring。这里给出几个例子：

```
>>> np.arange(10)
array([0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9])
>>> np.arange(2, 10, dtype=np.float)
array([ 2., 3., 4., 5., 6., 7., 8., 9.])
>>> np.arange(2, 3, 0.1)
array([ 2. , 2.1, 2.2, 2.3, 2.4, 2.5, 2.6, 2.7, 2.8, 2.9])
```

请注意，关于最后一个用例，有一些使用技巧，请见`arrange`的docstring。

`linspace()`将以指定数量的元素创建数组，并平分开始值和结束值。例如：

```
>>> np.linspace(1., 4., 6)
array([ 1. ,  1.6,  2.2,  2.8,  3.4,  4. ])
```

这些创建函数的好处是，可以保证元素个数、起始点和结束点，`arange()`一般不会指定任意的起始值、结束值和步长。

`indices()`将创建数组的集合（用一维数组来模拟高维数组），每一维都有表示它的变量。一个例子说明比口头描述好得多：

```
>>> np.indices((3,3))
array([[[0, 0, 0], [1, 1, 1], [2, 2, 2]], [[0, 1, 2], [0, 1, 2], [0, 1, 2]]])
```

计算规则网格上的高维函数时，这会非常有用。

从磁盘读取数组

这大概是大数组创建的最常见情况。当然，细节取决于磁盘上的数据格式，所以这一节只能给出如何处理各种格式的一般建议。

标准二进制格式

各个领域都有数组数据的标准格式。以下列出了用于读取和返回NumPy数组的已知Python库（也有其它的库可以读取数组并转换为NumPy数组，所以也请看一下最后一节）

```
HDF5: PyTables
FITS: PyFITS
```

一些格式不能直接读取，但是不难将其转换为类似PIL库（能够读写许多图像格式，例如jpg、png以及其它）所支持的格式。

普通的ASCII格式

逗号分隔值文件（CSV）被广泛使用（可以被类似Excel的一些程序导入导出）。有一些在python中读取这些文件的方法，例如Python和pylab（Matplotlib的一部分）中的函数。

更通用的ASCII文件可以使用SciPy的IO包来读取。

自定义二进制格式

有多种方法可以使用。如果文件有一个相对简单的格式，那么你可以写一个简单的I/O库并使用`numpy`

`fromfile()`和`tofile()`方法直接读写NumPy数组（注意字节顺序！）。如果有一个不错的C/C++库可以用于读取数据，则可以用各种技巧把它封装一下，虽然这可能要耗费一些工作量，也需要更多高级的知识来和C/C++交互。

特殊库的使用

有一些库可以用于生成特殊用途的数组，这样的库不可能全部列举出来。最常见的用法是使用许多数组生成函数来产生带有随机值的数组，以及使用一些生成特殊矩阵（如对角线）的功能函数。