멀티모달 2차 과제 1Model

생체인증보안

사이버보안전공

1871085

주유연

목차

01

Data

- Read Data
- Data Augmentation

02

Split Data

- train_test_split

03

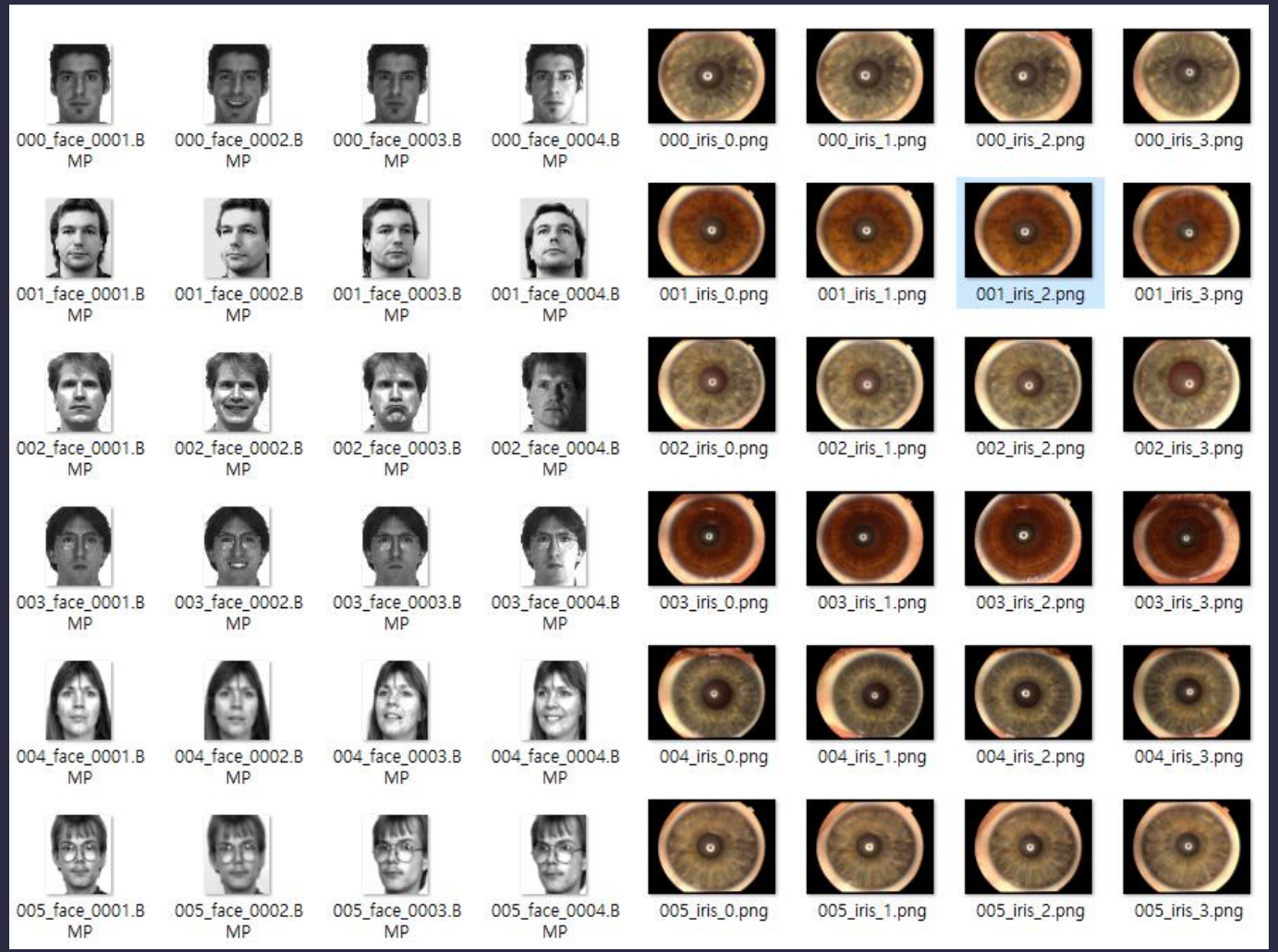
Model

- Pre-trained Model
- Training Result

04

Evaluate Model

- Confusion Matrix



Given Data

- 64명의 얼굴, 홍채 데이터가 1명당 4개씩 총 256쌍의 이미지 데이터가 주어짐.
- 각 파일명의 앞쪽 숫자는 label을 의미함.

```
# 이미지 목록
images_face = sorted(glob.glob('./04_multimodal_training/*.BMP'))
images_iris = sorted(glob.glob('./04_multimodal_training/*.png'))

print(len(images_face), len(images_iris))
```

```
256 256
```

```
r = re.compile('\d+')

img_face = [] # 이미지
img_iris = [] # 이미지
label_face = [] # 라벨
label_iris = [] # 라벨

for fname in images_face:
    l = r.findall(fname)[1]
    label_face.append(l)
    im = pilimg.open(fname)
    im = im.resize((153,115))
    pix = np.array(im)/255.
    pix = pix.reshape(pix.shape[0], pix.shape[1], 1)
    pix = tf.image.grayscale_to_rgb(tf.convert_to_tensor(pix)) # ResNet50 위해 rgb 이미지로 변환
    img_face.append(pix)

for fname in images_iris:
    l = r.findall(fname)[1]
    label_iris.append(l)
    im = pilimg.open(fname)
    im = im.resize((int(im.width*0.2), int(im.height*0.2))) # 이미지 줄이기
    pix = np.array(im)/255. # Normalize
    img_iris.append(pix)
```

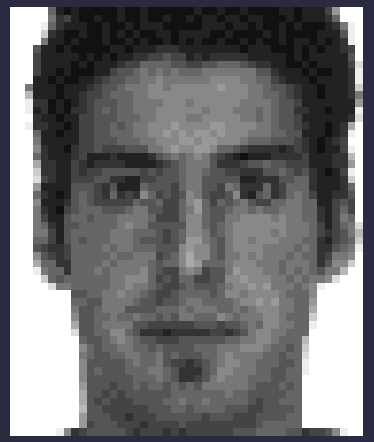
```
X_face = np.array(img_face)
X_iris = np.array(img_iris)
print(X_face.shape, X_iris.shape)
```

```
(256, 115, 153, 3) (256, 115, 153, 3)
```

데이터 불러오기

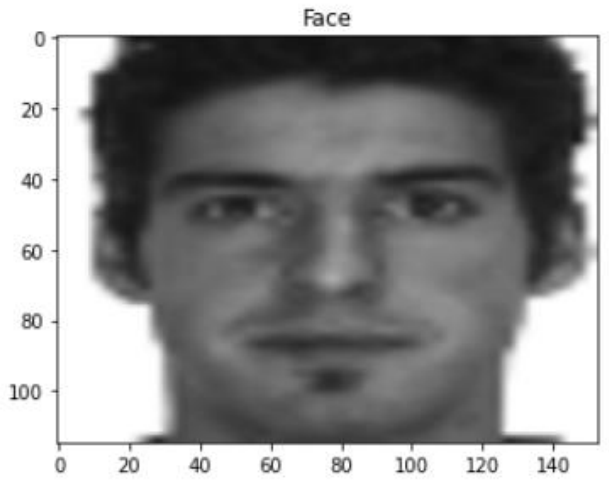
- glob 함수를 이용해 파일명을 불러오고, 파일명에서 label을 읽어 별도의 리스트에 저장함.
- Out of memory 문제를 해결하기 위한 방법으로 이미지의 크기를 줄임 (20%)
- 얼굴 이미지의 경우 grayscale로 되어 있는데, Pre-trained 모델을 이용하기 위해 RGB 이미지로 변환함.
- 하나의 input을 주기위해 얼굴 이미지의 크기를 변환함.

얼굴 이미지 확인

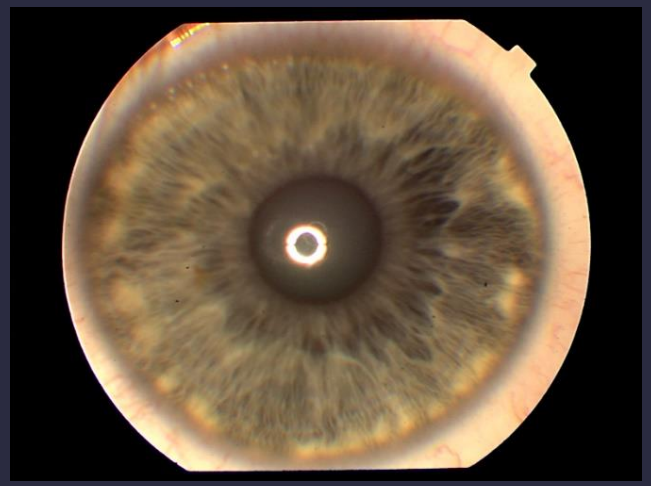


```
# 0번 사람의 얼굴 이미지
plt.title('Face')
plt.imshow(X_face[0])
print(X_face[0].shape)
print(y_face[0])
```

```
(115, 153, 3)
0
```

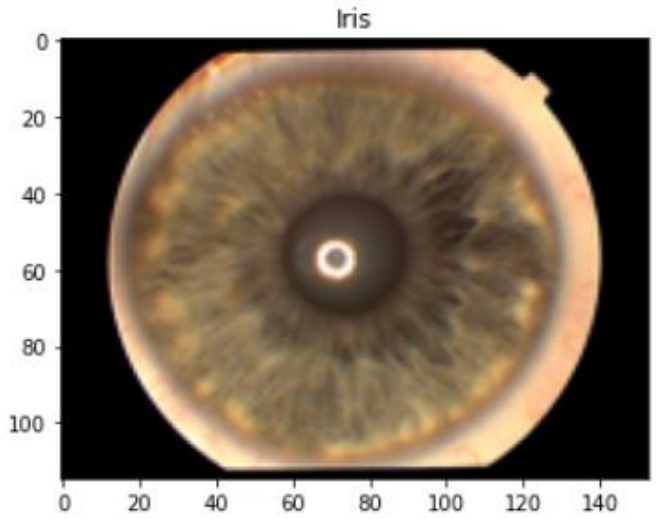


홍채 이미지 확인



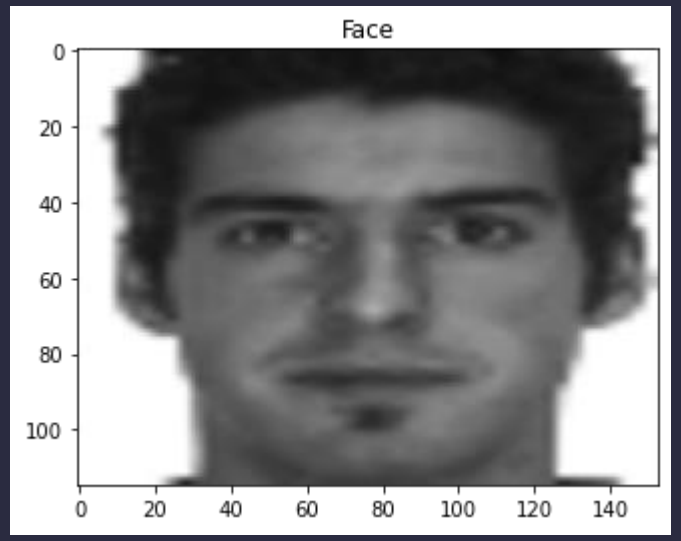
```
# 0번 사람의 홍채 이미지
plt.title('Iris')
plt.imshow(X_iris[0])
print(X_iris[0].shape)
print(y_iris[0])
```

```
(115, 153, 3)
0
```

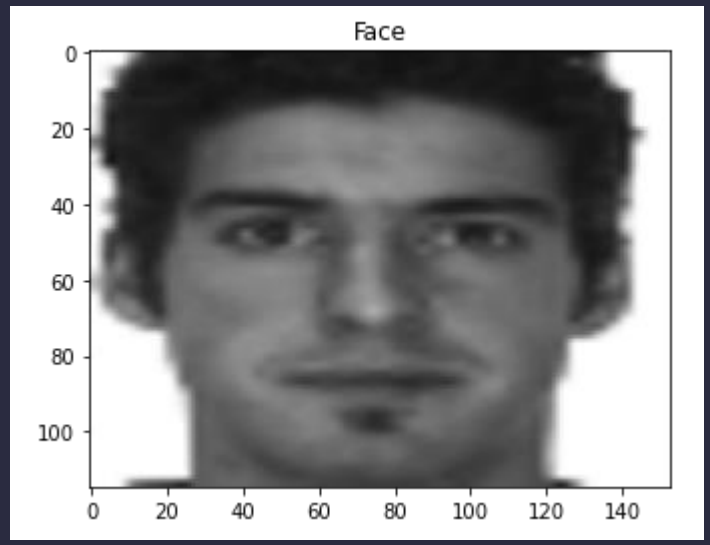


Data Augmentation

- 1명당 4개의 데이터는 얼굴/홍채를 구별하기에 부족하다고 판단.
- 이미지의 밝기 조절, 수평반전, 블러 등을 랜덤으로 적용한 image augmentation 사용.
- 각 이미지당 4개의 추가 augmented image를 생성하여 총 1280개의 데이터를 확보함.



- Add(0, 1)
- Fliplr(0.5)
- GaussianBlur(sigma=(0.0, 0.9))



기존 Data + Aug Data

```
# 기존 이미지
print(X_face.shape)
print(y_face.shape)
print(X_iris.shape)
print(y_iris.shape)

# 생성한 이미지
face_x_d = np.array(face_x_d)
face_y_d = np.array(face_y_d)
print(face_x_d.shape)
print(face_y_d.shape)
iris_x_d = np.array(iris_x_d)
iris_y_d = np.array(iris_y_d)
print(iris_x_d.shape)
print(iris_y_d.shape)
```

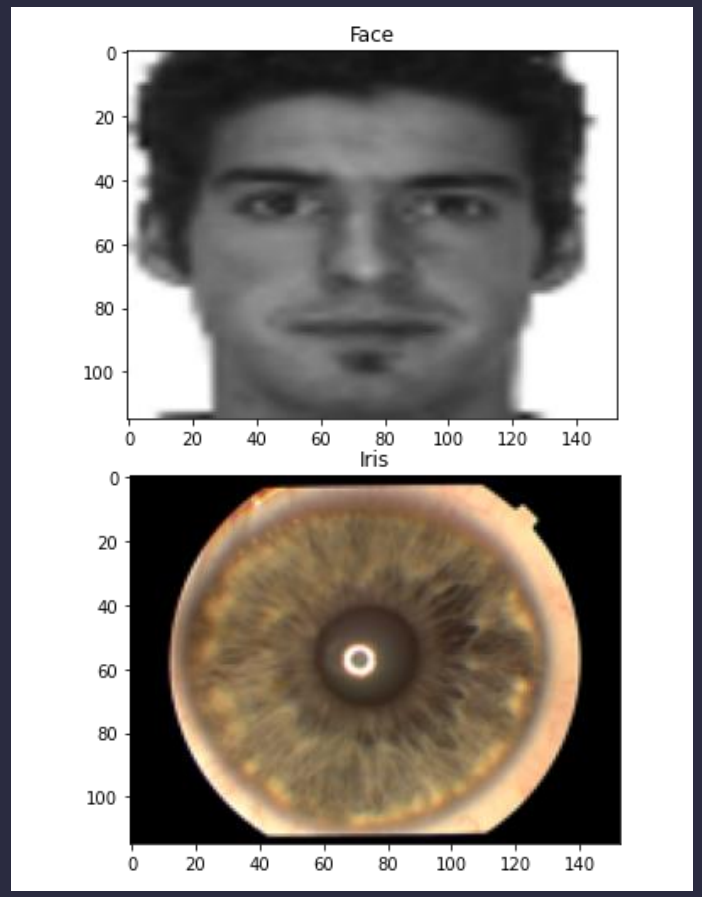
```
(256, 115, 153, 3)
(256,)
(256, 115, 153, 3)
(256,)
(1024, 115, 153, 3)
(1024,)
(1024, 115, 153, 3)
(1024,)
```

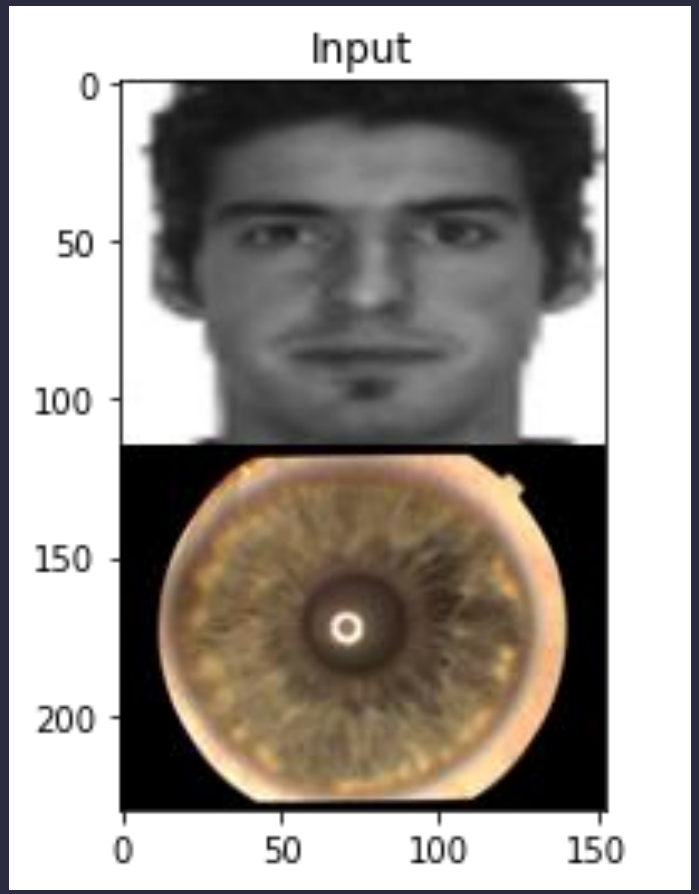
```
# 기존 이미지, 생성 이미지 합치기
X_face = np.concatenate([X_face, face_x_d], axis=0)
y_face = np.concatenate([y_face, face_y_d], axis=0)
X_iris = np.concatenate([X_iris, iris_x_d], axis=0)
y_iris = np.concatenate([y_iris, iris_y_d], axis=0)
print(X_face.shape)
print(X_iris.shape)
```

```
(1280, 115, 153, 3)
(1280, 115, 153, 3)
```

Data Concatenate

- 하나의 모델에서 하나의 인풋을 받아 처리하기 위해 얼굴과 홍채 이미지를 합침.





Split Data

- sklearn.model_selection의 train_test_split 함수 이용.
- Train : Test의 비율은 8:2로 하고, stratify 옵션을 주어 label이 균등하게 나뉘도록 함.
- X_test, y_test는 모델 훈련 후 evaluate으로 이용함.

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_data, y_data, test_size=0.2, shuffle=True,
```

```
print(X_train.shape, y_train.shape, X_test.shape, y_test.shape)
```

```
(1024, 230, 153, 3) (1024,) (256, 230, 153, 3) (256,)
```

모델 학습

- Stratified K-Fold Cross Validation으로 모델을 평가함.
- 데이터셋을 split하기 위해 label의 one-hot encoding은 학습 직전에 함수를 적용함

```python
#Cross validation
from sklearn.model_selection import KFold
from keras.utils import to_categorical

kf = KFold(n_splits=4, shuffle=True, random_state=42)
all_history = [] # 결과 저장

def score_model(cv=None):
    if cv is None:
        cv = KFold(n_splits=4, random_state=42, shuffle=True)

    i=0
    for train_fold_index, val_fold_index in cv.split(X_train, y_train):
        i=i+1
        print('Fold #',i)
        # Get the training data
        X_train_fold = X_train[train_fold_index]
        y_train_fold = y_train[train_fold_index]

        # Get the validation data
        X_val_fold = X_train[val_fold_index]
        y_val_fold = y_train[val_fold_index]

        print(X_train_fold.shape)
        print(X_val_fold.shape)
        print(y_val_fold.shape)

        y_train_fold = to_categorical(y_train_fold, num_classes=64)
        y_val_fold = to_categorical(y_val_fold, num_classes=64)
```

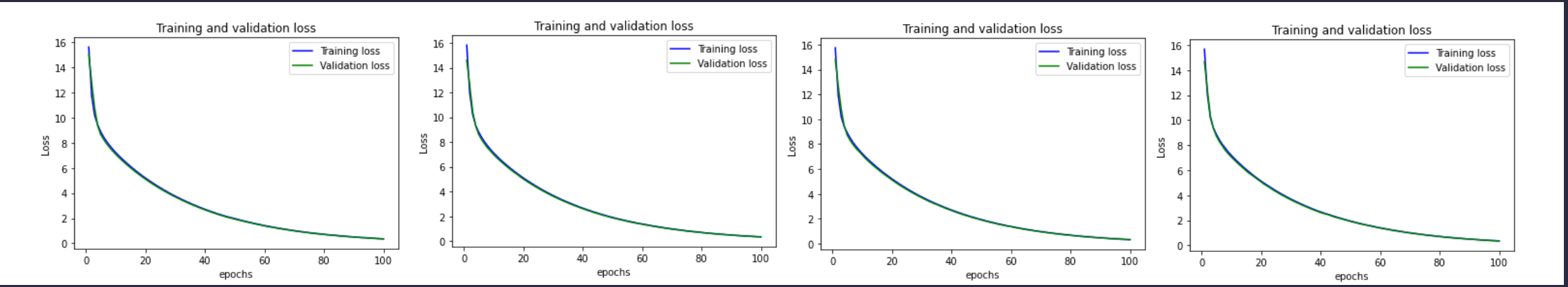
```python
# Fit the model
model = build_model()
model_obj = model.fit(X_train_fold, y_train_fold,
                      epochs=100,
                      #batch_size=128,
                      validation_data=(X_val_fold, y_val_fold),
                      verbose=1)
model.save('./model/multimodal_model1_'+str(i)+'.h5')
all_history.append(model_obj.history)
```

모델

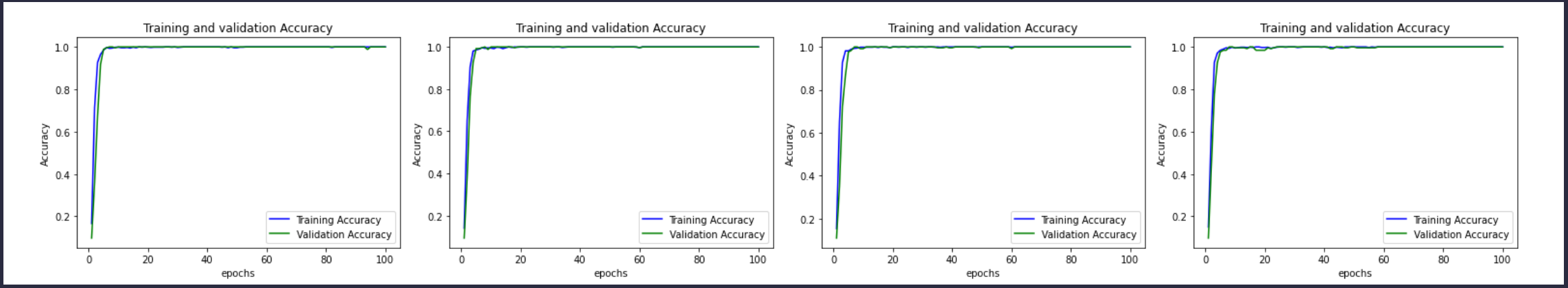
- Pre-trained model인 ResNet50 이용.
- FC층에서 kernel_regularizer를 이용해 오버피팅을 방지하고자 함.

```
def build_model():
    learning_rate = 0.0001
    METRICS = [
      tf.keras.metrics.CategoricalAccuracy(name='accuracy')
    ]

    input_ = Input(shape=X_data[0].shape, name='input')

    # base model
    base_model = ResNet50V2(include_top=False, input_tensor=input_)
    for layer in base_model.layers[:44]:
        layer.trainable=False

    y = base_model.output
    y = MaxPooling2D(pool_size=(2,2))(y)
    y = Flatten()(y)
    y = Dense(512, activation='relu', kernel_regularizer='l2')(y)
    y = Dropout(0.5)(y)
    y = Dense(128, activation='relu', kernel_regularizer='l2')(y)
    output = Dense(64, activation='softmax')(y)

    model = Model(input_, output)

    model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=Adam(learning_rate=learning_rate),
    return model
```

Training and Validation Loss & Accuracy



FOLD #1 FOLD #2 FOLD #3 FOLD #4

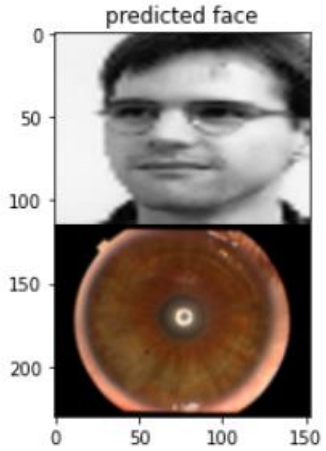


예측 결과 확인

- Test set으로 분리한 데이터의 일부의 실제 label과 예측 label을 확인함.

```
# 예측결과
plt.title('predicted face')
this_img = (X_test[0])
plt.imshow(this_img)
print(this_img.shape)
print('예측: ', preds[0])
print('실제: ', y_test[0])
```

```
(230, 153, 3)
예측:  9
실제:  9
```



Accuracy, Precision, Recall, F1 score

- Multi-class model임을 고려하여 평가지표들을 계산함.
- 각 label마다의 confusion matrix TP, FN, FP, TN의 평균인 Macro Average를 계산함.

```
from sklearn.metrics import classification_report
print(classification_report(y_test,preds, zero_division=1))
```

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	1.00	1.00	4
1	1.00	1.00	1.00	4
2	1.00	1.00	1.00	4
3	1.00	1.00	1.00	4
4	1.00	1.00	1.00	4
5	1.00	1.00	1.00	4
6	1.00	1.00	1.00	4

	Precision	Recall	F1-score	
accuracy			1.00	256
macro avg	1.00	1.00	1.00	256
weighted avg	1.00	1.00	1.00	256

Test 예측 결과

	Image	Answer
0	0	27
11	1	31
22	2	22
33	3	57
44	4	54
...	...	...
54	59	39
56	60	38
57	61	23
58	62	51
59	63	44

64 rows × 2 columns

정리

- 1차때보다 흥채 이미지 크기를 더 줄여서 데이터의 크기를 줄여 학습이 더 빠르게 진행될 수 있었다.
- 하나의 인풋을 처리하는 모델을 과제의 의도에 맞게 재구성했다.
- Batch_size를 조절해보았으나 batch_size를 주지 않았을 때보다 학습이 정상적으로 진행되지 않아서 결과적으로 batch_size는 파라미터로 이용하지 않았다.

감사합니다