

1-3. 딥러닝 네트워크 설계하기

Sequential Model을 사용해 보자

데이터가 모두 준비가 되었다면 이제는 딥러닝 네트워크를 만들어야 합니다. 이번 수업에서는 텐서플로우 케라스(tf.keras)에서 Sequential API라는 방법을 사용할 겁니다. Sequential API는 개발의 자유도는 많이 떨어지지만, 매우 간단하게 딥러닝 모델을 만들어낼 수 있는 방법입니다. 여러분들은 이 방법을 통해 미리 정의된 딥러닝 레이어(layer)를 손쉽게 추가할 수 있습니다.

케라스에서 모델을 만드는 방법은 Sequential API 외에도 Functional API를 이용하는 방법, 밑바닥부터 직접 코딩하는 방법 등 여러 방법이 있습니다. 공부하면서 하나씩 배워나갈 테니 걱정 마세요 :)

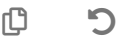
이번 수업의 목적은 여러분들에게 딥러닝 네트워크의 모든 것을 가르치는 것이 아닙니다. 빠르게 다양한 응용 예들을 접해보고, 주어진 코드를 다른 데이터에 활용을 해보는 경험을 전달해 드리는 것이 그 목적입니다. 따라서 코드의 내용이 당장 이해가 안 가더라도 부담가지지 않으셔도 됩니다. 최대한 이해를 하려 노력은 하되, 프로그램 수행 결과에서 재미를 느끼는 것이 무엇보다도 중요합니다.

다음의 코드는 tf.keras의 Sequential API를 이용하여 LeNet이라는 딥러닝 네트워크를 설계한 예입니다. 8줄밖에 안되는 간단한 코드이지만, 손글씨 숫자 분류기를 구현하는 데는 충분합니다.

[Input]

```
model=keras.models.Sequential()
model.add(keras.layers.Conv2D(16, (3,3), activation='relu', input_shape=(28,28,1)))
model.add(keras.layers.MaxPool2D(2,2))
model.add(keras.layers.Conv2D(32, (3,3), activation='relu'))
model.add(keras.layers.MaxPooling2D((2,2)))
model.add(keras.layers.Flatten())
model.add(keras.layers.Dense(32, activation='relu'))
model.add(keras.layers.Dense(10, activation='softmax'))

print('Model에 추가된 Layer 개수: ', len(model.layers))
```



실행 ▶

[Output]

이런 간단한 코드만으로도 숫자 손글씨를 인식해 낼 수 있다면, IoT 농장에서 굴이 잘 익었는지 아닌지 판단한다거나, 사진 속 인물이 웃고 있는지 무표정인지 파악을 하는 것도 어렵지 않을 겁니다. 코드의 간단한 의미는 다음과 같습니다.

얼마나 다양한 이미지의 특징을 살펴볼 것인가?
(입력 이미지가 다양할수록 더 많은 특징을 고려해 보자.)

```
model=keras.models.Sequential()  
model.add(keras.layers.Conv2D(16, (3,3), activation='relu', input_shape=(28,28,1)))  
model.add(keras.layers.MaxPool2D(2,2))  
model.add(keras.layers.Conv2D(32, (3,3), activation='relu'))  
model.add(keras.layers.MaxPooling2D((2,2)))  
model.add(keras.layers.Flatten())  
model.add(keras.layers.Dense(32, activation='relu'))  
model.add(keras.layers.Dense(10, activation='softmax'))
```

입력이미지의 형태

분류기 알고리즘을 얼마나 복잡하게 할 것인가?
(복잡한 문제일수록 이 수를 늘려보자.)

최종 분류기의 class 수.
여기서는 0~9까지 총 10개의 class를 구분하므로 10.

- Conv2D 레이어의 첫 번째 인자는 사용하는 이미지 특징의 수입니다. 여기서는 16과 32를 사용했습니다. 가장 먼저 16개의 이미지 특징을, 그 뒤에 32개의 이미지 특징씩을 고려하겠다는 뜻입니다. 우리의 숫자 이미지는 사실 매우 단순한 형태의 이미지입니다. 만약 강아지 얼굴 사진이 입력 이미지라면 훨씬 디테일하고 복잡한 영상일 것입니다. 그럴 경우에는 이 특징 숫자를 늘려주는 것을 고려해 볼 수 있습니다.
- Dense 레이어의 첫 번째 인자는 분류기에 사용되는 뉴런의 숫자입니다. 이 값이 클수록 보다 복잡한 분류기를 만들 수 있습니다. 10개의 숫자가 아닌 알파벳을 구분하고 싶다면, 대문자 26개, 소문자 26개로 총 52개의 클래스를 분류해 내야 합니다. 그래서 32보다 큰 64, 128 등을 고려해 볼 수 있을 것입니다.
- 마지막 Dense 레이어의 뉴런 숫자는 결과적으로 분류해 내야 하는 클래스 수로 지정하면 됩니다. 숫자 인식기에서는 10, 알파벳 인식기에서는 52가 되겠지요.

Step 5에서 이 코드를 수정해 볼 것입니다. 지금은 일단 실행하는 데 초점을 맞추시다.

우리가 만든 딥러닝 네트워크 모델을 확인해 보려면, `model.summary()` 메소드를 이용하면 됩니다.

[Input]

```
model.summary()
```



실행 ▶

[Output]

실행하시면 아래와 같은 결과를 보실 수 있습니다.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
conv2d (Conv2D)	(None, 26, 26, 16)	160

max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 13, 13, 16)	0

conv2d_1 (Conv2D)	(None, 11, 11, 32)	4640

max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 5, 5, 32)	0

flatten (Flatten)	(None, 800)	0

dense (Dense)	(None, 32)	25632

dense_1 (Dense)	(None, 10)	330
=====		

Total params: 30,762

Trainable params: 30,762

Non-trainable params: 0
