Języki i Biblioteki Analizy Danych

Laboratorium 9.: NumPy

mgr inż. Zbigniew Kaleta

Podstawowe informacje

NumPy jest biblioteką do obliczeń numerycznych w Pythonie (hence the name), a konkretnie obliczeń macierzowych (choć zawiera też moduł związany z rozkładami prawdopodobieństwa).

NumPy jest napisany w C, dzięki czemu jest bardzo wydajny oraz pozwala osiągnąć korzyści z przetwarzania współbieżnego (wielowatkowego)...

... ale nic za darmo: ograniczają nas typy danych dostępne w C, np. ograniczony zakres inta. W C tylko ma 64 bity a w python nieograniczony.

Python posiada modul do programowania współbierznego, ale jest on ułony, bo jest coś takiego jak GIL Global intrepeter log. W jednej chwili tylko jeden wątek jest wykonywany.

NumPy leży u podstaw Pandasa, sklearn'a i wielu innych bibliotek związanych z analizą danych i sztuczną inteligencją.

```
import numpy as np
101 sposobów utworzenia macierzy
v = np.array([1, 3, 2])
print(v)
[1 3 2]
A = np.full((4, 4), 2)
print(A)
[[2 2 2 2]
[2 2 2 2]
 [2 2 2 2]
 [2 2 2 2]]
np.ones((4, 4)) # <- please note the parenthesis: matrix size needs</pre>
to be a tuple
array([[1., 1., 1., 1.],
       [1., 1., 1., 1.],
       [1., 1., 1., 1.],
       [1., 1., 1., 1.]])
np.zeros((4,4))
```

```
array([[0., 0., 0., 0.],
       [0., 0., 0., 0.]
       [0., 0., 0., 0.]
       [0., 0., 0., 0.]
M = np.eye(4) # tworzący macierz jednostkową
print(M)
[[1. 0. 0. 0.]
[0. 1. 0. 0.]
 [0. 0. 1. 0.]
 [0. \ 0. \ 0. \ 1.]]
np.arange(10) # arange to array range, nie mylić z arrange
array([0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9])
np.empty((4, 4)) # jak potrzebujemy jakąś macierz do zapisu. Nie
obchodzi nas jej zawartość
array([[1., 0., 0., 0.],
       [0., 1., 0., 0.],
       [0., 0., 1., 0.],
       [0., 0., 0., 1.]]
Indeksowanie macierzy
A = np.array([[0, 1, 2, 3], [4, 5, 6, 7], [8, 9, 10, 11], [12,
13, 14, 15]])
print(A[1, 2]) # można też A[1][2], tylko po co?
A[2, 2] = 102
print(A)
6
]]
            2
  0
        1
                3]
        5
            6
                7]
   4
L
        9 102
 [
   8
               11]
[ 12
      13
           14
               15]]
A[1, :]
array([4, 5, 6, 7])
A[1] # mniej czytelne
array([4, 5, 6, 7])
A[:, 1]
array([ 1, 5, 9, 13])
A[1:3, 1] = [100, 200]
Α
```

```
array([[ 0, 1, [ 4, 100,
                    2,
                         31,
                    6,
                         7],
         8, 200, 102,
                        11],
       [ 12, 13, 14,
                        15]])
A[1, 4] # analogicznie jak w przypadku list
IndexError
                                           Traceback (most recent call
last)
Cell In [17], line 1
---> 1 A[1, 4]
IndexError: index 4 is out of bounds for axis 1 with size 4
A[1, :]
array([ 4, 100, 6,
                        71)
A[1:2, :] # please note the difference in number of brackets in
output
array([[ 4, 100, 6,
                         7]])
A[\ldots, 1]
array([ 1, 100, 200, 13])
Rozmiar i kształt macierzy
print(M.size) # całkowita liczba elementów
print(M.ndim) # liczba wymiarów
print(M.shape) # wielkość w każdym wymiarze
16
(4, 4)
M.reshape((2, 8)) # zmiana wielkości macierzy
array([[1., 0., 0., 0., 0., 1., 0., 0.],
       [0., 0., 1., 0., 0., 0., 0., 1.]]
M.reshape((2, -1)) # -1 oznacza, że Python sam się domyśli
array([[1., 0., 0., 0., 0., 1., 0., 0.],
       [0., 0., 1., 0., 0., 0., 0., 1.]]
M # jakbym chciał zachować macierz po przekształceniu to trzeba
zapisać do zmiennej
array([[1., 0., 0., 0.],
       [0., 1., 0., 0.],
```

```
[0., 0., 1., 0.],
       [0., 0., 0., 1.]]
M.reshape((3, 3)) # wszystkie elemeny orginalnej macierzy muszą się
zmieścić w nowej macierzy
ValueError
                                              Traceback (most recent call
last)
Cell In [29], line 1
---> 1 M.reshape((3, 3))
ValueError: cannot reshape array of size 16 into shape (3,3)
M.reshape((4, 2, 2))
array([[[1., 0.],
        [0., 0.]],
       [[0., 1.],
        [0., 0.]],
       [[0., 0.],
        [1., 0.]],
       [[0., 0.],
        [0., 1.]]])
Typy danych
     int
     int0, int8, int16, int32, int64
     uint0, uint8, uint16, uint32, uint64
     float
     float_, float16, float32, float64, float128
     complex
     complex64, complex128, complex256
     bool
     bool_, bool8
     longlong, longfloat, longdouble, longcomplex
print(np.int0 is np.int64)
print(np.float_ is np.float64)
print(np.bool_is np.bool8)
True
True
True
np.int is int
```

```
C:\Users\Rados\aw\AppData\Local\Temp\ipykernel 19380\1713624351.py:1:
DeprecationWarning: `np.int` is a deprecated alias for the builtin
`int`. To silence this warning, use `int` by itself. Doing this will not modify any behavior and is safe. When replacing `np.int`, you may
wish to use e.g. `np.int64` or `np.int32` to specify the precision. If
you wish to review your current use, check the release note link for
additional information.
Deprecated in NumPy 1.20; for more details and guidance:
https://numpy.org/devdocs/release/1.20.0-notes.html#deprecations
  np.int is int
True
v[1] = 2**64 # ograniczenie C, dostajemy błąd przepełnienia
print(v)
0verflowError
                                            Traceback (most recent call
last)
Cell In [34], line 1
----> 1 v[1] = 2**64 # ograniczenie C, dostajemy błąd przepełnienia
      2 print(v)
OverflowError: Python int too large to convert to C long
v.dtype # jaki typ danych przechowuje macierz
dtype('int32')
np.full((2, 2), 3, dtype=np.complex64)
array([[3.+0.j, 3.+0.j],
       [3.+0.j, 3.+0.j], dtype=complex64)
v = np.array([1, 3, "hello"])
print(v.dtype) # znjaduje wspólny typ danych. Wynik struktura unicode
11 znaków
print(v)
<U11
['1' '3' 'hello']
v[1] = 4 # konwersja jest możliwa, więc działa
print(v)
['1' '4' 'hello']
v = np.array([1, 3, 2])
print(v)
[1 3 2]
```

```
v[1] = "hello" # konwersja nie jest możliwa, błąd podczas próby
konwersji hello na int
print(v)
ValueError
                                          Traceback (most recent call
last)
Cell In [42], line 1
----> 1 v[1] = "hello" # konwersja nie jest możliwa, błąd podczas
próby konwersji hello na int
      2 print(v)
ValueError: invalid literal for int() with base 10: 'hello'
Operacje na macierzach
M # dla przypomienia
array([[1., 0., 0., 0.],
       [0., 1., 0., 0.],
       [0., 0., 1., 0.],
       [0., 0., 0., 1.]]
A # dla przypomienia
                    2,
                         31,
array([[ 0, 1,
         4, 100,
                         7],
       [
                   6,
         8, 200, 102,
                        11],
       [ 12, 13,
                  14,
                        15]])
M + 1
array([[2., 1., 1., 1.],
       [1., 2., 1., 1.],
       [1., 1., 2., 1.],
       [1., 1., 1., 2.]]
2 * M
array([[2., 0., 0., 0.],
       [0., 2., 0., 0.],
       [0., 0., 2., 0.],
       [0., 0., 0., 2.]]
M + A
                1.,
                      2.,
                            3.],
array([[ 1.,
         4., 101.,
                      6.,
                            7.],
         8., 200., 103.,
                           11.],
       [ 12., 13., 14.,
                           16.]])
M * A # element po elemencie jak wyżej dodawanie
```

```
array([[ 0., 0.,
                      0.,
                            0.1,
          0., 100.,
                      0.,
                            0.],
          0., 0., 102.,
                            0.],
          0.,
                0.,
                      0.,
                           15.11)
M.dot(A) # mnożenie macierzowe
array([[ 0.,
                1.,
                      2.,
         4., 100.,
                      6.,
                            7.],
          8., 200., 102.,
                           11.],
       [ 12., 13., 14.,
                           15.]])
M @ A # to samo co wyżej
array([[ 0., 1.,
                      2.,
                            3.],
         4., 100.,
                      6.,
                            7.],
          8., 200., 102.,
                           11.],
       [ 12., 13., 14.,
                           15.]])
A.T # transpozycja macierzy
array([[
          0, 4,
          1, 100, 200,
                        131,
          2, 6, 102,
                        14],
          3,
               7, 11,
                        15]])
B = np.array([[1, 2, 3, 4]])
M + B # B dodała sie do każdego wiersza
array([[2., 2., 3., 4.],
       [1., 3., 3., 4.],
       [1., 2., 4., 4.],
       [1., 2., 3., 5.]])
M + B.T # B.T dodała sie do każdej kolumny. Zachdzi tutaj Broadcasting
czyli takie uzupełnianie wierszy, koulumn do doprawnego dadawania itp.
# Dla zainteresowanych Broadcasting:
https://docs.scipy.org/doc/numpy/user/basics.broadcasting.html
array([[2., 1., 1., 1.],
       [2., 3., 2., 2.],
       [3., 3., 4., 3.],
       [4., 4., 4., 5.]]
Operacje z przypisaniem też działają.
A[0, 1] = 0
A == M # nie używać w if'ach, element po elemencie
array([[False, True, False, False],
       [False, False, False, False],
```

```
[False, False, False, False],
       [False, False, False, False]])
if A == M:
    print("Są równe")
ValueError
                                          Traceback (most recent call
last)
Cell In [63], line 1
----> 1 if A == M:
            print("Sa równe")
     2
ValueError: The truth value of an array with more than one element is
ambiguous. Use a.any() or a.all()
print(np.all(A == M), np.any(A == M)) # all sprawdza czy wszystkie
elementy są równe, any sprawdza czy jakikolwiek element jest równe
False True
print((A == M).all(), (A == M).any())
False True
Wydainość
from itertools import product # implementuje iloczyn kartezjański
zbiorów, umożliwa zapisanie w kompaktowy sposób pętli for
import time
SIZE = 10000 # tworzenie macierzy 10000x10000
X = np.arange(SIZE**2).reshape((SIZE, SIZE))
Y = np.arange(SIZE**2).reshape((SIZE, SIZE))
print(X)
[[
                  1
                           2 . . .
                                    9997
                                             9998
                                                       9999]
     10000
             10001
                       10002 ...
                                    19997
                                             19998
                                                      199991
 [
                       20002 ...
 [
    20000
             20001
                                    29997
                                             29998
                                                      299991
 [99970000 99970001 99970002 ... 99979997 99979998 99979999]
 [99980000 99980001 99980002 ... 99989997 99989998 99989999]
 [99990000 99990001 99990002 ... 99999997 99999998 99999999]]
start time = time.time()
for i, j in product(range(SIZE), range(SIZE)):
    X[i, j] *= 2
end time = time.time()
print(X)
print("Run time = {}".format(end time - start time))
```

```
ΓΓ
                    2
                                        19994
         0
                              4 . . .
                                                  19996
                                                            199981
      20000
               20002
                          20004 ...
                                        39994
                                                  39996
                                                            399981
 [
      40000
               40002
                          40004 ...
 [
                                        59994
                                                 59996
                                                            599981
 [199940000 199940002 199940004 ... 199959994 199959996 199959998]
 [199960000 199960002 199960004 ... 199979994 199979996 199979998]
 [199980000 199980002 199980004 ... 199999994 199999996 199999998]]
Run time = 65.31753635406494
start time = time.time()
Y *= 2
end time = time.time()
print("Run time = {}".format(end time - start time))
np.all(X == Y)
Run time = 0.14299964904785156
False
Ciekawostki
https://docs.scipy.org/doc/numpy/user/quickstart.html#indexing-with-arrays-of-indices
palette = np.array( [ [0,0,0],
                                              # black
                    [255,0,0],
                                            # red
                                           # green
                    [0,255,0],
                    [0,0,255],
                                           # blue
                    [255,255,255]])
                                           # white
                   # definiujemy palete kolorów
image = np.array([0, 1, 2, 0],
                                     # each value corresponds
to a color in the palette
                    [0, 3, 4, 0]
                    # definiujemy obrazek
palette[image]
                                          # the (2,4,3) color image
# indeksując macierz image otrzymujemy macierz 2x4x3, gdzie każdy
element to wektor koloru z palety, czyli obrazek w kolorze RGB
array([[[ 0,
               0,
                    0],
        [255,
               0,
                    0],
        0, 255,
                    01.
        [ 0, 0,
                    011,
       [[ 0,
               0, 01,
               0, 255],
        [ 0,
        [255, 255, 255],
        [0, 0, 0]
```

```
Algebra liniowa
A = np.array([[1.0, 2], [3, 4]])
print(np.linalg.det(A)) # wyznacznik macierzy
-2.00000000000000004
B = np.linalg.inv(A) # znalezienie macierzy odwrotnej
print(B)
print(A.dot(B))
print(B.dot(A)) # daje macierz jednostkowa
[[-2. 1.]
[1.5 - 0.5]
[[1.0000000e+00 0.0000000e+00]
[8.8817842e-16 1.0000000e+00]]
[[1.00000000e+00 0.00000000e+00]
 [1.11022302e-16 1.00000000e+00]]
np.linalg.eig(A) # wartości własne wektorów
(array([-0.37228132, 5.37228132]),
 array([[-0.82456484, -0.41597356],
        [0.56576746, -0.90937671]]))
dir(np.linalg)
['LinAlgError',
  \mathsf{all}\_',
   builtins
    _cached '
   doc '
 '__file__'
   loader
 '__name___
 '__package__',
 '__path__'
'__spec__'
 '_umath_linalg',
 'cholesky',
 'cond',
 'det',
 'eig',
 'eigh',
 'eigvals'
 'eigvalsh',
 'inv',
 'linalg',
 'lstsq',
 'matrix_power',
 'matrix rank',
 'multi dot',
 'norm',
```

```
'pinv',
'qr',
'slogdet',
'solve',
'svd',
'tensorinv',
'tensorsolve',
'test']
```

Losowość

https://numpy.org/doc/stable/reference/random/generator.html#distributions
dir(np.random.default rng()) # wiele rozkladów prawdopodobieństwa

```
_dir__',
_doc__',
_eq__',
    _format__',
   _ge__',
   _getattribute___',
   __getstate___',
   _gt__',
   _hash___'
    _____,
_init___',
   _init_subclass__',
    le
    lt
    ne
   _ne___',
_new___',
    _reduce__',
    _reduce_ex '
   repr
 '__setattr__'
 __setstate__',
 '__sizeof__<u>'</u>,
 '__str__',
 '__subclasshook__',
 '_bit_generator',
 '_poisson_lam_max',
 'beta',
 'binomial',
 'bit generator',
 'bytes',
 'chisquare',
 'choice',
 'dirichlet'
 'exponential',
 'f',
```

```
'qamma',
 'geometric',
 'gumbel',
 'hypergeometric',
 'integers',
 'laplace',
 'loaistic'
 'lognormal',
 'logseries'
 'multinomial',
 'multivariate hypergeometric',
 'multivariate normal',
 'negative binomial',
 'noncentral chisquare',
 'noncentral f',
 'normal',
 'pareto',
 'permutation',
 'permuted',
 'poisson',
 'power',
 'random'
 'rayleigh',
 'shuffle',
 'standard cauchy',
 'standard exponential',
 'standard gamma',
 'standard normal',
 'standard t',
 'triangular',
 'uniform',
 'vonmises',
 'wald',
 'weibull',
 'zipf'l
np.random.default rng().gamma(1, 1, 100)
array([3.86768128, 0.39868794, 0.75165338, 0.06059661, 1.57045777,
       1.65934985, 0.43837895, 1.91390379, 2.04112768, 3.23627499,
       2.08558501, 1.38988742, 0.1057689 , 0.60220177, 1.15923385,
       2.33728007, 0.51603047, 1.06776412, 0.82483936, 1.28381185,
       0.28104471, 3.95336328, 0.02168778, 1.91204286, 0.14418166,
       1.26364433, 0.25042407, 0.7869649 , 1.32232202, 0.48380512,
       2.02695324, 0.28861596, 2.92851804, 3.47300939, 1.81217327,
       0.34521705, 0.13181208, 0.07517358, 0.00920027, 0.22304721,
       0.41655159, 0.84157866, 3.41389438, 0.8851338, 0.26092205,
       1.2929252 , 0.8912304 , 0.58886367, 0.24114972, 0.25278624,
       0.21696978, 0.90446983, 0.03468641, 1.06656939, 0.06775867,
       0.56165026, 0.23033269, 2.06433295, 0.17576101, 0.04520967,
       1.5635382 , 6.82197086 , 0.7430024 , 1.07920236 , 0.38670188 ,
```

```
2.11615594, 0.34721814, 1.82827638, 2.5977513, 0.25742607, 0.49772289, 0.51219523, 4.45633838, 2.56482445, 0.7451263, 1.9817258, 0.163821, 1.1153784, 0.04345476, 0.41207319, 2.08279036, 0.29632666, 0.06292778, 0.48413542, 1.39420627, 1.83765344, 0.56501914, 0.40763649, 0.59965726, 0.15061398, 0.37730593, 0.13822203, 1.99152938, 2.02786472, 0.4409499, 7.78250359, 1.06738034, 1.79325375, 0.06389426, 1.20049699])
```

Lektura dodatkowa:

- http://cs231n.github.io/python-numpy-tutorial/ -> sekcja Numpy
- https://docs.scipy.org/doc/numpy/user/quickstart.html
- https://pythongeeks.org/numpy-in-python/