

www.ust.ac.kr

14장

CNN 소개

이 홍 석 (hsyi@kisti.re.kr) 한국과학기술정보연구원 슈퍼컴퓨팅응용센터





목차

Contents 1	PCA 소개
Contents 2	PCA 실습
Contents 3	PCA 적용 : 붓꽃데이터
Contents 4	MNIST 데이터 적용
Contents 5	혼동 행렬 연습 ॥
Contents 6	파마인디언 당료병 예측



01. 2D-CNN Cifar10 데이터

이홍석 (hsyi@kisti.re.kr)





01. 합성곱 신경망

이홍석 (hsyi@kisti.re.kr)



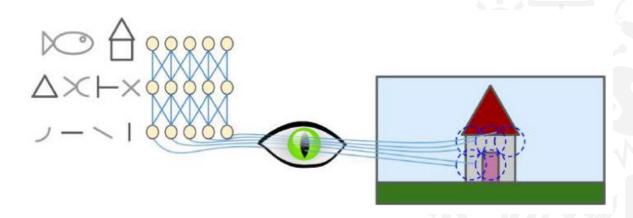


- 합성곱 신경망 (CNN, Convolutional Neural Network)
 - 대뇌의 시각피질(cortex) 연구로부터 시작되었고, 이미지 인식분야는 1980년말
 - CNN에서 일부 사람을 능가하는 성능을 달성
 - 컴퓨터 성능 발달,
 - 많은 양의 데이터,
 - 딥러닝 훈련 기술
- 이장의 학습 목표는
 - CNN이 어디에서 나왔는지,
 - 구성요소는 무엇인지,
 - 텐서플로우 2.0 이상에서 구현하는 방법
 - 가장 뛰어난 성능의 CNN 구조



시각 피질의 구조 (Visual Cortex)

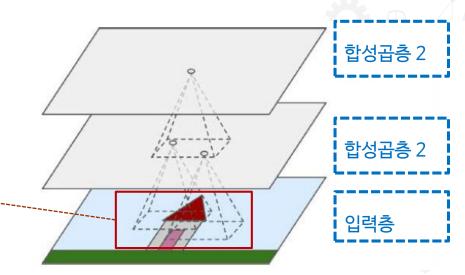
- 1958년 David Hubel, Torsten Wiesel (노벨 생리의학상)
 - 시각 피질 안의 많은 뉴런이 작은 국부 수용장을 가진다.



- 1980년대 신인식기에 영감을 주고, 합성곱 신경망으로 진화
- 1998년 LeNet-5 구조 소개
 - 얀 르쿤, 레옹 보토, 요수아 벤지오, 피트릭 하프너
 - 합성곱층과 플링층 요소를 도입



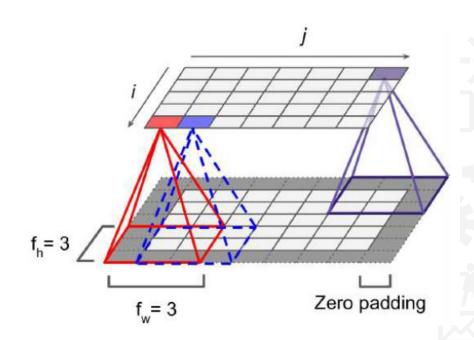
- 합성곱층은 CNN에서 가장 중요한 구성 요소이다.
 - 합성곱층 1에 있는 뉴런은 뉴런 수용장 안에 있는 픽셀에만 연결함
 - 입력 이미지의 모든 픽셀에 연결되는 것이 아님.
 - 저수준 특성에 집중
 - 합성곱층 2에 있는 각 뉴런은 합성곱층 1의 작은 사각 영역 안에 뉴런에 연결됨.
 - 고순준 특성에 집중



2차원 입력 이미지 뉴런 수용장

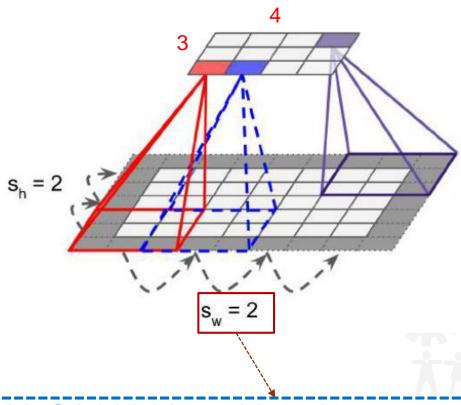
합성곱층(2):제로패딩

• 수용장의 높이와 너비. 그리고 제로 패딩(zero padding)





합성곱층(3): 스트라이드

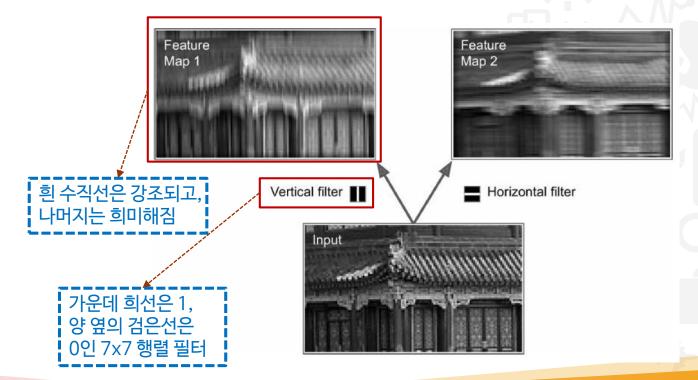


연속된 두 개의 수용장 사이의 거리를 스트라이드(stride)

- 여기서는 제로패딩이 적용되었고, 5x7 입력층이 3x3 수용장과 스트라이드 2를 사용함.
- 3x4 새로운 층이 생김

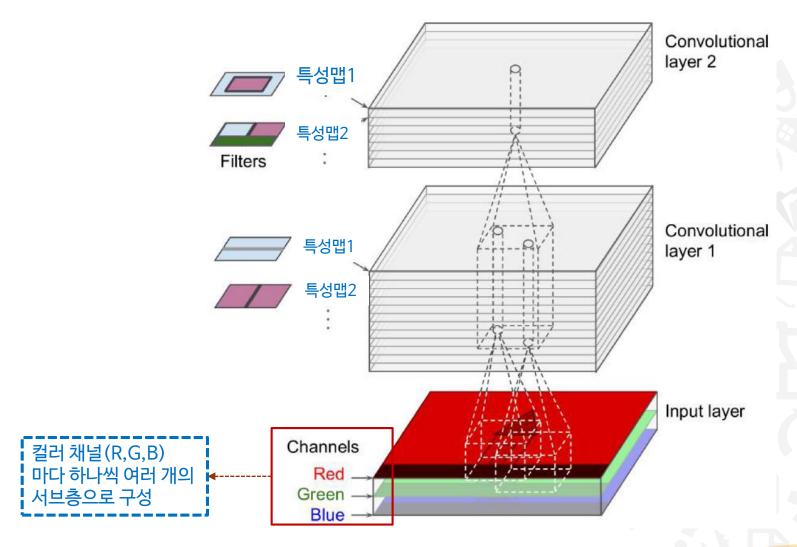


- 뉴런의 가중치는 수용장 작은 크기로 표현된다.
 - 아래 그림에서 필터(합성곱 커널)는 2개의 가중치 세트
 - 같은 필터를 사용한 전체 뉴런의 층은 필터와 유사한 이미지의 영역을 강조하는 특성맵을 만듬.





여러 개의 특성맵 쌓기





합성곱층에 있는 뉴런의 출력 계산

• 합성곱층에서 한 뉴런의 출력을 계산하는 방법

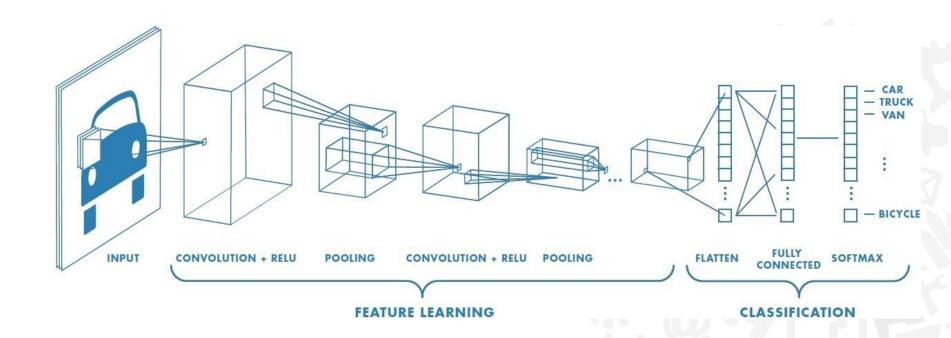
- 입력에 대한 가중치 합을 계산하고
- 편향을 더하는 것

$$z_{i,\,j,\,k} = b_k + \sum_{u \,=\, 0}^{f_h \,-\, 1} \sum_{v \,=\, 0}^{f_w \,-\, 1} \sum_{k' \,=\, 0}^{f_{n'} \,-\, 1} x_{i',\,j',\,k'} \cdot w_{u,\,v,\,k',\,k} \quad \text{with } \begin{cases} i' \,=\, i \times s_h \,+\, u \\ j' \,=\, j \times s_w \,+\, v \end{cases}$$

• 텐서플로우에서 구현하는 방법

- 각 입력 이미지는 3차원 텐서이다. [높이, 너비, 채널]
- 미니패치 사용하면 4차원 텐서로, [미니배치 크기, 높이, 너비, 채널]

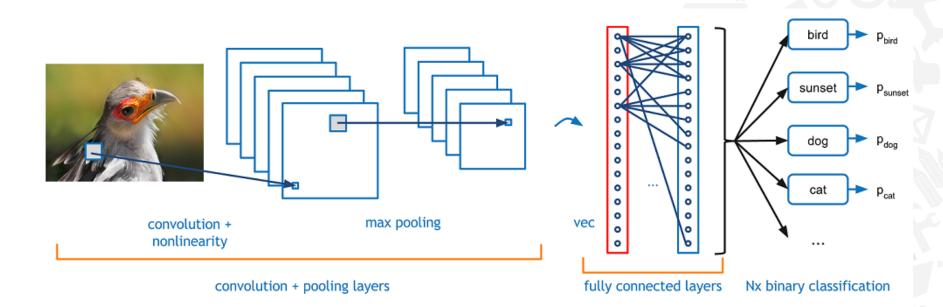






CNN의 주유한 항목 소개 (1)

콘불루션 층 (Convolutional Layer)



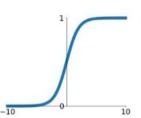


CNN의 주유한 항목 소개 (2)

활성함수

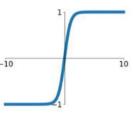
Sigmoid

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



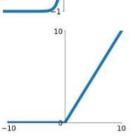
tanh

tanh(x)



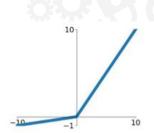
ReLU

 $\max(0,x)$



Leaky ReLU

 $\max(0.1x, x)$

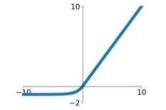


Maxout

$$\max(w_1^T x + b_1, w_2^T x + b_2)$$

ELU

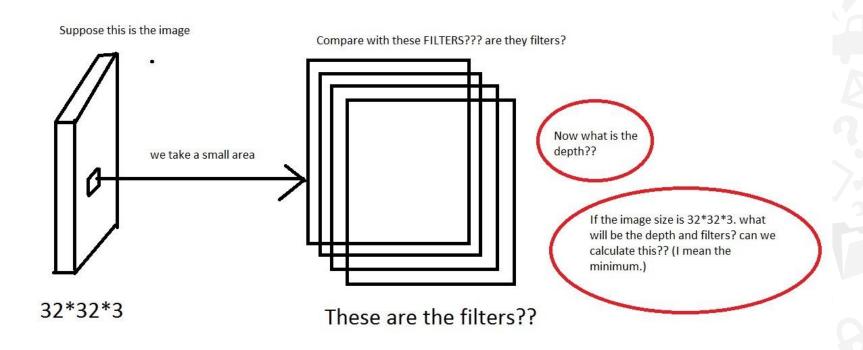
$$\begin{cases} x & x \ge 0 \\ \alpha(e^x - 1) & x < 0 \end{cases}$$





CNN의 주유한 항목 소개 (3)

필터, 커널 크기, 필터 개수





CNN의 주유한 항목 소개 (4)

스트라이트 크기와 패딩

0	0	0	0	0	0	0
0	60	113	56	139	85	0
0	73	121	54	84	128	0
0	131	99	70	129	127	0
0	80	57	115	69	134	0
0	104	126	123	95	130	0
0	0	0	0	0	0	0

Kernel

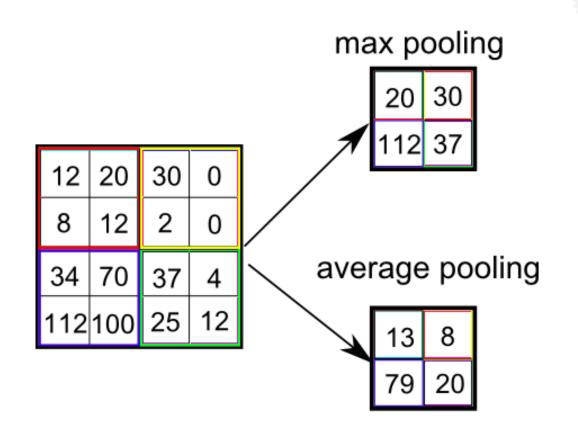
0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

114		



CNN의 주유한 항목 소개 (5)

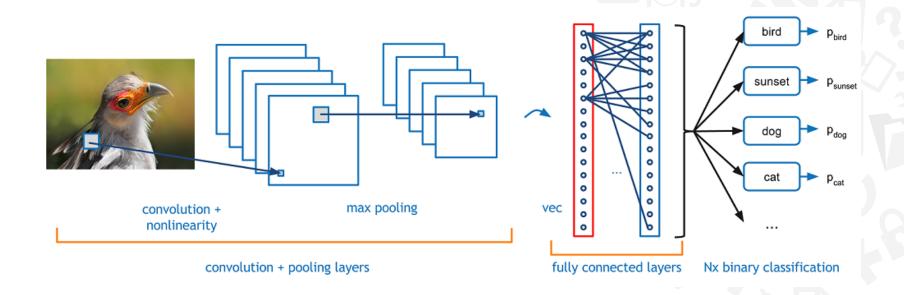
맥스 풀링(max pooling)





CNN의 주요한 항목 소개 (6)

- 플랫튼 층 (Flatten layer)
 - 콘볼루션 층과 완전연결 (fully connected) 층 사이에 플랫틍 층이 있음
 - 평탄화는 피처의 2차원 행렬을 1차원 벡터로 변환하며, 이 벡터가 완전연결 신경 망 분류를 위해 사용됨



CNN 적용한 Cifar 10 이미지 (1)

```
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Flatten, Dense, Dropout
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, MaxPool2D

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib
```

CNN 적용한 Cifar 10 이미지 (2)

```
X_train.max()

255

X_train = X_train/255
X_test = X_test/255
```

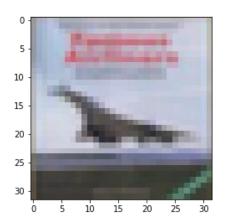
```
X_train.shape
  (50000, 32, 32, 3)

X_test.shape
  (10000, 32, 32, 3)
```

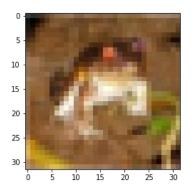


CNN 절용한 Cifar 10 이미지 (3)

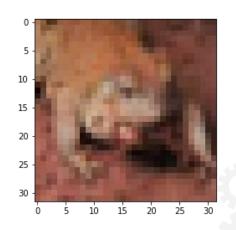
plt.imshow(X_test[3])



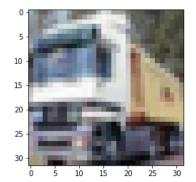
plt.imshow(X_test[0])



plt.imshow(X_test[5])



plt.imshow(X_test[1])



CNN 적용한 Cifar 10 이미지 (4)

Build CNN Model

```
model = Sequential()
model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=(3, 3),
    padding='same', activation='relu', input_shape = [32, 32, 3]))
model.add(Conv2D(filters=32, kernel_size=(3, 3),
    padding='same', activation='relu'))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2), strides=2, padding='valid'))
model.add(Dropout(0.5))
```

Build CNN Model



CNN 절용한 Cifar 10 이미지 (6)

model.summary()			
Model: "sequential"			
Layer (type)	Output	 Shape 	 Param #
conv2d (Conv2D)	(None,	32, 32, 32)	896
conv2d_1 (Conv2D)	(None,	32, 32, 32)	9248
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None,	16, 16, 32)	0
dropout (Dropout)	(None,	16, 16, 32)	0
flatten (Flatten)	(None,	8192)	0
dense (Dense)	(None,	128)	1048704
dense_1 (Dense)	(None,	10)	1290
Total params: 1,060,138 Trainable params: 1,060,138 Non-trainable params: 0			

CNN 절용한 Cifar 10 이미지 (7)

model.compile(optimizer='adam', loss = 'sparse_categorical_crossentropy',

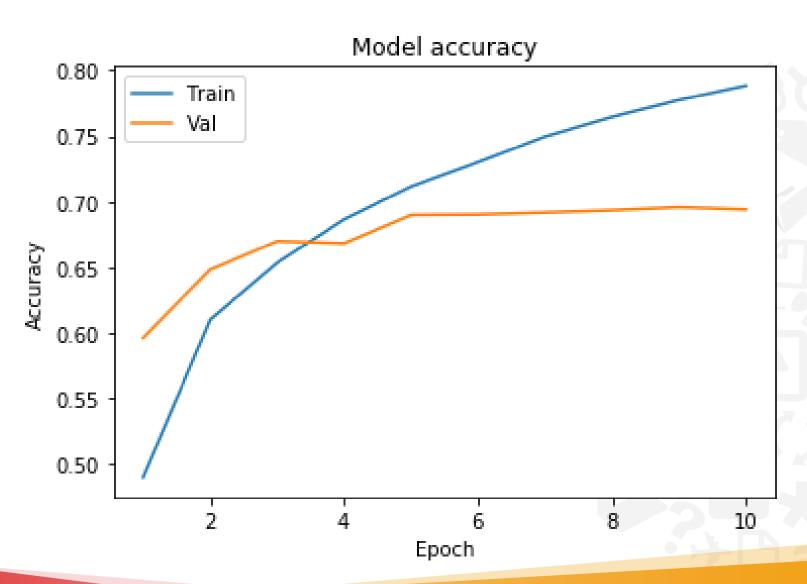
```
metrics=['sparse_categorical_accuracy'])
history = model.fit(X_train, y_train, batch_size=10, epochs=10,
              verbose=1, validation_data=(X_test, y_test))
Train on 50000 samples, validate on 10000 samples
Epoch 1/10
orical_accuracy: 0.4872 - val_loss: 1.1328 - val_sparse_categorical_accuracy: 0.5979
Epoch 2/10
orical accuracy: 0.6126 - val_loss: 1.0143 - val_sparse_categorical_accuracy: 0.6443
Epoch 9/10
orical accuracy: 0.7693 - val loss: 0.9086 - val sparse categorical accuracy: 0.6965
Epoch 10/10
ccuracy: 0.7828
```

CNN 절용한 Cifar 10 이미지 (8)

```
epoch_range = range(1, 11)
plt.plot(epoch_range, history.history['sparse_categorical_accuracy'])
plt.plot(epoch_range, history.history['val_sparse_categorical_accuracy'])
plt.title('Model accuracy')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(['Train', 'Val'], loc='upper left')
plt.show()
plt.plot(epoch_range, history.history['loss'])
plt.plot(epoch_range, history.history['val_loss'])
plt.title('Model loss')
plt.ylabel('Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.legend(['Train', 'Val'], loc='upper left')
plt.show()
```

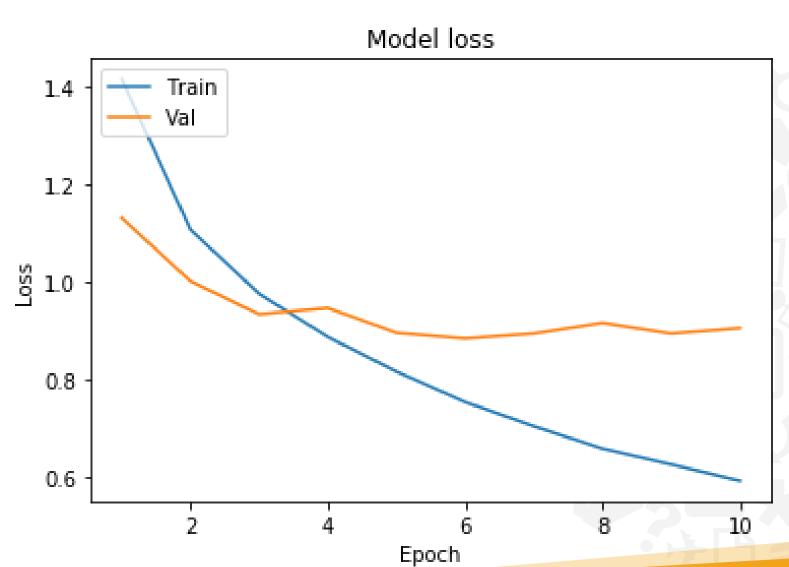


CNN 절용한 Cifar 10 이미지 (9)





CNN 절용한 Cifar 10 이미지 (10)



CNN 절용한 Cifar 10 이미지 (11)

```
from mlxtend.plotting import plot_confusion_matrix
from sklearn.metrics import confusion_matrix

y_pred = model.predict_classes(X_test); y_pred

array([3, 8, 8, ..., 5, 1, 7], dtype=int64)
```

CNN 적용한 Cifar 10 이미지 (12)

```
mat = confusion_matrix(y_test, y_pred); mat
 array([[757, 32, 49, 18, 21, 11, 11, 8,
                                         63,
       [9, 876, 10, 11, 2, 5, 9, 2,
                                         22,
                                             54],
       [66, 13, 553, 50, 95, 101, 60, 34, 20, 8],
       [24, 25, 74, 387, 75, 265, 96, 23, 21, 10],
       [24, 6, 72, 49, 650, 53, 66, 65, 13, 2],
       [13, 5, 48, 125, 43, 681, 26, 46, 5, 8],
       [6, 10, 46, 59, 41, 35, 789, 8, 4,
                                              2],
       [12, 8, 42, 40, 64, 100, 11, 710, 5, 8],
       [63, 42, 17, 16, 6, 12, 3, 1, 820, 20],
       [39, 148, 10, 12, 6, 13, 7, 11, 38, 716]],
```



CNN 적용한 Cifar 10 이미지 (13)

plot_confusion_matrix(mat,figsize=(9,9), class_names=classes_name, show_normed=True)

ai	rplane -	757 (0.76)	32 (0.03)	49 (0.05)	18 (0.02)	21 (0.02)	11 (0.01)	11 (0.01)	8 (0.01)	63 (0.06)	30 (0.03)
autor	mobile -	9 (0.01)	876 (0.88)	10 (0.01)	11 (0.01)	2 (0.00)	5 (0.01)	9 (0.01)	2 (0.00)	22 (0.02)	54 (0.05)
	bird -	66 (0.07)	13 (0.01)	553 (0.55)	50 (0.05)	95 (0.10)	101 (0.10)	60 (0.06)	34 (0.03)	20 (0.02)	8 (0.01)
	cat -	24 (0.02)	25 (0.03)	74 (0.07)	387 (0.39)	75 (0.07)	265 (0.27)	96 (0.10)	23 (0.02)	21 (0.02)	10 (0.01)
apel	deer -	24 (0.02)	6 (0.01)	72 (0.07)	49 (0.05)	650 (0.65)	53 (0.05)	66 (0.07)	65 (0.07)	13 (0.01)	(0.00)
true label	dog -	13 (0.01)	5 (0.01)	48 (0.05)	125 (0.12)	43 (0.04)	681 (0.68)	26 (0.03)	46 (0.05)	5 (0.01)	8 (0.01)
	frog -	6 (0.01)	10 (0.01)	46 (0.05)	59 (0.06)	41 (0.04)	35 (0.04)	789 (0.79)	8 (0.01)	4 (0.00)	2 (0.00)
	horse -	12 (0.01)	8 (0.01)	42 (0.04)	40 (0.04)	64 (0.06)	100 (0.10)	11 (0.01)	710 (0.71)	5 (0.01)	8 (0.01)
	ship -	63 (0.06)	42 (0.04)	17 (0.02)	16 (0.02)	6 (0.01)	12 (0.01)	3 (0.00)	1 (0.00)	820 (0.82)	20 (0.02)
	truck -	39 (0.04)	148 (0.15)	10 (0.01)	12 (0.01)	6 (0.01)	13 (0.01)	7 (0.01)	11 (0.01)	38 (0.04)	716 (0.72)
	,	airplane	automobile	Hid	ď	8ºet	800	KOD.	rorse	ş _{niP}	Much
		predicted label									

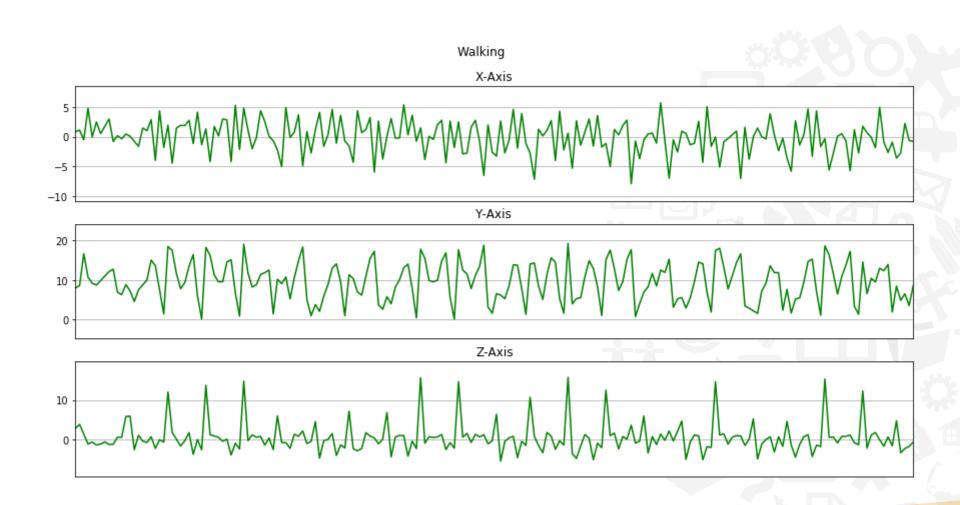


02. (따라해보기) 고객이탈 예측 적용

이홍석 (hsyi@kisti.re.kr)









Thank You!

www.ust.ac.kr

