파이썬 데이터분석 - Numpy

강사: KAIST 김동훈

- Numpy 특징
- Numpy arrays
- 다양한 생성방법
- Vectorization 개념
- Array mathematics
- Array data types

■ Numpy 특징

- 1. Matlab for Python
 - Matlab 과 매우 유사한 문법 사용
- 2. Python ecosystem 의 핵심
 - Scipy, Scikit-learn 등 다른 많은 라이브러리에서 Numpy 기능을 내부적으로 활용하고 있음.
- 3. 빠른 연산 지원
 - 일반적으로 파이썬은 느리지만 cpython 으로 코딩 된 Numpy 는 연산 속도가 빠르다.
 - array-like, matrix-like 고성능 연산 가능.
- 4. n차원 배열을 쉽게 조작할 수 있다.
 - 벡터(1차원), 매트릭스(2차원), 텐서(3차원 이상)

■ Numpy 설치

- Anaconda 설치시 자동으로 호환되는 Numpy 설치 됨.
- 수동 설치시, pip installation
 - > pip3 install numpy

Numpy Arrays

- ndarray : Numpy 의 토대가 되는 자료 구조.
- nd: n-dimensional, n 차원을 의미
- dimensions 은 "axes" 라고 사용하기도 함.

X What is array?

- An ordered collections of elements, like single numbers, lists, sets, vectors, matrices, or tensors
- array 의 원소들은 같은 데이터 type 을 갖고 있다.

np.array method

```
# 1 axis/dimensions array
one_dim= np.array([1, 2, 3])
# 2 axis/dimensions array
two_dim_1= np.array([[1, 2, 3]])
# 2 axis/dimensions array
two_dim_2= np.array([[1, 2, 3],
                 [4, 5, 6]])
# 3 axis/dimensions array
three_dim = np.array([[[1, 2, 3],
                   [4, 5, 6]],
                  [[1, 2, 3],
                   [4, 5, 6]]])
```

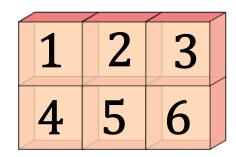
Shape: (3,) Axis/dim: 1 Elements: 3

1 2 3

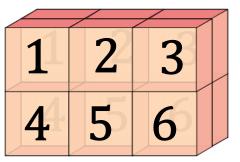
Shape: (1, 3) Axes/dim: 2 Elements: 3

1 2 3

Shape: (2, 3) Axes/dim: 2 Elements: 6



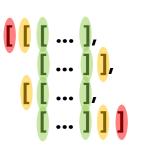
Shape: (2, 2, 3) **Axes/dim**: 3 **Elements**: 12



■ 다차원 array 원소개수 쉽게 파악하기

```
# 1 axis/dimensions array
one_dim= np.array([1, 2, 3])
# 2 axis/dimensions array
two_dim_1 = np.array([1, 2, 3]]
# 2 axis/dimensions array
two_dim_2= np.array([[1, 2, 3],
                 [4, 5, 6]]
# 3 axis/dimensions array
three_dim = np.array([[[1, 2, 3],
                   [4, 5, 6]],
                  [[1, 2, 3],
                   [4, 5, 6]]])
```

- 차원 개수 : 처음 나오는 원소까지 '[' 가 몇 개 나오는지 확인
- 개별 차원의 원소의 개수 (3차원 가정)

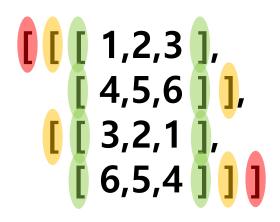


1차원의 원소의 개수 : 제일 바깥의 '[', ']' 를 기준으로 콤마(,) 개수 확인

2차원의 원소의 개수 : 두번째 '[', ']' 를 기준으로 콤마(,) 개수 확인

3차원의 원소의 개수 : 제일 안쪽 '[', ']' 내부의 콤마(,) 개수 확인

■ 다차원 array 원소개수 쉽게 파악하기



shape =>
$$(2, 2, 3)$$

■ 차원, 원소의 개수, 사이즈

- **ndim** : ndarray 의 차원의 수

- shape : 각 차원별 원소의 개수

- size : 전체 원소의 개수

- **dtype** : 데이터 타입

- 다양한 생성 방법
 - 다른 python 데이터 구조에서 생성
 - Numpy 고유의 array 생성 방식
 - 라이브러리 함수 사용

- 다양한 생성 방법
 - 다른 python 데이터 구조에서 생성

```
array_list = np.array([1, 2, 3])
array_tuple = np.array(((1, 2, 3), (4, 5, 6)))
array_set = np.array({"pikachu", "snorlax", "charizard"})
```

- 다양한 생성 방법
 - Numpy 고유의 array 생성 방식

```
zeros = np.zeros(5)

ones = np.ones((3, 3))

arange = np.arange(1, 10, 2)

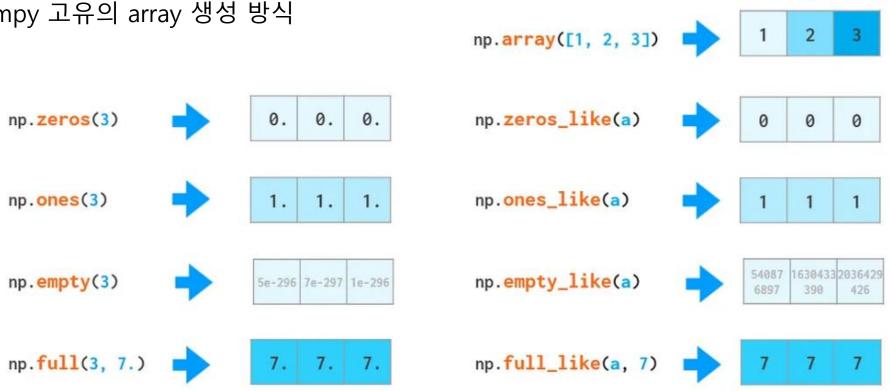
empty = np.empty([2, 2])

linespace = np.linspace(-1.0, 1.0, num=10)

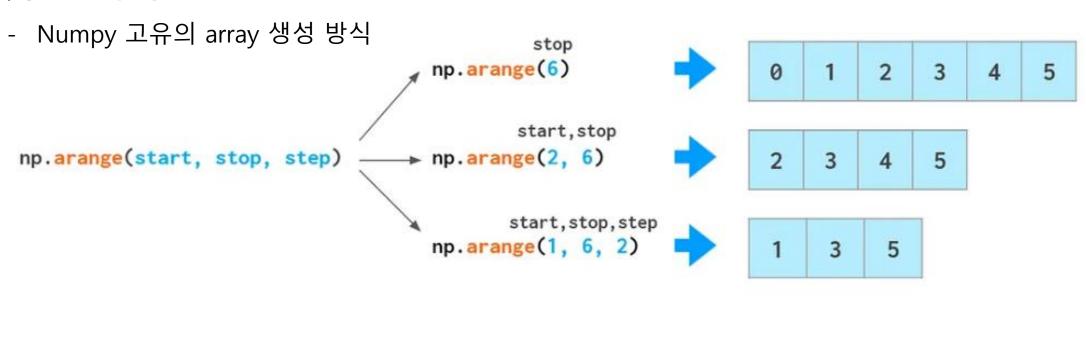
full = np.full((3,3), -2)

indices = np.indices((3,3))
```

- 다양한 생성 방법
 - Numpy 고유의 array 생성 방식



■ 다양한 생성 방법

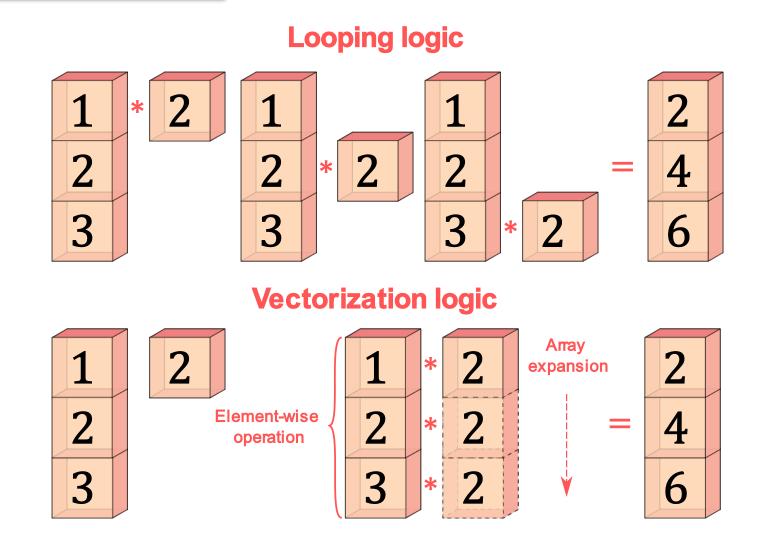


np.linspace(start, stop, num) → np.linspace(0, 0.5, 6) → 0 0.1 0.2 0.3 0.4 0.5

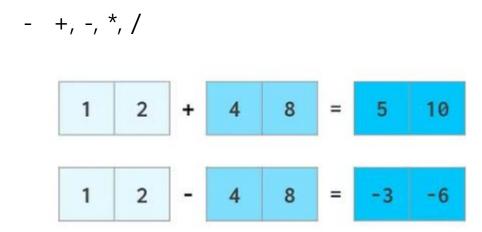
- 다양한 생성 방법
 - 라이브러리 함수 사용

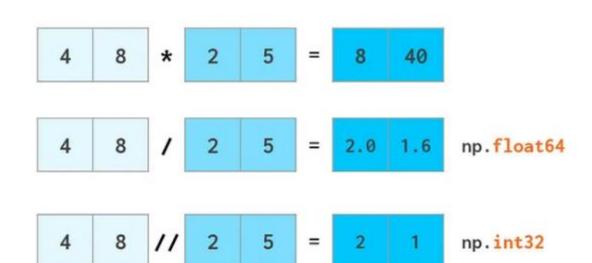
```
diagonal = np.diag([1, 2, 3], k=0)
identity = np.identity(3)
eye = np.eye(4, k=1)
rand = np.random.rand(3,2)
```

- Vectorization
 - python 자체는 느리다.(loop 동작방식)
 - Scientific Computing 에선 속도가 중요하다.
 - loop 를 제거하고, vector 로 만들 어서 여러 원소들 간의 계산을 빠 르게 하는 것

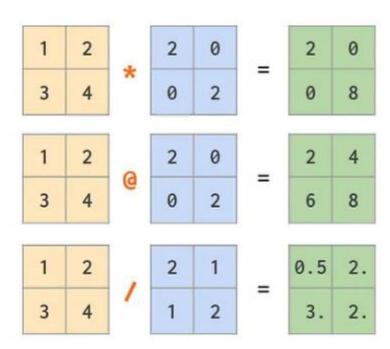


Array mathematics

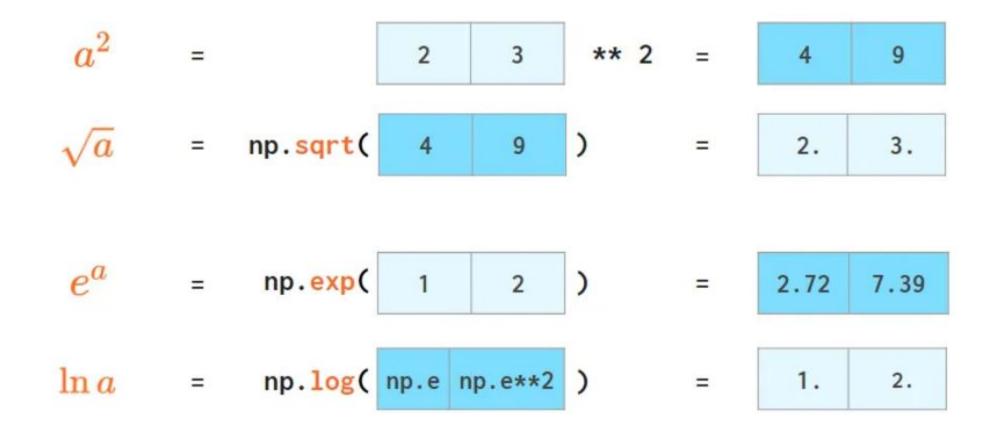




Array mathematics



- 삼각함수
 - sin, cos, tan
- Rounding
 - round, floor, ceil
- Exponents and logarithms
 - exp, log, log10, log2
- others
 - sqrt, sign



- Array data type
 - np.bool : True/False
 - np.int : int8, int16, int32, int64
 - np.uint : uint8, uint16, uint32, uint64
 - np.float : float16, float32, float64, float128
 - np.complex : complex64, complex128, complex256
 - np.str
 - np.bytes

- Array data type
 - Integer

dtype	range	dtype	range
np.int8	-128 127	np.uint8	0 255
np.int16	-32768 32767	np.uint16	0 65535
np.int32	-2.1·10 ⁹ 2.1·10 ⁹	np.uint32	0 4.2·10 ⁹
np.int64	-9.2·10 ¹⁸ 9.2·10 ¹⁸	np.uint64	0 1.8·10 ¹⁹

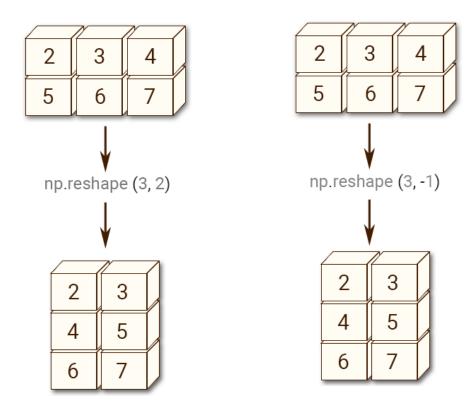
- Array data type
 - Float

type	range	signi- ficant digits*	exponent fraction (10 bit)	type	composed of
float16	±(6.0*10 ⁻⁸ 65504)	3	1bit 5bit 10bit	_	_
float32	±(1.4*10 ⁻⁴⁵ 3.4*10 ³⁸)	6	1bit 8bit 23bit	complex64	two float32's
float64	±(4.9*10 ⁻³²⁴ 1.8*10 ³⁰⁸)	15	1bit 11bit 52bit	complex128	two float64's
float128**	±(3.7*10 ⁻⁴⁹⁵¹ 1.1*10 ⁴⁹³²)	18	1bit 15bit 64bit	complex256	two float128's

- Array data type and conversions
 - **dtype** 인자 : type 지정
 - **astype** 메서드 : type 변경
 - **isinstance** 메서드 : type check

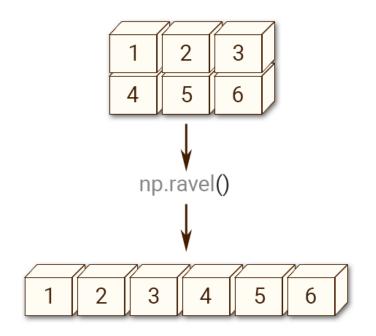
- Reshape
- Flattening
- Transpose-like
- Expanding & Squeezing
- Joining & Splitting
- Array repetition

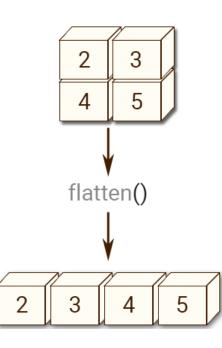
- Reshape 메서드
 - data 는 그대로 둔채 형태(차원, 원소의 개수) 를 변경
 - '-1' 를 사용하면 해당 차원은 Numpy 가 알아서 변형



이미지 출처 : https://www.w3resource.com/numpy

- flatten and ravel 메서드
 - 두 메서드는 모두 다차원 array 를 1차원으로 평탄화하는 함수
 - ravel() : view 를 반환
 - flatten(): 독립된 copy 를 반환





이미지 출처 : https://www.w3resource.com/numpy

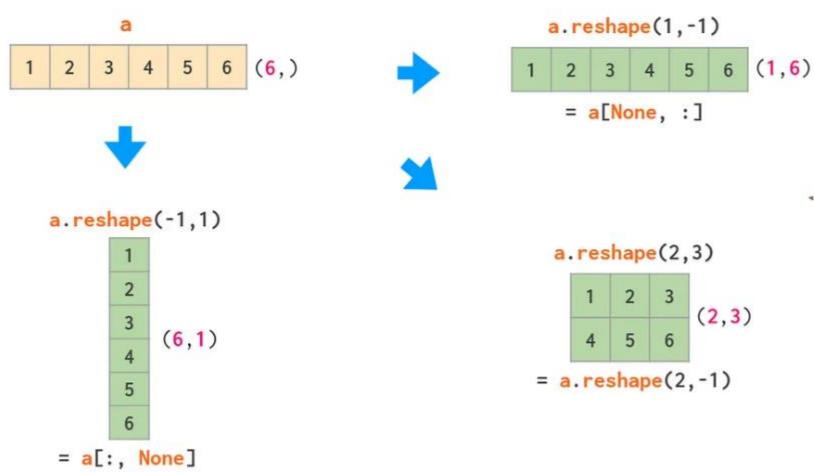
- (1,6) 과 (6,) 의 차이
 - 둘다 6개의 원소를 갖고 형태상으로 일차원 array
 - 하지만 (1,6) 은 2차원 array 이고 (6,) 은 1차원 array 이다.
 - 1을 다른 차원에 갖고 있음으로 얼마든지 고차원 array 가 될 수 있다. ex) (1,1,1,1,6) → 5차원

```
a = np.array([1, 2, 3])
print(f'Array a: {a}₩n')
print(f'Array a shape: {a.shape}₩n')
print(f'Array a dimensions: {a.ndim}₩n')
a_row = a[np.newaxis, :]
print(f'Array a: {a_row}₩n')
print(f'Array a shape: {a_row.shape}₩n')
print(f'Array a dimensions: {a_row.ndim}₩n')
a_{col} = a[:, np.newaxis]
print(f'Array a:₩n{a_col}₩n')
print(f'Array a shape: {a_col.shape}₩n')
print(f'Array a dimensions: {a col.ndim}₩n')
```

a[np.newaxis, :] = a[None, :] 동일한 문법

a[:, np.newaxis] = a[:, None] 동일한 문법

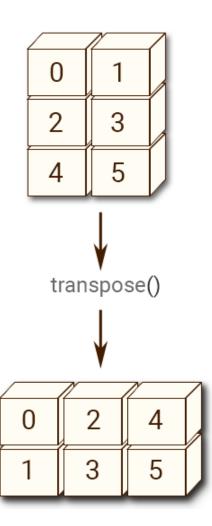
■ (1,6) 과 (6,) 의 차이



■ transpose-like 메서드

- .T: transpose, 행열 변환

- moveaxis(): axes 이동



이미지 출처 : https://www.w3resource.com/numpy

- expand & squeezing
 - **expand_dims** : 원하는 위치에 axis 추가
 - squeeze : 원하는 axis 를 제거

```
array_one = np.array([1, 2, 3])
array_two = np.array([[1, 2, 3], [4, 5, 6]])
array_one_expand = np.expand_dims(array_one, axis=0)
array_two_expand = np.expand_dims(array_two, axis=0)
```

```
One dimensional array:
[1 2 3]
shape: (3,)
One dimensional array expanded:
[[1 2 3]]
shape: (1, 3)
Two dimensional array:
[[1 2 3]
[4 5 6]]
shape: (2, 3)
Two dimensional array expanded:
```

[[[1 2 3]

[4 5 6]]]

shape: (1, 2, 3)

expand & squeezing

- expand_dims : 원하는 위치에 axis 추가

- **squeeze** : 원하는 axis 를 제거

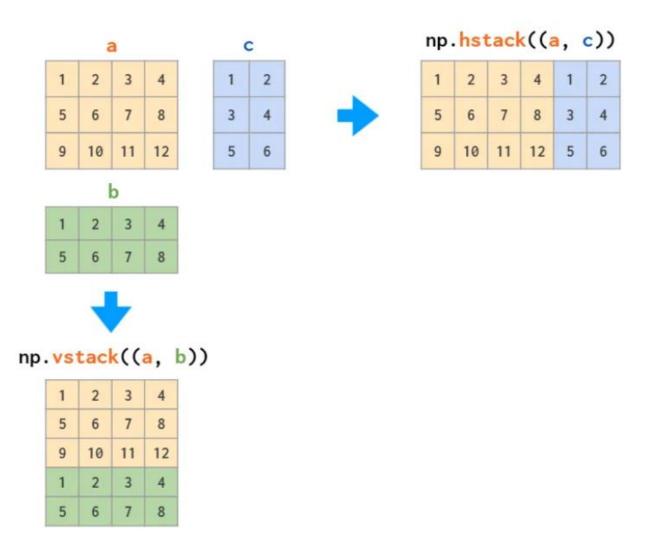
```
array_one_squeez = np.squeeze(array_one_expand, axis=0)
array_two_squeez = np.squeeze(array_two_expand, axis=0)
```

```
array_one_expand:
[[1 2 3]]
shape: (1, 3)
array_one_squeeze:
[1 2 3]
shape: (3,)
array_two_expand:
[[[1 2 3]
 [4 5 6]]]
shape: (1, 2, 3)
array_two_squeez:
[[1 \ 2 \ 3]]
[4 5 6]]
shape: (2, 3)
```

Joining

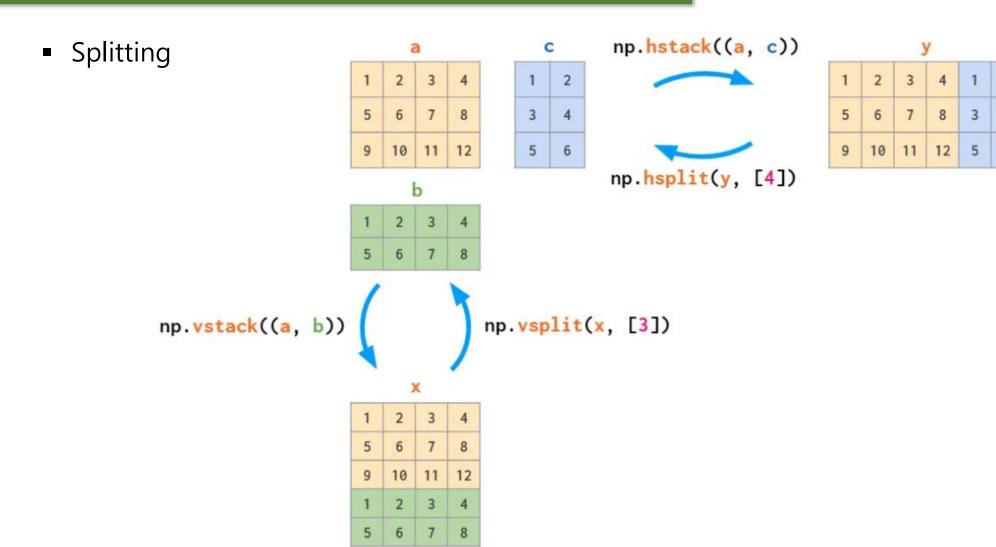
- hstack(): array 들을 가로 방향(column 방향) 으로 쌓음
- vstack() : array 들을 세로 방향(row 방향) 으로 쌓음
- concatenate(): array 들을 쌓을 때 축(axis)를 지정할 수 있음 (이미 존재하는 axis 여야 함)
- stack() : array 들을 쌓을 때 새로운 축(axis) 를 생성함.

Joining



Splitting

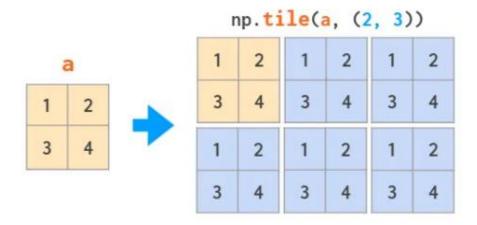
- hsplit(): array 들을 가로 방향(column 방향) 으로 쪼갬
- vsplit(): array 들을 세로 방향(row 방향) 으로 쪼갬
- split(): array 들을 쪼갤 때 축(axis)를 지정할 수 있음 (이미 존재하는 axis 여야 함)

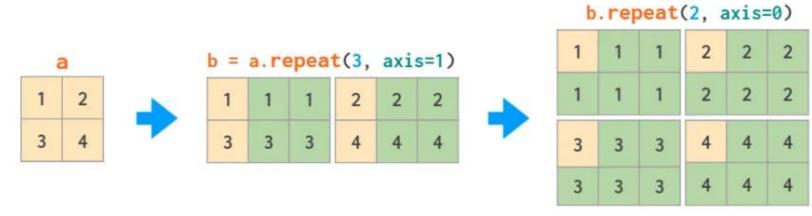


II. Array manipulation

Repetition

- tile() : 원하는 반복횟수 만큼 copy and paste
- repeat() : 원하는 축(axis) 방향으로 각 원소를 복제





이미지출처: https://betterprogramming.pub/numpy-illustrated-the-visual-guide-to-numpy-3b1d4976de1d

- Broadcasting 개념
- Broadcasting 방식
- Broadcasting 룰

- Broadcasting 개념
 - Numpy 고유의 자동화 계산 방식
 - 다른 shape 의 array 들을 적합(match) 시켜서 계산을 수행하는 것
 - 연산 속도 향상 목적(looping 회피)
 - C 로 compile 됨

■ Broadcasting 개념

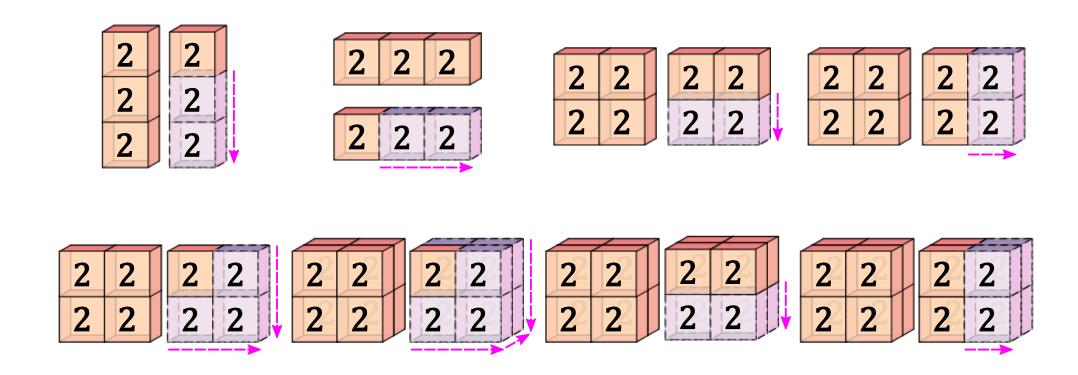
A 가 (2,2) matrix, x 가 스칼라 값일 때, 아래와 같이 x가 확장된다.

$$Ax = egin{bmatrix} 1 & 2 \ 3 & 4 \end{bmatrix} 2$$

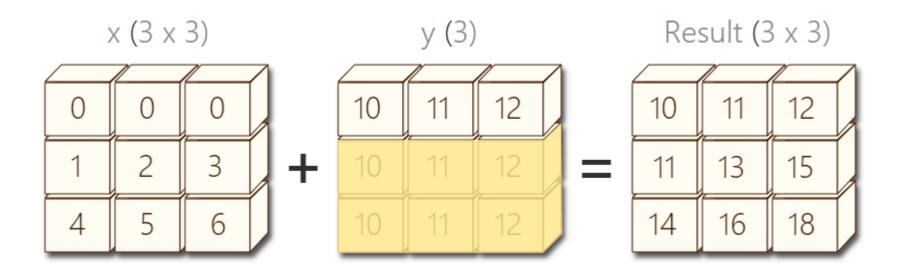
$$Ax = egin{bmatrix} 1 & 2 \ 3 & 4 \end{bmatrix} egin{bmatrix} 2 & 2 \ 2 & 2 \end{bmatrix} = egin{bmatrix} 2 & 4 \ 6 & 8 \end{bmatrix}$$

■ Broadcasting 개념

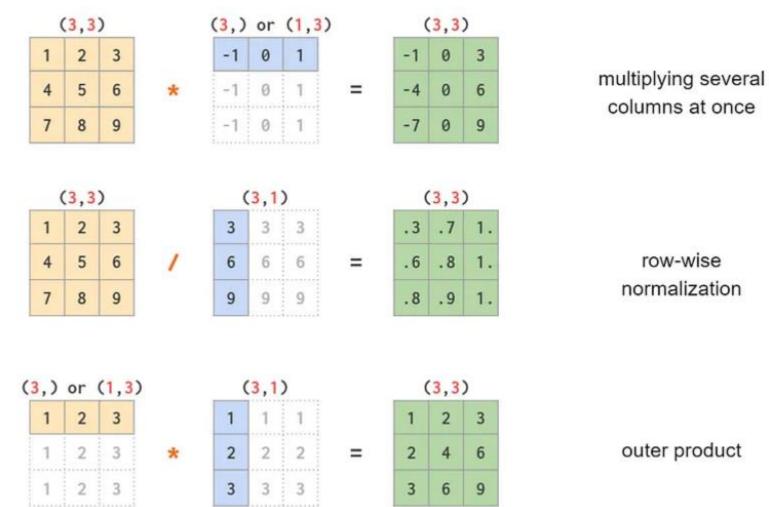
Valid broadcasting operations



- Broadcasting 개념
 - 아래 그림과 같이 서로 다른 차원의 array 도 연산 가능 (Broadcasting rule 을 만족하면)

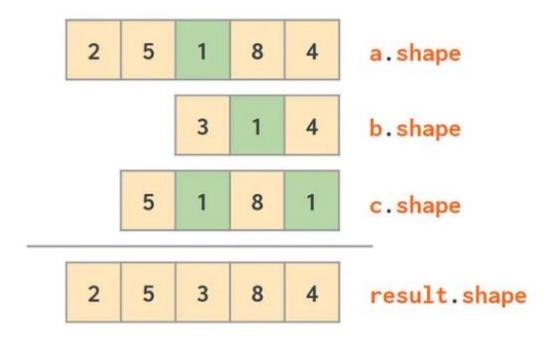


■ Broadcasting 여러 사용방식



이미지출처: https://towardsdatascience.com/broadcasting-in-numpy-58856f926d73

■ Broadcasting 룰



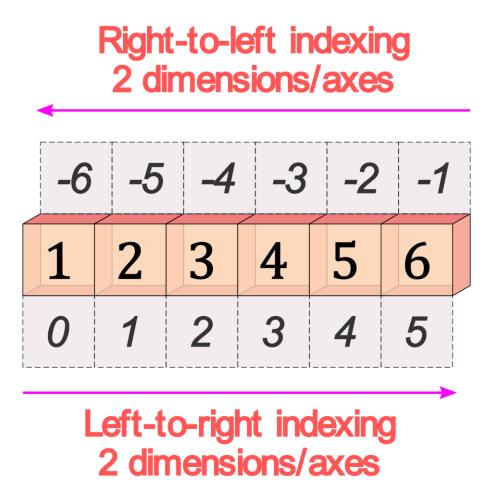
Rule1. 차원이 부족한 경우 1로 채운다.

Rule2. 동일 차원의 shape 이 다르면 shape 이 1인 것을 더 큰 수로 변경 (stretch)

Rule3. shape 이 같지 않고 1인 경우도 아니면 Error

- 1차원 array indexing
- 2차원 array indexing
- Boolean(Masking) indexing

■ 1차원 array indexing

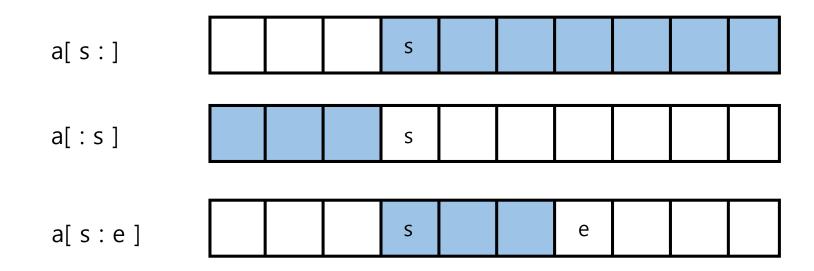


■ 1차원 array slicing

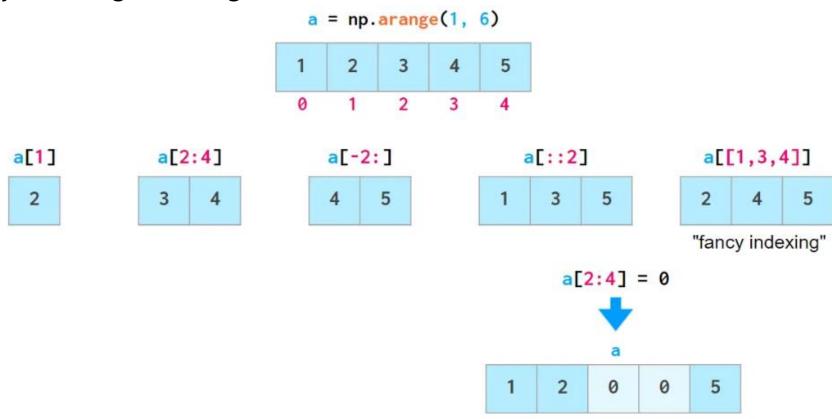
- a[s:]:s 인덱스부터 끝까지 Slicing

- a[:s]: 처음부터 s-1 인덱스까지 Slicing

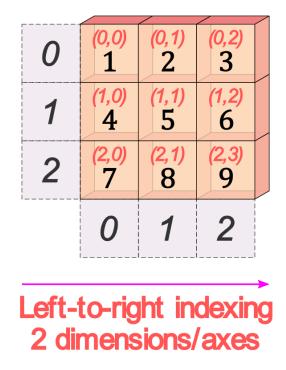
- a[s:e:i]:s인덱스부터 e-1 인덱스까지 i 간격으로 Slicing 해서 가져옮

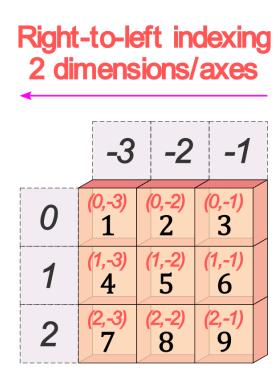


■ 1차원 array indexing & slicing



■ 2차원 array indexing





- 2차원(이상) array indexing
 - [] 안에 콤마(,) 를 사용하는 방법 → view
 - [][]... 식으로 차원별로 '[' ']'를 사용하는 방법 → copy

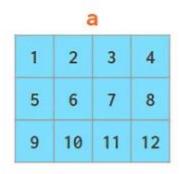
 $array_two = np.arange(1,10).reshape((3,3))$

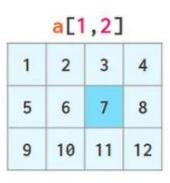
[[1 2 3] [4 5 6]

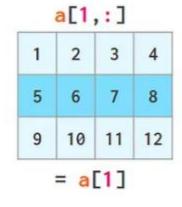
[7 8 9]]

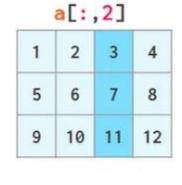
array_two[1,1]
array_two[1][1]

■ 2차원 array indexing & slicing



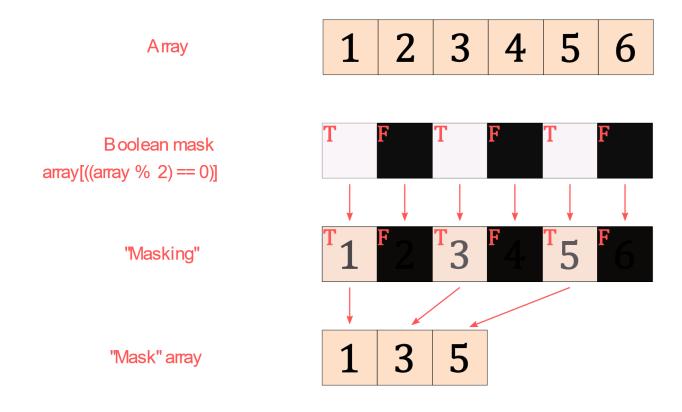






aL::2,1::2]			
1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12

Boolean indexing or "masking"



이미지출처 : https://pabloinsente.github.io/intro-numpy-fundamentals

- Boolean indexing or "masking"
 - Boolean arrays : True / False 값으로 채워진 array. 다른 array 의 element 들을 선택하는데 사용됨.
 - mask 라고도 칭함

```
array = np.arange(12)
mask = array > 6
subarray = array[mask]

print(f'Array: ₩n{array}₩n')
print(f'Mask or Boolean array: ₩n{mask}₩n')
print(f'sub-array: ₩n{}₩n')
```

```
Array:
[ 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11]

Mask or Boolean array:
[False False False False False False True True True True]

sub-array:
[ 7 8 9 10 11]
```

- Boolean indexing or "masking"
 - 비교 연산자와 and/or/not 을 결합하여 복잡한 조건문을 생성 가능
 - and/or/not : &/|/!

```
print(f'array:\(\Pi\n\\array\)\\\\n')
print(f'1st:\(\Pi\n\\array\)\(\Pi\n')\)
print(f'2nd:\(\Pi\n\\array\)\(\Pi\n')\)
print(f'2nd:\(\Pi\n\\array\)\(\Pi\n')\)
print(f'3rd:\(\Pi\n\\array\)\(2 != array) & (array != 7) & (array != 10)]\(\Pi\)')
```

```
Array:
[ 0  1  2  3  4  5  6  7  8  9  10  11]

1st:
[ 2  10  11]

2nd:
[ 0  2  4  6  8  10  11]

3rd:
[ 0  1  3  4  5  6  8  9  11]
```

- Random sampling
- Setting a seed
- histogram

- Random Sampling (updated)
 - version 1.17.0 부터 random generator 기능이 업데이트 됨
 - np.random.random → np.random.default_rng.random
 - 하지만, np.random 을 강의에서는 np.random 을 사용

from numpy import random sample = random.random((3,3)



from numpy.random import default_rng rng = default_rng() sample = rng.random((3,3))

- Basic Random Sampling
 - randint() : 범위내의 정수 값을 무작위로 추출
 - random() : 원하는 형태의 [0, 1) 사이의 실수를 무작위로 추출
 - choice(): 1차원 array 에서 무작위로 추출

```
a = np.random.randint(10)
b = np.random.randint(10, size=5)
print(a)
print(b)
```

[output]

8 [9 3 3 5 8]

- Basic Random Sampling
 - integers() : 범위내의 정수 값을 무작위로 추출
 - random() : 원하는 형태의 [0, 1) 사이의 실수를 무작위로 추출
 - choice() : 1차원 array 에서 무작위로 추출

```
a = np.random.random()
b = np.random.random((3,))
c = np.random.random((3,3))
print(f'a₩n')
print(f'b₩n')
print(f'c')
```

[output]

0.6419758158608625

[0.42937336 0.52477446 0.02976526]

[[0.3604225 0.88741889 0.07464158] [0.36458258 0.75476422 0.26216883] [0.69558381 0.49518423 0.77079096]]

- Basic Random Sampling
 - integers() : 범위내의 정수 값을 무작위로 추출
 - random() : 원하는 형태의 [0, 1) 사이의 실수를 무작위로 추출
 - choice() : 1차원 array 에서 무작위로 추출

```
array = np.arange(10)
a = np.random.choice(array)
b = np random..choice(array, 5)
c = np random..choice(array, 5, replace=False)

print(f'a₩n')
print(f'b₩n')
print(f'c')
```

[output]

1

[2 7 2 1 6]

[2 8 3 6 9]

- Setting a Seed
 - 무작위 추출의 재연을 위해서 Seed 값을 부여할 수 있다.
 - seed 값은 임의의 정수를 택하면 된다.

```
np.random.seed(9320)
a = np.random.randint(10, size=5)
b = np.random.randint(10, size=5)
c = np.random.randint(10, size=5)

# sample again!
np.random.seed(9320)
a = np.random.randint(10, size=5)
b = np.random.randint(10, size=5)
c = np.random.randint(10, size=5)
```

[output]

```
[0 2 1 0 4]
[2 2 2 3 1]
[3 1 1 0 1]

# sample again!
[0 2 1 0 4]
[2 2 2 3 1]
[3 1 1 0 1]
```

Histogram

- 주어진 값으로부터 도수분포표를 작성해 준다.
- 계급값, 범위, 계급 가중치, 확률밀도 등의 인자를 지정 가능

```
array = np.arange(10)
data = np.random.choice(10, size=100)
hist_1 = np.histogram(data)
hist_2 = np.histogram(data, bins=np.arange(10))
```

[output]

```
(array([ 7, 6, 11, 10, 11, 8, 14, 9, 10, 14], dtype=int64), array([0., 0.9, 1.8, 2.7, 3.6, 4.5, 5.4, 6.3, 7.2, 8.1, 9. ]))
(array([ 7, 6, 11, 10, 11, 8, 14, 9, 24], dtype=int64), array([0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]))
```

- Basic vector operations
- Basic matrix operations
- eigendecomposition
- svd

Basic vector operations

```
x, y = np.arange(3), np.arange(4,7) alpha, beta = 2, 3 
print(f"Vector x: {x}, vector y: {y}\mathbb{\pm}n") 
print(f"Vector addition: {x + y}\mathbb{\pm}n") 
print(f"Vector scalar-multiplication: {x * alpha}\mathbb{\pm}n") 
print(f"Linear combinations of vectors: {x*alpha + y*beta}\mathbb{\pm}n") 
print(f"Vector-vector multiplication: dot product: {x @ y}\mathbb{\pm}n")
```

Vector x: [0 1 2], vector y: [4 5 6]

Vector addition: [4 6 8]

Vector scalar-multiplication: [0 2 4]

Linear combinations of vectors: [12 17 22]

Vector-vector multiplication: dot product: 17

Basic matrix operations

```
A, B, C = np.arange(1, 10).reshape(3,3), np.arange(11, 20).reshape(3,3), np.random.rand(3,3)

print(f"Matrix A:\nabla n\text{N}\{A}\nabla n")
print(f"Matrix B:\nabla n\text{B}\nabla n")
print(f"Matrix-matrix addition:\nabla n\text{A+B}\n")
print(f"Matrix-scalar multiplication:\nabla n\text{A*alpha}\n")
```

[output]

```
Matrix A:
[[1 2 3]
[4 5 6]
[7 8 9]]
Matrix B:
[[11 12 13]
[14 15 16]
[17 18 19]]
Matrix-matrix addition:
[[12 14 16]
[18 20 22]
[24 26 28]]
Matrix-scalar multiplication:
[[ 2 4 6]
[ 8 10 12]
[14 16 18]]
```

Basic matrix operations

```
A, B, C = np.arange(1, 10).reshape(3,3), np.arange(11, 20).reshape(3,3), np.random.rand(3,3)

print(f"Matrix-vector multiplication: dot product:\(\psi\)n{A @ x}\(\psi\)n")

print(f"Matrix-matrix multiplication: dot product:\(\psi\)n{A @ B}\(\psi\)n")

print(f"Matrix inverse:\(\psi\)n{A.T}\(\psi\)n")

print(f"Matrix transpose:\(\psi\)n{A.T}\(\psi\)n")

print(f"Hadamard product: \(\psi\)n{A * B}")
```

```
Matrix-vector multiplication: dot
product:
[8 17 26]
Matrix-matrix multiplication: dot
product:
[[ 90 96 102]
[216 231 246]
[342 366 390]]
Matrix inverse:
[[-21.32169045 -3.8131569
38.56457317]
[ 4.50732439  3.31820901 -
12.24388988]
[ 7.14926296 -0.18735867 -
8.81170042]]
Matrix transpose:
[[1 4 7]
[2 5 8]
[3 6 9]]
Hadamard product:
[[ 11 24 39]
 56 75 96]
[119 144 171]]
```

eigendecomposition

```
eigen_values, eigen_vectors = np.linalg.eig(C)
print(f"Matrix eigenvalues:₩n{eigen_values}₩n₩nMatrix
eigenvectors:₩n{eigen_vectors}")
```

```
Matrix eigenvalues:
```

[1.68949164 -0.03099435 0.20589414]

Matrix eigenvectors:

[[-0.49129322 -0.93332275 0.55829177]

[-0.79415823 0.21672628 -0.77249178]

[-0.35769216 0.28624879 0.30259999]]

singular value decomposition

```
U, S, T = np.linalg.svd(C)

print(f'Left orthogonal matrix C:\\mathbb{H}n\{np.round(U, 2)\}\mathbb{H}n')

print(f'Singular values diagonal matrix C:\\mathbb{H}n\{np.round(S, 2)\}\mathbb{H}n')

print(f'Right orthogonal matrix C:\\mathbb{H}n\{np.round(T, 2)\}')
```

```
Left orthogonal matrix C:
[[-0.54 -0.69 0.48]
[-0.75 0.65 0.09]
[-0.38 -0.31 -0.87]]

Singular values diagonal matrix C:
[1.89 0.27 0.02]

Right orthogonal matrix C:
[[-0.36 -0.57 -0.74]
[ 0.07 0.77 -0.63]
[-0.93 0.28 0.23]]
```