III. AI훈민정음_4
Satellite_Regression
(허리케인 위성 이미지의 풍속 예측)

목 차

1. 소개 : 허리케인 위성 이미지의 풍속 예측

'Wind-dependent Variables: Predict Wind Speeds of Tropical Storms' 대회에서 제공하는 위성 데이터를 이용하여 풍속을 예측하는 예제

1. 데이터셋

위성 이미지 데이터:
폭풍의 단일 대역 위성 이미지와 해당 이미지의 풍속으로 구성
데이터셋는 train, test 폴더와 해당 이미지의 풍속이 기록된 2개의 csv 파일로 구성

이 중 간단한 학습을 위해 데이터셋을 1/10 크기로 줄임.

2. 전처리 및 학습

전처리:
데이터 이미지 크기를 (64, 64)로 설정,
데이터셋 생성: image.jpg + label.csv,
픽셀 값: 정규화

학습:
ResNet50을 활용한 단순 선형 회귀

3. 추론 결과

위성 이미지에 대한 풍속을 예측
(단위: Knot)

4. 기대 효과

1. 폭풍의 풍속 예측을 통한 해안지대 피해 최소화
2. 재난안전관리에 활용 가능

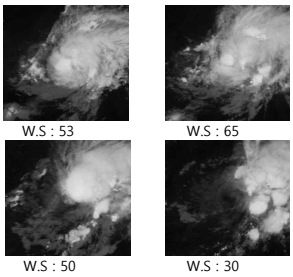
데이터셋

- train(7,490개), test(6,898개) 폴더로 이루어져 있음
- 각각의 label.csv 파일에 해당 이미지의 풍속이 기록되어 있음

학습 데이터셋

train + label.csv
(7,490개)

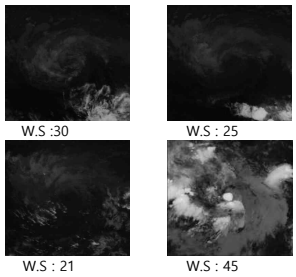
(단위 : Knot)



테스트 데이터셋

test + label.csv
(6,898개)

(단위 : Knot)



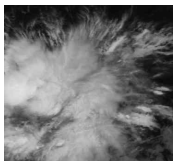
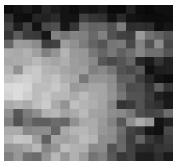
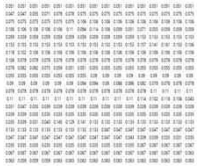
전처리

데이터셋 생성

- 독립 변수 설정
  - 이미지가 저장된 폴더의 경로를 통해 이미지를 불러오기.
  - 불러온 이미지를 독립 변수로 설정

- 종속 변수 설정
  - label.csv 파일을 pandas DataFrame 형태로 불러오기
  - DataFrame의 'wind_speed' 속성을 종속 변수로 사용.

이미지 정규화

- 효율적인 모델 학습을 위해 각 픽셀을 0~1 사이의 값으로 만들어줌
- 한 픽셀이 0~255 사이의 값을 가짐으로 255로 나눠줌

ResNet

- 50개의 계층으로 구성된 컨벌루션 신경망으로 ImageNet 데이터베이스를 기반으로 사전 훈련된 신경망을 불러올 수 있음.
- ILSVRC 2015 분류 작업에서 3.57% 오류로 1위를 차지함

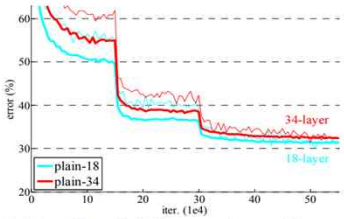
layer name	output size	18-layer	34-layer	50-layer	101-layer	152-layer
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2				
		3×3 max pool, stride 2				
conv2_x	56×56	[3×3, 64; 3×3, 64] ×2	[3×3, 64; 3×3, 64] ×3	[1×1, 64; 3×3, 64; 1×1, 256] ×3	[1×1, 64; 3×3, 64; 1×1, 256] ×3	[1×1, 64; 3×3, 64; 1×1, 256] ×3
conv3_x	28×28	[3×3, 128; 3×3, 128] ×2	[3×3, 128; 3×3, 128] ×4	[1×1, 128; 3×3, 128; 1×1, 512] ×4	[1×1, 128; 3×3, 128; 1×1, 512] ×4	[1×1, 128; 3×3, 128; 1×1, 512] ×8
conv4_x	14×14	[3×3, 256; 3×3, 256] ×2	[3×3, 256; 3×3, 256] ×6	[1×1, 256; 3×3, 256; 1×1, 1024] ×6	[1×1, 256; 3×3, 256; 1×1, 1024] ×23	[1×1, 256; 3×3, 256; 1×1, 1024] ×36
conv5_x	7×7	[3×3, 512; 3×3, 512] ×2	[3×3, 512; 3×3, 512] ×3	[1×1, 512; 3×3, 512; 1×1, 2048] ×3	[1×1, 512; 3×3, 512; 1×1, 2048] ×3	[1×1, 512; 3×3, 512; 1×1, 2048] ×3
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax				
FLOPs		1.8×10^9	3.6×10^9	3.8×10^9	7.6×10^9	11.3×10^9

이미지 출처: Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun (2015), Deep Residual Learning for Image Recognition, Microsoft Research

ResNet

- Layer를 깊게 쌓을수록 'gradient vanishing' 문제가 발생
- 이 문제를 해결하기 위해 Residual learning을 적용시킨 ResNet 모델 제안

[일반적인 CNN]



[Residual learning CNN]

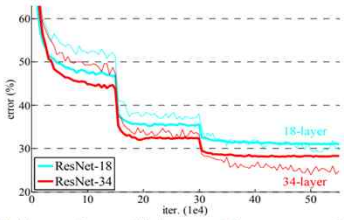
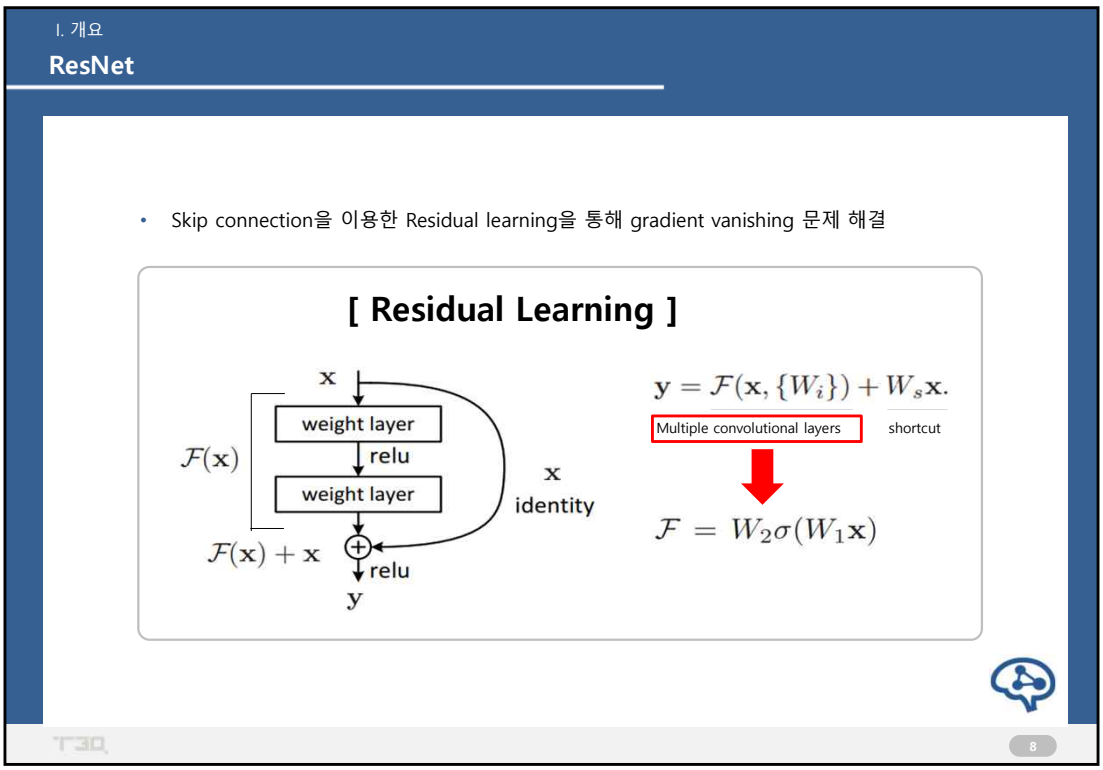


Figure 4. Training on **ImageNet**. Thin curves denote training error, and bold curves denote validation error of the center crops. Left: plain networks of 18 and 34 layers. Right: ResNets of 18 and 34 layers. In this plot, the residual networks have no extra parameter compared to their plain counterparts.

이미지 출처: Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun (2015), Deep Residual Learning for Image Recognition, Microsoft Research

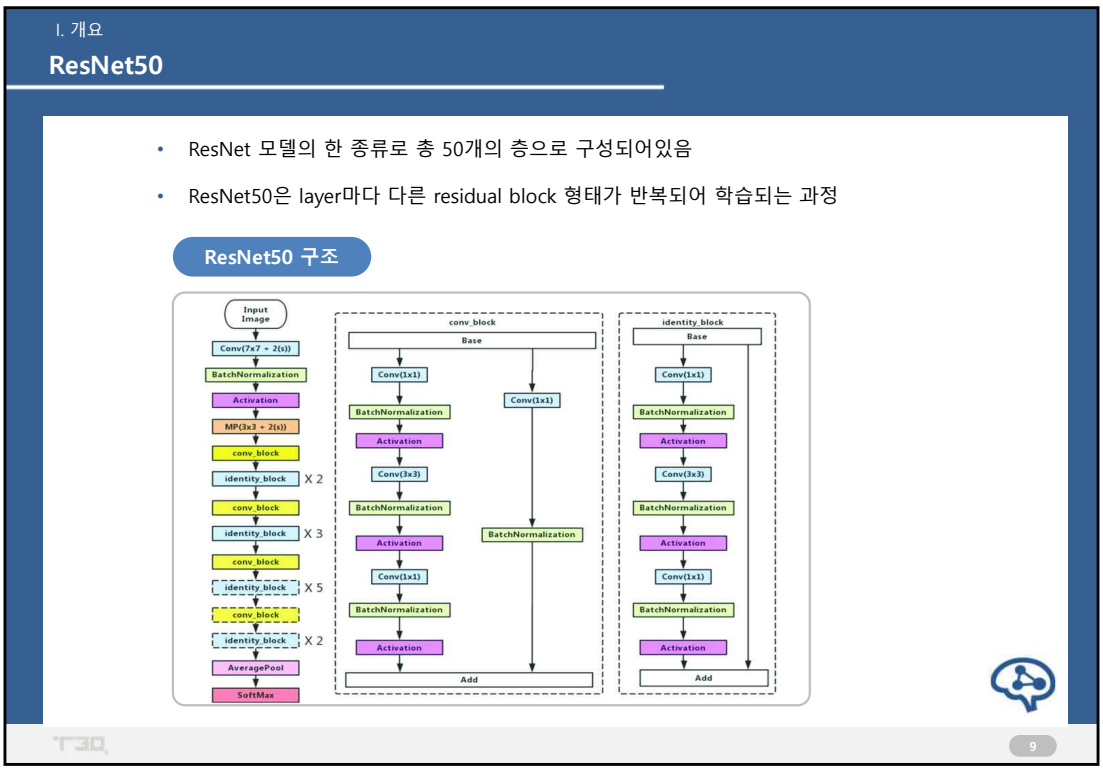


설명 출처: Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun (2015), Deep Residual Learning for Image Recognition, Microsoft Research

$\mathbf{x}$: input vector
$\mathbf{y}$: output vector
σ : ReLU Function

W : Convolution Layer
W_i : weight layer를 여러 번 사용 가능
W_s : Linear projection

- F(x) + x 는 shortcut connection에서 수행



ResNet50의 Layer 살펴보기

코드 참조: https://eremo2002.tistory.com/76

Input) Input(shape=(224, 224, 3), dtype='float32', name='input')

Conv1_Layer(x)

1) Conv2D(64, (7, 7), strides=(2, 2))(x)

Conv2_Layer(x)

1) MaxPooling2D((3, 3), 2)(x)
2) Conv2D(64, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
3) Conv2D(64, (3, 3), strides=(1, 1), padding='same')(x)
4) Conv2D(256, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
- 2)~4)을 총 3번 진행해 준다.

Conv3_Layer(x)

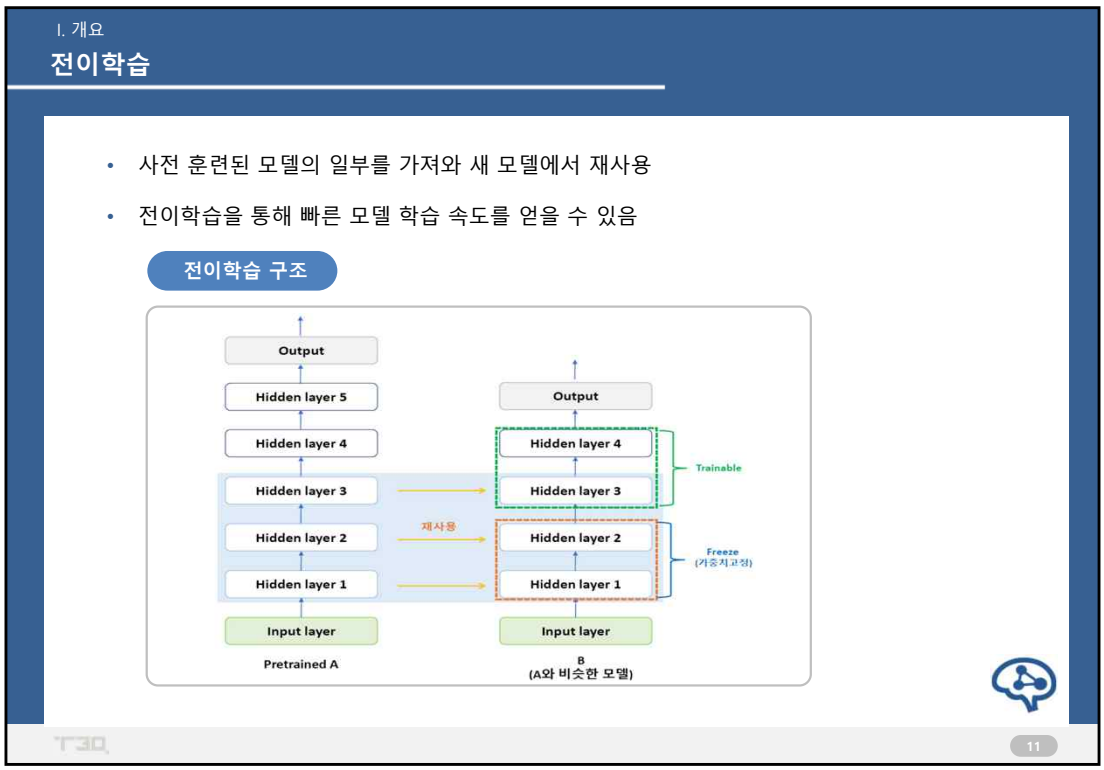
1) Conv2D(128, (1, 1), strides=(2, 2), padding='valid')(x)
2) Conv2D(128, (3, 3), strides=(1, 1), padding='same')(x)
3) Conv2D(512, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
4) Conv2D(128, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
5) Conv2D(128, (3, 3), strides=(1, 1), padding='same')(x)
6) Conv2D(512, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)

- 4)~6)을 총 3번 진행해 준다.

Conv4_Layer(x)
1) Conv2D(256, (1, 1), strides=(2, 2), padding='valid')(x)
2) Conv2D(256, (3, 3), strides=(1, 1), padding='same')(x)
3) Conv2D(1024, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
4) Conv2D(256, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
5) Conv2D(256, (3, 3), strides=(1, 1), padding='same')(x)
6) Conv2D(1024, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
- 4)~6)을 총 5번 진행해 준다.

Conv5_Layer(x)
1) Conv2D(512, (1, 1), strides=(2, 2), padding='valid')(x)
2) Conv2D(512, (3, 3), strides=(1, 1), padding='same')(x)
3) Conv2D(2048, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
4) Conv2D(512, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
5) Conv2D(512, (3, 3), strides=(1, 1), padding='same')(x)
6) Conv2D(2048, (1, 1), strides=(1, 1), padding='valid')(x)
- 4)~6)을 총 2번 진행해 준다.
7) GlobalAveragePooling2D(1000)(x)

Output) Dense(K, activation='softmax')(x)



이미지 출처: 강수철. (2020). 인공지능 전이학습과 응용 분야 동향. 정보통신기획평가원(IITP). https://t1.daumcdn.net/cfile/tistory/9972414A5E527AC226

0_local_satellite_regression_requirement

- 로컬에 설치 되어야 할 패키지 버전
  - ✓ matplotlib 3.5.2
  - ✓ tensorflow 2.6.0
  - ✓ tensorflow-gpu 2.6.0
  - ✓ tensorflow-datasets 4.2.0
  - ✓ numpy 1.22.3
  - ✓ pandas 1.4.2
  - ✓ pillow 9.2.0
  - ✓ keras 2.6.0

0_local_satellite_regression.ipynb

```
==========================================
# IMPORTS
import numpy as np
import pandas as pd
import os
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import cv2
from PIL import Image
import zipfile

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.layers import Dense, GlobalAveragePooling2D, Dropout
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping

from tensorflow.keras.applications.resnet import ResNet50
```

1. 데이터셋 준비(Data Setup)

```
zip_target_path = './meta_data'
os.makedirs(zip_target_path, exist_ok=True)

# dataset.zip 파일을 meta_data 폴더에 압축을 풀어준다.
zip_source_path = './dataset.zip'

extract_zip_file = zipfile.ZipFile(zip_source_path)
extract_zip_file.extractall(zip_target_path)

extract_zip_file.close()
```

2. 데이터 전처리(Data Preprocessing)

```
# 압축이 잘 풀렸다면 meta_data 폴더에 dataset 폴더가 생성이 되고
# train, test 폴더와 train_labels.csv, test_labels.csv 파일이 존재한다.
data_dir = './meta_data'
train_source_dir = os.path.join(data_dir, 'dataset/train')
test_source_dir = os.path.join(data_dir, 'dataset/test')

train_label_dir = os.path.join(data_dir, 'dataset/train_labels.csv')
test_label_dir = os.path.join(data_dir, 'dataset/test_labels.csv')

# label data를 출력하기 위해 label.csv를 pandas dataframe으로 가져온다.
train_df = pd.read_csv(train_label_dir)
test_df = pd.read_csv(test_label_dir)

# csv의 불필요한 인덱스 부분을 제거(DataFrame에 출력되기 때문에)
train_df = train_df.drop('Unnamed: 0', axis=1)
test_df = test_df.drop('Unnamed: 0', axis=1)

print(f"Total images for training: {len(train_df)}")
print(f"Total images for testing: {len(test_df)}")

train_df.sample(10)

# 학습 데이터셋의 wind_speed column의 정보를 한눈에 확인하기
train_df.describe()

test_df.describe()
```

 # 이미지 샘플 보여주기

```
train_df_list = train_df['FileName'].tolist()

storm_ids = []
for storm_id in train_df_list:
    storm_ids.append(storm_id[-7:])

# train_df에 폭풍의 이름을'image_id' column으로 추가
train_df['image_id'] = storm_ids
train_df.sample(10)

# 데이터셋에 비어있는 값이 있는지 확인하기
print('<train_df 살펴보기.>₩n', train_df.isna().sum())
print('₩n<test_df 살펴보기.>₩n', test_df.isna().sum())
```

```
# 학습 데이터셋에 있는 폭풍 이미지와 실제 풍속을 출력
sample_images = []
train_imgs = [file for file in os.listdir(train_source_dir)]
for idx in np.random.randint(0,len(train_imgs),5):
    sample_images.append(train_source_dir+'/'+train_imgs[idx])

fig, axes = plt.subplots(1, 5, figsize=(17,8))

for idx,img in enumerate(sample_images):
    image = cv2.imread(os.path.join(img, 'image.jpg'))
    name = img.split('/')[-1][-7:]
    wind_s = train_df.loc[train_df['image_id']==name]['wind_speed'].values[0]
    axes[idx].set_title('Pic: {}  |  Speed: {}'.format(name,wind_s))
    axes[idx].imshow(image)
    axes[idx].axis("off")

# 본 예제는 풍속을 예측한다. 학습을 위해 dataframe에서 'wind_speed'을 label로 지정하기.
train_labels = train_df['wind_speed'].values.tolist()
test_labels = test_df['wind_speed'].values.tolist()

image_size = (64, 64)
batch_size = 16

# 허리케인 image.jpg 파일에 해당되는 풍속을 label로 지정하기
# 학습 데이터셋 생성
# train 폴더의 80% 사용
print('Training Set:')
train_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
    train_source_dir,
    labels = train_labels,
    validation_split=0.2,
    subset="training",
    seed = 123,
    image_size = image_size,
    color_mode = 'rgb',
    batch_size = batch_size
)
# 학습에 사용되는 검증 데이터셋 생성
# train 폴더의 20% 사용
print('Validation Set:')
validation_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
    train_source_dir,
    labels = train_labels,
    validation_split=0.2,
    subset="validation",
    seed = 123,
    image_size = image_size,
    color_mode = 'rgb',
    batch_size = batch_size
)
# 테스트 데이터셋 생성
print('Test Set:')
test_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
    test_source_dir,
    labels = test_labels,
    image_size = image_size,
```

```
    color_mode = 'rgb',
    batch_size = batch_size
)
```

```
# 이미지 정규화 전 상태
for image, lable in train_ds:
    print(image[0][0][0])
    break

# dataset의 이미지 정규화하기
def process(image,label):
    image = tf.cast(image/255. ,tf.float32)
    return image,label

# 학습에 필요한 train과 validation 데이터셋의 정규화를 진행한다.
train_ds = train_ds.map(process)
validation_ds = validation_ds.map(process)

# 이미지 정규화 후 상태
for image, lable in train_ds:
    print(image[0][0][0])
    break
```

3. 학습 모델 훈련(Train Model)

```
# ResNet50 모델 : VGGNet, GoogLeNet과 같은 모델들 보다 학습시키기 더 쉬운 모델
base_model = ResNet50(include_top=False)

# ResNet50 모델 전이학습하기.
for layer in base_model.layers[:40]:
    layer.trainable = False

for layer in base_model.layers[40:]:
    layer.trainable = True

base_model.summary()

# ResNet50 모델을 이용하여 Regression 하기 위해 모델을 만들어 준다.
# ResNet50의 기본 input_shape (224, 224, 3)를 빠른 학습을 위해 (64, 64, 3)으로 reshape한다.
def model_build_and_compile(base_model):
    inputs = tf.keras.Input(shape=(64, 64, 3))
    x = base_model(inputs, training=True)
    x = GlobalAveragePooling2D()(x)
    x = Dropout(0.3)(x)
    x = Dense(512, activation='relu')(x)
    x = Dropout(0.2)(x)
    outputs = Dense(1, activation='linear')(x)
    model = tf.keras.Model(inputs, outputs)
    model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0001), loss='mae')
    return model

model = model_build_and_compile(base_model)

model.summary()

# 모델 학습 (Train Model)
early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1, patience=10)
history = model.fit(train_ds,
                    epochs=20,
                    validation_data=validation_ds,
                    callbacks=[early_stop])
```

 # 시각화

```
# loss의 시각화
loss = history.history['loss']
val_loss = history.history['val_loss']

plt.plot(loss, label='Loss')
plt.plot(val_loss,label='val_loss')
plt.legend()
```

 # 검증(Validation)

```
# 테스트 데아터 셋에서 배치사이즈 만큼의 이미지를 추론한다.
# 각각의 이미지에 대한 예측값과 실제값을 pred_y와 labels에 저장한다.
pred_y = []
labels = []
for img, label in test_ds:
    pred = model.predict(img)
    for i in range(batch_size):
        pred_y.append(pred[i][0])

    for i in range(len(label)):
        labels.append(label[i])

    break

# 저장된 예측값과 실제값을 이미지와 함께 출력해서 보여준다.
fig, axes = plt.subplots(1, 4, figsize=(17,8))

for idx, image in enumerate(img):
    if idx < 4:
        np_array = image.numpy().astype(np.uint8)
        image = Image.fromarray(np_array)
        predict = pred_y[idx]
        actual = labels[idx]
        axes[idx].set_title('Predict: {: .2f}  |  Actual: {}'.format(predict,actual))
        axes[idx].imshow(image)
        axes[idx].axis("off")
```

4. 추론(Inference)

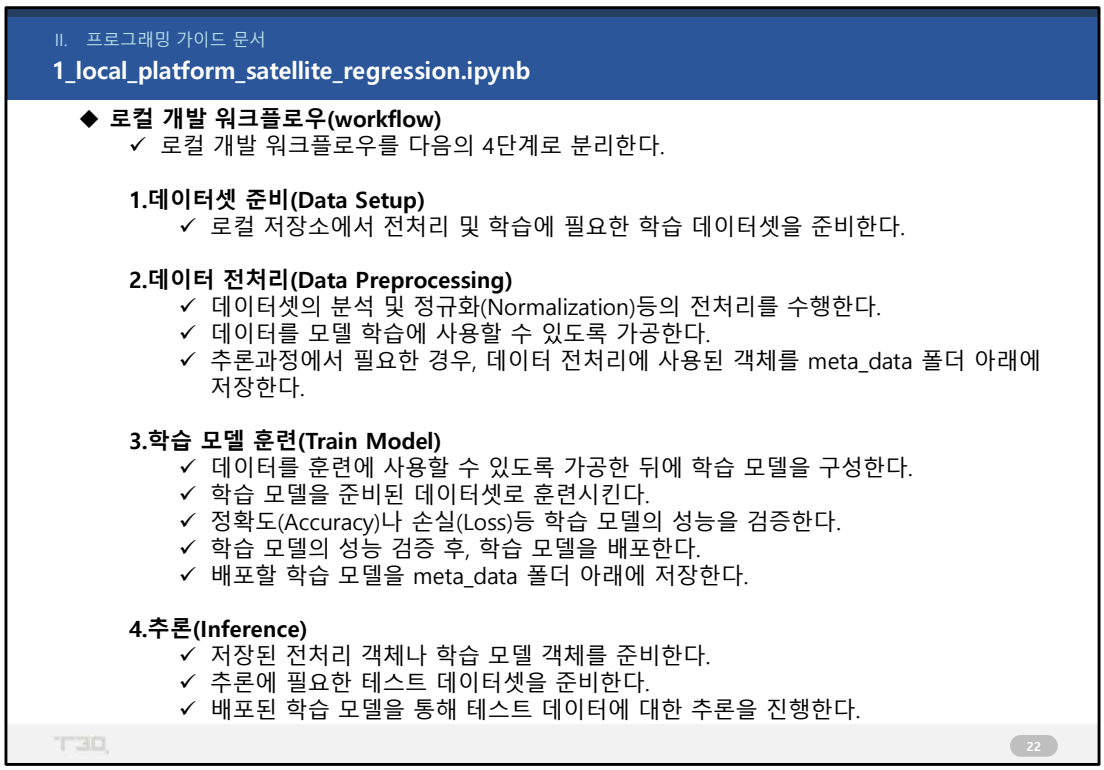
```
# test_dataset.zip 파일을 meta_data 폴더에 압축을 풀어준다.
zip_test_source_path = './test_dataset.zip'

extract_zip_file = zipfile.ZipFile(zip_test_source_path)
extract_zip_file.extractall(zip_target_path)

extract_zip_file.close()

# test_dataset 폴더에 있는 이미지를 이용하여 추론한다.
inference_source_dir = os.path.join(data_dir, 'test_dataset')

inference_images = []
inference_imgs = [file for file in os.listdir(inference_source_dir)]
for idx in range(len(inference_imgs)):
    inference_images.append(inference_source_dir+'/'+inference_imgs[idx])

fig, axes = plt.subplots(1, 4, figsize=(17,8))

for idx,path in enumerate(inference_images):
    image = cv2.imread(path)
    reshaped_img = cv2.resize(image, (64, 64))
    pred_image = reshaped_img.reshape(-1, 64, 64, 3)
    pred_ws = model.predict(pred_image)
    name = path.split('/')[-1][-11:-4]
    axes[idx].set_title('Pic: {}  |  Speed: {: .2f}'.format(name,pred_ws[0][0]))
    axes[idx].imshow(image)
    axes[idx].axis("off")
```

1_local_platform_satellite_regression.ipynb

◆ **플랫폼 업로드를 쉽게하기 위한 로컬 개발 코드**
- ✓ T3Q.ai(T3Q.cep + T3Q.dl): 빅데이터/인공지능 통합 플랫폼
- ✓ 플랫폼 업로드를 쉽게하기 위하여 로컬에서 아래의 코드(파일1)를 개발한다.
- ✓ 파일(파일명): 1_local_platform_satellite_regression.ipynb

▪ **전처리 객체 또는 학습모델 객체**
- ✓ 전처리 객체나 학습모델 객체는 meta_data 폴더 아래에 저장한다.

▪ **데이터셋(학습 데이터/테스트 데이터)**
- ✓ 학습과 테스트에 사용되는 데이터를 나누어 관리한다.
- ✓ 학습 데이터: dataset 폴더 아래에 저장하거나 dataset.zip 파일 형태로 저장한다.
- ✓ 테스트 데이터: test_dataset 폴더 아래에 저장하거나 test_dataset.zip 파일 형태로 저장한다.




```
# satellite_regression_preprocess.py

import logging
logging.basicConfig(level=logging.INFO)

def process_for_train(pm):
    exec_process(pm)
    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [process_for_train]')


def init_svc(im, rule):
    meta_path = im.meta_path

    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [init_svc]')
    return {"meta_path": meta_path, "rule": rule}


def transform(df, params, batch_id):
    logging.info('[hunmin log] df : {}'.format(df))
    logging.info('[hunmin log] df.shape : {}'.format(df.shape))
    logging.info('[hunmin log] type(df) : {}'.format(type(df)))
    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [transform]')
    return df
```

```
# satellite_regression_preprocess_sub.py

import zipfile
import logging
import os

def exec_process(pm):

    logging.info('[hunmin log]  the start line of the function [exec_process]')

    # 저장 파일 확인
    list_files_directories(pm.source_path)

    # pm.source_path의 dataset.zip 파일을
    # pm.target_path의 dataset 폴더에 압축을 풀어준다.
    my_zip_path = os.path.join(pm.source_path,'dataset.zip')
    extract_zip_file = zipfile.ZipFile(my_zip_path)
    extract_zip_file.extractall(pm.target_path)
    extract_zip_file.close()

    # 저장 파일 확인
    list_files_directories(pm.target_path)

    logging.info('[hunmin log]  the finish line of the function [exec_process]')


def list_files_directories(path):
    # Get the list of all files and directories in current working directory
    dir_list = os.listdir(path)

    logging.info('[hunmin log] Files and directories in {} :'.format(path))
    logging.info('[hunmin log] dir_list : {}'.format(dir_list))


# satellite_regression_train.py

import logging

def train(tm):
    exec_train(tm)
    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [train]')


def init_svc(im):
    params = exec_init_svc(im)
    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [init_svc]')
    return { **params }


def inference(df, params, batch_id):
    result = exec_inference(df, params, batch_id)
    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [inference]')
    return { **result }
```

```
# satellite_regression_train_sub.py

#IMPORTS
import numpy as np
import pandas as pd
import os
import base64
import matplotlib.pyplot as plt
import cv2
from PIL import Image

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import load_model
from tensorflow.keras.layers import Dense, GlobalAveragePooling2D, Dropout
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping
import logging

from tensorflow.keras.applications.resnet import ResNet50

logging.info(f'[hunmin log] tensorflow ver : {tf.__version__}')

# 사용할 gpu 번호를 적는다.
os.environ["CUDA_VISIBLE_DEVICES"]='0,1'

gpus = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
if gpus:
    try:
        tf.config.experimental.set_visible_devices(gpus, 'GPU')
        logging.info('[hunmin log] gpu set complete')
        logging.info('[hunmin log] num of gpu: {}'.format(len(gpus)))

    except RuntimeError as e:
        logging.info('[hunmin log] gpu set failed')
        logging.info(e)
```

```
def exec_train(tm):

    logging.info('[hunmin log] the start line of the function [exec_train]')
    logging.info('[hunmin log] tm.train_data_path : {}'.format(tm.train_data_path))

    # 저장 파일 확인
    list_files_directories(tm.train_data_path)

    ######################################################################
    ## 1. 데이터셋 준비(Data Setup)
    ######################################################################
    # 데이터셋 경로 지정
    data_dir = tm.train_data_path
    train_source_dir = os.path.join(data_dir, 'dataset/train')
    test_source_dir = os.path.join(data_dir, 'dataset/test')

    train_label_dir = os.path.join(data_dir, 'dataset/train_labels.csv')
    test_label_dir = os.path.join(data_dir, 'dataset/test_labels.csv')

    # pandas dataframe 만들기
    train_df = pd.read_csv(train_label_dir)
    test_df = pd.read_csv(test_label_dir)

    train_labels = train_df['wind_speed'].values.tolist()
    test_labels = test_df['wind_speed'].values.tolist()

    image_size = (64, 64)
    batch_size = 16

    # 허리케인 image.jpg 파일에 해당되는 풍속을 label로 지정하기
    logging.info('[hunmin log] train dataset process start')
    train_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
        train_source_dir,
        labels = train_labels,
        validation_split=0.2,
        subset="training",
        seed = 123,
        image_size = image_size,
        color_mode = 'rgb',
        batch_size = batch_size
    )

    logging.info('[hunmin log] validation dataset process start')
    validation_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
        train_source_dir,
        labels = train_labels,
        validation_split=0.2,
        subset="validation",
        seed = 123,
        image_size = image_size,
        color_mode = 'rgb',
        batch_size = batch_size
    )
```

```
logging.info('[hunmin log] test dataset process start')
test_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
    test_source_dir,
    labels = test_labels,
    image_size = image_size,
    color_mode = 'rgb',
    batch_size = batch_size
)

# 학습에 필요한 train과 validation 데이터셋의 정규화를 진행한다.
logging.info('[hunmin log] Dataset normalization start')
train_ds = train_ds.map(process)
validation_ds = validation_ds.map(process)

######################################################################
## 3. 학습 모델 훈련(Train Model)
######################################################################
logging.info('=== modeling start ===')

# ResNet50 모델 import 하기
base_model = ResNet50(include_top=False)

for layer in base_model.layers[:40]:
    layer.trainable = False

for layer in base_model.layers[40:]:
    layer.trainable = True

# 모델 생성 & 컴파일 (Model Build and Compile)
# 단일 gpu 혹은 cpu학습
if len(gpus) < 2:
    model = model_build_and_compile(base_model)
# multi-gpu
else:
    strategy = tf.distribute.MirroredStrategy()
    logging.info('[hunmin log] gpu devices num {}'.format(strategy.num_replicas_in_sync))
    with strategy.scope():
        model = model_build_and_compile(base_model)

# 모델 학습 (Train Model)
early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1, patience=10)
history = model.fit(train_ds,
                    epochs=20,
                    validation_data=validation_ds,
                    callbacks=[early_stop])
```

```
    ######################################################################
    ## 플랫폼 시각화
    ######################################################################
    ## : 이 부분은 로컬에서 plotting하는 부분이지만
    ## 로컬환경과 플랫폼환경에서의 코드가 많이 달라 로컬코드에서는 생략되었습니다.
    ## 이 부분을 주석처리하고 실행하여도 플랫폼에서의 오류는 없습니다.
    ######################################################################
    #plot_metrics(tm, history)


    ######################################################################
    ## 학습 모델 저장
    ######################################################################

    model.save(os.path.join(tm.model_path, 'regression_resnet_model.h5'))

    # 저장 파일 확인
    list_files_directories(tm.model_path)
    logging.info('[hunmin log]  the finish line of the function [exec_train]')


def exec_init_svc(im):
    ######################################################################
    ## 학습 모델 준비
    ######################################################################
    # load the model
    model = load_model(os.path.join(im.model_path, 'regression_resnet_model.h5'))
    return {'model':model}

def exec_inference(df, params, batch_id):
    logging.info('[hunmin log] the start line of the function [exec_inference]')
    inference = []
    # 학습 모델 준비
    model = params['model']
    logging.info('[hunmin log] model.summary() : {}'.format(model.summary()))

    logging.info('[hunmin log] data transform')
    for i in range(len(df)):
        data = df.iloc[i, 0]
        image_bytes = io.BytesIO(base64.b64decode(data))
        image = Image.open(image_bytes)
        numpy_image = np.array(image)
        numpy_image = numpy_image.astype(np.float32)/255.
        opencv_image = cv2.cvtColor(numpy_image, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        image = cv2.resize(opencv_image, (64,64))
        image = image.reshape(-1, 64, 64, 3)
```

```
        ######################################################################
        ## 4. 추론(Inference)
        ######################################################################
       pred = model.predict(image)
        prediction = pred.tolist()
        inference.append(prediction[0][0])

    result = {'inference':inference}
    return result

def process(image,label):
    image = tf.cast(image/255. ,tf.float32)
    return image,label

def model_build_and_compile(base_model):
    inputs = tf.keras.Input(shape=(64, 64, 3))
    x = base_model(inputs, training=True)
    x = GlobalAveragePooling2D()(x)
    x = Dropout(0.3)(x)
    x = Dense(512, activation='relu')(x)
    x = Dropout(0.2)(x)
    outputs = Dense(1, activation='linear')(x)
    model = tf.keras.Model(inputs, outputs)
    model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0001), loss='mae')

    logging.info('[hunmin log] model.summary() : ')
    model.summary(print_fn = logging.info)
    return model

def process(image,label):
    image = tf.cast(image/255. ,tf.float32)
    return image,label

def model_build_and_compile(base_model):
    inputs = tf.keras.Input(shape=(64, 64, 3))
    x = base_model(inputs, training=True)
    x = GlobalAveragePooling2D()(x)
    x = Dropout(0.3)(x)
    x = Dense(512, activation='relu')(x)
    x = Dropout(0.2)(x)
    outputs = Dense(1, activation='linear')(x)
    model = tf.keras.Model(inputs, outputs)
    model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.0001), loss='mae')

    logging.info('[hunmin log] model.summary() : ')
    model.summary(print_fn = logging.info)
    return model

def list_files_directories(path):
    # Get the list of all files and directories in current working directory
    dir_list = os.listdir(path)

    logging.info('[hunmin log] Files and directories in {} :'.format(path))
    logging.info('[hunmin log] dir_list : {}'.format(dir_list))
```

```
def plot_metrics(tm, history):
    for i in range(len(history.history['loss'])):
        metrix={}
        metrix['loss'] = history.history['loss'][i]
        metrix['accuracy'] = 0
        metrix['step'] = i
        tm.save_stat_metrics(metrix)

    eval_results={}
    eval_results['loss']= history.history['val_loss'][-1]

    tm.save_result_metrics(eval_results)
    logging.info('[hunmin log] loss curve plot for platform')
```

```
# PM 클래스: pm 객체
class PM:
    def __init__(self):
        self.source_path = './'
        self.target_path = './meta_data'

# TM 클래스: tm 객체
class TM:
    def __init__(self):
        self.train_data_path = './meta_data'
        self.model_path = './meta_data'

# IM 클래스: im 객체
class IM:
    def __init__(self):
        self.model_path = './meta_data'


# pm 객체
pm = PM()
print('pm.source_path:', pm.source_path)
print('pm.target_path: ', pm.target_path)

# tm 객체
tm = TM()
print('tm.train_data_path: ', tm.train_data_path)
print('tm.model_path: ', tm.model_path)

# im 객체
im = IM()
print('im.model_path: ', im.model_path)

# inferecne(df, params, batch_id) 함수 입력
params = {}
batch_id = 0

import io
import pandas as pd

# base64 encoded image
data= # '(11_1) Request_satellite_regression.txt' 파일 안에 있는 base64 형식의 이미지 이용

data = io.StringIO(data)
df = pd.DataFrame(data)
print('df: ', df)
print('df.dtypes:', df.dtypes)
df.columns

%%time
process_for_train(pm)

train(tm)

transform(df, params, batch_id)

params = init_svc(im)

inference(df, params, batch_id)
```

2_platform_process

- 파일명 : satellite_regression_preprocess.py
  - ✓ from satellite_regression_preprocess_sub import exec_process
  - ✓ def process_for_train(pm):
  - ✓ def init_svc(im, rule):
  - ✓ def transform(df, params, batch_id):

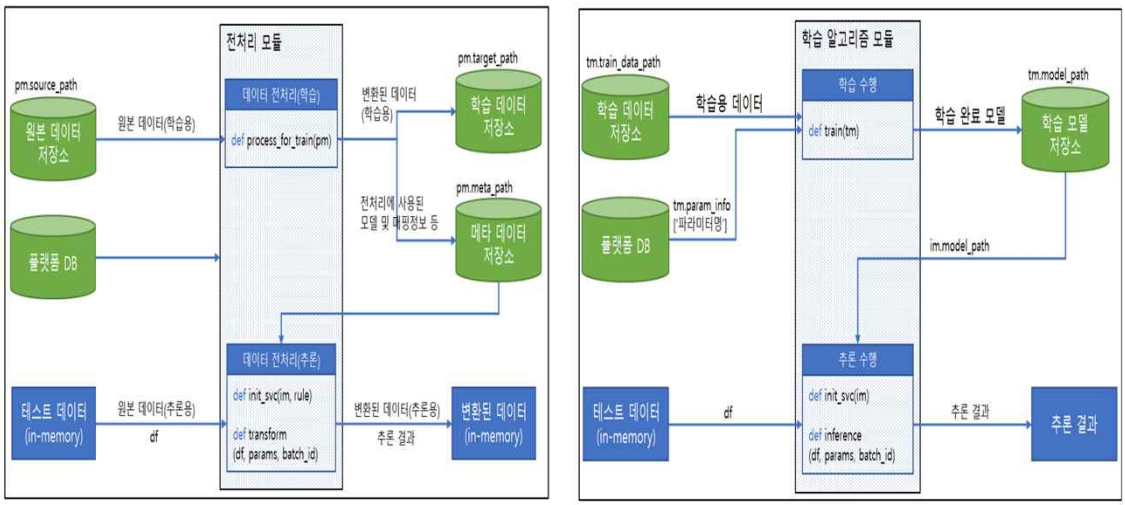
- 파일명: satellite_regression_preprocess_sub.py
  - ✓ def exec_process(pm):

- 파일명: satellite_regression_train.py
  - ✓ from satellite_regression_train_sub import exec_train, exec_init_svc, exec_inference
  - ✓ def train(tm):
  - ✓ def init_svc(im):
  - ✓ def inference(df, params, batch_id):

- 파일명: satellite_regression_train_sub.py
  - ✓ def exec_train(tm):
  - ✓ def exec_init_svc(im):
  - ✓ def exec_inference(df, params, batch_id):
    1. 데이터셋 준비(Data Setup)
    2. 데이터 전처리(Data Preprocessing)
    3. 학습 모델 훈련(Train Model)
    4. 추론(Inference)

II. 프로그래밍 가이드 문서

2_platform_process



[전처리 모듈 업무흐름도] [알고리즘 모듈 업무흐름도]

0. 빅데이터/인공지능 통합 플랫폼 [T3Q.ai]
   - 빅데이터 플랫폼 [T3Q.cep]
   - 인공지능 플랫폼 [T3Q.dl]
   - 빅데이터/인공지능 통합 플랫폼 [T3Q.ai (T3Q.cep + T3Q.dl)]

1. 머신러닝(Machine Learning)과 딥러닝(Deep Learning) 프로그래밍 패턴
   (1) 데이터셋 불러오기(Dataset Loading)
   (2) 데이터 전처리(Data Preprocessing)
      - 데이터 정규화(Normalization)
      - 학습과 테스트 데이터 분할(Train/Test Data Split) 등
   (3) 학습 모델 구성(Train Model Build)
   (4) 학습(Model Training)
   (5) 학습 모델 성능 검증(Model Performance Validation)
   (6) 학습 모델 저장(배포) 하기(Model Save)
   (7) 추론 데이터 전처리((Data Preprocessing)
   (8) 추론(Inference) 또는 예측(Prediction)
   (9) 추론 결과 데이터 후처리(Data Postprocessing)

2. 빅데이터/인공지능 통합 플랫폼[T3Q.ai]에서 딥러닝 프로그래밍 하고 인공지능 서비스 실시간 운용하기
   - 6개의 함수로 딥러닝 프로그래밍 하고 인공지능 서비스 실시간 운용하기

   (1) process_for_train(pm) 함수
      - 데이터셋 준비(Dataset Setup)에 필요한 코드 작성
   (2) init_svc(im, rule) 함수
      - 전처리 객체 불러오기 에 필요한 코드 작성(생략 가능)
   (3) transform(df, params, batch_id) 함수
      - 추론 데이터 전처리((Data Preprocessing) 에 필요한 코드 작성(생략 가능)

(4) train(tm) 함수
- 데이터셋 불러오기(Dataset Loading)
- 데이터 전처리(Data Preprocessing)
- 학습 모델 구성(Train Model Build)
- 학습(Model Training)
- 학습 모델 성능 검증(Model Performance Validation)
- 전처리 객체 저장
- 학습 모델 저장(배포) 하기에 필요한 코드 작성

(5) init_svc(im) 함수
- 전처리 객체 불러오기
- 학습모델 객체 불러오기에 필요한 코드 작성

(6) inference(df, params, batch_id) 함수
- 추론 데이터 전처리((Data Preprocessing)
- 추론(Inference) 또는 예측(Prediction)
- 추론 결과 데이터 후처리(Data Postprocessing)에 필요한 코드 작성

==========

3. 전처리 모듈 관리, 학습 알고리즘 관리 함수 설명

1) 프로젝트 설정/전처리모듈 관리 함수

```
def process_for_train(pm):
    """
    (1) 입력: pm
      # pm.source_path: 학습플랫폼/데이터셋 관리 메뉴에서 저장한 데이터를 불러오는 경로
      # pm.target_path: 처리 완료된 데이터를 저장하는 경로
    (2) 출력: None
    (3) 설명:
      # 데이터셋 관리 메뉴에서 저장한 데이터를 불러와서 필요한 처리를 수행
      # 처리 완료된 데이터를 저장하는 기능, pm.target_path에 저장
      # train(tm) 함수의 tm.train_data_path를 통해 데이터를 불러와서 전처리와 학습을 수행
    """

def init_svc(im, rule):
    """
    (1) 입력: im, rule
    (2) 출력: None
    (3) 설명:
      # process_for_train(pm) 함수에서 저장한 전처리 객체와 데이터에 적용된 룰(rule)을
        불러오는 기능
      # 전처리 객체, 룰(rule) 불러오기 기능 없이 처리
    """
    return {}

def transform(df, params, batch_id):
    """
    (1) 입력: df, params, batch_id
      # df: 추론모델관리와 추론API관리, 실시간 추론을 통해 전달되는 추론 입력 데이터
        (dataframe 형태)
      # params: init_svc(im, rule) 함수의 리턴(return) 값을 params 변수로 전달
    (2) 출력: df
    (3) 설명:
      # df(추론 입력 데이터)에 대한 전처리를 수행한 후 전처리 된 데이터를
        inference(df, ...) 함수의 입력 df에 전달하는 기능
      # df(추론 입력 데이터)를 전처리 없이 inference(df, params, batch_id) 함수의 입력
df
        에 리턴(return)
    """
    return df
```

2) 프로젝트 설정/학습 알고리즘 관리 함수

```
def train(tm):
    """
    (1) 입력: tm
      # tm.train_data_path: pm.target_path에 저장한 데이터를 불러오는 경로
      # tm.model_path: 전처리 객체와 학습 모델 객체를 저장하는 경로
    (2) 출력: None
    (3) 설명:
      # pm.target_path에 저장한 데이터를 tm.train_data_path를 통해 데이터를 불러오는 기
능
      # 데이터 전처리와 학습 모델을 구성하고 모델 학습을 수행
      # 학습 모델의 성능을 검증하고 배포할 학습 모델을 저장
      # 전처리 객체와 학습 모델 객체를 저장, tm.model_path에 저장
      # init_svc(im) 함수의 im.model_path를 통해 전처리 객체와 학습 모델 객체를 준비
    """

def init_svc(im):
    """
    (1) 입력: im
      # im.model_path: tm.model_path에 저장한 전처리 객체와 학습 모델 객체 등을
        불러오는 경로
    (2) 출력: 전처리 객체와 학습 모델 객체 등을 딕셔너리(dictionary) 형태로 리턴(return)
    (3) 설명:
      # tm.model_path에 저장한 전처리 객체와 학습 모델 객체 등을 불러오는 기능
      # 전처리 객체, 룰(rule) 불러오기 기능 없이 처리
      # 전처리 객체와 학습 모델 객체 등을 딕셔너리(dictionary) 형태로 리턴(return)
      # 리턴(return) 값을 inference(df, params, batch_id) 함수의 입력 params 변수로 전달
    """

    return { "model": model, "param": param }

def inference(df, params, batch_id):
    """
    (1) 입력: df, params, batch_id
      # df: transform(df, params, batch_id)함수의 리턴(return) 값으로 전달된 df, 추론 입력
        데이터 (dataframe 형태)
      # params  init_svc(im) 함수의 return 값을 params 변수로 전달
        ## 학습 모델 객체 사용 예시        model=params['model']
        ## 전처리(pca) 객체 사용 예시      pca=params['pca']
    (2) 출력: 추론 결과를 딕셔너리(dictionary) 형태로 리턴(return)
    (3) 설명:
      # 전처리 객체를 사용하여 df(추론 입력 데이터)에 대한 전처리 수행
      # 배포된 학습 모델(model)을 사용하여 df(추론 입력 데이터)에 추론(예측)을 수행
      # 추론 결과를 딕셔너리(dictionary) 형태로 리턴(return)
    """
    return {"inference": result}
```

==========

4. 전처리 모듈 관리, 학습 알고리즘 관리 함수 설명(AI 훈민정음 프로젝트)

1) 프로젝트 설정/전처리모듈 관리 함수(AI 훈민정음 프로젝트)

```
import logging

def process_for_train(pm):
    """
    (1) 입력: pm
      # pm.source_path: 학습플랫폼/데이터셋 관리 메뉴에서 저장한 데이터를 불러오는 경로
      # pm.target_path: 처리 완료된 데이터를 저장하는 경로
    (2) 출력: None
    (3) 설명:
      # 데이터셋 관리 메뉴에서 저장한 데이터를 불러와서 필요한 처리를 수행
      # 처리 완료된 데이터를 저장하는 기능, pm.target_path에 저장
      # train(tm) 함수의 tm.train_data_path를 통해 데이터를 불러와서 전처리와 학습을 수행
    (4) 추가 설명:
      # 함수 구조는 원형대로 유지
      # 실질적인 기능을 하는 함수를 서브모듈 함수(exec_process)로 정의하여 사용함
      # 함수명                          서브함수명
      # process_for_train(pm)          exec_process(pm)
      # 함수의 정상적인 동작 체크를 위해 마지막 라인(the end line)에 로그 출력 수행
    """

    exec_process(pm)

    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [process_for_train]')

def init_svc(im, rule):
    """
    (1) 입력: im, rule
    (2) 출력: None
    (3) 설명:
      # process_for_train(pm) 함수에서 저장한 전처리 객체와 데이터에 적용된 룰(rule)을
        불러오는 기능
      # 전처리 객체, 룰(rule) 불러오기 기능 없이 처리
    """
    return {}

def transform(df, params, batch_id):
    """
    (1) 입력: df, params, batch_id
      # df: 추론모델관리와 추론API관리, 실시간 추론을 통해 전달되는 추론 입력 데이터
        (dataframe 형태)
      # params: init_svc(im, rule) 함수의 리턴(return) 값을 params 변수로 전달
    (2) 출력: df
    (3) 설명:
      # df(추론 입력 데이터)에 대한 전처리를 수행한 후 전처리 된 데이터를 inference(df, ...)
        함수의 입력 df에 전달하는 기능
      # df(추론 입력 데이터)를 전처리 없이 inference(df, params, batch_id) 함수의 입력 df에
        리턴(return)
    (4) 추가 설명:
      # 함수 구조는 원형대로 유지
      # 함수의 정상적인 동작 체크를 위해 마지막 라인(the end line)에 로그 출력 수행
    """
    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [transform]')
    return df
```

2) 프로젝트 설정/ 학습 알고리즘 관리 함수(AI 훈민정음 프로젝트)

```
import logging

def train(tm):
    """
    (1) 입력: tm
      # tm.train_data_path: pm.target_path에 저장한 데이터를 불러오는 경로
      # tm.model_path: 전처리 객체와 학습 모델 객체를 저장하는 경로
    (2) 출력: None
    (3) 설명:
      # pm.target_path에 저장한 데이터를 tm.train_data_path를 통해 데이터를 불러오는 기능
      # 데이터 전처리와 학습 모델을 구성하고 모델 학습을 수행
      # 학습 모델의 성능을 검증하고 배포할 학습 모델을 저장
      # 전처리 객체와 학습 모델 객체를 저장, tm.model_path에 저장
      # init_svc(im) 함수의 im.model_path를 통해 전처리 객체와 학습 모델 객체를 준비
    (4) 추가 설명:
      # 함수 구조는 원형대로 유지
      # 실질적인 기능을 하는 함수를 서브모듈 함수(exec_train)로 정의하여 사용함
      # 함수명                          서브함수명
      # train(tm)                       exec_train(tm)
      # 함수의 정상적인 동작 체크를 위해 마지막 라인(the end line)에 로그 출력 수행
    """

    exec_train(pm)

    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [train]')

def init_svc(im):
    """
    (1) 입력: im
      # im.model_path: tm.model_path에 저장한 전처리 객체와 학습 모델 객체 등을 불러오는
        경로
    (2) 출력: 전처리 객체와 학습 모델 객체 등을 딕셔너리(dictionary) 형태로 리턴(return)
    (3) 설명:
      # tm.model_path에 저장한 전처리 객체와 학습 모델 객체 등을 불러오는 기능
      # 전처리 객체, 룰(rule) 불러오기 기능 없이 처리
      # 전처리 객체와 학습 모델 객체 등을 딕셔너리(dictionary) 형태로 리턴(return)
      # 리턴(return) 값을 inference(df, params, batch_id) 함수의 입력 params 변수로 전달
    (4) 추가 설명:
      # 함수 구조는 원형대로 유지
      # 실질적인 기능을 하는 함수를 서브모듈 함수(exec_init_svc)로 정의하여 사용함
      # 함수명                          서브함수명
      # init_svc(im)                    exec_init_svc(im)
      # 함수의 정상적인 동작 체크를 위해 마지막 라인(the end line)에 로그 출력 수행

    """
    params = exec_init_svc(im)
    logging.info('[hunmin log] the end line of the function [init_svc]')
    return {**params}
```

```
def inference(df, params, batch_id):
    """
    (1) 입력: df, params, batch_id
      # df: transform(df, params, batch_id)함수의 리턴(return) 값으로 전달된 df, 추론 입력
        데이터(dataframe 형태)
      # params: init_svc(im) 함수의 리턴(return) 값을 params 변수로 전달
        ## 학습 모델 객체 사용 예시        model=params['model']
        ## 전처리(pca) 객체 사용 예시      pca=params['pca']
    (2) 출력: 추론 결과를 딕셔너리(dictionary) 형태로 리턴(return)
    (3) 설명:
      # 전처리 객체를 사용하여 df(추론 입력 데이터)에 대한 전처리 수행
      # 배포된 학습 모델(model)을 사용하여 df(추론 입력 데이터)에 추론(예측)을 수행
      # 추론 결과를 딕셔너리(dictionary) 형태로 리턴(return)
    (4) 추가 설명:
      # 함수 구조는 원형대로 유지
      # 실질적인 기능을 하는 함수를 서브모듈 함수(exec_inference)로 정의하여 사용함
      # 함수명                                    서브함수명
      # inference(df, params, batch_id)         exec_inference(df, params, batch_id)
      # 함수의 정상적인 동작 체크를 위해 마지막 라인(the end line)에 로그 출력 수행
    """

    result = exec_inference(df, params, batch_id)
    logging.info('[hunmin log] the end line     of the function [inference]')
    return {**result}
```

수행절차 소개

01) T3Q.cep_데이터수집 파이프라인_satellite_regression : 해당 예제에서는 수행 절차 없음

02) T3Q.cep_데이터변환 파이프라인_ satellite_regression : 해당 예제에서는 수행 절차 없음

03) T3Q.dl_프로젝트 설정_실행환경 관리_ satellite_regression

04) T3Q.dl_프로젝트 설정_전처리 모듈 관리_ satellite_regression

05) T3Q.dl_프로젝트 설정_학습 알고리즘 관리_ satellite_regression

06) T3Q.dl_학습플랫폼_데이터셋 관리_ satellite_regression

07) T3Q.dl_학습플랫폼_전처리 모델 설계_ satellite_regression

08) T3Q.dl_학습플랫폼_전처리 모델 관리_ satellite_regression

09) T3Q.dl_학습플랫폼_학습모델 설계_ satellite_regression

10) T3Q.dl_학습플랫폼_학습모델 관리_ satellite_regression

11) T3Q.dl_추론플랫폼_추론모델 관리_ satellite_regression

12) T3Q.dl_추론플랫폼_추론API관리_ satellite_regression

13) T3Q.cep_실시간 추론 파이프라인_ satellite_regression

실행환경 추가 내용 및 절차

1) Requirements

==========

User Requirements.

==========

2) Dockerfile

==========

```
FROM tensorflow/tensorflow:2.4.1-gpu

ARG DEBIAN_FRONTEND=noninteractive

RUN apt-key adv --keyserver keyserver.ubuntu.com --recv-keys
A4B469963BF863CC

RUN apt-get update && apt-get install -y wget ₩
    python3.8 ₩
    python3-pip ₩
    python3-dev ₩
    python3.8-dev ₩
    postgresql ₩
    libpq-dev

RUN pip3 install --upgrade pip

# libraries for operservice
RUN pip install --no-input kubernetes pygresql pyjwt pyarrow pandas ₩
        flask flask-sqlalchemy flask-cors flask-bcrypt flask-migrate flask-
restful flask-rest-jsonapi

# opencv
RUN apt-get -y install libgl1-mesa-glx
```

```
# generic libraries
RUN pip install --no-input numpy==1.19.5 ₩
        torch scikit-learn imbalanced-learn xgboost ₩
        fastai keras keras-preprocessing keras-vis ₩
        matplotlib pillow nltk ₩
        opencv-contrib-python opencv-python openpyxl imageio
pretty_midi ₩
        pickleshare pip-tools protobuf psutil psycopg2 PyYAML ₩
        pathlib requests requests-oauthlib rsa ₩
        tensorboard tensorboard-data-server tensorboard-plugin-wit ₩
        sqlalchemy grpcio tqdm urllib3 xlrd xlwt lightgbm

# libraries for operservice
RUN pip install --no-input category_encoders

# prevent making cache not to preserve previous train code
ENV PYTHONDONTWRITEBYTECODE 1

# For User
ADD ./requirements.txt /work/requirements.txt
RUN pip install -r /work/requirements.txt

#COPY ./work /work
USER root

RUN mkdir /mldatas
RUN mkdir /data
RUN mkdir /data/aip
RUN mkdir /data/aip/logs

WORKDIR /work
```

==========

추가된 실행 환경 [저장] 하고, [배포하기] 시작 , 완료 후 [로그] 에서 확인

- 전처리모듈 등록 시 순서와 입력 정보

① 기본정보

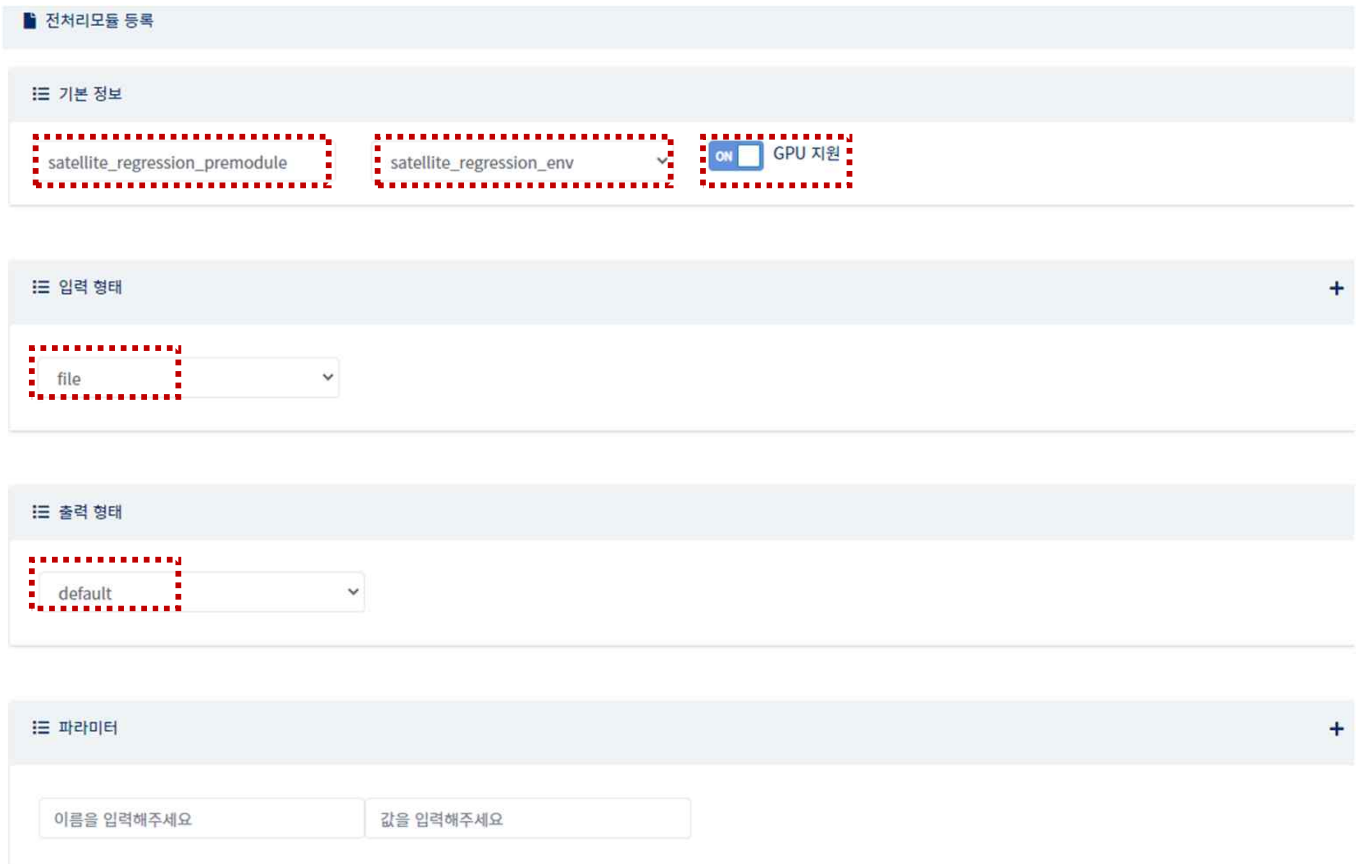
전처리명: satellite_regression_premodule

실행환경 선택 : satellite_regression_env

GPU지원 : GPU 지원(체크)

② 입력 형태: file

③ 출력 형태: default



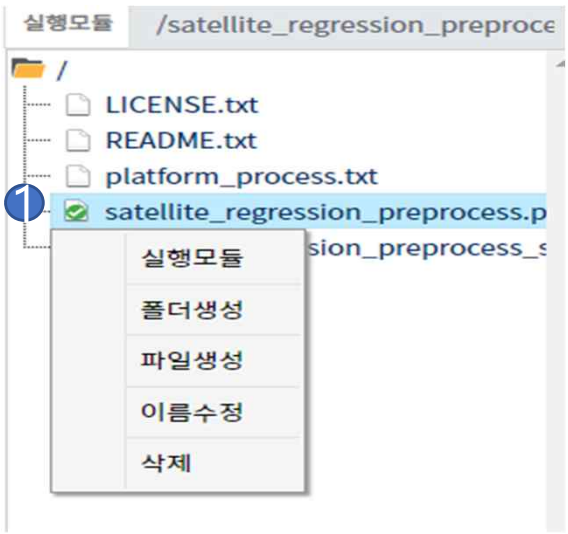
04) T3Q.dl_프로젝트 설정_전처리 모듈 관리_satellite_regression

- 프로젝트 설정>>전처리모듈관리
  - 전처리모듈 관리>> [전처리 모듈 추가] 실행
  - 전처리모듈 등록 시 순서와 입력 정보
  ① 기본정보
    - 전처리명: satellite_regression_premodule
    - 실행환경 선택 : satellite_regression_env
    - GPU지원 : 체크
  ② 입력 형태: file
  ③ 출력 형태: default
  ④ 파라미터
  ⑤ 소스 코드 : T3Q.ai_platform_satellite_regression_preprocess.zip [파일업로드]
    - satellite_regression_preprocess.py (실행모듈 선택)
    - satellite_regression_preprocess_sub.py
    - platform_process.txt
    - LICENSE.txt
    - README.txt

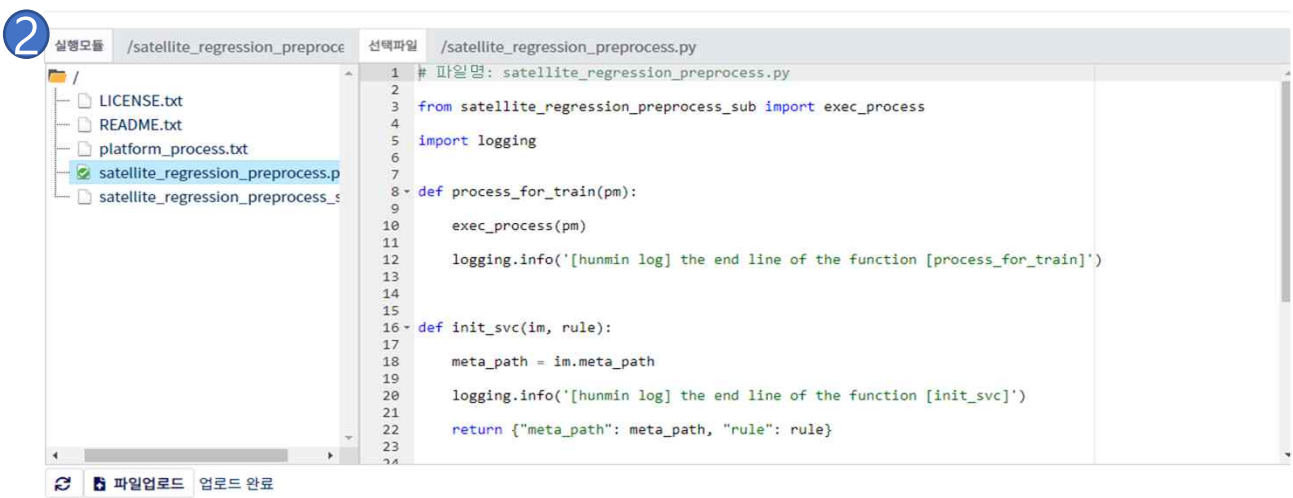
전처리모듈 등록 시 순서와 입력 정보

⑤ 소스 코드 : T3Q.ai_platform_satellite_regression_preprocess.zip [파일업로드] 누름

- satellite_regression_preprocess.py ([실행모듈] 선택)
- satellite_regression_preprocess_sub.py
- platform_process.txt
- LICENSE.txt
- README.txt



소스 코드



05) T3Q.dl_프로젝트 설정_학습 알고리즘 관리_satellite_regression

- 프로젝트 설정 >> 학습 알고리즘 관리
  - 학습 알고리즘 관리>>
    - [알고리즘 추가] 실행

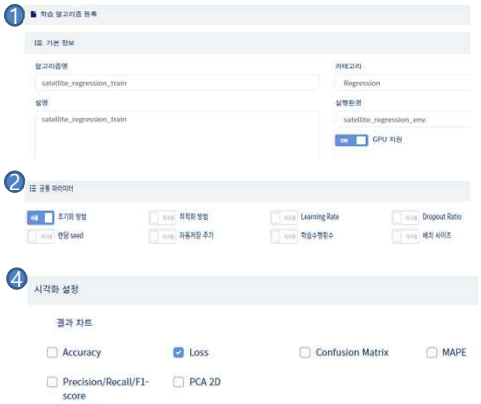
- 학습 알고리즘 등록 시 순서와 입력 정보

① 기본정보: 다음과 같이 입력
-알고리즘명: satellite_regression_train
-설명 : satellite_regression_train
-카테고리 : Regression
-실행환경 : satellite_regression_env
-GPU 지원 : 체크

② 공통 파라미터: 아래 1가지 항목 사용
- 초기화 방법 : 사용

③ 모델 파라미터

④ 시각화 설정: 아래 1개 항목만 체크
- Loss : 체크



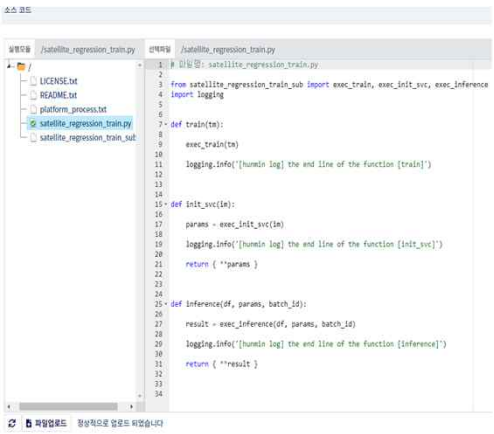
05) T3Q.dl_프로젝트 설정_학습 알고리즘 관리_satellite_regression

- 프로젝트 설정 >> 학습 알고리즘 관리
  - 학습 알고리즘 관리>> [알고리즘 추가] 실행
  - 학습 알고리즘 등록 시 순서와 입력 정보

⑤ 소스코드 업로드 : [파일업로드]

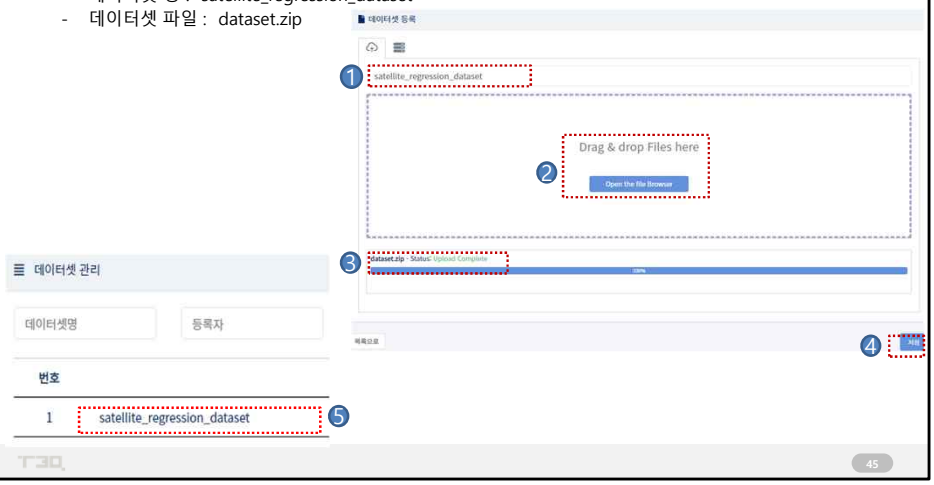
: T3Q.ai_platform_satellite_regression_train.zip
- satellite_regression_train.py
- satellite_regression_train_sub.py
- platform_process.txt
- LICENSE.txt
- README.txt

: 실행 모듈 설정 >> [저장]
- /satellite_regression_train.py 실행 모듈 지정
- [저장]을 누른다.



06) T3Q.dl_학습플랫폼_데이터셋 관리_satellite_regression

- 학습플랫폼 >> 데이터셋 관리
- 데이터셋 등록 절차
  - 데이터셋 관리>> 등록 실행
  - 데이터셋 명 : satellite_regression_dataset
  - 데이터셋 파일 : dataset.zip



07) T3Q.dl_학습플랫폼_전처리 모델 설계_satellite_regression

- 학습플랫폼 >> 전처리 모델 설계
- 전처리 모델 설계 절차

① 학습플랫폼 >> 데이터셋 관리
   - 데이터셋 명 : satellite_regression_dataset 선택

② satellite_regression_dataset 아래의 [전처리 모델 설계] 선택

07) T3Q.dl_학습플랫폼_전처리 모델 설계_satellite_regression

- 학습플랫폼 >> 전처리 모델 설계

② 전처리 모델 설계 절차

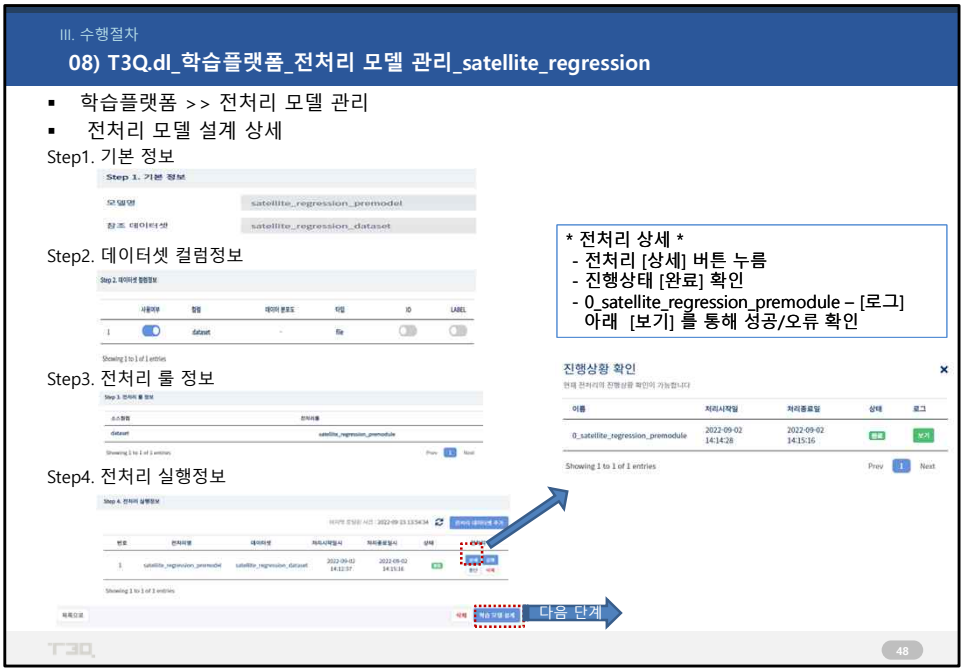
Step1. 기본 정보
- 모델명: satellite_regression_premodel

Step2. 데이터셋 등록:
- 참조데이터셋 : satellite_regression_dataset

Step3. ID/LABEL 지정

Step4. 전처리 규칙 정보
- [전처리 규칙 등록] 선택

③ 전처리 규칙 등록 시 절차
- 소스컬럼 : dataset(file) 선택
- 변환 함수 : satellite_regression_premodule 선택 후 [저장]

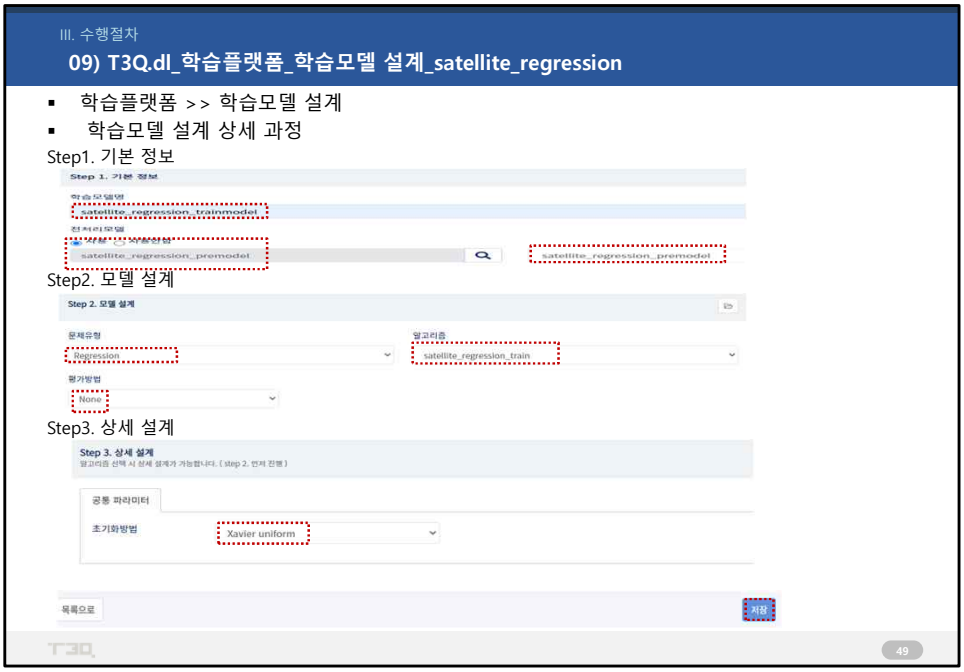


▪ 학습플랫폼 >> 전처리 모델 관리
▪ 전처리 모델 설계 상세
Step1. 기본 정보
- 모델명: satellite_regression_premodel
- 참조데이터셋 : satellite_regression_dataset
Step2. 데이터셋 컬럼정보
Step3. 전처리 룰 정보
Step4. 전처리 실행정보
전처리 상세
- 전처리 상세 버튼 누름
- 진행상황 확인
- 0_satellite_regression_premodule – [로그] 아래 [보기] 누름
[학습 모델 설계] 선택하여 다음 단계 진행

로그 확인

마지막 로딩된 시간 : 2022-09-23 14:08:17

```
2022-09-02 05:14:28,702 [ INFO] root: ### preprocessing start ###
2022-09-02 05:14:28,702 [ INFO] root: params={'pre_dataset_id': 1044, 'rule': {'source_column': ['dataset'], 'rule': 'preModel', 'rule_type':
'satellite_regression_premodule', 'mod': 'U', 'param': {}, 'rule_no': '0', 'source_type': ['file'], 'module_info': '{"deploy_dt": "2022-09-02
14:09:51", "template": "Python", "version": "1.0", "status": "deployed", "image_name": 369, "module_name":
"satellite_regression_preprocess"}', 'output_type': ['default']}, 'do_fit': True, 'test_no': None, 'test_dataset_path': None, 'log_path':
'/data/aip/logs'}
2022-09-02 05:14:28,738 [ WARN] root: datasource_repo_id : 157, datasource_repo_obj : <DataSourceRepo 157>, repo_type : file
2022-09-02 05:14:28,754 [ INFO] root: module_path=/data/aip/logs/t3qai/premodule/premodule_511/1
2022-09-02 05:14:28,790 [ INFO] root: dp_module=<module 'satellite_regression_preprocess' from
'/data/aip/logs/t3qai/premodule/premodule_511/1/satellite_regression_preprocess.py'>
2022-09-02 05:14:28,790 [ INFO] root: [hunmin log]  the start line of the function [exec_process]
2022-09-02 05:14:28,790 [ INFO] root: [hunmin log] pm.source_path : /data/aip/file_group/t3qai/777
2022-09-02 05:14:28,792 [ INFO] root: [hunmin log] Files and directories in /data/aip/file_group/t3qai/777 :
2022-09-02 05:14:28,792 [ INFO] root: [hunmin log] dir_list : ['dataset.zip']
2022-09-02 05:15:16,882 [ INFO] root: [hunmin log] Files and directories in /data/aip/dataset/t3qai/pm/pm_1035/ds_1044 :
2022-09-02 05:15:16,882 [ INFO] root: [hunmin log] dir_list : ['dataset']
```



학습플랫폼 >> 학습모델 설계

1. AI 훈민정음 >> 학습플랫폼 >> 학습모델 설계 상세 과정
   1) Step 1. 기본 정보
      학습모델명 satellite_regression_trainmodel
      전처리모델
      [사용] 체크
      satellite_regression_premodel satellite_regression_premodel

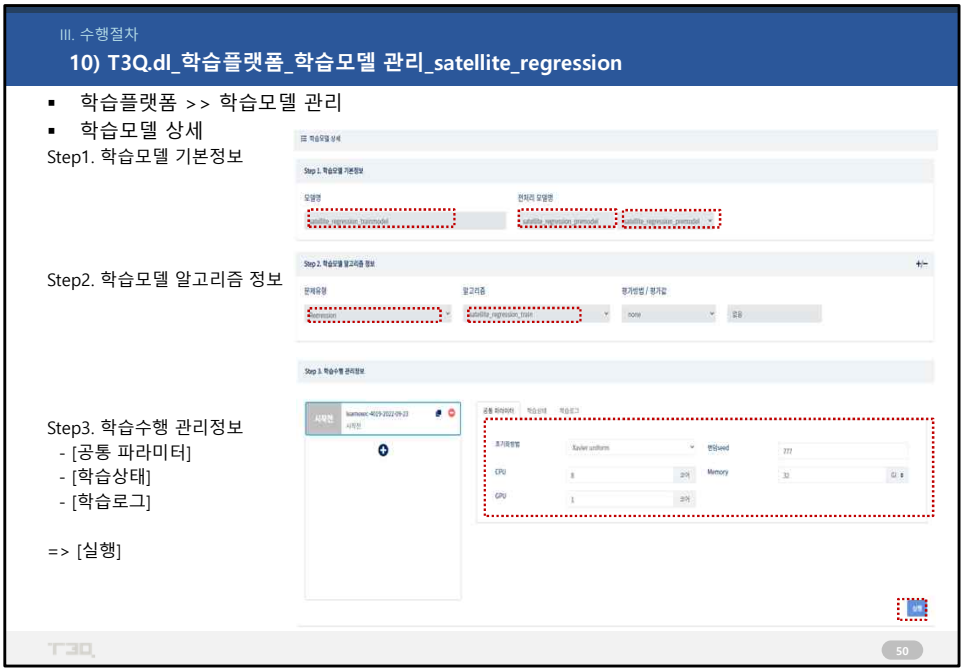
   2) Step 2. 모델 설계
      문제유형 Regression
      알고리즘 satellite_regression_train
      평가방법
      #Train-Test Split : 80
      None

   3) Step 3. 상세 설계
      알고리즘 선택 시 상세 설계가 가능합니다. (step 2. 먼저 진행)

      (1) 공통 파라미터
      초기화방법 : Xavier uniform

   4) [저장] 누름

2. AI 훈민정음 >> 학습플랫폼 >> [학습모델 관리] 에서 등록된 학습 모델 확인



학습플랫폼 >> 학습모델 관리

1. 학습플랫폼 >> 학습모델 관리

2 학습모델 상세

1) Step 1. 학습모델 기본정보
모델명 satellite_regression_trainmodel
전처리 모델명 satellite_regression_premodel satellite_regression_premodel

2) Step 2. 학습모델 알고리즘 정보
문제유형 Regression
알고리즘 satellite_regression_train
평가방법 / 평가값 none 없음

3) Step 3. 학습수행 관리정보
(1) 공통 파라미터

초기화방법	Xavier uniform
랜덤seed	777
CPU	8 코어
Memory	32 Gi
GPU	1 코어

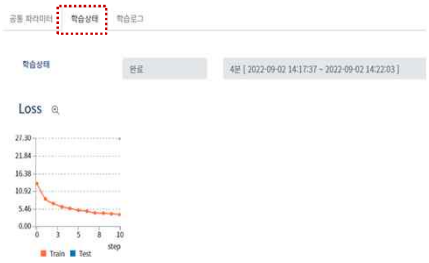
(2) 학습상태
학습상태 시작전 [- ~ -]

Loss

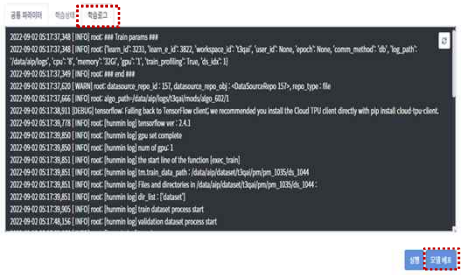
[실행] 버튼 누름

10) T3Q.dl_학습플랫폼_학습모델 관리_satellite_regression

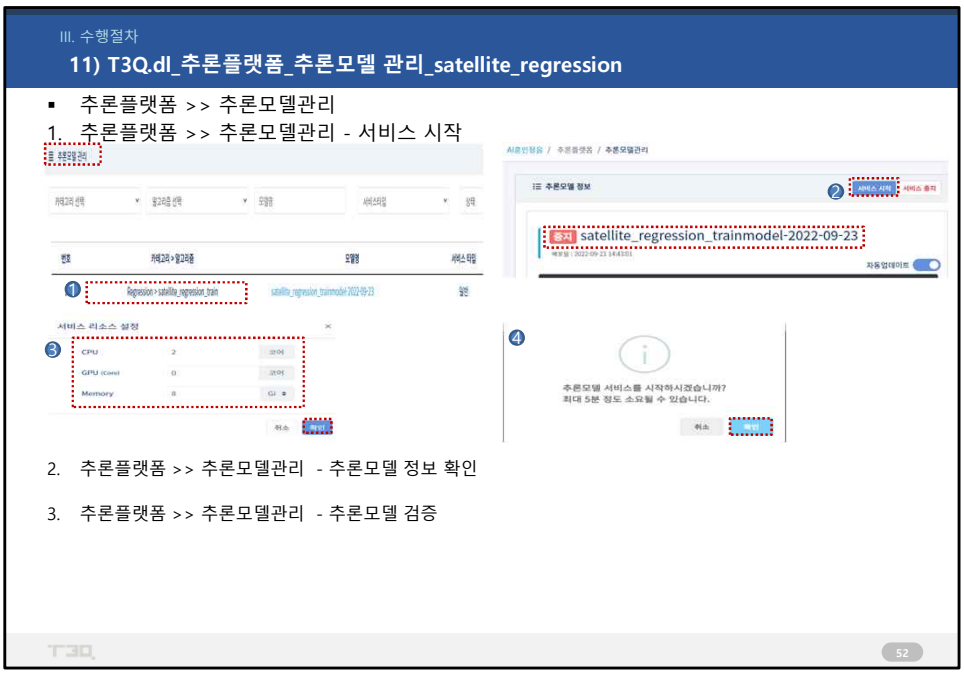
- 학습플랫폼 >> 학습모델 관리
- 학습모델 상세
- [실행] 완료 후
  - [학습상태]



- [학습로그]

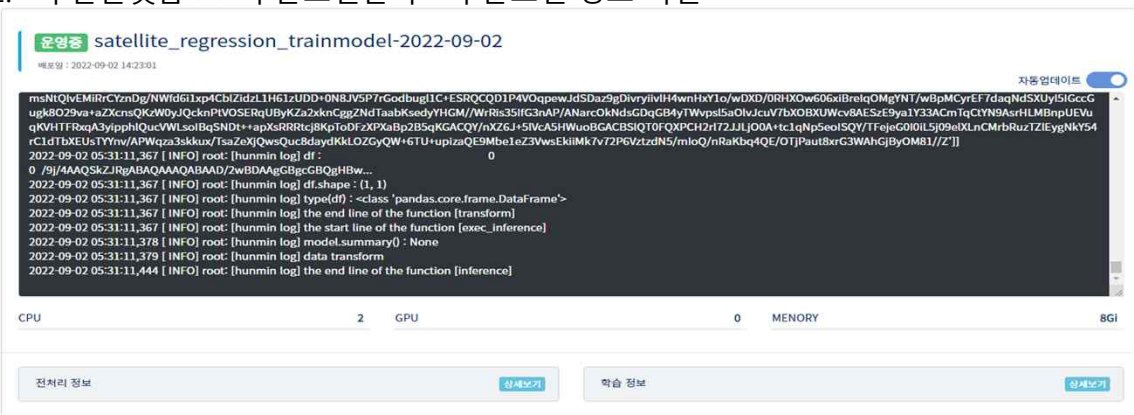


- 모델 배포 : [모델 배포] 버튼 누르고 [배포] 누름



추론플랫폼 >> 추론모델관리

1. 추론플랫폼 >> 추론모델관리 - 서비스 시작
2. 추론플랫폼 >> 추론모델관리 – 추론모델 정보 확인



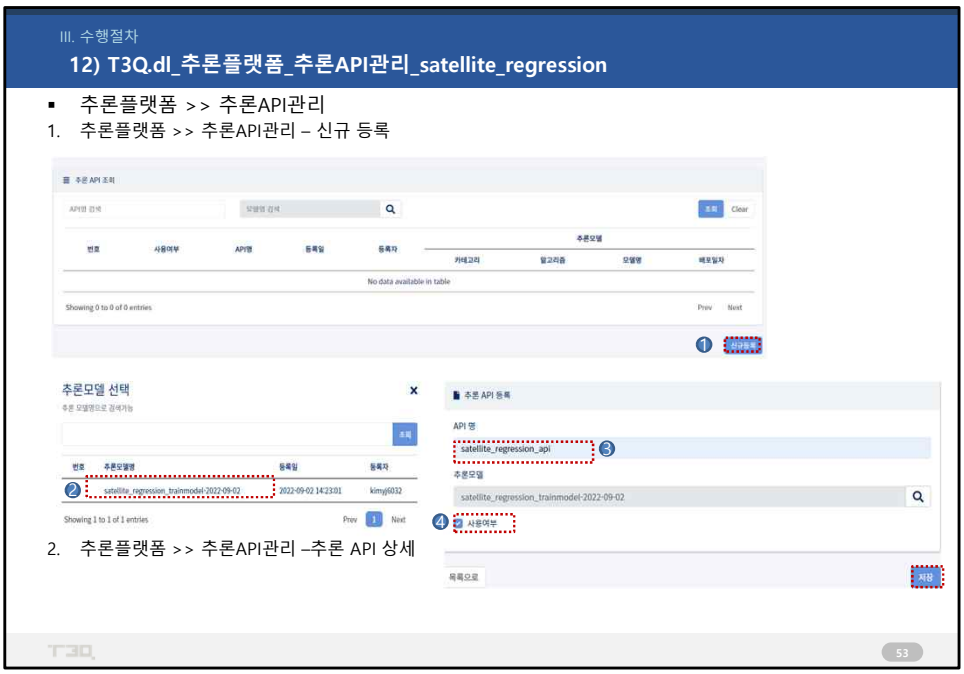
3. 추론플랫폼 >> 추론모델관리 - 추론모델 검증

[추론모델테스트]-[요청] 에 아래의 값을 넣고, [테스트] 눌러 수행

요청 : 입력 예시 : [['/data/aip/file_group/pm/pm_334/ds_441/image/1/1230.png']]

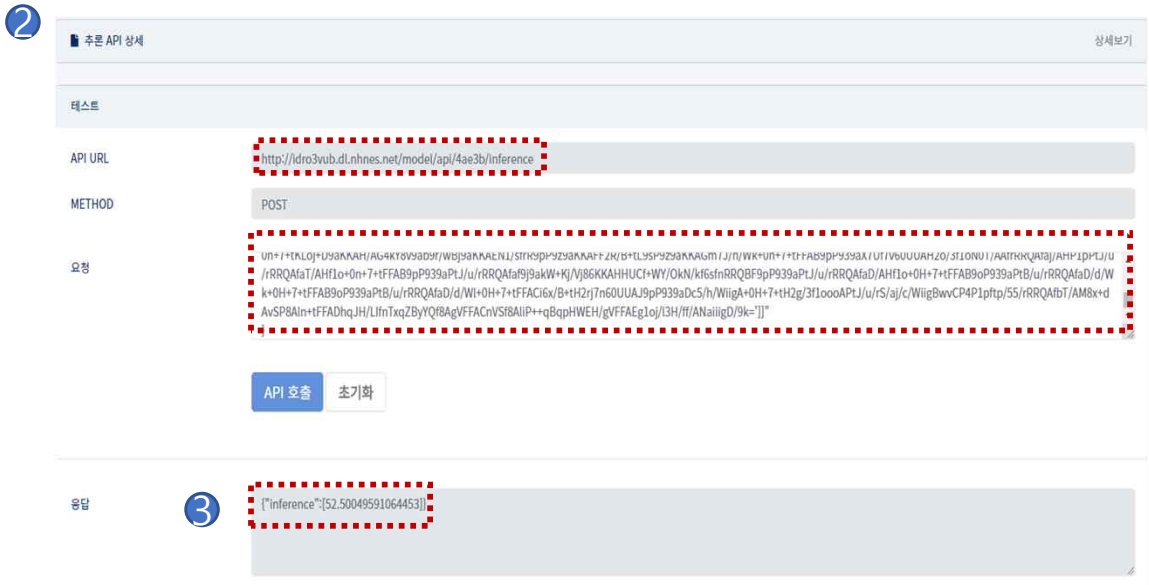
요청 : '(11_1) Request_satellite_clustering.txt' 파일 안에 있는 base64 형식의 이미지의 내용을 복사 붙여넣기 한다

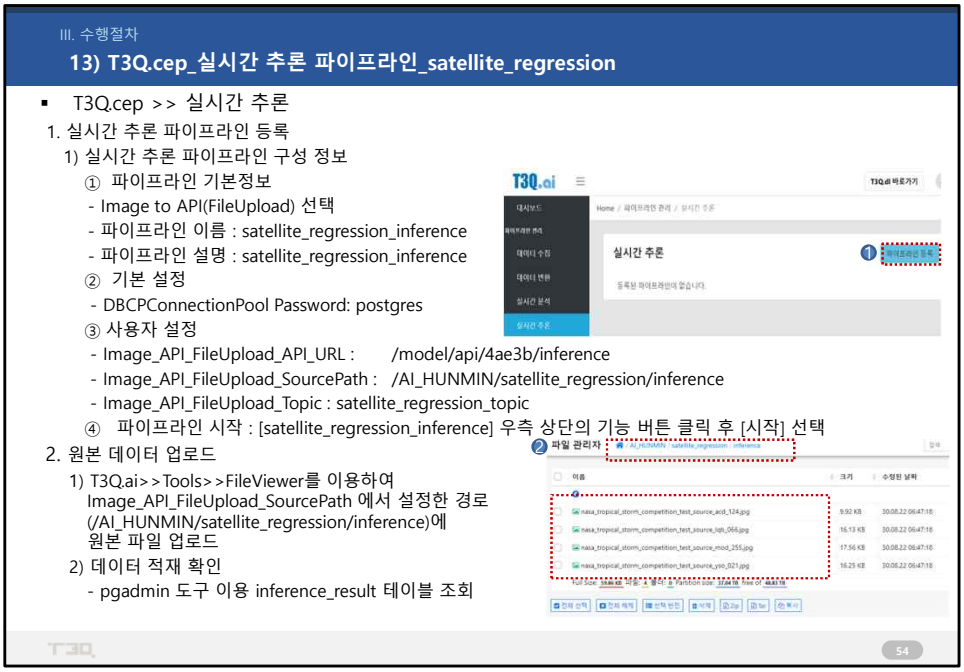
응답 : "{₩"inference₩":[52.50049591064453]₩n"



▪추론플랫폼 >> 추론API관리
1.추론플랫폼 >> 추론API관리 – 신규 등록
2.추론플랫폼 >> 추론API관리 – 추론 API 상세

=> 요청 :{ “data”:“ [[‘테스트 데이터 값 입력=’]]”}=>[API 호출] 클릭
=> 응답 : {"data":[“ 결과 "]}





(2) 데이터 적재 확인
T3Q.ai >> Tools>> PgAdmin

#inference_origin
inference_result

테이블 조회

#select * from inference_origin;

select * from inference_result;

데이터 저장 확인

==========
SELECT * FROM public.inference_result
where url like '%/model/api/4ae3b/inference%'
order by start_time desc