

Mnist


CNN

---

---

---

---



```

1 import keras
2 from keras.datasets import mnist
3 from keras.utils import np_utils
4 from keras.models import Sequential
5 from keras.layers import Dense , Activation , Flatten , Conv2D, MaxPooling2D
6
7 import numpy as np
8 import matplotlib.pyplot as plt
9

```

`mnist` : mnist dataset 불러오는 module

`np_utils` : data 정의를 위한 module

`sequential` : CNN의 layer들을 순차적으로 실행시키기 위한 module

`Dense, Activation, Flatten, Conv2D, MaxPooling2D` : CNN의 layer에 들어가는 module들

`import numpy as np`

: numpy를 import 하며 np라는 이름으로 사용.

`numpy` : 난수 생성, 행렬/배열을 처리하기 위한 package

`import matplotlib.pyplot as plt`

: matplotlib.pyplot을 import 해 plt로 사용

`matplotlib.pyplot` : 그림이나 그래프 등을 시각적으로 표현하기 위한 package

```

1 img_rows = 28 (행)
2 img_cols = 28 (컬)
3
4 num_classes = 10 (label 개수 (0 ~ 9))
5
6 (x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
7
8 input_shape = (img_rows, img_cols, 1)
9 x_train = x_train.reshape(x_train.shape[0], img_rows, img_cols, 1).astype('float32')/255.0
10 x_test = x_test.reshape(x_test.shape[0], img_rows, img_cols, 1).astype('float32')/255.0
11
12 y_train = np_utils.to_categorical(y_train, num_classes)
13 y_test = np_utils.to_categorical(y_test, num_classes)

```

`mnist.load_data()` : `x_train`, `y_train`, `x_test`, `y_test` 네 개의 Numpy Array를 가져옴.

train sample = 60000 개 , test sample = 10000 개

`x_train`, `x_test` : 28x28 픽셀의 각 손글씨 이미지 데이터

`y_train`, `y_test` : 0 ~ 9 사이의 label

`input_shape = (img_rows, img_cols, 1) = (28, 28, 1)`

: 크기는 28x28 이고 Channel = 1 즉, 흑백을 뜻한다.

`x_train.reshape(x_train.shape[0], img_rows, img_cols, 1).astype('float32')/255.0`

: `x_train`을 3차원에서 4차원으로 reshape. 실수화 정규화

→ 실수화 → 0 ~ 1의 값으로 정규화.

`y_train = np_utils.to_categorical(y_train, num_classes)`

: `to_categorical()` → One-hot 인코딩을 해주는 함수

: 10진 정수 형식을 특수한 2진 binary 형식으로 변경

ex) `y = 2` → 0 0 1 0 0 0 0 0 0 0  
`to_categorical()`

```

1 model = Sequential()
2 model.add(Conv2D(32, kernel_size = (5,5),
3                 activation = 'relu',
4                 input_shape = (28,28,1)))
5 model.add(MaxPooling2D(pool_size = (2,2),
6                       strides=(2,2)))

```

Model = Sequential()

: Sequential 모델 object를 model이라는 변수 안에 넣고, 모델 구성을 함.

Conv2D ( 32, kernel\_size = (5,5), activation = 'relu', input\_shape = (28,28,1))

: 32 → 뉴런 개수

(5,5) → kernel 크기 (행, 열)

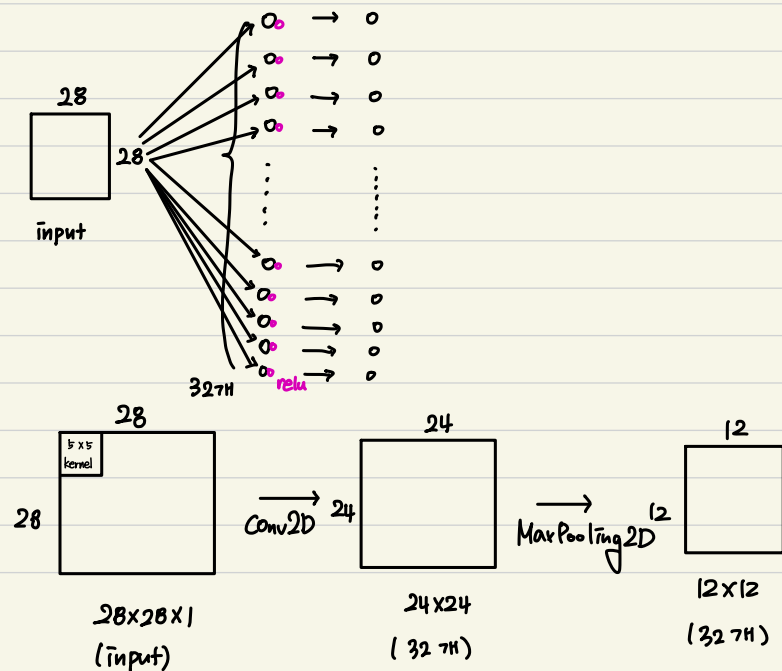
relu → 활성화 함수

28,28,1 → input\_shape, 크기: 28x28, Channel: 1

MaxPooling2D ( pool\_size = (2,2), strides = (2,2) )

: (2,2) → pool\_size = 윈도우 (patch)의 크기 지정

(2,2) → strides = 움직이는 거리



```

7 model.add(Conv2D(64, kernel_size = (5,5),
8                   activation = 'relu',
9                   padding = 'same'))
10 model.add(MaxPooling2D(pool_size = (2,2)))

```

Conv2D (64, kernel\_size = (5,5), activation = 'relu', padding = 'same'))

: 64 → 뉴런 개수

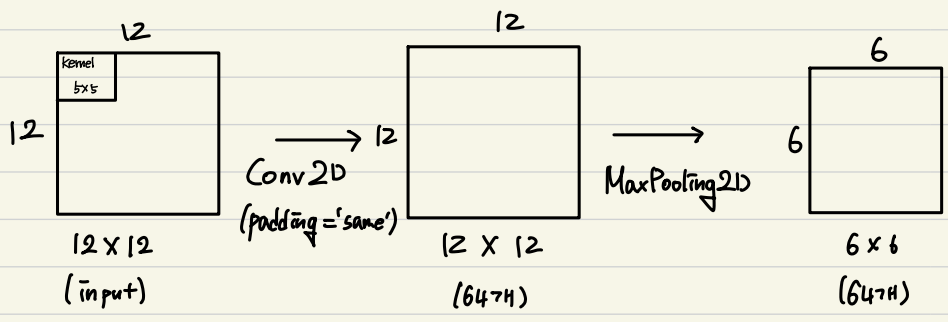
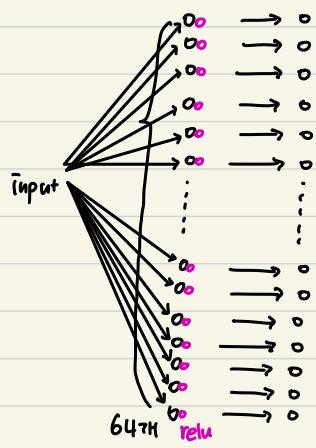
(5,5) → kernel 크기 (행, 열)

relu → 활성화 함수

'same' → padding = 'same' 즉, input에 zero padding을 더하여 input size와 output size를 같게해줌

MaxPooling2D (pool\_size = (2,2))

: (2,2) → 윈도우의 크기



```

11 model.add(Conv2D(128, kernel_size = (5,5),
12                   activation = 'relu',
13                   padding = 'same'))
14 model.add(MaxPooling2D(pool_size = (2,2)))

```

Conv2D (128, kernel\_size = (5,5), activation = 'relu', padding = 'same'))

: 128 → 뉴런 개수

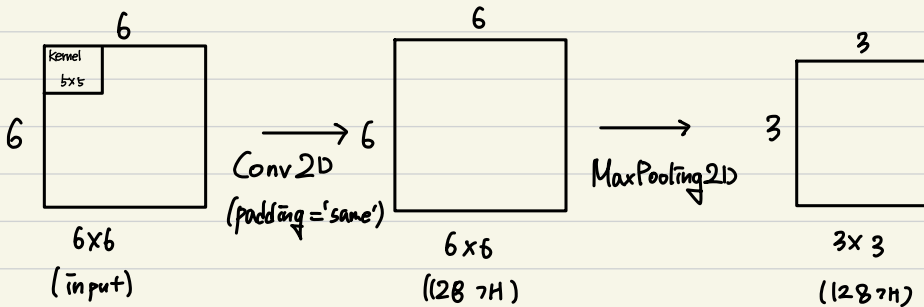
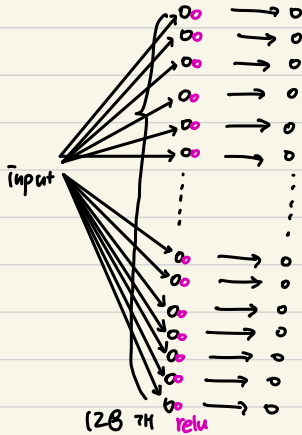
(5,5) → kernel 크기 (행, 열)

relu → 활성화 함수

'same' → padding = 'same' 즉, input에 zero padding을 더하여 input size와 output size를 같게해줌

MaxPooling2D (pool\_size = (2,2))

: (2,2) → 윈도우의 크기



```

15 model.add(Flatten())
16 model.add(Dense(512, activation = 'relu'))
17 model.add(Dense(10, activation = 'softmax'))
18 model.summary()

```

## Flatten()

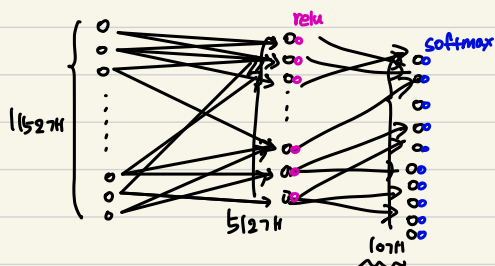
: 128개의 output 펼치기 →  $128 \times 3 \times 3 = 1152$

Dense (512, activation = 'relu')

: 512 → 출력 뉴런 수

Dense (10, activation = 'softmax')

: 10 → 출력 수



↳ label 개수를 맞춰줌

## model.summary()

: 모델 구조 확인

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 24, 24, 32)	832
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 32)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 12, 12, 64)	51264
max_pooling2d_5 (MaxPooling2D)	(None, 6, 6, 64)	0
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 6, 6, 128)	204928
max_pooling2d_6 (MaxPooling2D)	(None, 3, 3, 128)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 1152)	0
dense_3 (Dense)	(None, 512)	590336
dense_4 (Dense)	(None, 10)	5130
Total params: 852,490		
Trainable params: 852,490		
Non-trainable params: 0		

```

1 model.compile(loss = 'categorical_crossentropy',
2               모델 학습 방법 optimizer = 'sgd', metrics = ['accuracy'])
3 hist = model.fit(x_train, y_train, epochs = 10, batch_size = 64)

```

10번 반복

60,000 개 중

64 개 씩

## Categorical\_crossentropy

: 손실 확인  $\Rightarrow$  -( 실제  $\times$  log (예측))

ex) 실제 : 0 0 1 0

예측 : 0 1 0 0

$$\Rightarrow \text{loss} = -(0 \times \log 0 + 0 \times \log 1 + 1 \times \log 0 + 0 \times \log 0)$$

$$= \infty$$

실제 : 0 0 1 0

예측 : 0 0 1 0

$$\Rightarrow \text{loss} = -(0 \times \log 0 + 0 \times \log 0 + 1 \times \log 1 + 0 \times \log 0)$$

$$= 0$$

## optimizer = 'sgd'

: sgd = Stochastic Gradient Descent (확률 경사 하강법)

$\rightarrow$  하나의 데이터 당 gradient를 구해 업데이트 과정 진행, 데이터가 n 개 라면 n번의 업데이트.

## metrics

: 성능 지표, 모니터링 할 지표

model.fit(x\_train, y\_train, epochs=10, batch\_size=64)

: 입력 데이터 = x\_train

결과 데이터 = y\_train

epochs = 10 (학습 데이터 반복 횟수)

batch\_size = 64 (한 번 학습할 때 사용하는 데이터 개수)



```

1 fig = plt.figure(facecolor = 'white',figsize = (5,3))
2 loss_ax = fig.add_subplot(111)
3
4 loss_ax.plot(hist.history['loss'],'b',label = 'train_loss')
5 loss_ax.plot(hist.history['accuracy'],'r',label = 'train_accuracy')
6
7 loss_ax.set_xlabel('epochs')
8 loss_ax.legend(loc='center_right')
9 plt.xlim([0,9])
10 plt.ylim([0,1])
11 plt.show()

```

plt.figure(facecolor = 'white', figsize = (5,3))

: facecolor → 배경색

figsize → 크기

⇒

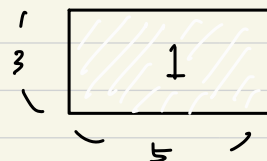


fig.add\_subplot(111)

: 1x1 그리드, 첫 번째 서브 플롯

set\_xlabel('epochs')

: X축은 epochs

legend(loc='center-right')

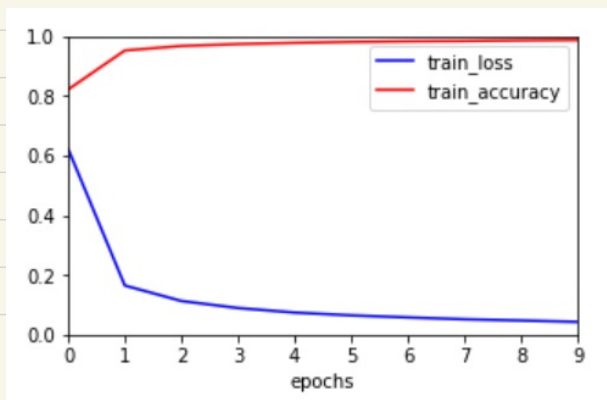
: 범주박스 위치 설정

xlim([0,9])

: X축 범위 0~9

ylim([0,1])

: Y축 범위 0~1



```
1 loss_and_metrics = model.evaluate(x_test,y_test,batch_size = 32)
2 print('evaluation loss and metrics ##')
3 print(loss_and_metrics)
```

⇒ 학습에서 얻은 모델을 *test* 데이터로 평가 (loss 와 accuracy 반환)

*X-test* : 테스트 데이터

*y-test* : 테스트 타겟

```
1 yhat = model.predict(x_test,batch_size = 64)
2 yhat
```

*yhat* : *X-test*에 대한 예측값



```
array([[1.5676379e-07, 1.1797912e-06, 1.2914016e-05, ..., 9.9990082e-01,
        4.0290789e-07, 4.0810050e-06],
       [2.3864206e-06, 5.0915529e-05, 9.9994564e-01, ..., 1.2417505e-10,
        1.8020704e-07, 4.1186557e-14],
       [1.0451543e-05, 9.9962485e-01, 2.2445070e-05, ..., 1.0723119e-04,
        4.9433598e-05, 3.1653601e-06],
       ...,
       [1.2648989e-10, 1.1861827e-08, 1.0953659e-10, ..., 1.8568605e-06,
        5.6851019e-07, 6.5481850e-06],
       [2.2934555e-07, 8.0020640e-10, 5.6209598e-10, ..., 3.5500769e-09,
        1.6131715e-04, 9.0221599e-09],
       [1.3208206e-06, 7.8799349e-11, 6.3754634e-08, ..., 4.1506718e-13,
        1.4301369e-07, 1.4661121e-11]], dtype=float32)
```

```

1 plt_row = 5
2 plt_col = 5
3
4 plt.rcParams["figure.figsize"] = (10,10)
5 f, axarr = plt.subplots(plt_row , plt_col)
6 cnt = 0
7 i = 0
8 while cnt < (plt_row * plt_col): 후와개 까지
9     if np.argmax(y_test[i]) != np.argmax(yhat[i]): # 실제값과 예측값이 다른 경우
10         i += 1
11         continue
12     sub_plt = axarr[cnt//plt_row , cnt%plt_col]
13     sub_plt.axis('off')
14     sub_plt.imshow(x_test[i].reshape(img_rows,img_cols))
15     sub_plt_title = 'R:' + str(np.argmax(y_test[i])) + 'P:' + str(np.argmax(yhat[i]))
16     sub_plt.set_title(sub_plt_title) 실제값 예측값
17     i += 1
18     cnt += 1
19
20 plt.show()

```

