DEEP LEARNING WITH PYTORCH

◆ 오픈 프레임워크 비교

	장점	단점
텐서플로 (Tensorflow)	• 텐서보드 통해 파라미터 변화 양상 및 구조 확 인 가능	• 메모리 효율적으로 사용하지 못함
케라스 (Keras)	• 배우기 쉽고 모델 구축 쉬움	• 오류 발생할 경우 케라스 문제인지 텐서플로우 문제인지 알 수 없음
파이토치 (Pytorch)	간단하고 직관적으로 학습 가능속도 대비 빠른 최적화 가능	텐서플로우 비해 사용자층이 얕음예제 및 자료 구하기 힘듦

Pytorch

- ❖페이스북 AI 리서치 랩 (FAIR)에서 2016년 9월 최초 출시 루아(Lua)언어로 개발
- ❖파이썬의 넘파이(NumPy) 라이브러리처럼 **과학 연산 위한 라이브러리로 공개**
- ❖ 이후 발전을 거듭하면서 **딥러닝 프레임워크로 발전**
- ❖ Numpy와 유사한 구조
- ❖ 동적계산그래프(Define by Run)
- ❖ GPU사용 가능해서 속도가 상당히 빠름

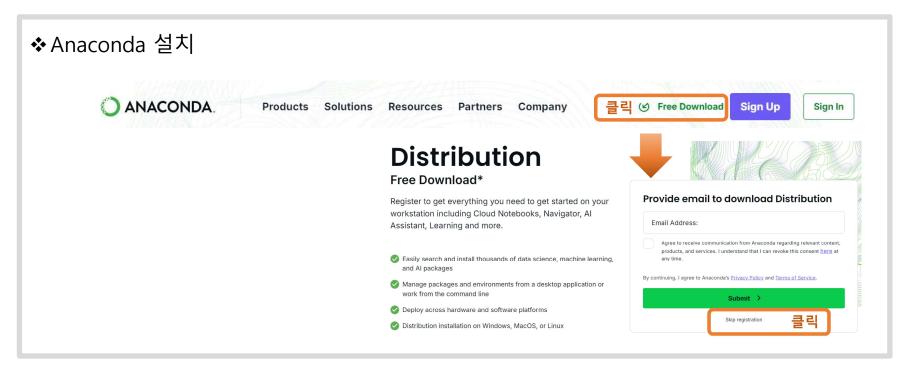
◆ Pytorch 개발환경 구축

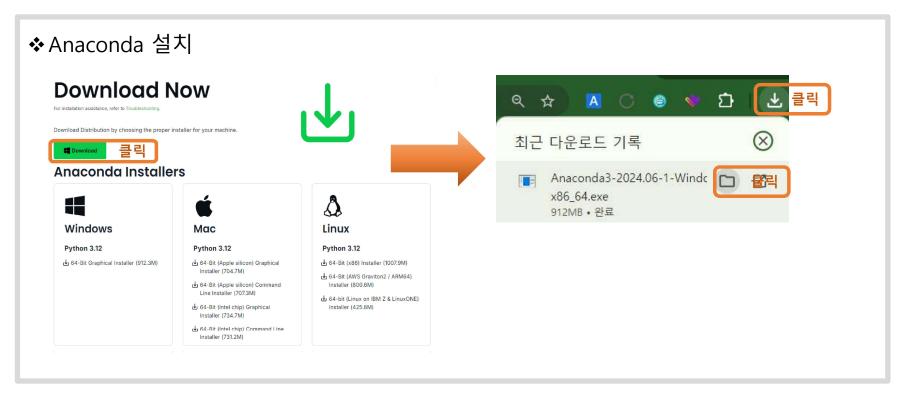
 ❖ 버전
 : 테스트 및 지원되고 있는 가장 최근 PyTorch 버전

Preview 버전 : 아직 완전히 테스트/지원 되지 않는 최신 버전. 매일 밤 업데이트

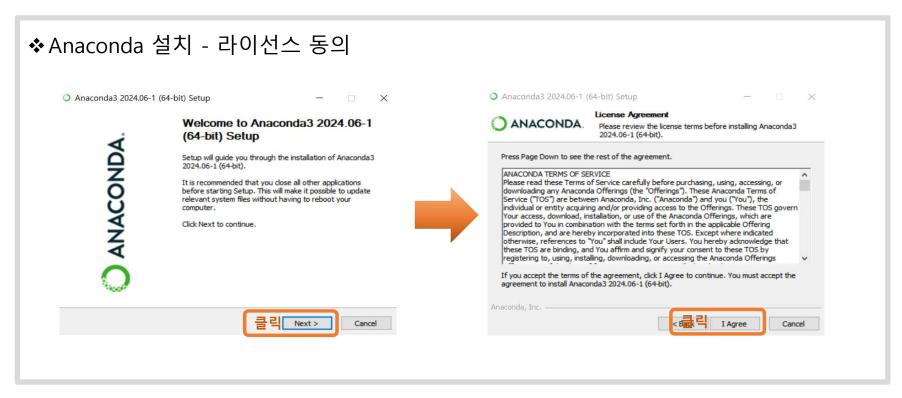
❖ 의존성 패키지 버전

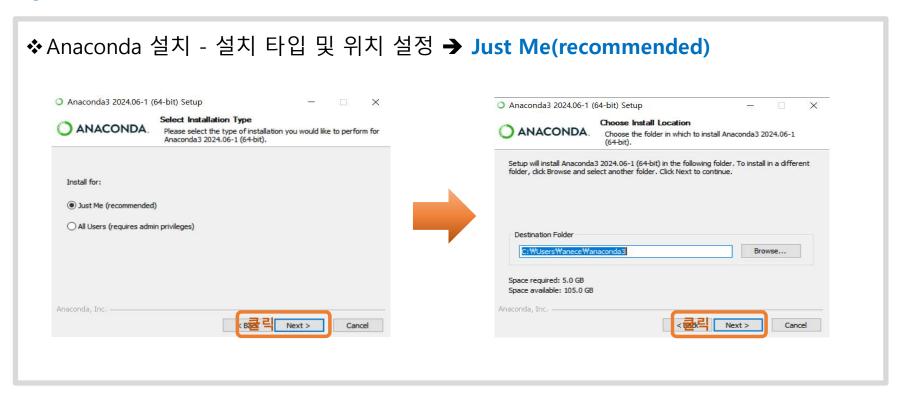
Python : 3.8 이상

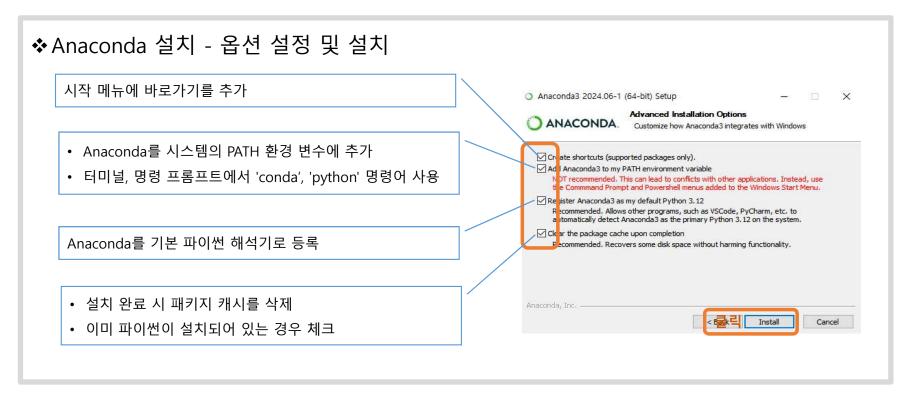


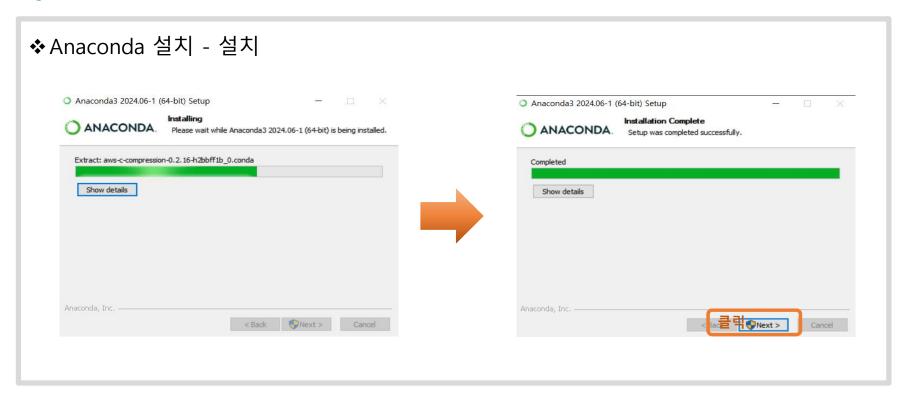


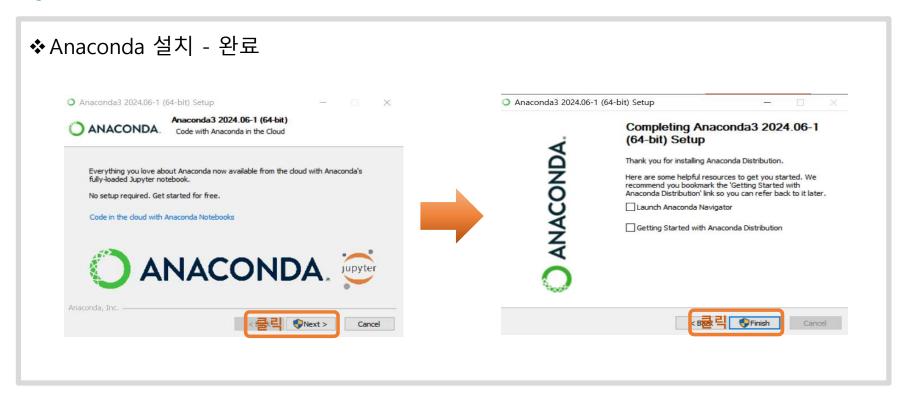












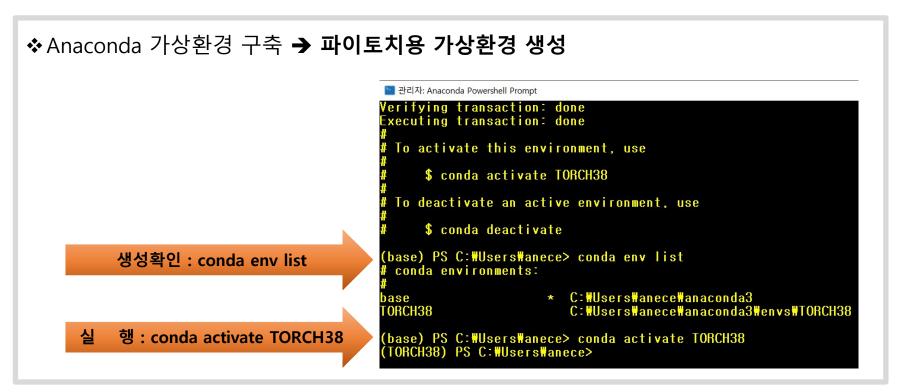


```
❖ Anaconda 가상환경 구축 → 파이토치용 가상환경 생성

생성명령어 > conda create -n TORCH38 python=3.8

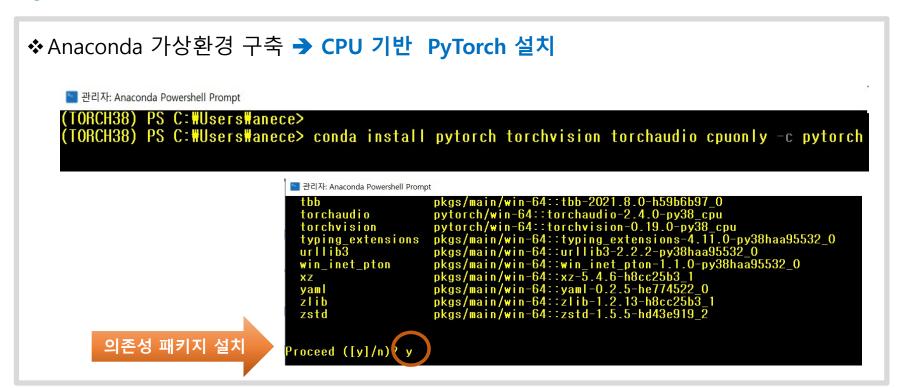
□ 관리자: Anaconda Powershell Prompt
(base) PS C: #Users #anece> conda env list
# conda environments:
# base * C: #Users #anece #anaconda3
(base) PS C: #Users #anece> conda create -n TORCH38 python=3.8
```

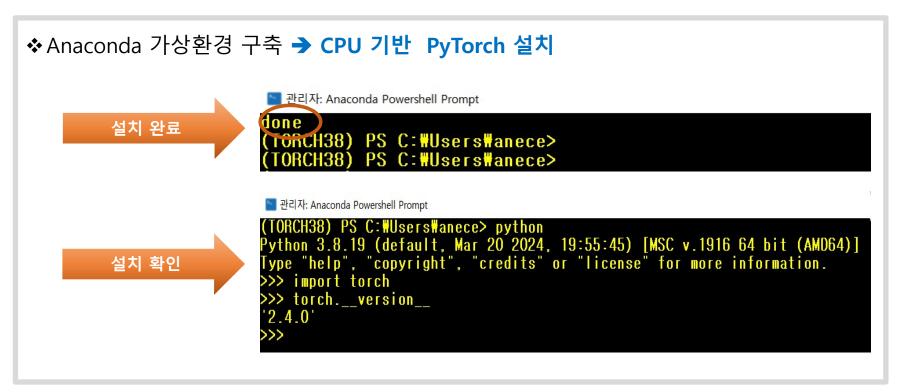












◆ Pytorch 패키지 구성

■ torch : 신경망 구성 기본 모듈, 텐서 생성, 과학 수치 계산 기능

■ torch.autograd : 자동미분 기능 제공 모듈

■ torch.nn : 인공신경망 관련 모듈

■ torch.multiprocessing : 병렬처리 기능 제공 모듈

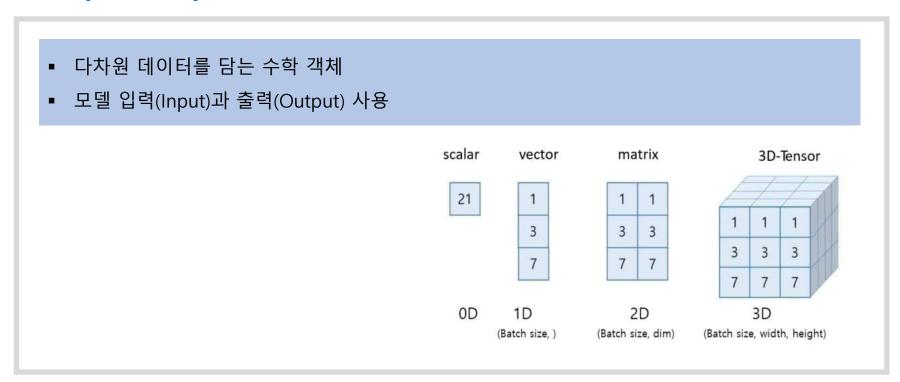
■ torch.utils : 데이터 조작 및 유틸 기능 제공 모듈

■ torch.legacy : ./nn/.optim 포팅해온 코드 관련 모듈

■ torch.onnx : Open Neural Network Exchange 다른 프레임워크간 모델 공유

◆ Pytorch GPU 가용 여부 체크

```
❖ Pytorch의 GPU 활용 가능 체크
import torch
if torch.cuda.is_available():
print(f'Current Device : {torch.cuda.current_device()}')
print(f'Device Name : {torch.cuda.get_device_name()}')
print(f'Device Capability : {torch.cuda.get_device_capability()}')
else:
print("No GPU")
```



```
      ❖ 학습데이터와 텐서 형태

      → 시계열 데이터
      : 3D Tensor
      shape(smaples, timesteps, feature)

      → 이미지 데이터
      : 3D Tensor
      shape(samples, height, width)

      → 이미지 데이터
      : 4D Tensor
      shape(samples, height, width, channels)

      → 비디오 데이터
      : 5D Tensor
      shape(samples, frames, height, width, channels)
```

- ❖ Tensor 객체
 - → 속성/필드/attribute/property
 - → 기능/역할/function/method
- ❖ 속성 및 메서드 사용법
 - → Tensor객체변수명.속성
 - → Tensor객체변수명.메서드()

```
◆ 기본 속성

→ 모양
: Tensor.shape

→ 자료형
: Tensor.dtype

→ 차원
: Tensor.ndim

→ 저장장치
: Tensor.device

→ CPU, GPU
```

◆ 텐서(Tensor) 살펴보기

❖ 자료형 - 정수형(Integer)

Data Type	dtype	CPU TENSOR	GPU TENSOR
Data Type	표기 : torch.XXX	표기 : torch.XXX	표기 : torch.cuda.XXX
8bit unsigned integer	uint8	ByteTensor	ByteTensor
8bit integer	int8	CharTensor	CharTensor
16bit integer	int16 OR short	ShortTensor	ShortTensor
32bit intetger	int32 OR int	IntTensor	IntTensor
64bit intetger	int64 OR long	LongTensor	LongTensor

◆ 텐서(Tensor) 살펴보기

❖ 자료형 - 실수형(Floating Point)

Data Type	dtype	CPU TENSOR	GPU TENSOR
Duta Type	표기 : torch.XXX	표기 : torch.XXX	표기 : torch.cuda.XXX
16hit Floating Doint	float16 OR half	HalfTensor	HalfTensor
16bit Floating Point	bfloat16	BFloat16Tensor	BFloat16Tensor
32bit Floating Point	float32 OR float	FloatTensor	FloatTensor
64bit Floating Point	float64 OR double	DoubleTensor	DoubleTensor

◆ 텐서(Tensor) 살펴보기

❖ 자료형 - 논리형(Boolean : True, False만 값으로 가지는 타입

Data Type	dtype	CPU TENSOR	GPU TENSOR
Data Type	표기 : torch.XXX	표기 : torch.XXX	표기 : torch.cuda.XXX
Boolean	bool	BoolTensor	BoolTensor

◆ 텐서(Tensor) 생성

```
❖ 원하는 값으로 채운 텐서 생성 → torch.tensor(데이터)
                                                  import torch
                                                   # 함수기능: 텐서 속성 정보 출력 함수
                                                   def printlnfo(obj, obj_name):
                                                                          print(f'\n[{obj_name}]')
                                                                         print(f'shape : {obj.shape}')
                                                                          print(f'ndim : {obj.ndim}차원')
                                                                          print(f'dtype : {obj.dtype}')
                                                                           print(f'device : {obj.device}')
                                                                         print(f'data :\footing noting no
```

◆ 텐서(Tensor) 생성

◆ 텐서(Tensor) 생성

◆ 텐서(Tensor) 생성

◆ 텐서(Tensor) 생성

❖ 임의의 정규분포 범위 랜덤 값으로 채운 텐서 생성 → torch.randn()

◆ 텐서(Tensor) 생성

❖ 임의의 정수 랜덤 값으로 채운 텐서 생성 → torch.randint()

◆ 텐서(Tensor) 생성

❖ 값의 범위에 균등한 간격의 숫자로 채운 텐서 생성 → torch.linspace()

◆ 텐서(Tensor) 변환

❖ ndarray 객체 → 텐서 변환

데이터 공유 Sharing	데이터 복사 Copy
touch.as_tensor()	touch.tensor()
touch.from_numpy()	touch.Tensor()

◆ 텐서(Tensor) 자료형 변환

- ❖ 형변환 (Type Casting)
 - 데이터의 자료형을 변경하는 것을 의미
 - 종류
 - → 묵시적 형변환 : 시스템에서 자동 형변환, 작은 데이터 >> 큰 데이터, 데이터 손실 없는 경우 진행
 - → 명시적 형변환 : 개발자가 함수 및 메서드 활용하여 진행

◆ 텐서(Tensor) 자료형 변환

```
❖ float32 → int32 형변환: torch.type(변환데이터타입)
import torch
import numpy as np
torch.manual_seed(1)
# 3차원 텐서 생성
ten1=torch.randn((2,2,2))
print(f'ten1.dtype: {ten1.dtype}')
# float32 ==> float64 변환
ten1=ten1.type(torch.float64)
print(f'ten1.dtype: {ten1.dtype}')
```

◆ 텐서(Tensor) 자료형 변환

❖ float32 → int32 형변환 : torch.type(변환데이터타입)
import torch

import numpy as np

torch.manual_seed(1)

3차원 텐서 생성

ten1=torch.randn((2,2,2))

print(f'ten1.dtype : {ten1.dtype}')

float32 ==> int64 변환

ten2=ten1.type(torch.int64)

print(f'ten2.dtype : {ten2.dtype}')

◆ 텐서(Tensor) 자료형 변환

```
❖ float32 → int32 형변환: torch.타입명()

import torch
import numpy as np

torch.manual_seed(1)

# 3차원 텐서 생성
ten1=torch.randn((2,2,2))
print(f'ten1.dtype: {ten1.dtype}')

# float32 ==> int32 변환
ten1=ten1.int()
print(f'ten1.dtype: {ten1.dtype}')
```

◆ 텐서(Tensor) 자료형 변환

```
❖ float32 → int32 형변환: torch.to( torch.타입명)

import torch
import numpy as np

torch.manual_seed(1)

# 3차원 텐서 생성
ten1=torch.randn((2,2,2))
print(f'ten1.dtype: {ten1.dtype}')

# float32 ==> int32 변환
ten1=ten1.to( torch.int32 )
print(f'ten1.dtype: {ten1.dtype}')
```

◆ 원소/요소 다루기

❖ 인덱싱(INDEXING)

■ 원소/요소 : 텐서를 구성하는 하나 하나 데이터

■ 인덱싱 : 원소 하나 하나를 식별하기 위한 Zero-base의 정수 번호

■ 접근/읽기 : 변수명[인덱스 번호]

torch.tensor([11, 22, 33])

인덱스 0 1 2 인덱스 -3 -2 -1

◆ 원소/요소 다루기

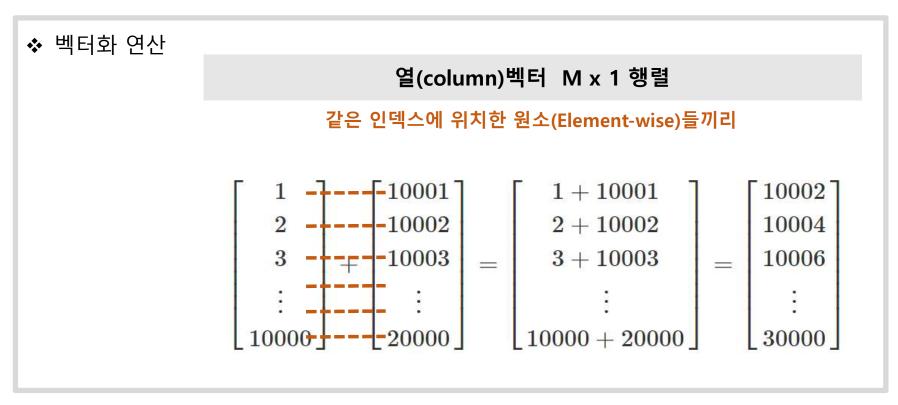
❖ 인덱싱(INDEXING)
 import torch
 import numpy as np
 ten1 = torch.tensor([0., 1., 2., 3.])
 # 원소값 읽기 => 객체변수명[인덱스]
 print(ten1[0], ten1[-1])
 print(ten1[[1, -1]])

◆ 원소/요소 다루기

- ❖ 슬라이싱(SLICING)
 - 연속된 원소/요소를 읽어오는 방식
 - 형 식 : 변수명[시작인덱스: 끝인덱스+1]

◆ 원소/요소 다루기

❖ 슬라이싱(SLICING)
 import torch
 import numpy as np
 ten1 = torch.tensor([0., 1., 2., 3.])
 # 원소값 읽기 => 객체변수명[시작인덱스:끝인덱스+1]
 print(ten1[0 : 2])
 print(ten1[:-2])



- ❖ 브로드캐스팅(BROADCASTING)
 - 서로 크기 다른 행렬들이 사칙연산 수행할 수 있도록 **자동 크기 조정 연산 수행**
 - 서로 다른 shape 가진 array의 산술 연산이 가능하도록 하는 것

$$x=egin{bmatrix}0\1\2\3\4\end{bmatrix},\quad x+1=egin{bmatrix}0\1\2\3\4\end{bmatrix}+1=?$$

자동확장
$$\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{bmatrix} + 1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{bmatrix}$$

◆ 텐서 연산

- ❖ 브로드캐스팅(BROADCASTING)
 - 서로 크기 다른 행렬들이 사칙연산 수행할 수 있도록 **자동 크기 조정 연산 수행**
 - 서로 다른 shape 가진 array의 산술 연산이 가능하도록 하는 것

자동확장 행(row) 갯수일치

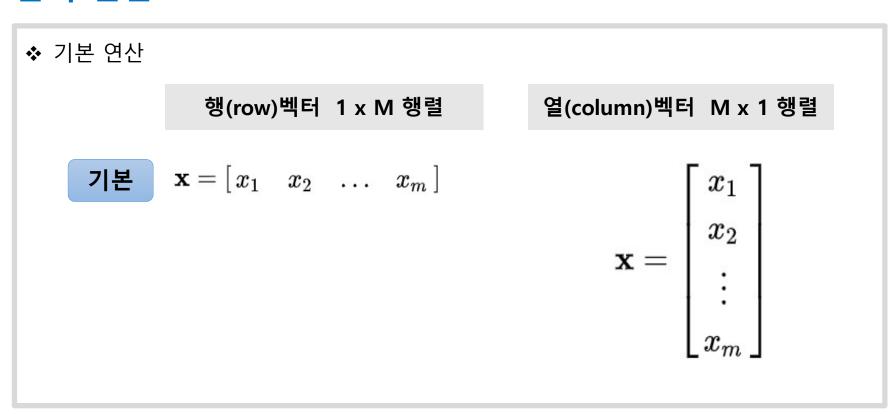
$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 4 \\ 3 & 4 & 5 \\ 4 & 5 & 6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 3 \\ 2 & 3 & 4 \\ 3 & 4 & 5 \\ 4 & 5 & 6 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 2 \\ 3 & 3 & 3 \\ 4 & 4 & 4 \end{bmatrix}$$

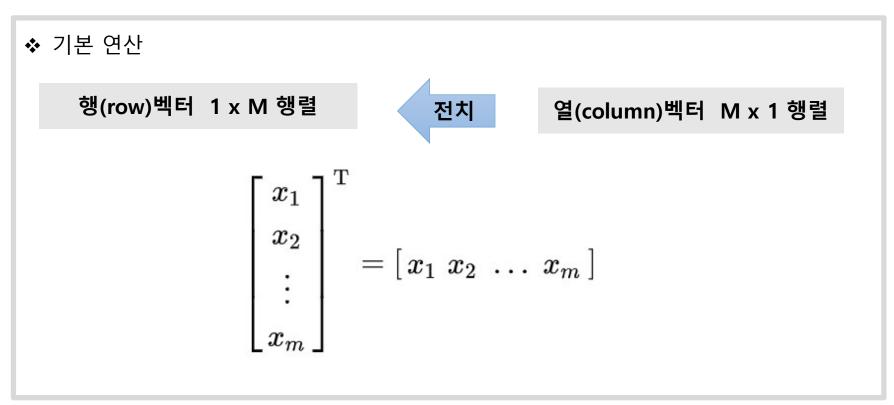
- ❖ 브로드캐스팅(BROADCASTING)
 - 서로 크기 다른 행렬들이 사칙연산 수행할 수 있도록 **자동 크기 조정 연산 수행**
 - 서로 다른 shape 가진 array의 산술 연산이 가능하도록 하는 것



- ❖ 브로드캐스팅(BROADCASTING)
 - 서로 크기 다른 행렬들이 사칙연산 수행할 수 있도록 **자동 크기 조정 연산 수행**
 - 서로 다른 shape 가진 array의 산술 연산이 가능하도록 하는 것







```
    ◆ 브로드캐스팅(BROADCASTING)
    # Case 1 : 같은 크기 행렬
    m1 = torch.FloatTensor([[3, 4]])
    m2 = torch.FloatTensor([[2, 5]])
    m3=m1+m2
    print(m3, m3.shape)
```

```
❖ 브로드캐스팅(BROADCASTING)

# Case 2 : 벡터와 행렬

m1 = torch.FloatTensor([[1, 2]])

m2 = torch.FloatTensor([3])

m3 = m1 + m2

print(m3, m3.shape)
```

CONTROL ELEMENTS

◆ 텐서 연산

```
    ◆ 브로드캐스팅(BROADCASTING)
    # Case 3: 크기 다른 두 개 행렬
    m1 = torch.FloatTensor([[1, 2]])
    m2 = torch.FloatTensor([[3], [4]])
    m3 = m1 + m2
    print(m3, m3.shape)
```

CONTROL ELEMENTS

◆ 텐서 연산

❖ 원소 곱셈 mul() - element-wise

m1 = torch.FloatTensor([[1, 2], [3, 4]])
m2 = torch.FloatTensor([[1], [2]])

print('Shape of Matrix 1: ', m1.shape)
print('Shape of Matrix 2: ', m2.shape)

print(m1 * m2)
print(m1.mul(m2))

CONTROL ELEMENTS

◆ Tensor 연산

❖ 행렬 곱셈 matmul() # 필수 조건 ==> (행,열)*(행*열) m1 = torch.FloatTensor([[1, 2], [3, 4]])[[1., 2.], [[1.], m2 = torch.FloatTensor([[1], [2]]) [2.]] [3., 4.]] print('Shape of Matrix 1: ', m1.shape) print('Shape of Matrix 2: ', m2.shape) [[1., 2.], [[1.],[3., 4.] [2.]] m12= m1.matmul(m2) print(m12.shape)

◆ Tensor 내부 구조

STORAGE

- 텐서를 효율적으로 다룰 수 있도록 만들어주는 이 1차원 배열
- 1차원 텐서이든, 2차원 텐서이든, n차원 텐서이든 메모리 안에는 1차원 배열 형태로 저장
- 구성 : offset + stride
- offser
 - → 첫 번째 원소가 storage에 저장되어 있는 인덱스
- stride
 - → 텐서 안의 어떤 한 값에서 다음 원소를 얻기 위하여 storage에서 뛰어넘어야할 인덱스의 개수
 - → 표기 형식: 다음 행 원소 얻기위해 n만큼, 다음 열 원소 얻기위해 m만큼 → (n, m)

◆ Tensor 내부 구조

❖ Stroge 정보 출력 함수

```
def printStorage(obj, obj_name):
    print(f"\mun==== [{obj_name}] 기본정보====")
    print(f'Shape : {obj.shape}')
    print(f'Dim : {obj.ndim}D')
    print(f'DType : {obj.dtype}')
    print(f'itemsize: {obj.itemsize}')

print("==== STORAGE ====")
    print("Offset: ", obj.storage_offset())
    print("Strides: ",obj.stride())
    print("==============")
    print(obj.untyped_storage())
```

◆ Tensor 내부 구조

❖ Tsensor 생성

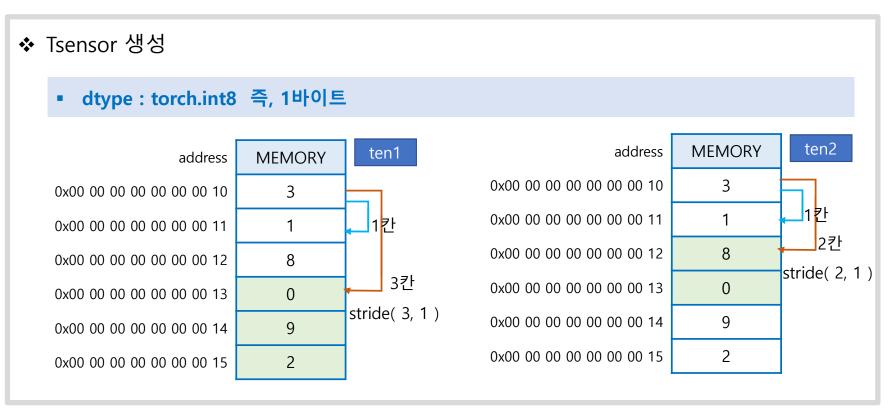
```
import torch

ten1 = torch.tensor([[3,1,8], [0,9,2]], dtype=torch.int8)

ten2 = torch.tensor([[3,1],[8, 0],[9,2]], dtype=torch.int8)

printStorage(ten1,'ten1')
printStorage(ten2,'ten2')
```

◆ Tensor 내부 구조



◆ Tensor 내부 구조

❖ 결과

```
==== [ten1] 기 본 정 보 ====
                                               ==== [ten2] 기 본 정 보 ====
Shape : torch.Size([2, 3])
                                               Shape : torch.Size([3, 2])
Dim : 2D
                                                    : 2D
                                               Dim
DType : torch.int8
                                               DType : torch.int8
itemsize: 1
                                               itemsize: 1
==== STORAGE ====
                                               ==== STORAGE ====
Offset: 0
                                               Offset: 0
Strides: (3, 1)
                                               Strides: (2, 1)
-----
                                               ______
[torch.storage.UntypedStorage(device=cpu) of size 6]
                                               [torch.storage.UntypedStorage(device=cpu) of size 6]
```

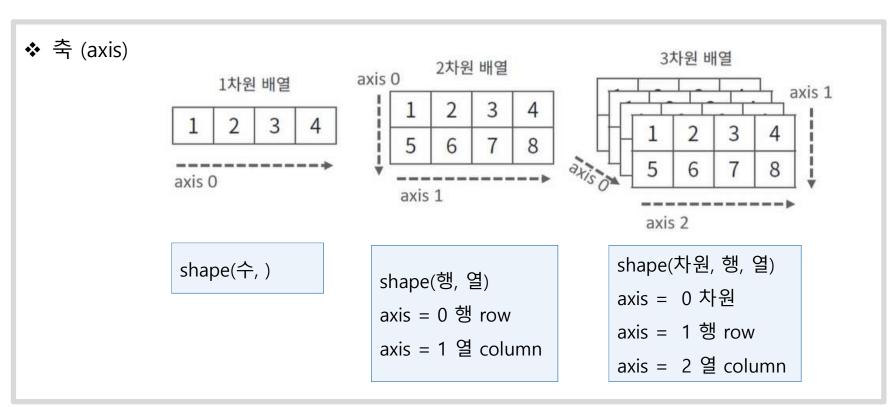
- Tensor.reshape()
 - 형태/모양 변경된 텐서의 copy 텐서 또는 view 텐서 반환
 - → view Tensor 란? tensor 메모리 주소 그대로 두고 모양만 변경한 Tensor
 - → copy Tensor란? 동일한 데이터를 새로루 메모리 주소에 생성한 Tensor
 - 형식: tensor객체.reshape(행 [, 열])

◆ Tensor 형태/모양 변경

❖ Tensor.reshape()
import torch
ten1=torch.tensor([11,22,33,44,55,66])
ten2=ten1.reshape(-1,1,1) # -1 의미: 원소 개수에 맞게 알아서 배정 print(ten2, ten2.ndim)
ten3=ten2.reshape(-1) print(ten3, ten3.ndim)

- Tensor.view()
 - 형태/모양 변경된 텐서의 view 텐서 반환
 - → 기존 Tensor와 memory 공간 공유
 - → stride 크기만 변경
 - 형식: tensor객체.view(행[, 열])

```
❖ Tensor.view()
import torch
ten1=torch.tensor([11,22,33,44,55,66])
ten2=ten1.view(-1,1,1) # -1 의미: 원소 개수에 맞게 알아서 배정
print(ten2, ten2.ndim)
ten3=ten2.view(-1)
print(ten3, ten3.ndim)
```



- Tensor.transpose()
 - 2개 축/차원 맞교환하여 형태/모양 변경된 텐서 반환
 - 형식: tensor객체.transpose (축0, 축1, 축2)

- Tensor.permute()
 - 모든 축/차원 맞교환하여 형태/모양 변경된 텐서 반환
 - 형식: tensor객체.permute (축0, 축1, 축2)

- torch.squeeze(tensor)
 - 1인 차원을 모두 제거하여 텐서 형태/모양 변경
 - 차원 지정하면 해당 **차원이 1인 경우 제거**
- tensor.unsqueeze(dim)
 - 지정된 차원에 1인 차원을 생성하여 텐서 형태/모양 변경

- Contiguous
 - 메모리 안에 끊어지지 않은 block안에 저장되어 있는 어레이
 - 어레이의 다음 값에 접근하기 위해, 메모리의 다음 주소로 이동