



MNIST 데이터 실습

Colab에서 딥러닝 설정

- Colab에는 Tensorflow, Keras, Python이 모두 설치되어 있음
- 다음의 과정을 통해 GPU를 이용하는 버전으로만 변경하면 GPU 버전의 Tensorflow를 이용할 수 있음
- 런타임 > 런타임 유형 변경 > 하드웨어 가속기 > GPU > 저장
- GPU 버전은 12시간 연속 사용할 수 있으며, 잠시 중단한 다음 다시 사용
- 2019년 하반기에 기본 Tensorflow가 2.x로 업그레이드 되었음

MNIST 데이터셋 Modified National Institute of Standards and Technology

- MNIST 데이터셋은 1980년대 미국 국립표준기술연구소(National Institute of Standards and Technology, NIST)에서 수집
- 6만개의 훈련 이미지와 1만개의 테스트 이미지로 구성되어 있음
- 데이터셋은 이미 구성이 완료되어 있고, 이를 기반으로 알고리즘의 작동 방법을 숙지하고, 성능을 확인하는 용도로 사용됨
- 이 데이터셋은 keras에 이미 Numpy 배열 형태로 포함되어 있음

MNIST data loading from Keras

- from keras.datasets import mnist
- (train_images, train_labels), (test_images, test_labels) = mnist.load_data()

```
• print(train_images.shape) # (60000, 28, 28)
```

• print(test_images.shape) # (10000, 28, 28)

keras에 내장된 데이터를 train_images, train_labels 와 같이 불러들임

train 데이터는 6만 개, test 데이터는 1만 개로 되어 있으며, 각각 가로x세로가 28x28인 3차원 데이터임

MNIST data 구조

- 3차원 데이터는 하나의 대상이 다시 2차원 구조로 되어 있다는 의미
- 우리가 보통 대하는 데이터는 다음과 같은 2차원 데이터
- 자료가 10개 있으며 각각의 자료는 그 특성을 표현하는 컬럼을 가진다
- 따라서 각 자료를 가리키는 행(1번째 차원)과 특성(2번째 차원)으로 구성

ID	Sepal.Length	Sepal.Width	Petal.Length	Petal.Width	Species
1	5.1	3.5	1.4	0.2	setosa
2	4.9	3	1.4	0.2	setosa
3	4.7	3.2	1.3	0.2	setosa
4	4.6	3.1	1.5	0.2	setosa
5	5	3.6	1.4	0.2	setosa
6	5.4	3.9	1.7	0.4	setosa
7	4.6	3.4	1.4	0.3	setosa
8	5	3.4	1.5	0.2	setosa
9	4.4	2.9	1.4	0.2	setosa
10	4.9	3.1	1.5	0.1	setosa



출력 설정

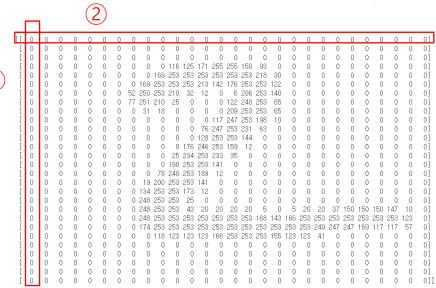
- 그런데 MNIST 데이터는 특성을 표현하는 부분을 다시 2차원(2D)으로 구성
- 특성 표현 부분을 보기 위하여 하나의 데이터를 열어본다
- 줄이 다음 칸으로 밀려 정확한 확인이 어렵다
- print(test_images[1])
- 데이터의 타입을 확인하여 넘파이 배열임을 확인
- 넘파이 배열 하나의 행을 하나의 줄에 출력되도록 설정
- print(type(test_images)) <class 'numpy.ndarray'>
- import numpy as np
- np.set_printoptions(linewidth=np.inf)

linewidth : 한 줄에 출력될 문자의 최대 수

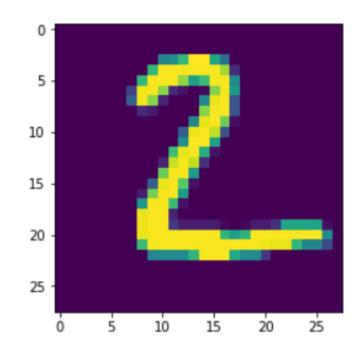


재출력

- print(test_images[1])
- 두 개 차원을 이용해 숫자 '2'를 표현
- 행 쪽 차원을 먼저 보고, 열 쪽 차원을 본다
- 각 셀의 숫자는 색상 값
- 숫자로 대상을 인식한다
- import matplotlib.pyplot as plt
- plt.imshow(test_images[1])

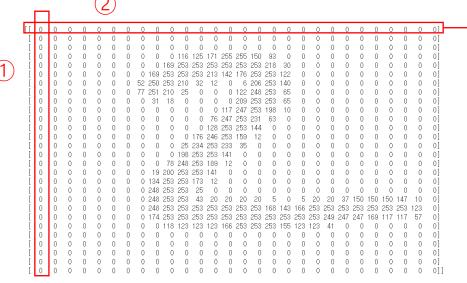


Green 255, Blue 0 일 때의 Red 값



차원의 차원

- 두 개의 차원이 형성하는 의미를 생각해본다
- 행 차원이 28개이고, 열 차원이 28개이다
- 이 두 개 차원은 동등한 수준에 있는 것이 아니라,
- 하나의 행 차원(1/28)에 28개의 원소가 있는 것을 말한다
- 즉, 하나의 행이 28개의 특성으로 표현된다
- 이러한 행이 28개 모여 숫자 '2'를 표현한다



이 첫 번째 행에 28개의 원소가 존재 다음 행에도 역시 28개의 원소가 존재 이러한 행이 28개 모여 숫자 '2' 표현

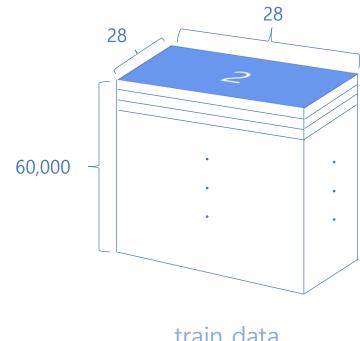


차원의 [차원의 [차원]]

사이즈 60,000

• 이러한 숫자가 train data에는 60,000개, test data에는 10,000개가 있음

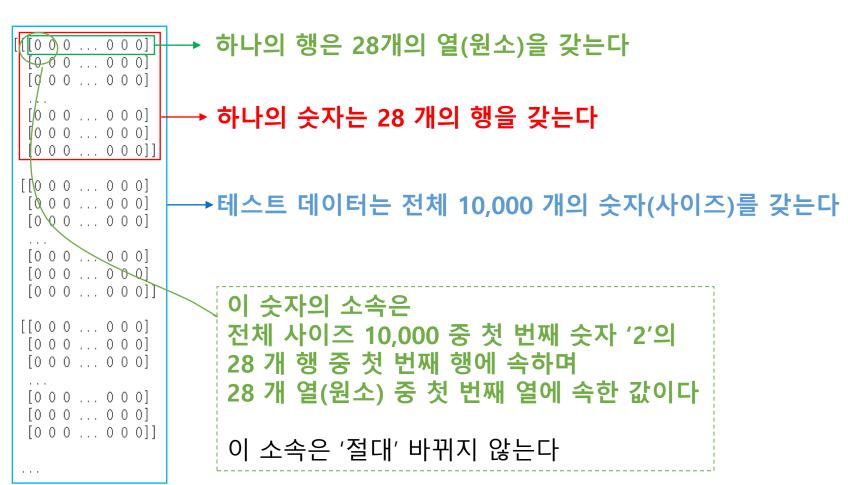
```
0000000000000000
```

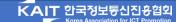


train data

차원의 [차원의 [차원]] 사이즈 60,000 행 28 열 28

- 전체 데이터를 출력하여 데이터의 구조를 확인해본다
- print(test_images)





데이터 슬라이싱

특정 구간의 데이터만 가져와 본다

- my_slice = test_images[0:100]
- print(my_slice.shape)

3차원 데이터이므로, 위의 코드는 다음과도 동일하다

- my_slice = test_images[0:100, 0:28, 0:28]
- my_slice = test_images[0:100, :, :]

0~99번까지 가져온다

(100, 28, 28)

Label 정보 출력

```
print(len(train_labels)) # 60000
```

```
print(len(test_labels)) # 10000
```

```
• print(train_labels) # [5, 0, 4, ..., 5, 6, 8]
```

```
• print(test_labels) # [7, 2, 1, ..., 4, 5, 6]
```

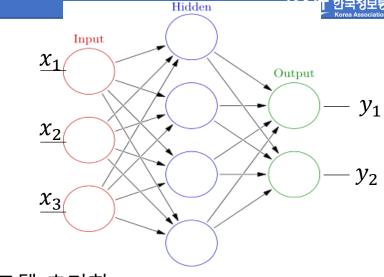
train, test 데이터 모두 label(정답)을 가지고 있으며, 0~9의 숫자임

```
60000
10000
[5 0 4 ... 5 6 8]
[7 2 1 ... 4 5 6]
```

T 한국정보통신진홍협회 Korea Association for ICT Promotion

Layer 쌓기

- from keras import models, layers
- model = models.Sequential()



모델 초기화

```
# 은닉층 설정
```

처음에는 입력 shape을 설정한다. 3차원 데이터를 2차원으로 변형할 것이다. input_shape=(특성의 수, 샘플의 수)

- # 단, 샘플의 개수는 몇 개가 올지 알 수 없으므로 비워둔다
- model.add(layers.Dense(256, activation='relu', input_shape=(28*28,)))

출력층 설정. 숫자의 종류가 10개이므로, 10개의 유닛을 갖는 출력층을 설정한다

- # 10개 각각에 대한 확률정보 출력. Softmax 층은 확률 점수를 출력한다
- model.add(layers.Dense(10, activation='softmax'))

Compile model

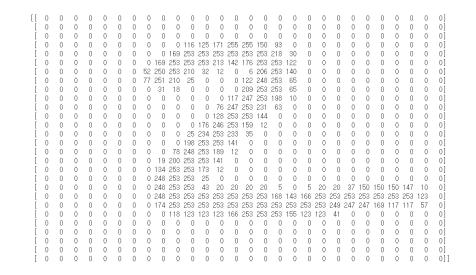
 model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='rmsprop', metrics=['accuracy'])

```
# loss: loss function. 훈련 데이터에서 신경망의 성능을 측정하는 손실 함수 # optimizer: 입력된 데이터와 손실 함수를 기반으로 가중치를 업데이트하는 방법 # metrics: 훈련과 테스트 과정을 모니터링할 지표. 'acc'라고도 씀
```



데이터 전처리

- # 전처리 전
- print(test_images[1,])



현재의 데이터는 (60000, 28, 28)의 3차원이면서, # 0~255 사이의 숫자(색의 번호)로 되어 있음

이 데이터를 입력층에 맞도록 # (60000, 28*28)의 2차원 데이터로 변환하고,

값을 0 ~ 1이 되도록 255로 나눔

※ 컴퓨터가 읽는 것은 결국 숫자이다

데이터 변환

- train_images = train_images.reshape((60000, 28*28))
- train_images = train_images.astype('float32')/255
- test_images = test_images.reshape((10000, 28*28))
- test_images = test_images.astype('float32')/255
- # reshape 함수를 이용해 데이터를 (60000, 784) 크기로 변환하고, # 각 값을 255로 나누되, type을 소수점을 받는 float32 형으로 맞춤



전처리 후

- np.set_printoptions(linewidth=310)
- print(test_images[1])

종속변수의 원-핫 인코딩

- from tensorflow.keras.utils import to_categorical
- train_labels = to_categorical(train_labels)
- test_labels = to_categorical(test_labels)

```
array([[0., 0., 0., ..., 1., 0., 0.],
        [0., 0., 1., ..., 0., 0., 0.],
        [0., 1., 0., ..., 0., 0., 0.],
        ...,
        [0., 0., 0., ..., 0., 0., 0.],
        [0., 0., 0., ..., 0., 0., 0.],
        [0., 0., 0., ..., 0., 0., 0.]], dtype=float32)
```

※ 10개의 원소 중 하나만 1이다

데이터 학습

훈련데이터에 대한 최종 정확도 98.9%

model.fit(train_images, train_labels, epochs=5, batch_size=128)

```
6000/60000 [=========] - 8s 133us/step - loss: 0.2563 - acc: 0.9257
Epoch 2/5
60000/60000 [========] - 3s 45us/step - loss: 0.1049 - acc: 0.9691
Epoch 3/5
60000/60000 [========] - 3s 47us/step - loss: 0.0682 - acc: 0.9797
Epoch 4/5
60000/60000 [========] - 3s 46us/step - loss: 0.0487 - acc: 0.9853
Epoch 5/5
60000/60000 [=========] - 3s 46us/step - loss: 0.0487 - acc: 0.9853
Epoch 5/5
60000/60000 [=========] - 3s 47us/step - loss: 0.0370 - acc: 0.9892

# fit 메소드를 이용하여 모델을 훈련시킴
# train 데이터와 그의 label, 반복횟수 및 1번에 훈련할 데이터의 양(batch size)을 결정함
# 메모리 한계와 속도 저하 문제로 한 번에 전체 데이터를 학습하지는 않는다
# 일반적으로 8~512개의 데이터를 한 번에 학습시킨다

# 손실점수는 낮아지고, 정확도는 높아짐
```

예측

- test_loss, test_acc = model.evaluate(test_images, test_labels)
- print('test_acc:', test_acc)

```
10000/10000 [============ ] - Os 39us/step test_acc: 0.9808
```

evaluate 함수로 테스트 데이터의 정확도를 볼 수 있음



적절한 데이터가 없다면!

• 그러나 적절한 데이터가 없다면 오분류가 일어날 수 있다

