

Lab Seminar: 2022. 08. 02.

Machine Learning Algorithm: KNN & Naive Bayes

Data Science from Scratch 2nd – Chapter 12, 13



ChanKi Kim

School of Computer Science/Department of AI Convergence Engineering Gyeongsang National University (GNU)

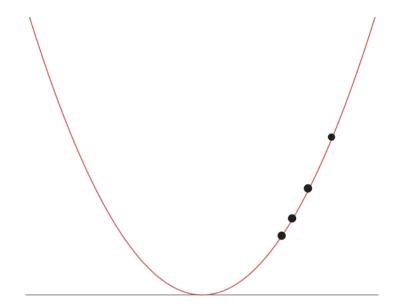
Contents

- Additional Explanation of Last Seminar
- KNN
- Naive Bayes Classification
- Conclusion & Realization

- Further Explanation about Loss Function
 - 올바르게 갱신되는 가중치와 편향 값에 따라 감소
 - 여러 Loss Function의 형태에 따라 가중치와 편향이 갱신되는 형태 차이 존재
 - MSE vs RMSE vs MAE

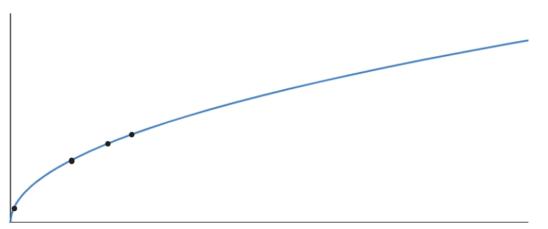
$$W = W - \alpha \frac{\partial}{\partial w} \mathcal{J}(w,b)$$

- Further Explanation about MSE
 - 가중치가 갱신될 때마다 그 지점의 기울기가 완만해지기 때문에 가중치의 변화는
 초반부보다는 더 세밀하다는 것을 그래프를 통해 확인 가능

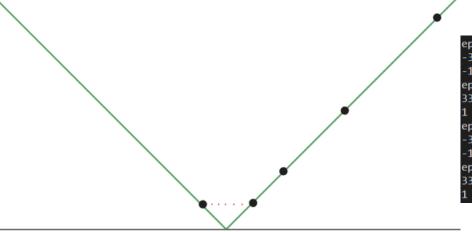




- Further Explanation about RMSE
 - MSE와 마찬가지로 가중치가 갱신될 때마다 그 지점의 기울기는 완만, 그에 따른 가중치 변화는 초반보다 세밀



- Further Explanation about MAE
 - MAE의 그래프를 통해 알 수 있듯이 어떤 지점에서 미분을 해도 기울기의 절댓값이 같게 나오고 Learning Rate마저 고정 -> RMSE와 MSE보다 빠르게 수렴
 - 그러나, 기울기가 0으로 수렴하는 지점 존재 X

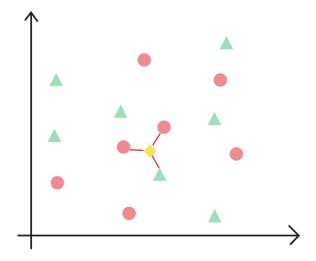


```
epoch = 221408, 기울기 = 23.1331, 절편 or 편차 = 0.6685, 에러= -148.6334 -33.10857142857142 -1 epoch = 221409, 기울기 = 23.1298, 절편 or 편차 = 0.6684, 에러= -148.7432 33.10857142857142 1 epoch = 221410, 기울기 = 23.1331, 절편 or 편차 = 0.6685, 에러= -148.6334 -33.10857142857142 -1 epoch = 221411, 기울기 = 23.1298, 절편 or 편차 = 0.6684, 에러= -148.7432 33.10857142857142
```



- What is KNN Algorithm?
 - 레이블 된 데이터들 간의 거리 개념을 이용한 알고리즘
 - 유사한 특성을 가진 데이터는 유사한 범주에 속한다는 가정
 - 가장 간단한 머신 러닝 알고리즘
 - KNN: K-Nearest Neighbor

- Learning Mechanism of KNN
 - 분류를 하기 위한 K, 즉 분류를 위한 이웃의 수 지정
 - 어떤 클래스인지 알고자 하는 원소에 가장 근접한 K개 중 가장 많이 속한 클래스로 분류
 - K = 3 일 때, 아래의 마름모 원소는 빨간색 원 클래스로 예측





- MNIST Dataset
 - 손 글씨로 적은 숫자들의 데이터 집합
 - Neural Network, KNN 알고리즘을 통한 분류 가능

```
0123456789
0123456789
0123456789
0123456789
0123456789
```

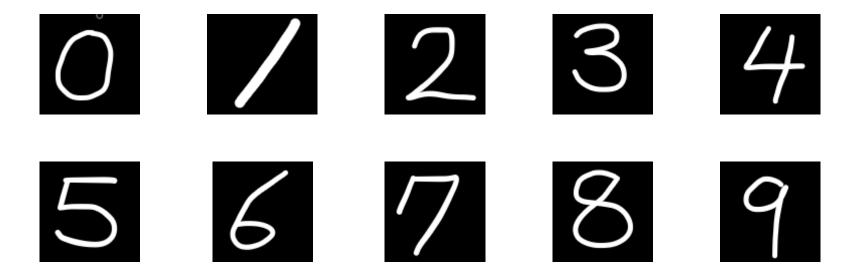
Classification MNIST Train Set using KNN

Appearance of Data

0~9, Row: 100, Column: 50



- Classification MNIST Test Set using KNN
 - Appearance of Data



Classification MNIST Dataset using KNN

```
import cv2
import numby as no
import matplotlib.pyplot as plt
import glob
img = cv2.imread('mnist_knn.png')
gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
cells = [np.hsplit(row, 100) for row in np.vsplit(gray, 50)]
x = np.array(cells)
print(x.shape)
train = x[:, :].reshape(-1, 400).astype(np.float32)
print(train.shape)
k = np.arange(10)
train_labels = np.repeat(k, 500)[:, np.newaxis]
print(train_labels.shape)
np.savez("train_sample.npz", train=train, train_labels=train_labels)
c = np.load("train_sample.npz")
print(c['train'][0])
```



Classification MNIST Dataset using KNN

```
(50, 100, 20, 20)
(5000, 400)
(5000, 1)
```





Classification MNIST Dataset using KNN

```
import cv2
import numby as np
FILE NAME = 'train_sample.npz'
def load_train_data(file_name):
    with np.load(file_name) as data:
        train = data['train']
        train_labels = data['train_labels']
        return train, train labels
def flatten process(image):
    img = cv2.imread(image)
    gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    gray_resize = cv2.resize(gray, (20, 20))
    plt.imshow(cv2.cvtColor(gray_resize, cv2.COLOR_GRAY2RGB))
    plt.show()
    return gray_resize.reshape(-1, 400).astype(np.float32)
```

```
def check(test, train, train_labels):
    knn = cv2.ml.KNearest_create()
    knn.train(train, cv2.ml.ROW_SAMPLE, train_labels)
    ret, result, neighbours, dist = knn.findNearest(test, k=5)
    return result

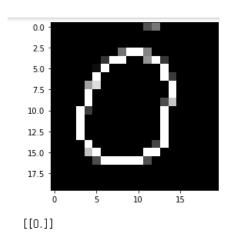
train, train_labels = load_train_data(FILE_NAME)

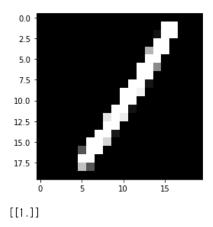
print(cv2.ml.ROW_SAMPLE)

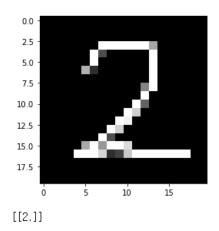
for file_name in glob.glob('./test_*.png'):
    test = flatten_process(file_name)
    result = check(test, train, train_labels)
    print(result)
```

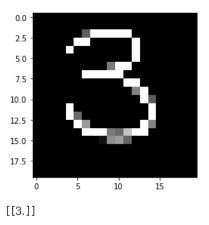


Classification MNIST Dataset using KNN

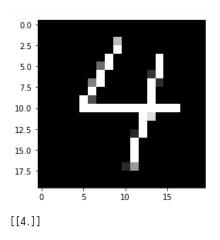


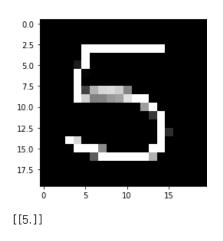


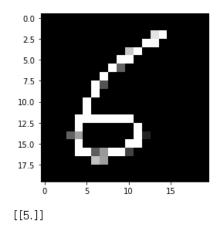


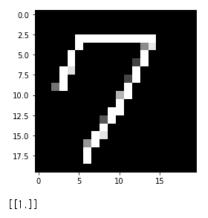


Classification MNIST Dataset using KNN

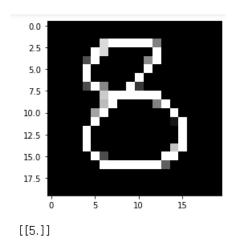


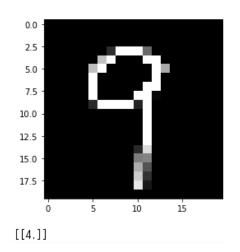






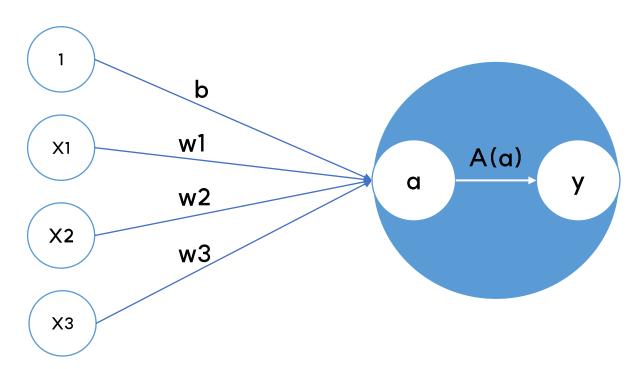
Classification MNIST Dataset using KNN



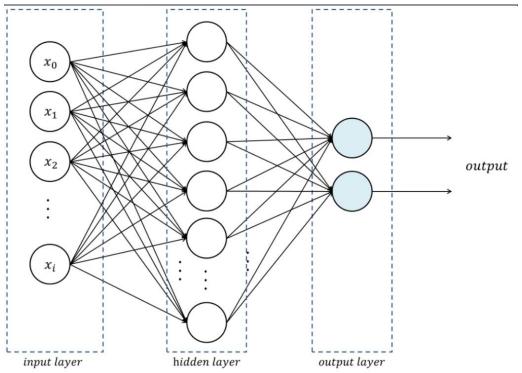


- Conclusion of Classification MNIST Dataset using KNN
 - 0~9까지의 손 글씨 Test 데이터 중 0~5까지는 분류 성공, 6~9까지 분류 실패
 - 즉, 정확도는 약 60%로 추정 가능

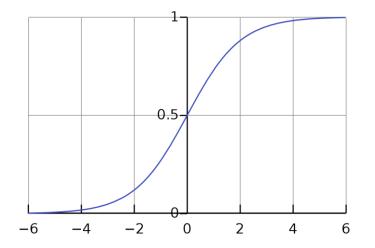
Neural Network



Neural Network



- Activation Function
 - 입력 신호의 총합을 출력 신호로 변환하는 함수
 - 모델의 복잡도를 올리기 위해 필수적
 - Ex) Step Function, Sigmoid Function



$$h(x) = qx$$

$$y(x) = h(h(h(x))) = q \times q \times q \times x$$

$$= cx$$



Classification MNIST Dataset using Neural Network

• 이미 학습된 가중치와 편향을 이용한 성능 테스트

```
import sys
import numby as no
from mnist helper import load mnist
import pickle
def get_data():
    (x_train, t_train), (x_test, t_test) = #
    load_mnist(flatten=True, normalize=False)
    return x_test, t_test
def init network():
    with open("sample_weight.pkl", 'rb') as f:
       network = pickle.load(f)
        return network
# sigmoid overflow encountered ex) x = -2000000000
def sigmoid(x):
    return 1/(1+np.exp(-x))
# solution of sigmoid overflow
# def sigmoid(x):
     if x < 0:
         return np.exp(x)/(1+np.exp(x))
      else:
         return 1/(1+np.exp(-x))
```

```
def softmax(a):
    c = nb.max(a)
    exp a = np.exp(a - c)
    sum exp a = np.sum(exp a)
    y = exp_a / sum_exp_a
    return y
def predict(network, x):
    \forall 1, \forall 2, \forall 3 = \text{network}['\forall 1'], \text{network}['\forall 2'], \text{network}['\forall 3']
    b1, b2, b3 = network['b1'], network['b2'], network['b3']
    a1 = np.dot(x, W1) + b1
    z1 = sigmoid(a1)
    a2 = np.dot(z1, W2) + b2
    z2 = sigmoid(a2)
    a3 = np.dot(z2, W3) + b3
    v = softmax(a3)
    return y
```





- Classification MNIST Dataset using Neural Network
 - MNIST 전체 데이터셋에서 6만 개의 train dataset, 1만 개의 test dataset을 이용

```
x, t = get_data()
network = init network()
batch_size = 100
accuracy_cnt = 0
# Batch Size == 100
for i in range(0, len(x), batch_size):
   x_batch = x[i:i+batch_size]
   y_batch = predict(network, x_batch)
    p = np.argmax(y_batch, axis=1)
    accuracy_cnt += np.sum(p==t[i:i+batch_size])
print("Accuracy:" + str(float(accuracy_cnt)/len(x)))
```



- Conclusion of Classification MNIST Dataset using KNN
 - 정확도는 약 92%가 나왔으며, 10개 중 9개 꼴로 정확하게 분류

Accuracy: 0.9207

C:\Users\brand\appData\Local\Temp\ipykernel_8532\3323820423.py:18: Runtime\arning: o verflow encountered in expreturn 1/(1+np.exp(-x))

- Runtime Warning: Overflow encountered in exp
 - 만약, x = -200000000인 경우, sigmoid function에서 overflow 발생

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

$$= \frac{1}{e^{-x} + 1} \rightarrow Solution$$

- Runtime Warning: Overflow encountered in exp
 - Implementation

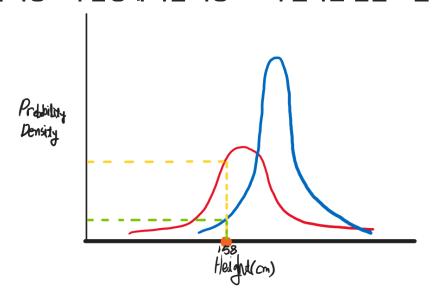
```
def sigmoid(x):
    return 1/(1+np.exp(-x))
    return 1/(1+np.exp(-x))
    return 1/(1+np.exp(-x))
def sigmoid(x):
    if x < 0 :
        return np.exp(x)/(1+np.exp(x))
    else:
    return 1/(1+np.exp(-x))</pre>
```

- Improvement
 - 향후 KNN과 Neural Network을 이용한 MNIST Dataset 분류에서 동일한 train set과 test set을 사용하여 동일 기준에서의 Accuracy를 측정할 수 있는 능력 함양



- Prior Probability
 - Data Sample에 대한 Feature 없이도 배경 지식만을 가지고 Data Sample 판별가능
 - Ex) "전체 인구 중 남자나 여자인 확률은 각각 대략 50%로 확률일 것이다"
 - P(성별=남자) or P(성별=여자)

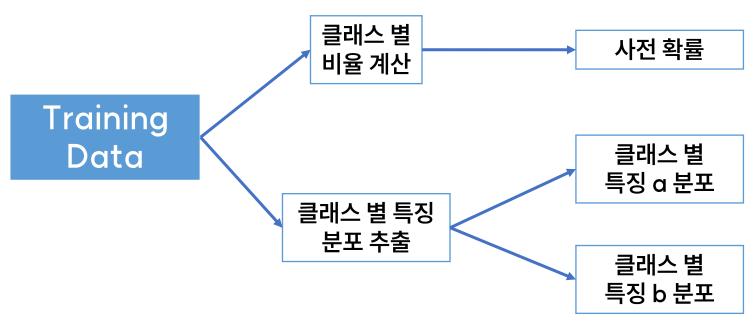
- Likelihood
 - 사전 지식 이외의 어떤 지식(정보)이 추가되는 경우
 - Ex) 사람의 키(빨간색 분포 : 여성, 파란색 분포 : 남성)가 아래와 같은 분포를 따를 때, 158cm의
 사람이 여성에 속할 가능도가 남성에 속할 가능도보다 높다는 결론 도출 가능





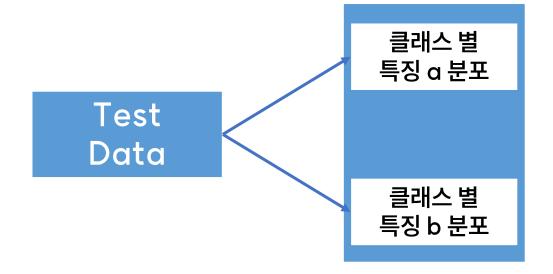
- Judgement
 - 판단 근거 = 사전 확률 x 가능도
 - Process = 사전 확률(Base)에 얻게 되는 추가 지식들을 쌓아 나가며 갱신
 - Ex) P(성별 = 여성) x P(키 158 | 성별 = 여성)
 - Ex) P(성별 = 남성) x P(키 158 | 성별 = 남성)

Mechanism of Naive Bayes Classification

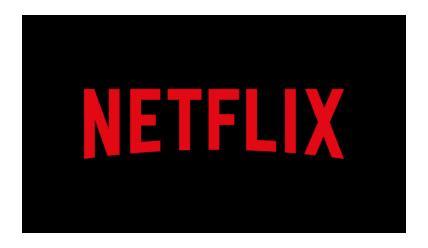




- Mechanism of Naive Bayes Classification
 - 값을 비교 한 후, 가장 값이 큰 클래스로 분류



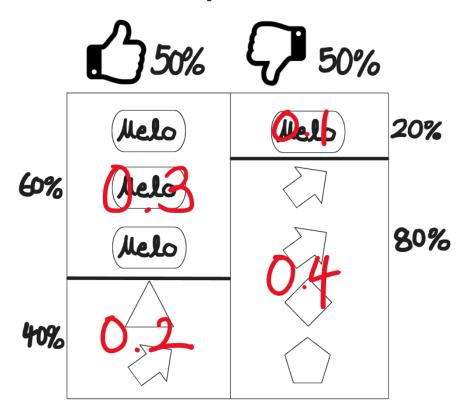
- Recommender Systems in Netflix
 - 신규 가입자 A씨의 관심 있는 장르 및 배우에 대한 정보 X -> Cold Start
 - 즉, 하나의 영화를 무작위로 추천하였을 때, 좋아할 확률 50%/좋아하지 않을 확률 50%
 - 이 확률은 Prior Probability



- Recommender Systems in Netflix
 - 신규 가입자 A씨는 가입 후 여러 작품 시청 후 '좋아요', '싫어요'를 각각 5개씩 평가
 - 멜로 장르에 좋아요 3개, 싫어요 1개와 사전확률을 이용
 - 이 확률은 Posteriori Probability



Recommender Systems in Netflix

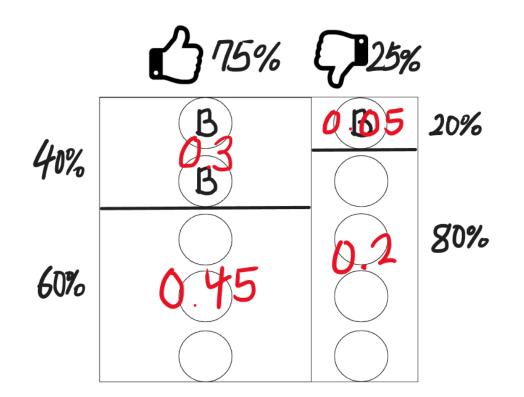


$$\frac{0.3}{0.3+0.1} = 175\%$$



- Recommender Systems in Netflix
 - 주연 배우를 기준으로 '좋아요'와 '싫어요'를 평가
 - 이때, 주연 배우 B씨가 출연한 멜로 장르의 영화를 좋아할 확률은?
 - 사후 확률인 멜로 장르의 영화를 좋아할 확률 75%를 이용

Recommender Systems in Netflix





- Recommender Systems in Netflix
 - 새로운 정보가 들어올 때마다 학습을 진행하여 추천 알고리즘의 정확도를 개선
 - 이에 맞게 사용자들에게 작품들을 노출
 - 즉, Naive Bayes Classification은 새로운 정보를 통해 정확도를 개선해 나가는 것

Conclusion & Realization

- 최근 머신 러닝 공부 뿐만 아니라 딥러닝 공부를 하면서 수학적 능력 및 이를 코드로 구현하는 능력의 중요도 파악
- 학습한 내용이 많아질수록 제대로 정리하며 쌓아가지 않는다면 추후에 학습한 내용들이 정확하게 기억 X -> 학습 내용 정리의 중요성 파악







Gyeongsang National University

Improving lives through learning

IDEALAB