케라스로 딥러닝 모델 만들기

학습 내용

- MNIST 데이터 셋을 활용하여 딥러닝 모델을 구현해 본다.

환경

- tensorflow 2.3.1
- keras 2.4.3
- python 3.8.5

케라스(Keras)?

- ONEIROS(Open-ended Neuro-Electronic Intelligent Robot Operating System) 프로젝트 일부
- 오네이로스 - 꿈을 의인화 시킨 신
- 꿈을 인간들에게 보내는 신(진실, 거짓의 문)
- 밤의 여신 닉스와 잠의 신(힙노스)의 자식들

케라스 딥러닝 모델 만들기

- 가. 데이터 셋 준비
  - 데이터 준비(훈련셋, 검증셋, 시험셋 등)
  - 딥러닝 모델의 학습 및 평가를 위한 데이터 형태 맞추기(포맷 변환)
- 나. 모델 구성
  - 모델(Sequential)을 생성 후, 레이어를 추가하여 구성
  - 복잡한 모델을 구성시에 Keras API를 사용
- 다. 모델 학습과정 설정하기(학습에 대한 설정 - compile())
  - 학습에 대한 설정, 손실 함수 및 최적화 방법 정의
- 라. 모델 학습(모델을 훈련셋으로 학습 - fit() 함수)
- 마. 학습과정 살펴보기(훈련셋, 검증셋의 손실 및 정확도 측정)
- 바. 모델 평가(evaluate()) - 준비된 시험셋으로 학습 모델 평가
- 사. 모델 사용하기(predict())

In [27]:

```
import tensorflow as tf
import keras as keras
import sys
```

In [29]:

```
print(tf.__version__)
print(keras.__version__)
print(sys.version)
```

```
2.3.1
2.4.3
3.8.5 (default, Sep  3 2020, 21:29:08) [MSC v.1916 64 bit (AMD64)]
```

In [30]:

```
## 00. 사용할 패키지 불러오기
from keras.datasets import mnist          # 데이터 셋 불러오기
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Activation
from keras.utils import np_utils
```

데이터 셋 MNIST

- 6만개의 훈련 이미지
- 만개의 테스트 이미지
- 딥러닝계의 MNIST
- 1980년대 미국 국립표준 기술 연구소(National Institute of Standards and TEchnology, NIST)에서 수집한 데이터

클래스, 샘플, 레이블

- 분류의 문제의 범주를 클래스라하고,
- 데이터 포인터를 샘플(sample)이라고 한다.
- 특정 샘플의 클래스는 레이블(Label)이라고 한다.

In [31]:

```
### 데이터 셋 불러오기
(x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
```

In [32]:

```
x_train_n = x_train.copy()
y_train_n = y_train.copy()
x_test_n = x_test.copy()
y_test_n = y_test.copy()
```

In [33]:

```
# 데이터 셋 크기
# 60000개의 학습용 데이터 셋, 10000개의 테스트 데이터 셋
print(x_train.shape)
print(y_train.shape)
print(x_test.shape)
print(y_test.shape)
```

```
(60000, 28, 28)
(60000,)
(10000, 28, 28)
(10000,)
```

In [34]:

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

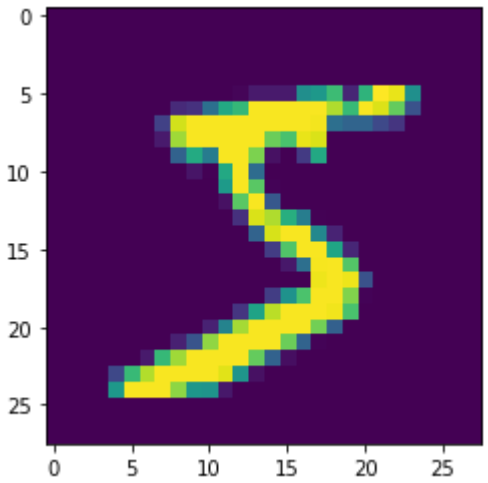
In [35]:

```
### x_train 의 하나의 데이터 확인
### 60000장의 이미지( 28, 28 숫자데이터)

plt.imshow(x_train[0])
```

Out[35]:

```
<matplotlib.image.AxesImage at 0x1f506692b50>
```



10개의 y_train 데이터 셋 확인

In [36]:

```
print("label={}".format(y_train[0:10]))   # y 레이블 데이터 0~10개 확인
```

```
label=[5 0 4 1 9 2 1 3 1 4]
```

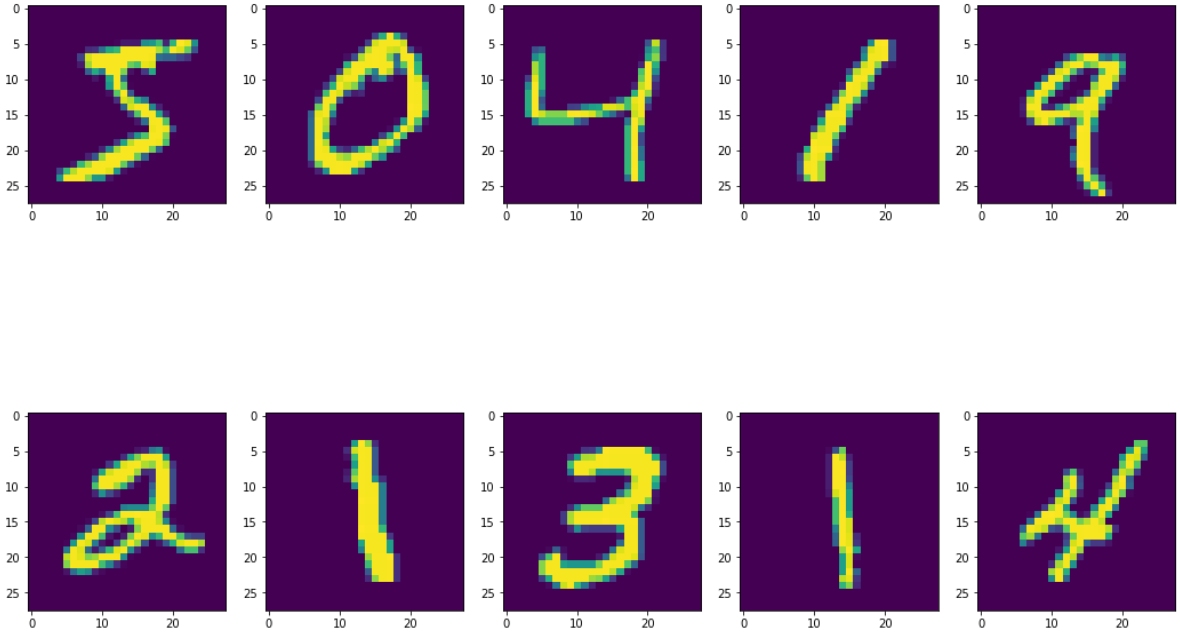
In [37]:

```
figure,axes = plt.subplots(nrows=2, ncols=5)  # 3행 5열의 구조
figure.set_size_inches(18,12)  # 전체 크기

print("label={}".format(y_train[0:10]))   # y 레이블 데이터 0~10개 확인

col = 0
for row in range(0,2):
    col = row * 5
    axes[row][0].imshow(x_train[col])  # 0,5,10의 값을 갖는 위치 값 이미지 표시
    axes[row][1].imshow(x_train[col+1])# 1,6,11의 값을 갖는 위치 값 이미지 표시
    axes[row][2].imshow(x_train[col+2])# 2,7,12의 값을 갖는 위치 값 이미지 표시
    axes[row][3].imshow(x_train[col+3])# 3,8,13의 값을 갖는 위치 값 이미지 표시
    axes[row][4].imshow(x_train[col+4])# 4,9,114의 값을 갖는 위치 값 이미지 표시
```

```
label=[5 0 4 1 9 2 1 3 1 4]
```



In [38]:

```
## 데이터 셋의 변경 60000, 28, 28  -> 60000, 784 (28*28)
## 데이터 셋의 변경 10000, 28, 28  -> 10000, 784 (28*28)
x_train = x_train.reshape(60000, 784)
x_test = x_test.reshape(10000, 784)
```

In [39]:

```
## 데이터 셋의 변경 60000,   -> 60000, 10 (28*28)
## 데이터 셋의 변경 10000,   -> 10000, 10 (28*28)
print(y_train.shape, y_test.shape)
print(y_train[0:5])
y_train = np_utils.to_categorical(y_train)
y_test = np_utils.to_categorical(y_test)
print(y_train.shape, y_test.shape)
print(y_train[0:5])
```

```
(60000,) (10000,)
[5 0 4 1 9]
(60000, 10) (10000, 10)
[[0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 1.000000 0.000000 0.000000
  0.000000 0.000000]
 [1.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000
  0.000000 0.000000]
 [0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 1.000000 0.000000 0.000000 0.000000
  0.000000 0.000000]
 [0.000000 1.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000
  0.000000 0.000000]
 [0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000
  0.000000 1.000000]]
```

In [40]:

```
## 데이터 자료형 변경
## 01. 실수형 변경.
## 02. 값의 범위를 정규화(0~255) -> 0~1로 변경
print(x_train[0])
x_train = x_train.astype('float32') / 255.0
x_test = x_test.astype('float32') / 255.0
print(x_train[0])
```

```
[  0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   3  18  18  18 126 136 175  26 166 255
 247 127   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0  30  36  94 154
 170 253 253 253 253 253 225 172 253 242 195  64   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0  49 238 253 253 253 253 253 253 253 253 251  93  82
  82  56  39   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0  18 219 253
 253 253 253 253 198 182 247 241   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0  80 156 107 253 253 205  11   0  43 154
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0  14   1 154 253  90   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0 139 253 190   2   0
   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0   0
```

위의 내용을 이렇게 줄일수도 있음.

```
x_train = x_train.reshape(60000, 784).astype('float32') / 255.0
x_test = x_test.reshape(10000, 784).astype('float32') / 255.0
y_train = np_utils.to_categorical(y_train)
y_test = np_utils.to_categorical(y_test)
```

02. 모델 구성하기

In [41]:

```
model = Sequential()
model.add( Dense(units=64, input_dim=28*28, activation='tanh')) #입력층(28*28=784노드) - 은닉층(64개
model.add( Dense(32))
model.add( Activation('tanh') )
model.add( Dense(32))
model.add( Activation('tanh') )
# 한줄로 한다면
# model.add(Dense(32, activation='tanh'))

model.add(Dense(units=10, activation='softmax'))              # 출력층(10개 노드)
```

다음과 같이 은닉층이 하나 추가되면 다음과 같다.

```
model = Sequential()
model.add(Dense(units=64, input_dim=28*28, activation='relu'))  # 입력층(28*28=784노드) -
 은닉층(8개노드)
model.add(Dense(units=32, activation='relu'))                   # 두번째 은닉층(8개)
model.add(Dense(units=10, activation='softmax'))                # 출력층(10개 노드)
```

손실함수(loss function) or 목적함수(objective function)

- 신경망의 출력을 제어하기 위해 출력이 기대하는 것보다 얼마나 벗어났는지에 대해 측정하기
- 비용함수는 모든 훈련 데이터에 대한 손실 함수의 합을 나타내고 목적함수는 더 일반적인 용어로 최적화하기 위한 대상 함수를 의미한다.

03. 모델 학습과정 설정하기

- model.compile
  - 손실 함수(loss function) : 훈련 데이터에서 신경망의 성능을 측정하는 방법. 네트워크가 옳은 방향으로 학습될 수 있도록 도와준다.
  - 옵티마이저(optimizer) : 입력된 데이터와 손실 함수를 기반으로 네트워크를 업데이트하는 메커니즘.
  - metrics : 훈련과 테스트 과정을 모니터링할 지표 : 정확도(정확히 분류된 이미지의 비율)만 고려
- categorical_crossentropy : 여러가지 오차를 구하는 함수 중의 하나
- sgd(Stochastic Gradient Descent) : 데이터 셋을 미니배치만큼 돌려서 찾아가는 방법
- accuracy : 정확도로 성능을 측정

In [42]:

```
model.compile(loss='categorical_crossentropy',
              optimizer='sgd', metrics=['accuracy'])
```

04. 모델 학습시키기

- [모델명].fit(__, __, __, __)
- hist = model.fit(x_train, y_train, epochs=5, batch_size=32)
  - x_train : 입력 데이터
  - y_train : 출력(예측) 데이터
  - epochs : 전체 데이터 몇번 돌리것인가?
  - batch_size : 몇개씩 데이터를 돌려볼 것인가?

In [43]:

```
# hist = model.fit(x_train, y_train, epochs=5, batch_size=32)
hist = model.fit(x_train, y_train, epochs=10, batch_size=32)
```

```
Epoch 1/10
1875/1875 [==============================] - 1s 686us/step - loss: 0.7277 - accurac
y: 0.8222
Epoch 2/10
1875/1875 [==============================] - 1s 680us/step - loss: 0.3386 - accurac
y: 0.9077
Epoch 3/10
1875/1875 [==============================] - 1s 687us/step - loss: 0.2719 - accurac
y: 0.9228
Epoch 4/10
1875/1875 [==============================] - 1s 671us/step - loss: 0.2316 - accurac
y: 0.9337
Epoch 5/10
1875/1875 [==============================] - 1s 671us/step - loss: 0.2021 - accurac
y: 0.9422
Epoch 6/10
1875/1875 [==============================] - 1s 673us/step - loss: 0.1786 - accurac
y: 0.9492
Epoch 7/10
1875/1875 [==============================] - 1s 712us/step - loss: 0.1604 - accurac
y: 0.9538
Epoch 8/10
1875/1875 [==============================] - 1s 681us/step - loss: 0.1454 - accurac
y: 0.9582
Epoch 9/10
1875/1875 [==============================] - 1s 688us/step - loss: 0.1328 - accurac
y: 0.9620
Epoch 10/10
1875/1875 [==============================] - 1s 740us/step - loss: 0.1225 - accurac
y: 0.9645
```

05. 학습과정 살펴보기

- 각 epoch 별 loss값과 acc 값을 확인해 보기
- 그래프로 확인해 보기

In [44]:

```
# 값 확인
hist.history.keys()
```

Out[44]:

```
dict_keys(['loss', 'accuracy'])
```

In [45]:

```
# 10번의 epoch마다의 loss(손실)과 accuracy(정확도)의 값.
print('## training loss and acc ##')
print(hist.history['loss'])
print(hist.history['accuracy'])
```

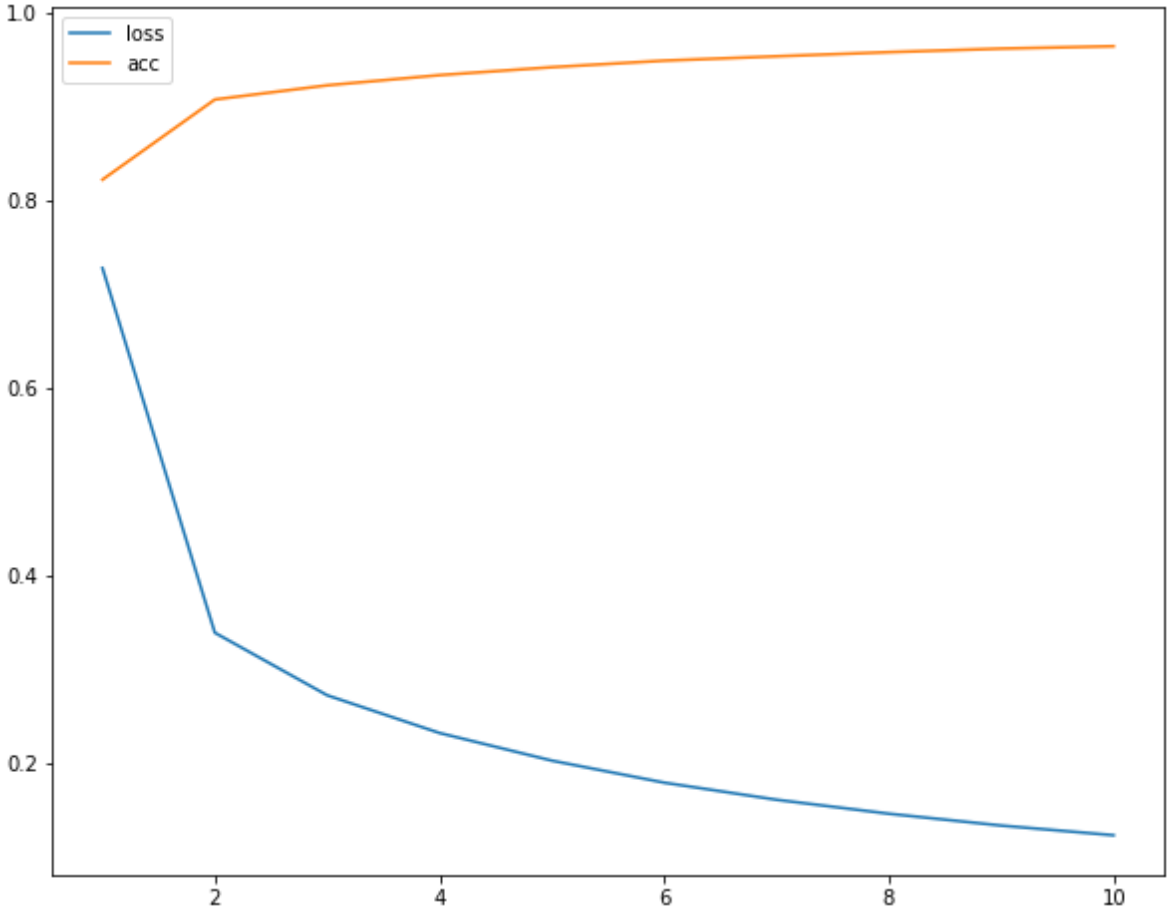
```
## training loss and acc ##
[0.7277140617370605, 0.33861035108566284, 0.2718503773212433, 0.2316078543663025, 0.
20211724936962128, 0.1786046326160431, 0.16036124527454376, 0.14544595777988434, 0.1
3281042873859406, 0.12247404456138611]
[0.8221833109855652, 0.9076666831970215, 0.9228000044822693, 0.9336833357810974, 0.9
421666860580444, 0.949150025844574, 0.9537833333015442, 0.9581999778747559, 0.961983
323097229, 0.9645166397094727]
```

In [46]:

```
plt.figure(figsize=(10,8),facecolor='white')
x_lim = range(1,11)
plt.plot(x_lim,  hist.history['loss'])
plt.plot(x_lim,  hist.history['accuracy'])
plt.legend(['loss','acc'])
```

Out[46]:

```
<matplotlib.legend.Legend at 0x1f57ef4c400>
```



6. 모델 평가하기

- test 데이터 셋을 활용하여 만들어진 모델을 평가해보기

In [47]:

```
loss_and_metrics = model.evaluate(x_test, y_test, batch_size=32)
print('## evaluation loss and_metrics ##')
print(loss_and_metrics)  # 최종 데이터 loss와 정확도(accuracy)
```

```
313/313 [==============================] - 0s 622us/step - loss: 0.1304 - accuracy:
0.9612
## evaluation loss and_metrics ##
[0.1303553730249405, 0.9611999988555908]
```

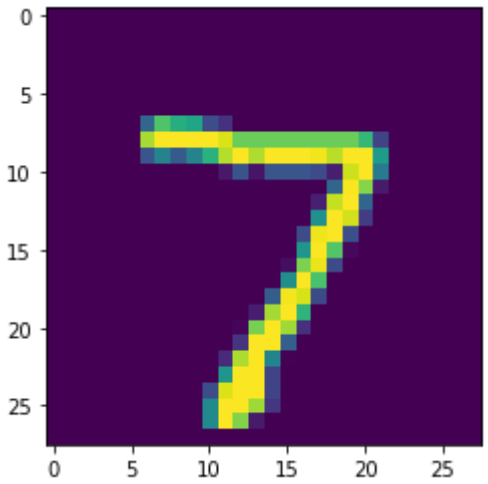
7. 모델 사용하여 예측해 보기

In [48]:

```
### x_train 의 하나의 데이터 확인
plt.imshow(x_test_n[0])
```

Out[48]:

```
<matplotlib.image.AxesImage at 0x1f500d117f0>
```



In [49]:

```
import numpy as np
# np.set_printoptions(precision=3)
# 좀 더 확인하기 쉽게 표시
np.set_printoptions(formatter={'float_kind': lambda x: "{0:0.6f}".format(x)})
```

In [50]:

```
xhat = x_test[0:1]
yhat = model.predict(xhat)
print('## yhat ##')
print(yhat) # 각 값의 확률을 표시
print(yhat.argmax(axis=1))
```

```
## yhat ##
[[0.000195 0.000052 0.000667 0.001213 0.000006 0.000052 0.000001 0.996835
  0.000085 0.000895]]
[7]
```

실습과제

- (1) epoch를 30으로 늘려서 확인해 보자.
  - model.evaluate()의 값 확인
- (2) epoch를 30과 Activation을 Relu로 변경후, 해보기
  - model.evaluate()의 값 확인
- (3) epoch를 30과 은닉층을 3개로 변경 후, 해보기
  - model.evaluate()의 값 확인
- (4) epoch를 30과 은닉층 2개, 노드수를 64로 늘려서 해보기
  - model.evaluate()의 값 확인

REF

참고 동영상 : https://www.youtube.com/watch?v=aircAruvnKk (https://www.youtube.com/watch?v=aircAruvnKk)

In [ ]: