본 영상 교재는
2025년도 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의
SW중심대학 사업의 지원을 받아 제작되었습니다.

한국항공대학교
Korea Aerospace University

KAU
AI융합대학

SW중심대학

PyTorch 코딩

Dataset

PyTorch Dataset

01

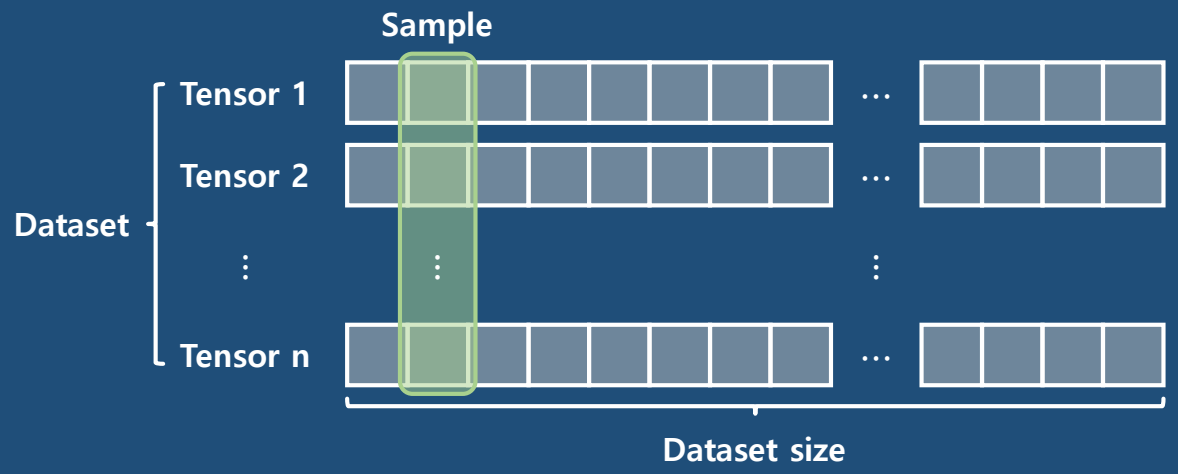
PyTorch Dataset

- PyTorch Dataset
  - PyTorch의 ANN training 및 test를 위한 데이터를 관리하는 클래스
  - DataLoader 클래스와 함께 활용하여 mini-batch를 쉽게 생성할 수 있음
    - Mini-batch 관련 기능은 DataLoader 클래스가 전담
    - Dataset 클래스는 mini-batch 생성과 상관 없이 쉽게 개발할 수 있음
  - Data 처리 작업을 mini-batch 생성 및 ANN 코드와 분리하여 프로그램의 개발 및 유지 / 보수를 쉽게 해줌

  - TensorDataset, ImageFolder 등, 가지고 있는 데이터를 하나의 dataset으로 쉽게 만들어주는 클래스 지원
  - Torchvision, Torchaudio 등, 다양한 유명 dataset을 쉽게 활용하기 위한 클래스 제공

PyTorch Dataset

- TensorDataset
  - 임의의 tensor들을 모아 하나의 dataset으로 만들어주는 클래스



- 모든 tensor들의 첫 번째 차원이 dataset 크기가 됨
  - 따라서 모든 tensor들의 첫 번째 차원이 같아야 함

PyTorch Dataset

- TensorDataset
  - 2개의 tensor로 TensorDataset 인스턴스 생성하기

```
> import torch
> from torch.utils.data import TensorDataset, DataLoader          # TensorDataset 클래스

> dataset_size     = 1024
> tensor1          = torch.rand([dataset_size])                   # 임의의 tensor 생성
> tensor2          = tensor1 * 2

> dataset = TensorDataset(tensor1, tensor2)                       # Tensor들을 모아 하나의 dataset으로 생성, 모든 tensor들의 첫 번째 차원이 같아야 함
> print(f'Dataset size: {len(dataset)}')                          # Dataset 크기 확인

> x, t = dataset[0]                                               # 2개의 tensor로 이루어져 있으므로, 각 sample는 2개의 원소로 이루어짐
> print(x, t)

> mini_batch_size = 4
> dataloader  = DataLoader(dataset, mini_batch_size, shuffle = True)   # 위에서 생성한 dataset을 data loader와 연결

> for x, t in dataloader:                                         # 2개의 tensor로 이루어져 있으므로, 각 sample는 2개의 원소로 이루어짐
>     print(x, t)
>     break
```

PyTorch Dataset

- TensorDataset
  - 2개 초과의 tensor로 TensorDataset 인스턴스 생성하기

```
import torch
from torch.utils.data import TensorDataset, DataLoader

dataset_size    = 1024
tensor1         = torch.rand([dataset_size, 3])          # 다차원 tensor도 활용 가능
tensor2         = torch.rand([dataset_size, 3])
tensor3         = torch.sum(tensor1 + tensor2, dim = 1)
tensor4         = torch.sum(tensor1 * tensor2, dim = 1)

dataset = TensorDataset(tensor1, tensor2, tensor3, tensor4)   # Tensor들을 모아 하나의 dataset으로 생성, 모든 tensor들의 첫 번째 차원이 같아야 함
print(f'Dataset size: {len(dataset)}')

x1, x2, t1, t2 = dataset[0]                              # 4개의 tensor로 이루어져 있으므로, 각 sample는 4개의 원소로 이루어짐
print(x1, x2, t1, t2)

mini_batch_size = 4
dataloader  = DataLoader(dataset, mini_batch_size, shuffle = True)

for x1, x2, t1, t2 in dataloader:                        # 4개의 tensor로 이루어져 있으므로, 각 sample는 4개의 원소로 이루어짐
    print(x1, x2, t1, t2)
    break
```

Torchvision Dataset

02

Torchvision Dataset

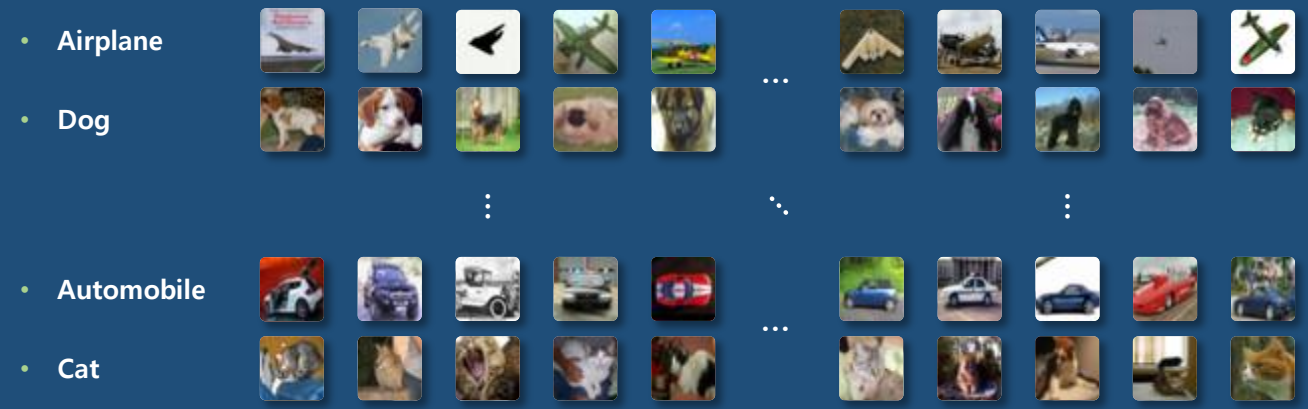
- Torchvision Datasets
  - PyTorch가 제공하는 이미지 처리 dataset 라이브러리

  - Torchvision가 지원하는 다양한 이미지 처리 dataset
    - CIFAR, ImageNet, MNIST 등 : 이미지 속 주요 물체의 종류를 맞추는 classification dataset
    - PASCAL VOC, MS coco 등 : 이미지 속 여러 물체들의 위치, 크기, 종류를 맞추는 object detection dataset
    - PASCAL VOC, Cityscapes 등 : 이미지 속 물체가 무엇인지 픽셀별로 맞추는 semantic segmentation dataset
    - KITTI, CarlaStereo 등 : 스테레오 이미지 속 동일 물체가 나타난 위치를 맞추는 stereo matching dataset
    - KITTI, FlyingChairs 등 : 연속 이미지 속 물체의 이동 방향과 속도를 픽셀별로 맞추는 optical flow dataset
    - MS coco 등 : 이미지의 내용을 자연어로 묘사한 image caption dataset
    - 기타 등등

  - 일부 dataset의 경우 데이터 파일을 직접 다운 받은 뒤 활용해야 함
  - 각 dataset 클래스의 활용법은 Torchvision documentation에서 확인 가능
    - Torchvision dataset : https://pytorch.org/vision/stable/datasets.html

Torchvision Dataset

- Torchvision Datasets
  - CIFAR 100



- 32 × 32 RGB 이미지를 100가지의 class로 나눈 dataset
- 총 60,000개의 sample 제공(50,000개의 training sample과 10,000개의 test sample 제공)

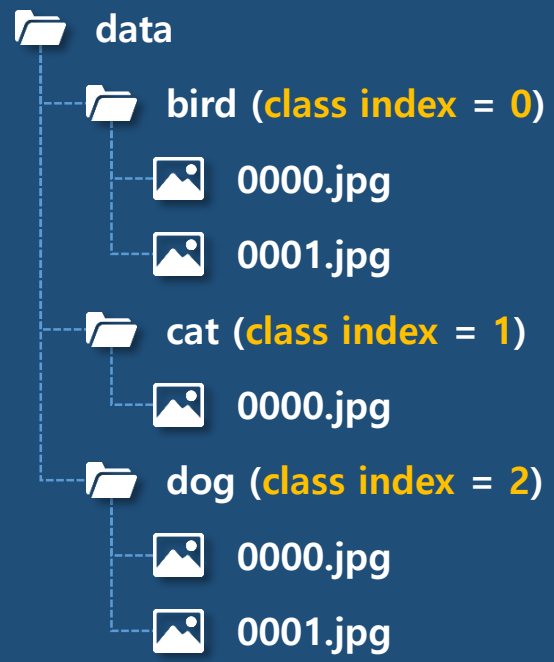
Torchvision Dataset

- Torchvision Datasets
  - CIFAR 100

```
> import matplotlib.pyplot as plt

> import torch
> from torchvision.datasets import CIFAR100    # Torchvision의 CIFAR 100 dataset 클래스

> training_dataset = CIFAR100(                 # CIFAR 100 dataset 인스턴스 생성
>     root = 'data',                           # Dataset 파일 위치
>     train = True,                            # Training을 위한 dataset
>     transform = None,                        # Input image에 적용할 이미지 변환 작업
>     download = True                          # Dataset 파일이 없는 경우, 인터넷을 통해 다운로드
> )

> x, t = training_dataset[49999]               # 50,000 번째 sample

> print(type(x))                               # Pillow image 클래스, ToTensor 클래스를 적용해야 PyTorch의 ANN이 활용할 수 있음
> plt.imshow(x)
> plt.show()                                   # MatPlotlib를 통해 input 이미지 출력

> print(type(t))
> print(t)
```

Torchvision Dataset

- Torchvision Datasets
  - ImageFolder dataset
    - 이미지 파일을 포함한 폴더를, 디렉토리 구조를 통해 classification dataset을 자동으로 생성



Torchvision Dataset

- Torchvision Datasets
  - ImageFolder dataset

```
> import matplotlib.pyplot as plt

> import torch
> from torch.utils.data import Dataset
> from torchvision.datasets import ImageFolder          # Torchvision의 ImageFolder dataset 클래스
> from torchvision import transforms                    # 이미지를 PyTorch ANN이 처리하기 쉬운 형태로 변환해주는 라이브러리

> input_image_transform = transforms.Compose(           # 여러가지 이미지 처리 작업들을 하나의 인스턴스로 통합하여, 차례대로 수행하도록 함
>     [transforms.Resize((64, 128)),                    # 이미지 크기 변경 작업, 아규먼트로 이미지의 세로 및 가로 픽셀 크기 지정
>      transforms.CenterCrop((32, 64)),                 # 이미지 주변을 잘라내는 작업, 아규먼트로 이미지에서 남길 세로 및 가로 픽셀 크기 지정
>      transforms.ToTensor()]
> )

> image_dataset = ImageFolder(                          # ImageFolder dataset 인스턴스 생성
>     root = 'data/cifar10_example',                    # 읽으려는 디렉토리의 최상위 위치
>     transform = input_image_transform                 # 각 이미지에 자동으로 적용할 transforms 인스턴스 지정
> )

> x, t = image_dataset[0]                               # ImageFolder dataset의 sample은 2개의 원소(input image, target class index)를 가짐
> tensor_to_image = transforms.ToPILImage()             # PyTorch tensor를 Pillow 이미지로 변환
> plt.imshow(tensor_to_image(x))
> plt.show()                                            # Input 이미지 출력

> classes = ['airplane', 'car', 'cat', 'dog']
> print(classes[t])                                     # Target class label 출력
```

Torchvision Dataset

- Torchvision Datasets
  - PASCAL VOC detection

- 사람, 차량, 강아지, 가구 등 20가지 class 중 하나에 속하는 물체를, 하나 이상 포함한 RGB 이미지 제공
- 각 물체의 크기 및 위치는 2D bounding box로 표현

- 총 2,900여개의 이미지 제공(약 1,460개의 training sample과 약 1,440개의 test sample 제공)

Torchvision Dataset

- Torchvision Datasets
  - Cityscapes



- 2,048 × 1,024 RGB 이미지의 각 픽셀이 어떤 물체인지 구분한 dataset
- 도로, 인도, 승용차, 트럭, 건물, 나무 등 약 30가지 class 제공

- 총 5,000개의 RGB 이미지 제공(약 3,000 training sample과 약 2,000개의 test sample 제공)

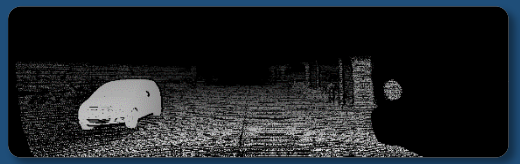
Torchvision Dataset

- Torchvision Datasets
  - KITTI 2015 stereo

RGB 스테레오(왼쪽 카메라) 이미지

RGB 스테레오(오른쪽 카메라) 이미지

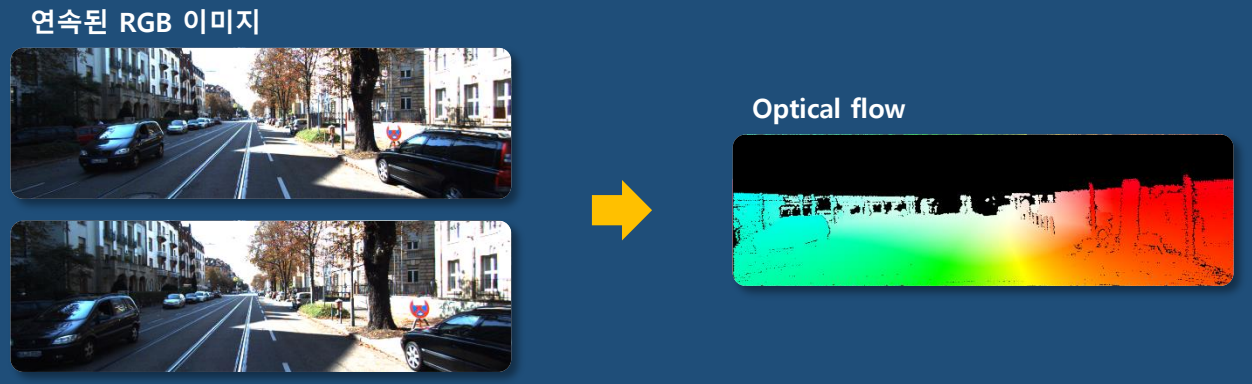
Disparity



- 1,242 × 375 RGB 스테레오 이미지로 이루어진 dataset
- 스테레오로 정렬된 두 카메라 이미지의 픽셀 별 disparity를 제공
  - LIDAR 등의 센서로 데이터 수집이 어려운 부분의 값은 0으로 제공됨
  - 값이 0이 아닌 픽셀의 disparity는 수식을 통해 쉽게 depth로 변환할 수 있음
- 총 200개의 sample 제공(100개의 training sample과 100개의 test sample 제공)

Torchvision Dataset

- Torchvision Datasets
  - KITTI flow



- 연속된 1,242 × 375 RGB 이미지로 이루어진 dataset
- 연속 프레임에서, 각 픽셀들이 가로 및 세로로 몇 픽셀 씩 움직였는지(optical flow)를 제공
  - Target은 가로 및 세로로 이동한 양을 나타내는 channel 2개로 이루어짐

- 총 400개의 RGB sample 제공(200개의 training sample과 200개의 test sample 제공)

Torchvision Dataset

- Torchvision Datasets
  - MS coco caption

The man at bat readies to swing
at the pitch while the umpire looks on

A large bus sitting next to
a very tall building

- RGB 이미지의 내용을 설명하는 영어 caption으로 이루어진 dataset
  - 하나의 이미지를 설명하는 여러 개의 caption이 있을 수 있음

- 약 16만개의 RGB 이미지와 약 100만개의 caption을 제공
  - 16만개의 RGB 이미지 중, 12만개는 training 및 validation, 나머지는 test용
  - 100만개의 영어 caption 중 61만개는 training 및 validation, 나머지는 test용

03

MS Excel 파일을 위한 맞춤형 Dataset

MS Excel 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- MS Excel 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 1 : 맞춤형 dataset 및 MS Excel 라이브러리 불러오기

```
> import pandas as pd                                  # MS Excel 파일을 읽어오기 위한 라이브러리

> import torch
> print(f'PyTorch version: {torch.__version__}')

> from torch import nn
> from torch.utils.data import Dataset, DataLoader     # 맞춤형 dataset 클래스
```

맞춤형 Dataset

- 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 3-1 : MS Excel 파일을 읽어와 training dataset으로 만들기

```
> class IrisTrainDataset(Dataset):                          # PyTorch dataset 클래스를 상속받아 맞춤형 dataset 클래스 생성
>     def __init__(self):                                   # Dataset을 초기화하는 작업 수행, 반드시 구현해야 함
>         data_frame = pd.read_excel('data/iris_example/iris_train.xlsx')   # Pandas 라이브러리를 통해 training data 파일을 읽음
>         self.input_data_frame = data_frame[[
>             'sepal_length',
>             'sepal_width',
>             'petal_length',
>             'petal_width'
>         ]]
>         self.target_data_frame = data_frame['iris_class']

>     def __len__(self):                                    # Dataset의 크기를 return, 반드시 구현해야 함
>         return len(self.input_data_frame)

>     def __getitem__(self, index):                         # Index를 통해 특정 sample을 추출해 return, 반드시 구현해야 함
>         x = torch.tensor(
>             self.input_data_frame.iloc[index],
>             dtype = torch.float32                         # PyTorch ANN은 input으로 32bit float를 사용하므로 이에 맞춰줌
>         )
>         t = torch.tensor(
>             self.target_data_frame.iloc[index],
>             dtype = torch.int64                           # PyTorch는 classification target으로 64bit integer를 사용하므로 이에 맞춰줌
>         )

>         return x, t                                       # Input과 target을 동시에 return
```

맞춤형 Dataset

- 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 3-2 : MS Excel 파일을 읽어와 test dataset으로 만들기

```
> class IrisTestDataset(Dataset):
>     def __init__(self):
>         data_frame = pd.read_excel('data/iris_example/iris_test.xlsx')     # Pandas 라이브러리를 통해 test data 파일을 읽음
>         self.input_data_frame = data_frame[[
>             'sepal_length',
>             'sepal_width',
>             'petal_length',
>             'petal_width'
>         ]]
>         self.target_data_frame = data_frame['iris_class']
>
>     def __len__(self):
>         return len(self.input_data_frame)
>
>     def __getitem__(self, index):
>         x = torch.tensor(
>             self.input_data_frame.iloc[index],
>             dtype = torch.float32
>         )
>         t = torch.tensor(
>             self.target_data_frame.iloc[index],
>             dtype = torch.int64
>         )
>
>         return x, t
```

맞춤형 Dataset

- 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 3-3 : Dataset 및 data loader 인스턴스 생성하기

```
> training_dataset = IrisTrainDataset()      # 3-1에서 만든 training dataset 인스턴스 생성
> test_dataset     = IrisTestDataset()       # 3-2에서 만든 test dataset 인스턴스 생성

> mini_batch_size        = 64
> training_data_loader   = DataLoader(training_dataset, batch_size = mini_batch_size , shuffle = True)
> test_data_loader       = DataLoader(test_dataset, batch_size = mini_batch_size) # Test dataset의 경우 크기가 64보다 작지만 문제 없음

> print(f'Training dataset size: {len(training_dataset)}')
> ...
```

MS Excel 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- MS Excel 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 4-1 : ANN architecture 정의하기

```
> class NeuralNetwork(nn.Module):
>     ...
>
>     def __init__(self):
>         super().__init__()
>
>         self.linear_stack = nn.Sequential(
>             nn.Linear(4, 64),                  # Dataset의 input dimension에 맞게 첫 layer dimension 수정
>             nn.Tanh(),
>             nn.Linear(64, 128),
>             nn.Tanh(),
>             nn.Linear(128, 128),
>             nn.Tanh(),
>             nn.Linear(128, 64),
>             nn.Tanh(),
>             nn.Linear(64, 8),
>             nn.Tanh(),
>             nn.Linear(8, 3),                   # Dataset의 target dimension에 맞게 마지막 layer dimension 수정
>             nn.Softmax(dim = 1)
>         )
>
>     ...
```

MS Excel 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- MS Excel 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 4-2 : ANN feed-forward 작업 정의하기

```
> class NeuralNetwork(nn.Module):
>     ...

>     def forward(self, x):
>         y = self.linear_stack(x)

>         return y
```

MS Excel 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- MS Excel 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 4-3 : Learning rate 수정하기

```
> model = NeuralNetwork().to(device)

> optimizer = torch.optim.Adam(
>     model.parameters(),
>     lr = 2.5e-4,                    # Dataset 및 ANN architecture가 달라졌으므로 learning rate를 변경해야 할 수 있음
>     betas = (0.9, 0.999),
>     weight_decay = 1e-4
> )
```

MS Excel 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- MS Excel 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 5 : 개별 input에 대한 inference 작업 정의하기

```
def inference(device, data, model):
    x = data.view(1, 4) # 변경된 ANN architecture에 맞게 input dimension 변경

    model.eval()
    with torch.no_grad():
        x = x.to(device)
        y = model(x)

    return y
```

MS Excel 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- MS Excel 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 6 : 최대 epoch 횟수 수정하기

```
> max_epoch = 5 # Dataset 및 ANN architecture가 달라졌으므로 최대 epoch 횟수를 수정해야 할 수 있음
> for t in range(max_epoch):
>     print(f'Epoch {t + 1 :>3d} / {max_epoch}')
>
>     ...
```

MS Excel 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- MS Excel 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 7 : 임의의 sample에 대한 inference 성능 확인하기

```
> import random

> model = NeuralNetwork().to(device)
> model.load_state_dict(torch.load('model.pth'))

> test_sample_index = random.randint(0, len(test_dataset) - 1)
> x, t = test_dataset[test_sample_index]

> y = inference(device, x, model)

> classes = ['Setosa', 'Versicolor', 'Virginica'] # Iris dataset 에 맞게 class 이름 변경
> predicted, actual = classes[y.argmax(dim = 1)], classes[t]
> print('Random sample inference')
> print(f'   Predicted: "{predicted}", Actual: "{actual}"')
```

04

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 1 : 맞춤형 dataset 및 이미지 라이브러리 불러오기

```
> import os                                          # 파일 리스트를 얻기 위한 라이브러리
> import numpy as np                                 # Disparity 파일을 읽기 위한 라이브러리
> from PIL import Image                              # 이미지 파일을 읽기 위한 클래스

> import torch
> print(f'PyTorch version: {torch.__version__}')

> from torch import nn
> from torch.utils.data import Dataset, DataLoader   # 맞춤형 dataset 클래스
> from torchvision import transforms
> from torchvision.transforms import CenterCrop, ToTensor   # Input 이미지 및 target disparity size를 통일하기 위한 이미지 처리 클래스
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 3-1 : Data 파일 리스트 불러오기

```
> class Kitti2015StereoDataset(Dataset):                    # PyTorch dataset 클래스를 상속받아 맞춤형 dataset 클래스 생성
>     def __init__(self, training):                         # 아규먼트를 통해 training 및 test dataset을 구분하여 생성
>         if training == True:                              # Training dataset을 불러올 때
>             data_path = 'data/kitti_2015_stereo_example/training'
>             print('Loading training dataset on RAM')
>         else:                                             # Validation dataset을 불러올 때
>             data_path = 'data/kitti_2015_stereo_example/validation'
>             print('Loading test dataset on RAM')

>         left_image_file_list      = os.listdir(f'{data_path}/left_image')     # 특정 폴더에 있는 파일 이름 리스트
>         right_image_file_list     = os.listdir(f'{data_path}/right_image')
>         disparity_file_list       = os.listdir(f'{data_path}/disparity')
>         ...
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 3-2 : 스테레오 이미지 파일을 읽어와 dataset으로 만들기

```
> class Kitti2015StereoDataset(Dataset):
>     def __init__(self, training):
>         ...
>
>         image_to_frame_transform = transforms.Compose(
>             [CenterCrop((256, 512)),                    # 모든 input 이미지의 크기가 세로 256px, 가로 512px이 되도록 이미지 주변을 자름
>              ToTensor()]
>         )
>
>         self.left_image_memory = []
>         for file_name in left_image_file_list:
>             image  = Image.open(f'{data_path}/left_image/{file_name}')   # Pillow Image 클래스를 통해 이미지 파일 열기
>             tensor = image_to_frame_transform(image)                    # 이미지 전처리
>             self.left_image_memory.append(tensor)                       # 이미지 tensor들을 RAM에 저장해, ANN training 속도를 높임
>
>         self.right_image_memory = []
>         for file_name in right_image_file_list:
>             image  = Image.open(f'{data_path}/right_image/{file_name}')
>             tensor = image_to_frame_transform(image)
>             self.right_image_memory.append(tensor)
>         ...
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 3-3 : Disparity 파일을 읽어와 dataset으로 만들기

```
> class Kitti2015StereoDataset(Dataset):
>     def __init__(self, training):
>         ...
>
>         self.disparity_memory = []
>         self.valid_mask_memory = []
>         for file_name in disparity_file_list:
>             array = np.asarray(Image.open(f'{data_path}/disparity/{file_name}')) / 256.0
>             # 일반 이미지가 아니므로, Pillow Image로 활용하지 않고 Numpy array로 변환
>             # Numpy array로 변환하는 과정에서, dimension이 [W, H]에서 [H, W]로 바뀜
>             # 실제 disparity 값에 256을 곱한 값이 저장되어 있으므로 256.0으로 나눔
>
>             center_crop    = CenterCrop((256, 512))
>             tensor         = center_crop(
>                 torch.Tensor(array).                    # Torchvision의 이미지 처리 작업을 적용하기 위해 Numpy array를 tensor로 변환
>                 unsqueeze(0)                            # Disparity 파일은 channel 차원이 없으므로, PyTorch ANN을 위해 [H, W]를 [C, H, W]로 변환
>             )
>             self.disparity_memory.append(tensor)        # Dispairy tensor들을 RAM에 저장해, ANN training 속도를 높임
>
>             valid_mask = tensor.bool().float()          # Target에서 측정 값이 있는 픽셀만 1.0으로, 나머지는 0.0으로 변환하여 mask 생성
>             self.valid_mask_memory.append(valid_mask)
>     ...
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 3-4 : Dataset의 sample 추출 기능 추가하기

```
> class Kitti2015StereoDataset(Dataset):
>     ...
>
>     def __len__(self):
>         return len(self.left_image_memory)
>
>     def __getitem__(self, index):
>         left_image_memory  = self.left_image_memory[index]
>         right_image_memory = self.right_image_memory[index]
>         disparity_memory   = self.disparity_memory[index]
>         valid_mask_memory  = self.valid_mask_memory[index]
>
>         return left_image_memory, right_image_memory, disparity_memory, valid_mask_memory # 각 sample이 4개의 원소를 가짐
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 3-5 : Dataset 및 dataloader 인스턴스 만들기

```
> ...

> print('------------------------------')
> training_dataset      = Kitti2015StereoDataset(training = True)      # 아규먼트를 통해 training dataset 인스턴스 생성
> test_dataset          = Kitti2015StereoDataset(training = False)     # 아규먼트를 통해 test dataset 인스턴스 생성

> mini_batch_size       = 16                                           # 이미지 크기가 커진 만큼 VRAM 공간을 고려하여 mini-batch 크기를 줄여야 할 수 있음
> training_data_loader  = DataLoader(training_dataset, batch_size = mini_batch_size, shuffle = True)
> test_data_loader      = DataLoader(test_dataset, batch_size = mini_batch_size)

> ...

> for x_left, x_right, t, _ in training_data_loader:                   # 각 sample이 4개의 원소를 가짐
>     print('------------------------------')
>     print(f'Shape of left input:     {x_left.shape} {x_left.dtype}')
>     print(f'Shape of right input:    {x_right.shape} {x_right.dtype}')
>     print(f'Shape of target:         {t.shape} {t.dtype}')
>     print('------------------------------')
>     break
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 4-1 : ANN layer 선언 및 초기화하기

```
> class NeuralNetwork(nn.Module):
>     ...
>
>     def __init__(self):
>         super().__init__()
>
>         self.cnn_stack1 = nn.Sequential(
>             nn.Conv2d(in_channels = 6, out_channels = 16, kernel_size = 5, stride = 2, padding = 2, padding_mode = 'zeros'),
>             nn.GELU(), # ReLU를 개선시켜 모든 구간에서 연속적인 activation function
>             nn.Conv2d(in_channels = 16, out_channels = 32, kernel_size = 5, stride = 2, padding = 2, padding_mode = 'zeros'),
>             nn.GELU()
>         )
>
>         self.cnn_stack2 = nn.Sequential(
>             nn.Conv2d(in_channels = 32, out_channels = 64, kernel_size = 5, stride = 2, padding = 2, padding_mode = 'zeros'),
>             nn.GELU(),
>             nn.Conv2d(in_channels = 64, out_channels = 128, kernel_size = 5, stride = 2, padding = 2, padding_mode = 'zeros'),
>             nn.GELU(),
>             nn.Conv2d(in_channels = 128, out_channels = 256, kernel_size = 5, stride = 2, padding = 2, padding_mode = 'zeros'),
>             nn.GELU()
>         )
>         ...
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 4-2 : ANN layer 선언 및 초기화하기

```
> class NeuralNetwork(nn.Module):
>     ...
>
>     def __init__(self):
>         ...
>
>         self.decnn_stack1 = nn.Sequential(
>             nn.ConvTranspose2d(in_channels = 256, out_channels = 128, kernel_size = 2, stride = 2), # Convolutional layer와 반대로, input의 size를 늘려줌
>             nn.GELU(),
>             nn.ConvTranspose2d(in_channels = 128, out_channels = 64, kernel_size = 2, stride = 2),
>             nn.GELU(),
>             nn.ConvTranspose2d(in_channels = 64, out_channels = 32, kernel_size = 2, stride = 2),
>             nn.GELU(),
>         )
>
>         self.decnn_stack2 = nn.Sequential(
>             nn.ConvTranspose2d(in_channels = 32, out_channels = 8, kernel_size = 2, stride = 2),
>             nn.GELU(),
>             nn.ConvTranspose2d(in_channels = 8, out_channels = 1, kernel_size = 2, stride = 2) # 별도의 activation function이 없는 regression output
>         )
>
> ...
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 4-3 : ANN feed-forward 작업 정의하기

```
> class NeuralNetwork(nn.Module):
>     ...
>
>     def forward(self, x_left, x_right):        # 이 ANN은 2개의 input을 받음
>         x = torch.concat(                      # 여러 tensor들을 하나로 concatenate
>             [x_left, x_right],                 # Concatenate할 tensor 리스트
>             dim = 1                            # 합칠 차원 index, 양쪽 카메라의 이미지를 [B, C, H, W] 중 C 차원으로 합침
>         )
>
>         cnn1    = self.cnn_stack1(x)
>         cnn2    = self.cnn_stack2(cnn1)
>
>         decnn1  = self.decnn_stack1(cnn2)
>         decnn2  = self.decnn_stack2(decnn1 + cnn1)
>
>         if not self.training:                          # ANN이 training 중이 아닐 때
>             decnn2 = torch.clamp(decnn2, 0.0, 256.0)   # Tensor 각 원소의 최소 및 최대값을 지정
>
>         return decnn2
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 4-4 : Learning rate 수정하기

```
> model = NeuralNetwork().to(device)

> optimizer = torch.optim.Adam(
>     model.parameters(),
>     lr = 1e-3,                    # Dataset 및 ANN architecture가 달라졌으므로 learning rate를 변경해야 할 수 있음
>     betas = (0.9, 0.999),
>     weight_decay = 1e-4
> )
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 5-1 : Training epoch 정의하기

```
> def train(device, data_loader, model, optimizer):
>     total_loss = 0
>
>     model.train()
>     for x_left, x_right, t, mask in data_loader:          # 각 sample이 4개의 원소를 가짐
>         x_left      = x_left.to(device)
>         x_right     = x_right.to(device)
>
>         y           = model(x_left, x_right)              # 이 ANN은 2개의 input을 받음
>         t           = t.to(y.device)
>
>         mask        = mask.to(device)
>         y           = y * mask                            # Output에 mask를 곱해, 비교할 target이 있는 픽셀만 남김
>         loss        = torch.nn.functional.mse_loss(y, t)  # 이번 ANN은 Regression output이므로 mean squared error 활용
>
>         ...
>
>         mini_batch_size = x_left.shape[0]                 # Input mini-batch를 통해 mini-batch 크기 확인
>         total_loss += loss.item() * mini_batch_size
>
>     ...
>
>     return average_loss
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 5-2 : Test 작업 정의하기

```
def test(device, data_loader, model):
    total_loss = 0
    # total_correct = 0                                  # 정답률 관련 코드 삭제

    model.eval()
    with torch.no_grad():
        for x_left, x_right, t, mask in data_loader :    # Sample의 원소 개수가 달라졌으므로 수정
            x_left    = x_left.to(device)
            x_right   = x_right.to(device)

            y         = model(x_left, x_right)           # 이 ANN은 2개의 input을 받음
            t         = t.to(y.device)

            mask      = mask.to(device)
            y         = y * mask                         # Output에 mask를 곱해, 비교할 target이 있는 픽셀만 남김
            loss      = torch.nn.functional.mse_loss(y, t)   # 이번 ANN은 Regression output이므로 mean squared error 활용

            mini_batch_size = x_left.shape[0]
            total_loss += loss.item() * mini_batch_size
            # total_correct += (y.argmax(dim = 1) == t) ...   # 정답률 관련 코드 삭제

    dataset_size = len(data_loader.dataset)
    average_loss = total_loss / dataset_size
    # accuracy = total_correct / dataset_size            # 정답률 관련 코드 삭제

    return average_loss #, accuracy                      # 정답률 관련 코드 삭제
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 5-3 : 개별 input에 대한 inference 작업 정의하기

```
> def inference(device, x_left, x_right, model):
>     # 이미지 처리를 위한 코드                    # 일반 이미지인 x_left와 x_right에 CenterCrop 및 ToTensor 클래스 적용 작업 필요

>     x_left    = x_left.view(1, 3, 256, 512)
>     x_right  = x_right.view(1, 3, 256, 512)
>
>     model.eval()
>     with torch.no_grad():
>         x_left        = x_left.to(device)
>         x_right       = x_right.to(device)

>         y             = model(x_left, x_right)
>         y             = y.view(256, 512)          # Disparity 파일 형식에 맞게 channel 차원 제거

>     return y
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 6 : Training loop 정의하기

```
> max_epoch = 500                                                    # 쉬운 training이 아니기 때문에 최대 epoch 횟수를 크게 늘림
> for t in range(max_epoch):
>     if t % 50 == 0 or t == max_epoch - 1:                          # 최대 epoch 횟수가 늘어난 만큼, 간격을 두고 training 진행 상황을 출력
>         print(f'Epoch {t + 1 :>3d} / {max_epoch}')
>
>     training_loss = train(device, training_data_loader, model, optimizer)
>     if t % 50 == 0 or t == max_epoch - 1:
>         print('  Training progress')
>         print(f'     Average loss:   {training_loss :>8f}')
>
>     if t % 50 == 0 or t == max_epoch - 1:
>         test_loss = test(device, test_data_loader, model)
>         print('  Validation performance')
>         print(f'     Average loss:   {test_loss :>8f}')
>         # print(f'     Accuracy: {(100 * test_accuracy) :>0.2f}%')  # 정답률 관련 코드 삭제
>
>         if t + 1 < max_epoch:
>             print()
>
> torch.save(model.state_dict(), 'model.pth')
> ...
```

이미지 파일을 위한 맞춤형 Dataset

- 이미지 파일을 위한 맞춤형 dataset 실습
  - Cell 7 : 임의의 sample에 대한 inference 성능 확인하기

```
> import random
> import matplotlib.pyplot as plt                    # 여러 이미지를 하나의 그래프로 합치기 위한 라이브러리

> model = NeuralNetwork().to(device)
> model.load_state_dict(torch.load('model.pth', weights_only = True))

> test_sample_index     = random.randint(0, len(test_dataset) - 1)
> x_left, x_right, t, _ = test_dataset[test_sample_index]    # Sample의 원소 개수가 달라졌으므로 수정
> y = inference(device, x_left, x_right, model)

> tensor_to_image       = transforms.ToPILImage()
> left_image            = tensor_to_image(x_left)            # PyTorch tensor를 Pillow 이미지로 변환
> right_image           = tensor_to_image(x_right)
> target_image          = t.view(256, 512)                   # Grayscale 이미지를 출력하려면 channel 차원을 제거해야 함
> output_image          = y.to('cpu')                        # VRAM에 저장된 output을 Numpy로 처리하려면 RAM으로 복사해와야 함

> figure, axes = plt.subplots(4, 1, figsize = (20, 30))      # 실행 결과를 확인하기 위해 disparity를 이미지로 출력
> axes[0].imshow(left_image)
> axes[1].imshow(right_image)
> axes[2].imshow(target_image, cmap = 'gray')
> axes[3].imshow(output_image, cmap = 'gray')
> plt.savefig('result.png')                                  # Input 스테레오 이미지, target 및 output disparity를 이미지 파일로 저장
> plt.show()                                                 # Input 스테레오 이미지, target 및 output disparity를 화면에 출력
```

Have a nice day!

Fin.