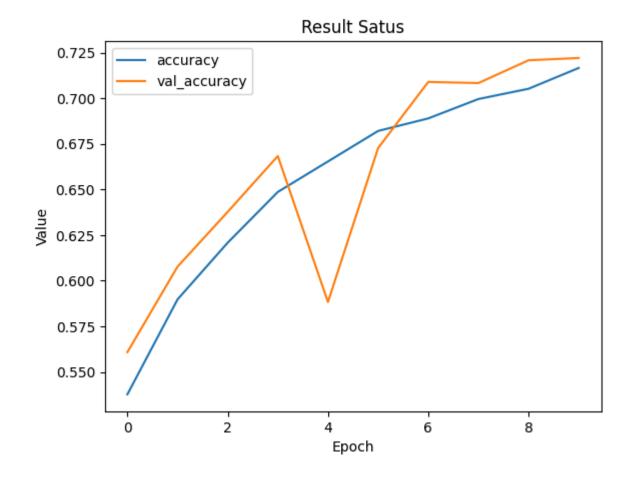


[멋사 13기] AI_윤지현

기존

- cnn 모델
- 에폭 10번



테스트 1

• 학습할 때 반복 수(Epoch) **늘리기**

Epoch(에폭) : 전체 학습 데이터를 모델이 **학습하는 과정** Epoch을 늘리면 모델이 데이터를 더 많이, 더 깊이 학습할 수 있음 하지만, 너무

많이 학습시키면 **과적합 발생** 가능성

```
history = model.fit(
    train_generator,
    epochs=20,
    validation_data=validation_generator
)
```

→ 20*으로 수정*

• 데이터 증강(Image Augmentation) 강화

실제 이미지 **데이터는** 항상 **다양한 형태**(각도, 위치, 크기 등등)로 나타날 수 있음 데이터 증강은 이미지에

회전, 이동, 확대, 뒤집기 등을 적용해서 **새로운 데이터를 인위적으로 만들어내는 것**→ 데이터 증강을 통해 다양한 이미지를 학습시킴으로써 정확도를 올리기

```
# 데이터 증강기 + 검증 세트 분리
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=30, # 회전 각도 증가 (20 → 30)
    width_shift_range=0.3, # 가로 이동 범위 증가 (0.2 → 0.3)
    height_shift_range=0.3, # 세로 이동 범위 증가 (0.2 → 0.3)
    shear_range=0.2, # 기울이기(shearing) 효과 추가
    zoom_range=0.2, # 확대/축소 효과 추가
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest', # 이동 시 빈 공간은 가장 가까운 픽셀로 채움
    validation_split=0.2
)
```

변경 내용	이유
rotation_range=30	다양한 각도의 이미지를 학습시키기 위해서
width_shift_range , height_shift_range 증가	강아지·고양이의 위치 변화에 대한 적응력 향상
shear_range=0.2 추가	기울어진 이미지에도 잘 대응할 수 있도록

zoom_range=0.2 추가	확대된/축소된 이미지에 대한 일반화 성능 향상
fill_mode='nearest'	이동이나 회전 시 생기는 공백을 자연스럽게 보정하기 위해

• 모델 구조 수정

CNN(합성곱 신경망): 이미지 속 특징을 추출하는 역할

간단한 구조는 **단순한 모양만 구분**하고, 깊은 구조는 **고양이의 눈 모양, 강아지의 귀 구조 같** 은 복잡한 특징도 학습할 수 있음

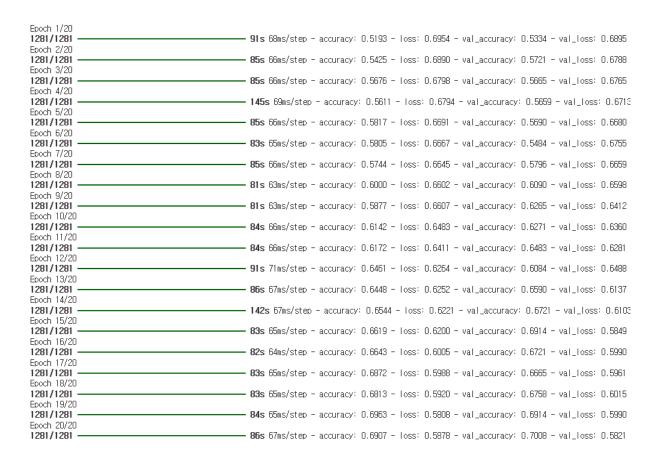
```
# 모델 정의 (CNN 구조)
model = tf.keras.models.Sequential([
   tf.keras.layers.lnput(shape=(64, 64, 3)),
   tf.keras.layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'),
   tf.keras.layers.MaxPooling2D(2, 2),
   tf.keras.layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
   tf.keras.layers.MaxPooling2D(2, 2),
   tf.keras.layers.Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'), # 세 번째 Conv2D 추가
   tf.keras.layers.MaxPooling2D(2, 2),
                                                         # 세 번째 Pooling 추가
   tf.keras.layers.Flatten(),
                                                         # 노드 수 증가 (64 → 128)
   tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
                                                         # 과적합 방지를 위한 Dropout 추가
   tf.keras.layers.Dropout(0.3),
   tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid')
1)
```

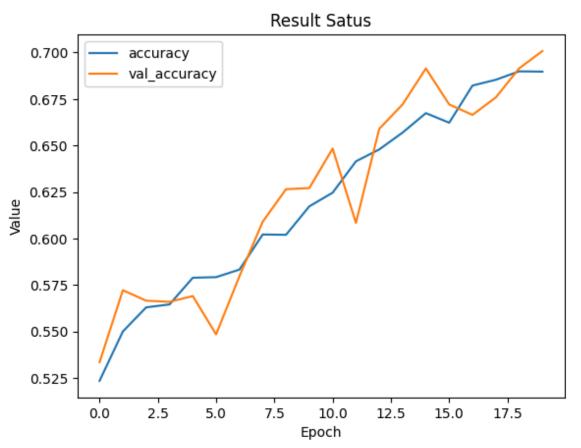
변경 내용	이유
Conv2D(128) 추가	더 복잡한 이미지 특징(예: 고양이 눈, 귀 등)까지 학습 가능하게
Dense(128) → (기존 64보다 큼)	더 많은 패턴을 표현할 수 있도록 표현력 강화
Dropout(0.3) 추가	과적합(overfitting) 방지하여 검증 정확도 향상 기대

^{*}Conv2D (Convolutional Layer) : 이미지 속 특징(패턴, 모양, 윤곽 등)을 찾아내는 역할, 반복될수록 이미지를 더 자세하게 학습함.

*MaxPooling2D : 이미지 **크기를 줄이면서 중요한 정보만** 남기는 층. 역할: 계산량 줄이기, 중요 정보 유지 + 잡음 제거, 과적합 방지에도 도움

!! 결과





정확도가 떨어짐. val_accuracy: 0.7008

떨어진 이유 추측 :

- rotation=30 , shift=0.3 등 너무 강하게 증강되어 **실제와 다른 이미지**가 학습됨 → 성능 저 하
- 과적합 발생 가능성

개선된 부분:

- 그래프 곡선이 비교적 완만해짐
- val_accuracy의 급하락 폭이 줄어듦

테스트 2

• 데이터 증강 범위 완화 + 검증 데이터 불균형 해소

증강 범위 완화:

rotation_range=20, zoom_range=0.1, shift=0.2

val_accuracy 가 들쭉날쭉 → 데이터 수가 적거나 클래스 불균형일 수 있음 validation_split을 0.25 이상으로 늘리기 또는 class_weight로 가중치 보정

```
# 데이터 증강기 + 검증 세트 분리

train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20, # 30 → 20
    width_shift_range=0.2, # 0.3 → 0.2
    height_shift_range=0.2, # 0.3 → 0.2
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.1, # 0.2 → 0.1
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest',
    validation_split=0.25 # 0.2 → 0.25
```

• 과적합 방지

학습 정확도는 높고 검증 정확도는 들쭉날쭉함 → 일반화 실패 가능성 Dropout, BatchNormalization 추가 + EarlyStopping 도입

```
early_stop = EarlyStopping(
    monitor='val_loss', # val_loss 기준으로
    patience=5, # 5번 참음
    restore_best_weights=True, # 가장 좋은 지점 weight로 복원
    verbose=1 # 메시지 출력
)

history = model.fit(
    train_generator,
    epochs=25, # 20 → 25
    validation_data=validation_generator,
    callbacks=[early_stop] # 콜백 추가
)
```

콜백 : 학습 중 val_loss 가 5 epoch 연속 좋아지지 않으면 학습 자동 종료시킴. (과적합 방지용)

```
# 검증용 제너레이터
validation_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    '/content/data/',
    target_size=(128, 128),
    batch_size=16.
    class_mode='binary',
    subset='validation'
# 모델 정의 (CNN 구조)
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Input(shape=(128, 128, 3)),
   tf.keras.layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(), # BatchNormalization 추가
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(2, 2),
    tf.keras.layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(), #추가
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(2, 2),
   tf.keras.layers.Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(), #추가
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(2, 2),
   tf.keras.layers.Flatten(),
    tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dropout(0.3),
   tf.keras.layers.Dense(1, activation='sigmoid')
1)
```

batch_size=5 → 16

batch_size : 한 번의 학습에 몇 장의 이미지를 동시에 처리할지를 정하는 값. 학습 안정성과 속도 사이 균형이 좋아짐

 $target_size=(64, 64) \rightarrow (128, 128)$

target_size : 이미지를 모델에 넣기 전에 크기를 얼마나 축소/확대해서 처리할지를 정하는 것

더 섬세한 정보를 모델이 볼 수 있음. 즉, 정확도 개선 효과 하지만, 너무 키우면 학습 시간 증가함

!! 결과

Epoch 1/20	000-000-(-1		
376/376 — Epoch 2/20	- 328s 860ms/step - accuracy: 0.5521 - Ioss: 1.7526 - val_accuracy: 0.5417 - val_loss: 0.7054		
376/376	- 325s 863ms/step - accuracy: 0.6011 - Joss: 0.6606 - val accuracy: 0.5917 - val Joss: 0.6689		
Epoch 3/20	222 commission accuracy (1.001) (1.001) (1.001) (1.001) (1.001) (1.001)		
376/376	- 333s 887ms/step - accuracy: 0.6315 - loss: 0.6489 - val accuracy: 0.5907 - val loss: 0.6662		
Epoch 4/20			
376/376 —	- 315s 837ms/step - accuracy: 0.6346 - loss: 0.6615 - val_accuracy: 0.6587 - val_loss: 0.6278		
Epoch 5/20			
376/376 —	- 311s 827ms/step - accuracy: 0.6611 - loss: 0.6128 - val_accuracy: 0.6182 - val_loss: 0.6410		
Epoch 6/20			
376/376 —	- 312s 829ms/step - accuracy: 0.6857 - loss: 0.5919 - val_accuracy: 0.6512 - val_loss: 0.6216		
Epoch 7/20			
	310s 825ms/step - accuracy: 0.6960 - loss: 0.5868 - val_accuracy: 0.6392 - val_loss: 0.6445		
Epoch 8/20	040-047-047-047-047-047-047-047-047-047-		
376/376 —	319s 817ms/step - accuracy: 0.6883 - loss: 0.5805 - val_accuracy: 0.6017 - val_loss: 0.6471		
Epoch 9/20	200g 200g /ptop 200g 200 2 7050		
376/376 — Epoch 10/20	308s 820ms/step - accuracy: 0.7053 - loss: 0.5643 - val_accuracy: 0.6437 - val_loss: 0.6602		
376/376	307s 817ms/step - accuracy: 0.7182 - loss: 0.5586 - val accuracy: 0.6572 - val loss: 0.5978		
Epoch 11/20	3075 0171115/Step - accuracy, 0.7102 - 1055, 0.0000 - Val_accuracy, 0.0072 - Val_1055, 0.0070		
	321s 815ms/step - accuracy: 0.7222 - loss: 0.5422 - val_accuracy: 0.6747 - val_loss: 0.5988		
Epoch 12/20	3213 Orolla, 3109 accorded to 3.0000		
376/376	305s 811ms/step - accuracy: 0.7342 - loss: 0.5288 - val accuracy: 0.6977 - val loss: 0.5905		
Epoch 13/20	741_dcdd ddy 7.7742 15d3 7.0250 741_dcdd ddy 7.0501		
376/376	304s 808ms/step - accuracy: 0.7262 - loss: 0.5309 - val accuracy: 0.6662 - val loss: 0.5763		
Epoch 14/20			
376/376 —	303s 807ms/step - accuracy: 0.7533 - loss: 0.5196 - val_accuracy: 0.7586 - val_loss: 0.4957		
Epoch 15/20			
376/376 —	313s 833ms/step - accuracy: 0.7577 - loss: 0.4986 - val_accuracy: 0.7261 - val_loss: 0.5346		
Epoch 16/20			
376/376 —	317s 843ms/step - accuracy: 0.7673 - loss: 0.4818 - val_accuracy: 0.7546 - val_loss: 0.4977		
Epoch 17/20			
	327s 870ms/step - accuracy: 0.7737 - loss: 0.4873 - val_accuracy: 0.6797 - val_loss: 0.5911		
Epoch 18/20			
	316s 839ms/step - accuracy: 0.7904 - loss: 0.4601 - val_accuracy: 0.7876 - val_loss: 0.4650		
Epoch 19/20			
	316s 841ms/step - accuracy: 0.8020 - loss: 0.4435 - val_accuracy: 0.5087 - val_loss: 3.4531		
Epoch 20/20	0.00 0.		
376/376	319s 832ms/step - accuracy: 0.7995 - loss: 0.4349 - val_accuracy: 0.7676 - val_loss: 0.4758		
Restoring model weights from the end of the best epoch: 18.			



val_accuracy: 0.7876

테스트 3

```
# 데이터 증강기 + 검증 세트 분리

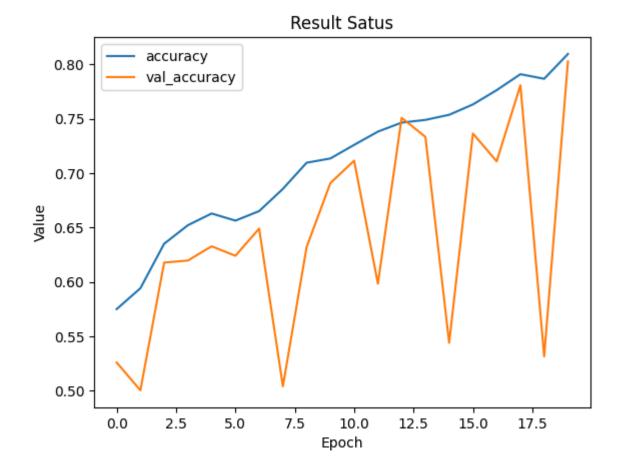
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale=1./255,
    rotation_range=20,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.1,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest',

    validation_split=0.2 # 0.25 → 0.2
```

이부분만 수정

!! 결과

```
401/401
                                                  314s 773ms/step - accuracy: 0.5630 - loss: 1.5296 - val_accuracy: 0.5259 - val_loss: 0.7870
Epoch 2/20
401/401
                                                  313s 780ms/step - accuracy: 0.5878 - loss: 0.6691 - val_accuracy: 0.5003 - val_loss: 0.6905
Epoch 3/20
401/401 -
                                                  316s 788ms/step - accuracy: 0.6302 - loss: 0.6473 - val_accuracy: 0.6177 - val_loss: 0.6537
Epoch 4/20
401/401 -
                                                  312s 779ms/step - accuracy: 0.6528 - loss: 0.6343 - val_accuracy: 0.6196 - val_loss: 0.8394
Epoch 5/20
401/401 -
                                                  312s 779ms/step - accuracy: 0.6523 - loss: 0.6196 - val_accuracy: 0.6327 - val_loss: 0.6376
401/401 -
                                                  307s 766ms/step = accuracy: 0.6570 = loss: 0.6094 = val_accuracy: 0.6240 = val_loss: 0.6632
Epoch 7/20
401/401
                                                  305s 760ms/step - accuracy: 0.6547 - loss: 0.6131 - val_accuracy: 0.6490 - val_loss: 0.6232
Epoch 8/20
401/401 -
                                                  306s 762ms/step - accuracy: 0.6733 - loss: 0.5893 - val_accuracy: 0.5041 - val_loss: 1.3966
401/401 -
                                                  304s 758ms/step - accuracy: 0.7079 - loss: 0.5654 - val_accuracy: 0.6321 - val_loss: 0.5860
Epoch 10/20
401/401
                                                  308s 767ms/step - accuracy: 0.7013 - loss: 0.5697 - val_accuracy: 0.6908 - val_loss: 0.5873
Epoch 11/20
401/401 —
                                                  305s 760ms/step - accuracy: 0.7208 - loss: 0.5461 - val accuracy: 0.7114 - val loss: 0.5565
Epoch 12/20
401/401
                                                  306s 763ms/step - accuracy: 0.7375 - loss: 0.5190 - val_accuracy: 0.5984 - val_loss: 0.7540
Epoch 13/20
401/401 -
                                                  305s 760ms/step - accuracy: 0.7500 - loss: 0.5269 - val_accuracy: 0.7508 - val_loss: 0.5143
401/401
                                                  306s 763ms/step - accuracy: 0.7449 - loss: 0.5139 - val_accuracy: 0.7333 - val_loss: 0.5480
Epoch 15/20
401/401
                                                  302s 752ms/step - accuracy: 0.7556 - loss: 0.4987 - val_accuracy: 0.5440 - val_loss: 0.9089
Epoch 16/20
401/401 -
                                                  324s 757ms/step - accuracy: 0.7459 - loss: 0.5016 - val_accuracy: 0.7364 - val_loss: 0.5136
Epoch 17/20
401/401 -
                                                  303s 756ms/step - accuracy: 0.7826 - loss: 0.4636 - val_accuracy: 0.7108 - val_loss: 0.6070
Epoch 18/20
401/401 -
                                                  308s 767ms/step - accuracy: 0.7894 - loss: 0.4559 - val_accuracy: 0.7808 - val_loss: 0.4611
Epoch 19/20
401/401 —
                                                  306s 764ms/step - accuracy: 0.7910 - loss: 0.4603 - val_accuracy: 0.5315 - val_loss: 1.4797
Epoch 20/20
                                                  326s 812ms/step - accuracy: 0.8062 - loss: 0.4245 - val_accuracy: 0.8026 - val_loss: 0.4258
Restoring model weights from the end of the best epoch: 20.
```



val_accuracy: 0.8026는 더 높게 나왔지만 그래프는 더 들쭉날쭉해짐.

테스트 4

그래프 안정성을 높여야할듯.

• ReduceLROnPlateau 콜백 추가

모델이 성능 개선 없이 정체되면, 학습률(learning rate)을 자동으로 줄이는 콜백 val_accuracy의 흔들림 줄이기 위해서 추가함

```
early_stop = EarlyStopping(
    monitor='val_loss',
    patience=5,
    restore_best_weights=True,
    verbose=1
)

Ir_scheduler = ReduceLROnPlateau( # 수정: ReduceLROnPlateau 추가
    monitor='val_loss',
    factor=0.5,
    patience=3,
    min_lr=1e-6,
    verbose=1
)
```

• batch_size=32 로 통일

한 번에 모델이 학습하는 이미지 수를 늘리는 것

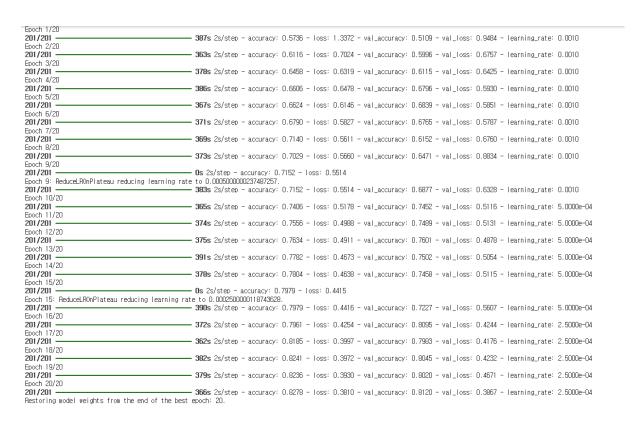
```
# 학습용 제너레이터
train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    '_content/data/',
    target_size=(128, 128),
    batch_size=32, # 수정: batch_size 16 → 32
    class_mode='binary',
    subset='training'
)
```

• plt.grid(True) 추가

그래프에 격자선을 표시

```
[] plt.plot(history.history['accuracy'], label='accuracy')
   plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='val_accuracy
   plt.xlabel('Epoch')
   plt.ylabel('Value')
   plt.title('Result Status')
   plt.legend()
   plt.grid(True)
   plt.show()
```

!! 결과





정확도도 높아지고 이전보다 그래프가 안정됨.

val_accuracy: 0.8120

느낀점

: ai모델을 처음 다뤄봤는데 성과가 나올때마다 성취감있고 재미있었다. 하지만 학습하는 시간이 너무 오래걸려서 기다리기 힘들기도 했다.

데이터 전처리, 하이퍼파라미터 조정, 콜백 설정 같은 사소하다고 생각했던 설정들이 생각보다 모델 성능에 큰 영향을 미친다는 것을 체감했다.