



- 1. 데이터 EDA
- 2. 데이터 전처리
- 3. 모델 서치 : :
- 4. 성능향상 및 모델링
- 5. Trial and Error Oju
- 6. 평가 분석
- 7. 2

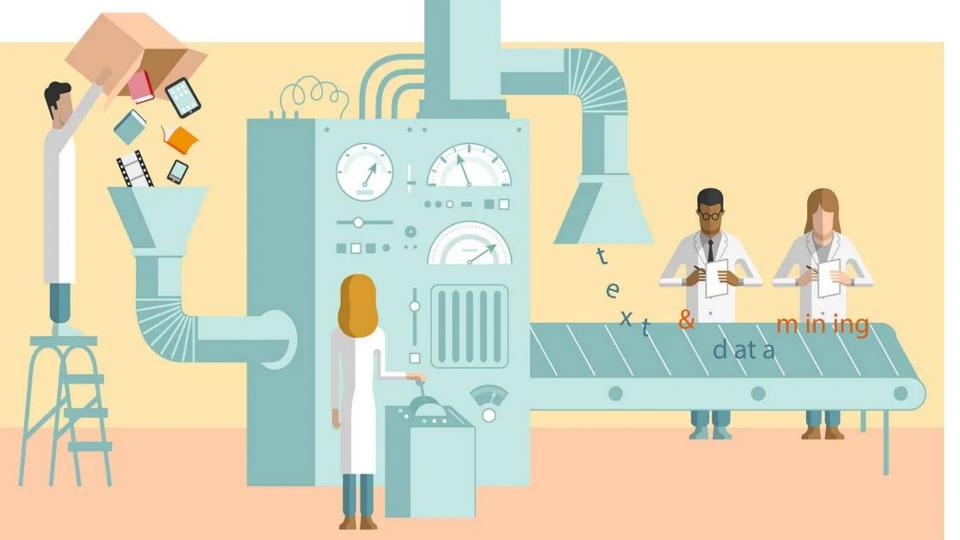


Exploratory Data Analysis

80 -

- 폴더 구조 및 이미지 사이즈
- 중복 파일 탐색
- 이미지가 아닌 파일 탐색
- 클래스별 이미지 갯수 확인
- 클래스별 이미지 시각화
- Dataset 전체 이미지 사이즈 파 :
 - 사이즈가 다르기 때문에 리사이징
- 데이터 imbalance 파악
- 손상된 이미지 파일 파악

```
이미지 데이터 결측치 검사
[ ] import os
    from PIL import Image
    dataset path = 'dataset path' # 데이터셋 경로
    image_extensions = ['.png', '.jpg', '.jpeg'] # 인식할 이미지 확장자 목록
    missing files = []
    # 데이터셋의 모든 파일에 대해 반복
    for root, dirs, files in os.walk(dataset path):
        for file in files:
           if any(file.endswith(ext) for ext in image_extensions):
               file_path = os.path.join(root, file)
                  # 이미지 로드 시도
                  with Image.open(file path) as img:
                      imq.verify() # 이미지 파일 손상 여부 확인
               except (IOError, SyntaxError) as e:
                  # 파일 로드 실패 시 목록에 추가
                  missing_files.append(file_path)
    # 결측치(손상된 파일) 목록 확인 및 출력
    if missing_files:
       print(f"읽을 수 없거나 손상된 파일: {missing_files}") #이미지에 문제가 있으면 경로/파일명 출력하도록
       print("읽을 수 없거나 손상된 파일이 없습니다.")
    읽을 수 없거나 손상된 파일이 없습니다.
```



데이터 전처리

- 이미지 리사이징: EDA에서 확인한 각기 다른 이미지 데이터의 사이즈를 동일하게 맞추기 위해서 진행하였음.
- 이미지 정규화: 연산속도 및 정확도를 높이기 위해서 진행하였음.
- 데이터 증강: 데이터셋의 갯수가 900개 밖에 안되서 분류를 하기에는 턱없이 부족하여 데이터 augmantation(회전, 대조, 밝기)을 진행하였음.
- 훈련 데이터와 테스트 데이터 모두 동일하게 진행하였음.
- Train_Test_Valid폴더의 사진이 학습 이미지와 같아 평가하기에 좋지않다고 판단하여 테스트 데이터는 외부 이미지 데이터를 사용하였음.

```
def load_and_preprocess_image(image_path):
   image = tf.io.read_file(image_path)
   image = tf.image.decode_jpeg(image, channels=3)
   image = tf.image.resize(image, [180, 180])
   image /= 255.0
   return image
```

```
pass

def rotate(self, image):
    rotated_img = tf.image.rot90(image)
    return rotated_img

def zoom(self, image, size=(224, 224)):
    # 이미지 중앙을 기준으로 확대 후 원본 크기로 조정
    zoomed = tf.image.central_crop(image, 0.8)
    zoom_img = tf.image.resize(zoomed, size)
    return zoom_img

def adjust_contrast(self, image):
    contrast_img = tf.image.random_contrast(image, lower=0.8, upper=1.2)
    return contrast_img

def adjust_brightness(self, image):
    brightened img = tf.image.random_brightness(image, max delta = 0.2)
```

class ImageAugment:
 def init (self):

return brightened ima

return fliped ima

return sat ima

def flip left right(self, image):

def adjust saturation(self, image):

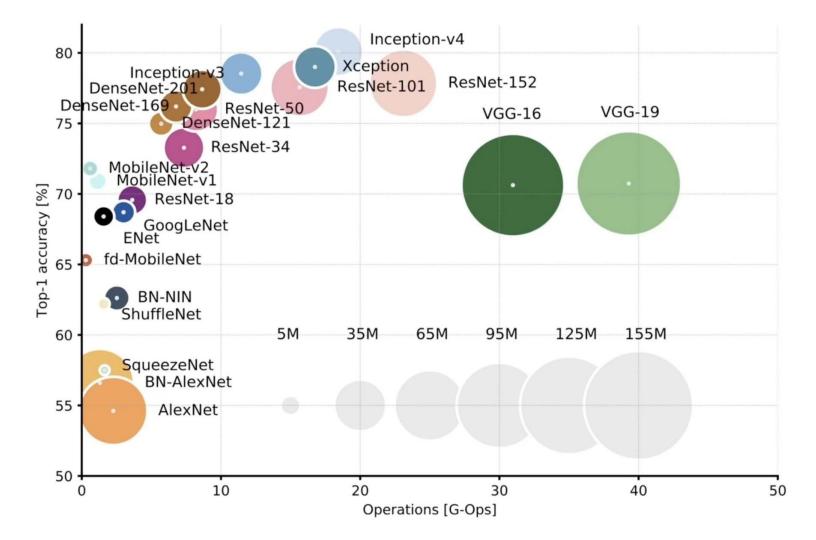
flipped_img = tf.image.flip_left_right(image)

sat_img = tf.image.random_saturation(image, 5, 10)

Searching...

모델 서치

- Xception
 - 꽃 분류에서 테스트 accuracy(95%) 와 loss(약 0.15)
- VGG16
 - VGG16 total params: 14,731,454
 - Xception total params: 20,894,454
- MobileNet
 - MobileNet Total params: 3,525,182





Trial and Error

- 오버피팅 방지
 - Xception:
 - 테스트 평가와 훈련 및 검증 metric과의 gap
 - L2 regularizers 와 Dropout
- 모델 구조 변경 해보기
 - MobileNet
 - VGG16 과 Xception은 FC layer 만 변경
- 정규화 진행
- 전처리 부분에서 코드를 간결화
- MobileNet validation, train accuracy, loss 그래프 간격차이
 - 최적화 진행
 - I2 , dropout, adam, RMSprop, BatchNormalization
 - 마지막 convolution 에서 stride 변경
 - Early Stop 적용

Xception 오버피팅 방지

```
# convolution 위에 레이어 쌓기
model = models.Sequential([
    base_model.
    layers.GlobalAveragePooling2D(),
    layers.Dense(16, kernel_regularizer=regularizers.l2(l2_factor)),
    layers.BatchNormalization(),
    layers.<u>Activation('r</u>elu'),
    layers Dropout(0.5), # Dropout 추가
    layers.Dense(6, kernel_regularizer=regularizers.12(12_factor))
    layers.BatchNormalization(),
    layers.Activation('softmax')])
model.summary()
```

MobileNet Trial and Error

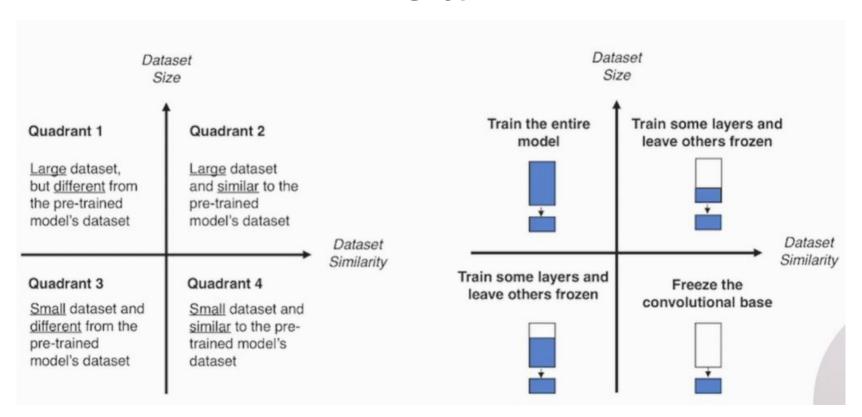
```
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, BatchNormalization, ReLU # convolution 마지막 3케만 unfreeze, 그리고 customizing
x = mobilenet_model.input
# 우선 마지막 3번째 전까지는 레이어 추가
for layer in mobilenet_model.layers[:-3]:
    x = layer(x)

x = Conv2D(filters=1024, kernel_size=(1, 1), strides=(2, 2), padding='same')(x)
x = BatchNormalization()(x)
x = ReLU()(x)
```

MobileNet 오버피팅 방지

```
# convolution 위에 레이어 쌓기
# kernel_regularizer=regularizers.12(0.1)
x = layers.Flatten()(x)
x = layers Dropout(0.2)(x)
x = layers.Dense(32, kernel_regularizer=regularizers.12(0.01))(x)
x = layers.BatchNormalization()(x)
x = layers.Activation('relu')(x)
x = layers Dropout(0.2)(x) # Dropout 추가, 0.25 혹은 0.2
x = layers.Dense(6)(x)
x = layers.BatchNormalization()(x)
x = layers.Activation('softmax')(x)
new_model = Model(inputs=mobilenet_model.input, outputs=x)
new model.summary()
```

Transfer Learning Type 결정 과정





Accuracy & Precision



Accurate but, not precise



Precise but, not accurate



Accurate and Precise

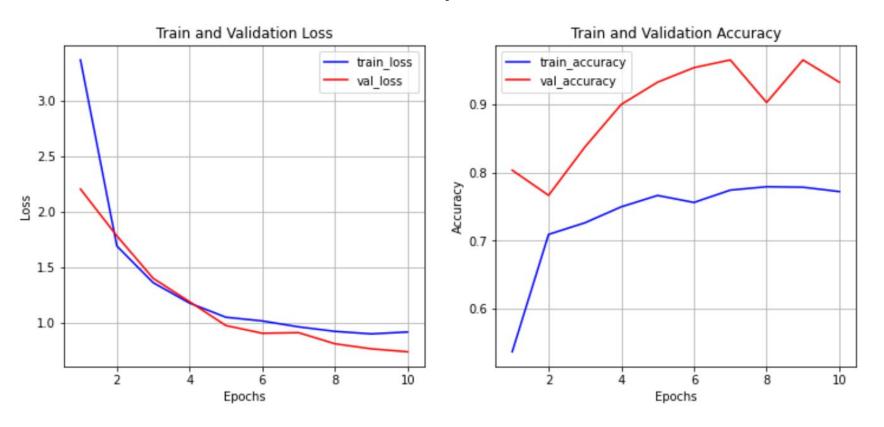
평가 분석

- Prediction 과 True Label 비교하여 Accuracy 기준으로 평가
 - 이미지시각화
 - 혼동 행렬을 통해 시각화

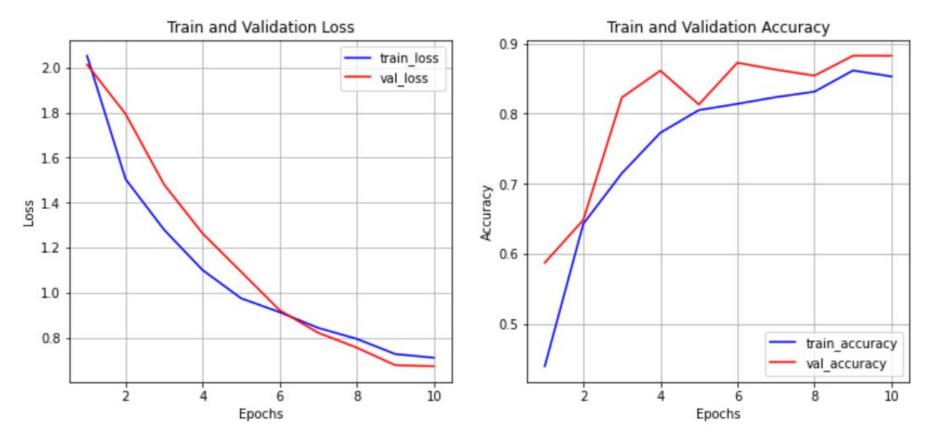
모델별 Test Accuracy, Loss

	Xception	VGG16	MobileNet
Test Accuracy	68%	64%	86%
Test Loss	1.19	1.23	0.66

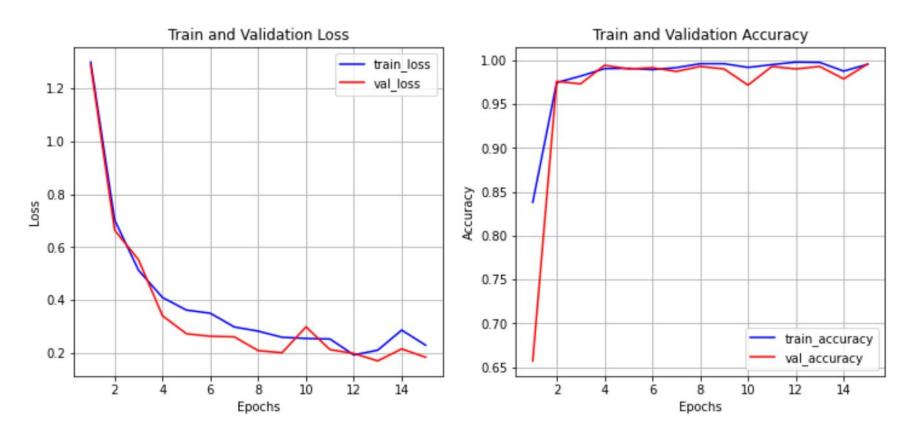
Xception



VGG16



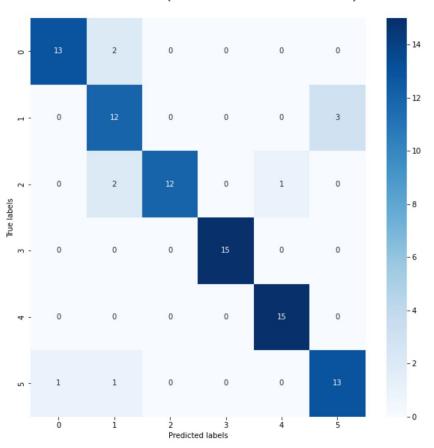
MobileNet



이미지별 평가 시각화

1(1) 1(1) 1(1) 2 (2) 3 (3) 3 (3) 3 (3)

혼동행렬(Confusion Matrix)



회고

- Learning rate 스케줄
 - 학습이 더 잘 됐을 것 같다.
 - 그러나 학습 시간 증가로 인해 소요시간 penalty
- EDA 에서 feature 들을 살펴보기
- 전처리 부분에 있어 YOLO 모델을 활용하여 양질의 데이터 추출
 - object detection 기술을 활용하여 bounding box로 해파리 객체만 추출하려고 했으나 코드 구현 문제로 아쉽게 할 수 없었음.
- 배경을 없애고, 이미지 마스크를 통해 해파리 객체만 추출려고 했으나 구현 문제

Appendix.

