

합성곱 신경망성능개선

01 합성곱 층을 통한 학습

02 데이터 증강

03 배치 정규화











학습을 통한 날씨 이미지 분류

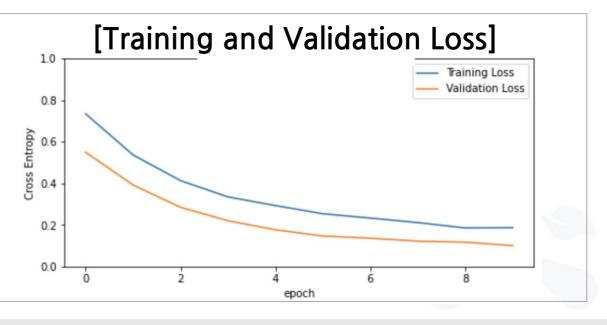
model.fit()을 통해 학습함	
X	날씨 사진 학습 이미지
y	정답값 예 Cloudy, Shine, Sunrise, Rainy, Foggy
batch_size	한 번에 학습할 데이터 크기
epoch	학습 횟수
verbose	로그 형식
callback	사용자 정의 함수 📵 10번 이상 손실이 줄어들지 않으면 학습을 멈추기
validation_split	검증 데이터 비율





- 학습 세트와 검증 세트 비교
 - ▶ 학습 결과의 History를 통해 Accuracy와 Loss를 비교함
 - Accuracy: 정확도로 학습, 검정 세트를 통해 정답값의 비율을 확인할 수 있음
 - Loss: 학습, 검증 세트를 통해 손실률을 확인할 수 있음
 - EarlyStopping: 학습을 하다보면 어느 시점에서 모델의 성능이 정체하는 구간이 발생, 성능 향상이 없으면 자동으로 훈련을 멈춤



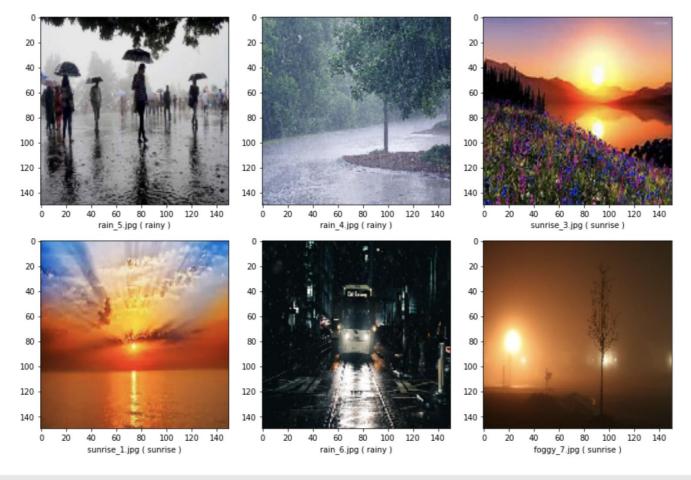






model.predict()를 통해 예측함

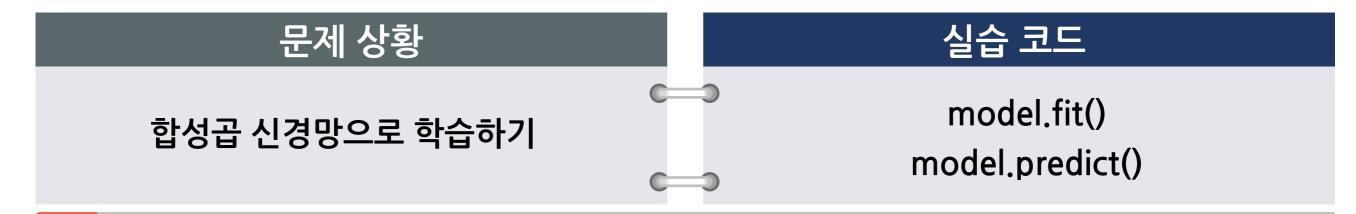
▶ Accuracy를 통해 예측의 정확도를 측정함







예제



예 시 화 면

```
history = model.fit(
    X_train, y_train,
    epochs = 10,
    callbacks=[callbacks],
    verbose = 2)
```







데이터 증강 (Data Augmentation)

데이터 양을 늘리는 기술

- ▶ 식별하고자 하는 물체의 이미지를 변형시킬 수 있음
 - 평행 이동, 확대, 회전, 밝기 조절 등
- ▶ 이미지를 다양하게 학습할 수 있음
- ▶ 이미지 변형 시 정보가 왜곡되는 것을 유의해야 함
 - 예 숫자 이미지 6을 회전 시 9로 오해할 수 있음



<mark>훈련 세트에만 적용</mark>해야 함 테스트 세트에 적용 시 현실과 다른 결과가 나올 수 있음에 유의



















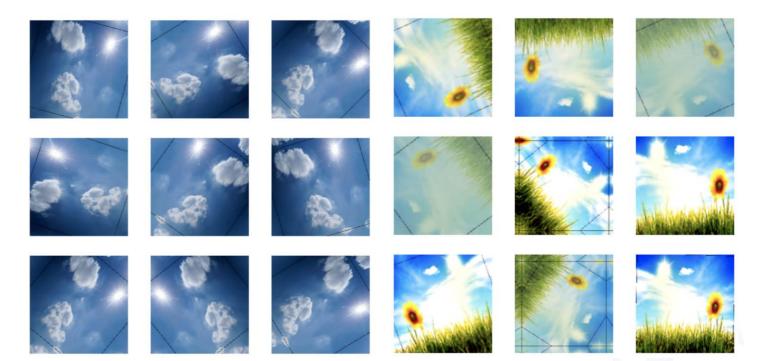




API

tf.keras.layers.experimental.preprocessing

- ▋ 기능
 - ▶ RandomContrast : 색상의 대비
 - RandomCrop : 일부만 자르기
 - ▶ RandomFlip : 무작위 뒤집기
 - ▶ RandomRotation : 회전
 - ▶ RandomZoom : 무작위, 확대/축소
 - ▶ Resize : 크기 변경







Keras 이미지 처리 도구 사용하기

API

tf.keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator

- 기능
 - ▶ Featurewise_center : 샘플의 특성 분포 결정
 - ▶ Featurewise_std_normalization : 랜덤 샘플의 각 특성이 정규분포를 따르게 함
 - ▶ Rotation_range : 랜덤 샘플의 회전 범위 지정
 - ▶ Width_shift_range : 이미지의 너비가 늘어나는 범위
 - ▶ Height_shift_range : 이미지의 높이가 늘어나는 범위
 - ▶ Shear_range : 이미지의 기울기
 - ▶ Zoom_range : 확대/축소 범위
 - ▶ Horizontal_flip : 회전 여부





예제

문제 상황

Keras의 전처리 층을 사용해 데이터 증강

실습 코드

tf.keras.layers.experimental.preprocessing

```
예
시
화
면
```

```
IMG_SIZE = 150

data_augmentation = tf.keras.Sequential([
    tf.keras.layers.experimental.preprocessing.Resizing(IMG_SIZE, IMG_SIZE),
    tf.keras.layers.experimental.preprocessing.RandomFlip("horizontal_and_vertical"),
    tf.keras.layers.experimental.preprocessing.RandomContrast(1),
    tf.keras.layers.experimental.preprocessing.RandomRotation(0.2),
    tf.keras.layers.experimental.preprocessing.RandomZoom(0.2),
])
```



3. 배치 정규화





'배치 정규화(Batch Normalization)

- 특징
 - 01 기울기 소실과 폭주를 해결함
 - 02 값의 스케일을 변경해 입력을 정규화 함
 - 03 신경망을 보다 빠르고 안정적으로 만드는 방법임
 - 04 가중치 파라메터의 스케일을 규제하여 학습률을 높게 설정할 수 있기 때문에 학습 속도를 개선할 수 있음
 - 05 현재 미니배치에서 평균과 표준편차를 평가하기 때문에 배치 정규화임

3. 배치 정규화



- - 배치 정규화(Batch Normalization)
 - 합성곱 신경망에 배치 정규화 적용하기
 - ▶ 각 층에서 활성화 함수를 통과하기 전이나 후에 모델 연산을 추가함
 - ▶ 배치 정규화를 하면 훈련 세트를 표준화할 필요가 없음

```
tf.keras.Sequential([
   tf.keras.layers.Conv2D(1, (1, 1), input_shape=(None, None, 3)),
   tf.keras.layers.BatchNormalization(),
   tf.keras.layers.Conv2D(2, 1, padding='same'),
   tf.keras.layers.BatchNormalization(),
   tf.keras.layers.Conv2D(3, (1, 1)),
   tf.keras.layers.BatchNormalization()
```

3. 배치 정규화





예제

문제 상황

합성곱 신경망에 배치 정규화 층 적용

실습 코드

tf.keras.layers.BatchNormalization()

```
예
시
화
면
```

```
tf.keras.Sequential([
    tf.keras.layers.Conv2D(1, (1, 1), input_shape=(None, None, 3)),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),
    tf.keras.layers.Conv2D(2, 1, padding='same'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),
    tf.keras.layers.Conv2D(3, (1, 1)),
    tf.keras.layers.BatchNormalization()
])
```

강의마무리





KEY POINT

- ▶ 합성곱 층을 통한 학습
 - model.fit(x=학습에 사용할 이미지, y=정답값, batch_size=학습할 데이터 크기, epoch=학습 횟수)
 - model.predict(x=예측에 사용할 이미지)
- ▶ 데이터 증강
 - ▶ 데이터 양을 늘리는 기술
 - ▶ 식별하고자 하는 물체의 이미지를 변형
 - 평행 이동, 확대, 회전, 밝기 조절 등
 - 이미지를 다양하게 학습이 가능
- ▶ 배치 정규화
 - 그라디언트 소실과 폭주를 해결
 - 값의 스케일을 변경해 입력을 정규화
 - 신경망을 보다 빠르고 안정적으로 만드는 방법





Python을 활용한 이미지 분석

6. 합성곱 신경망 성능개선

"이번 시간을 모두 마치셨습니다. 수고하셨습니다."

