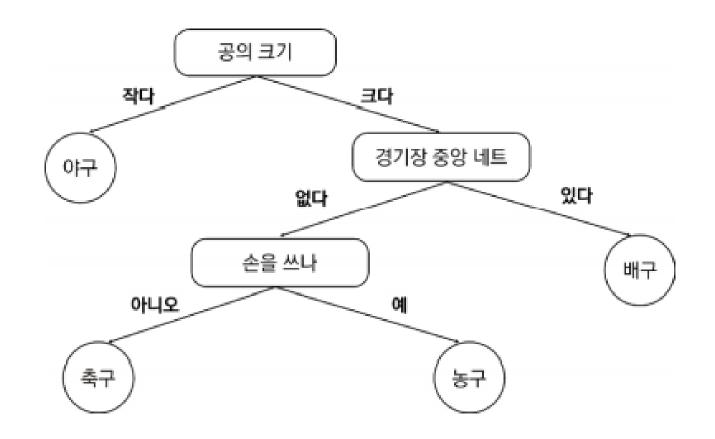
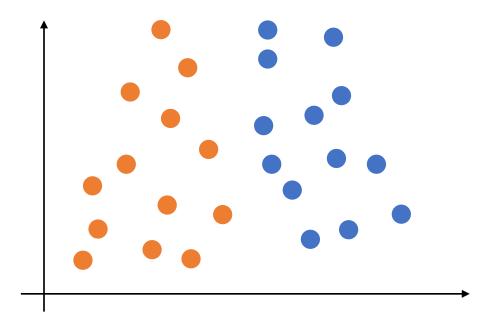


- 목적: 데이터에 있는 규칙을 학습을 통해 찾아내 Tree 기반의 분류 규칙 생성
 - Ex) 야구, 배구, 축구, 농구 분류

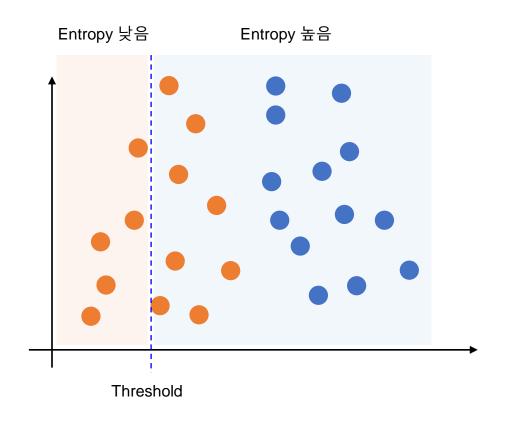


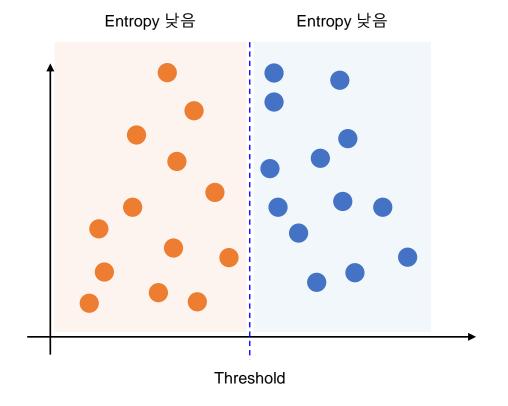
- 목적: 데이터에 있는 규칙을 학습을 통해 찾아내 Tree 기반의 분류 규칙 생성
 - Entropy가 감소하는 Threshold (기준점)을 찾아내는 것이 목적





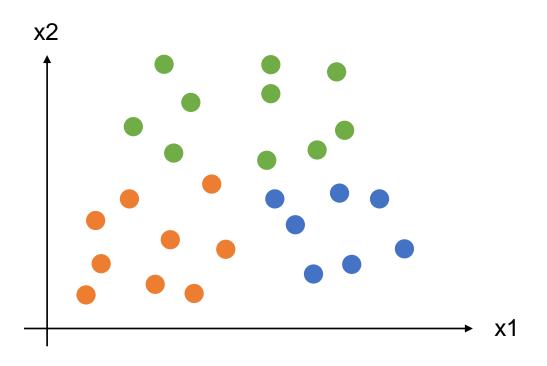
- 목적: 데이터에 있는 규칙을 학습을 통해 찾아내 Tree 기반의 분류 규칙 생성
 - Entropy가 감소하는 Threshold (기준점)을 찾아내는 것이 목적





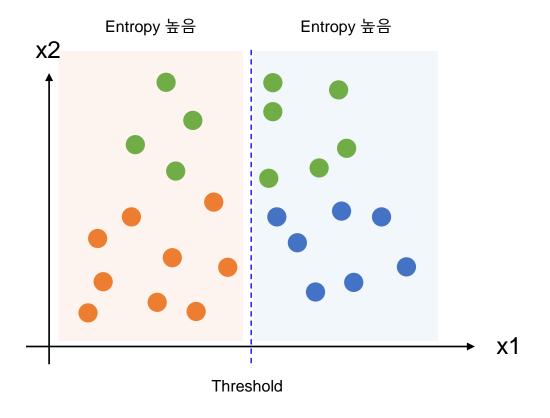


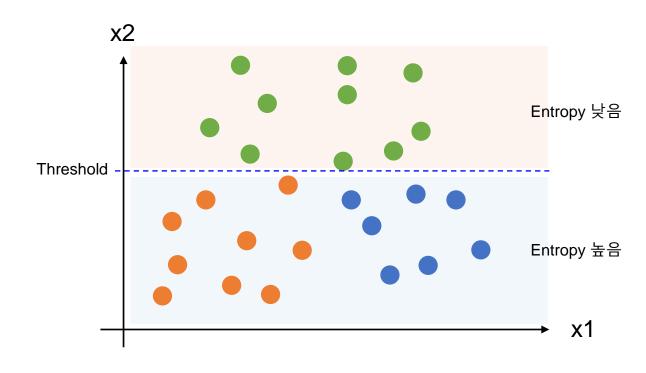
- 목적: 데이터에 있는 규칙을 학습을 통해 찾아내 Tree 기반의 분류 규칙 생성
 - Ex) 2개의 특성, 3개의 class를 가지는 데이터를 Decision tree를 이용해 분류





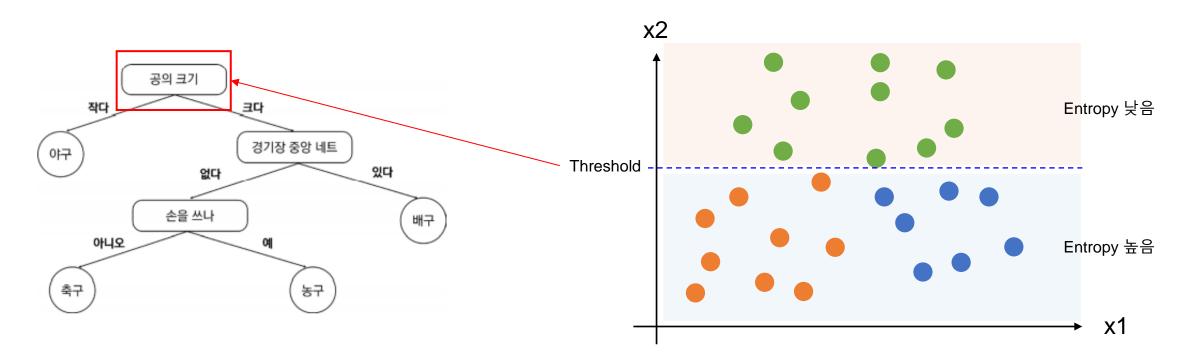
- 목적: 데이터에 있는 규칙을 학습을 통해 찾아내 Tree 기반의 분류 규칙 생성
 - Ex) 2개의 특성, 3개의 class를 가지는 데이터를 Decision tree를 이용해 분류





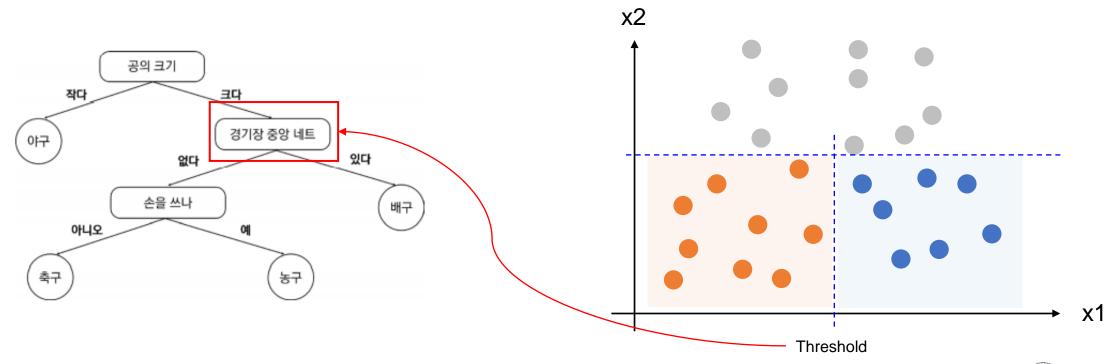


- 목적: 데이터에 있는 규칙을 학습을 통해 찾아내 Tree 기반의 분류 규칙 생성
 - Ex) 2개의 특성, 3개의 class를 가지는 데이터를 Decision tree를 이용해 분류





- 목적: 데이터에 있는 규칙을 학습을 통해 찾아내 Tree 기반의 분류 규칙 생성
 - Ex) 2개의 특성, 3개의 class를 가지는 데이터를 Decision tree를 이용해 분류

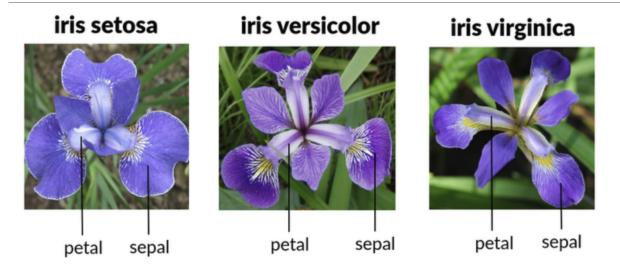


■ Basecode 다운로드

```
Dataset 다운로드
```

150 rows × 6 columns

```
1 iris = load_iris()
      3 X = iris.data
      4 y = iris.target
      5 target_names = iris.target_names
      8 df = pd.DataFrame(iris['data'], columns = iris['feature_names'])
      9 df['target'] = iris['target']
     10 df['class_name'] = df['target'].apply(lambda idx : iris['target_names'][idx])
     11 df
-
        sepal length (cm) sepal width (cm) petal length (cm) petal width (cm) target class_name
    0
                      5.1
                                      3.5
                                                        1.4
                                                                        0.2
    1
                      4.9
                                      3.0
                                                        1.4
                                                                        0.2
                                                                                        setosa
    2
                                      3.2
                                                        1.3
                                                                        0.2
                                                                                        setosa
    3
                      4.6
                                      3.1
                                                        1.5
                                                                        0.2
                                                                                        setosa
                      5.0
                                      3.6
                                                        1.4
                                                                        0.2
                                                                                        setosa
    145
                      6.7
                                      3.0
                                                        5.2
                                                                        2.3
                                                                                      virginica
                      6.3
                                      2.5
                                                        5.0
    146
                                                                        1.9
                                                                                       virginica
    147
                      6.5
                                      3.0
                                                        5.2
                                                                        2.0
                                                                                      virginica
                                                                                      virginica
    148
                      6.2
                                      3.4
                                                        5.4
                                                                        2.3
                      5.9
    149
                                                                        1.8
                                                                                      virginica
```

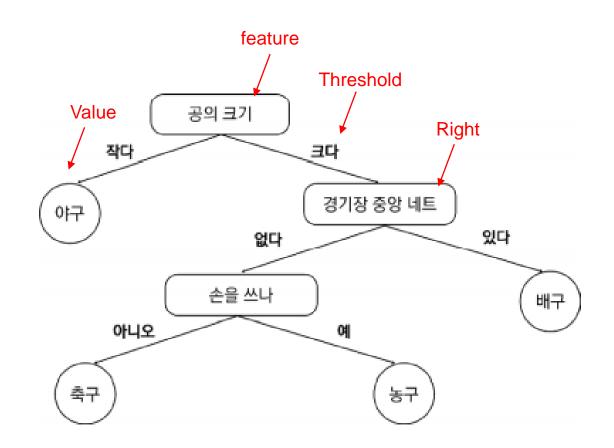


[Petal: 꽃잎, Sepal: 꽃받침]



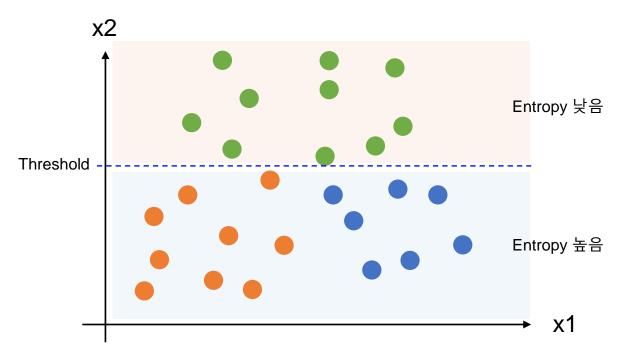
■ Basecode 다운로드

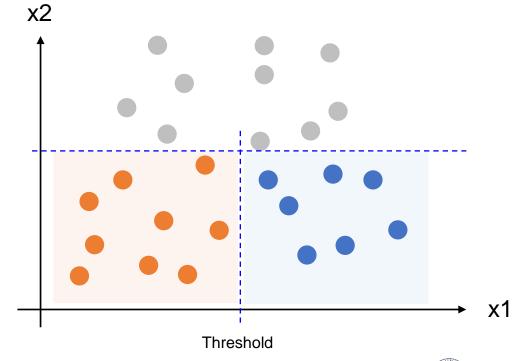
```
class Node:
    def __init__(self, feature=None,
                       threshold=None,
                       left=None,
                       right=None,
                       value=None):
        self.feature = feature
        self.threshold = threshold
        self.left = left
        self.right = right
        self.value = value
```





- Decision tree 코드 작성
 - 재귀 구조를 이용하여 코드 작성





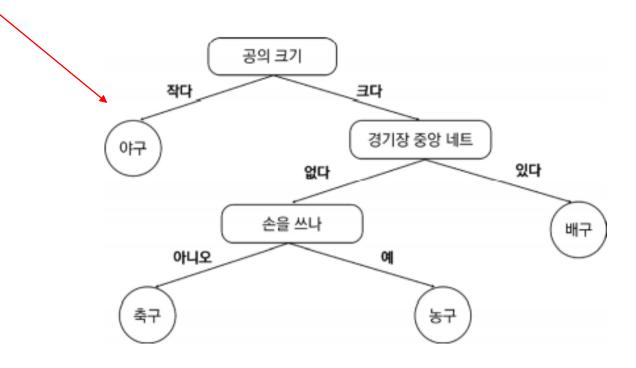


- Decision tree 코드 작성
 - 재귀 구조를 이용하여 코드 작성

```
def build_tree(X, y, depth=0):
    # 해당 tree 구역 내의 class의 갯수가 1개의 경우 : 리프노트
    if len(np.unique(y)) == 1:
       return Node(value=y[0])
    # 최적의 특성과 threshold 탐색
    # 예외처리: 어떻게 나눠도 entropy가 줄어들지 않는 경우 --> 현재 상태 그대로 return
    if feature is None:
       most_common = np.bincount(y).argmax()
       return Node(value=most_common)
    # 탐색한 threshold를 기준으로 데이터 분류
    left_idx
    right_idx
    x left =
    y_left =
    x_right =
    y_right =
    # 각각의 그룹에 대해 Decision tree 적용
    left =
    right =
    return Node(feature=feature, threshold=threshold, left=left, right=right)
```

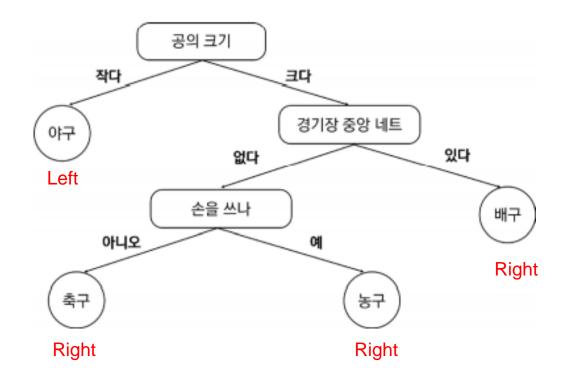
- Decision tree 코드 작성
 - 재귀 구조를 이용하여 코드 작성

```
def build_tree(X, y, depth=0):
    # 해당 tree 구역 내의 class의 갯수가 1개의 경우 : 리프노트
    if len(np.unique(y)) == 1:
       return Node(value=y[0])
    # 최적의 특성과 threshold 탐색
    # 예외처리: 어떻게 나눠도 entropy가 줄어들지 않는 경우 --> 현재 상태 그대로 return
    if feature is None:
       most_common = np.bincount(y).argmax()
       return Node(value=most_common)
    # 탐색한 threshold를 기준으로 데이터 분류
    left_idx
    right_idx
    x left =
    y_left =
    x_right =
    y_right =
    # 각각의 그룹에 대해 Decision tree 적용
    left =
    right =
    return Node(feature=feature, threshold=threshold, left=left, right=right)
```



- Decision tree 코드 작성
 - 재귀 구조를 이용하여 코드 작성

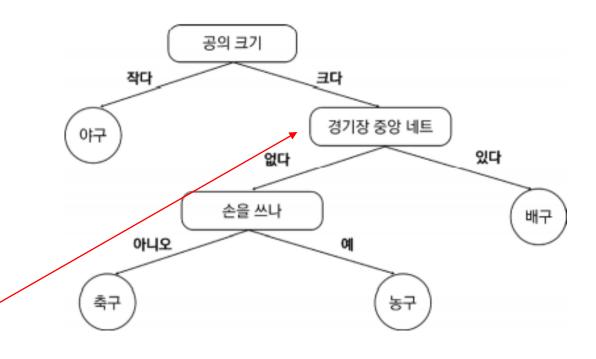
```
def build_tree(X, y, depth=0):
    # 해당 tree 구역 내의 class의 갯수가 1개의 경우 : 리프노트
    if len(np.unique(y)) == 1:
       return Node(value=y[0])
    # 최적의 특성과 threshold 탐색
    # 예외처리: 어떻게 나눠도 entropy가 줄어들지 않는 경우 --> 현재 상태 그대로 return
    if feature is None:
       most_common = np.bincount(y).argmax()
       return Node(value=most_common)
    # 탐색한 threshold를 기준으로 데이터 분류
    left_idx
    right_idx
    x left =
    y_left =
    x_right =
    y_right =
    # 각각의 그룹에 대해 Decision tree 적용
    left =
    right =
    return Node(feature=feature, threshold=threshold, left=left, right=right)
```





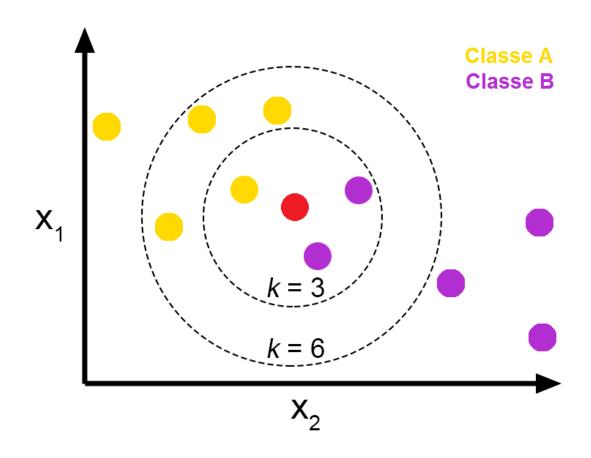
- Decision tree 코드 작성
 - 재귀 구조를 이용하여 코드 작성

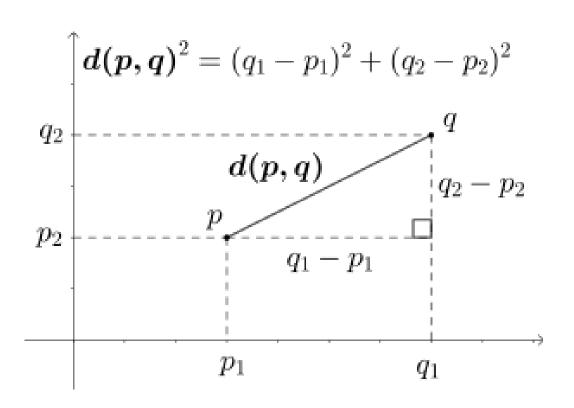
```
def build_tree(X, y, depth=0):
    # 해당 tree 구역 내의 class의 갯수가 1개의 경우 : 리프노트
    if len(np.unique(y)) == 1:
       return Node(value=y[0])
    # 최적의 특성과 threshold 탐색
    # 예외처리: 어떻게 나눠도 entropy가 줄어들지 않는 경우 --> 현재 상태 그대로 return
    if feature is None:
       most common = np.bincount(y).argmax()
       return Node(value=most_common)
    # 탐색한 threshold를 기준으로 데이터 분류
    left_idx
    right_idx
    x left =
    y_left =
    x_right =
    y_right =
    # 각각의 그룹에 대해 Decision tree 적용
    left =
    right =
    return Node(feature=feature, threshold=threshold, left=left, right=right)
```



Review – K Nearest Neighbors

■ 목적: 새로운 샘플에서 가장 인접한 k개 샘플의 class에 따라 현재 class 분류





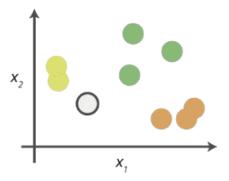
Euclidean distance (L2 distance)



Review – K Nearest Neighbors

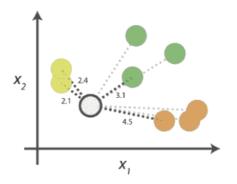
■ 목적: 새로운 샘플에서 가장 인접한 k개 샘플의 class에 따라 현재 class 분류

0. Look at the data



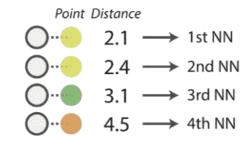
Say you want to classify the grey point into a class. Here, there are three potential classes - lime green, green and orange.

1. Calculate distances



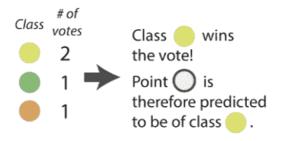
Start by calculating the distances between the grey point and all other points.

2. Find neighbours



Next, find the nearest neighbours by ranking points by increasing distance. The nearest neighbours (NNs) of the grey point are the ones closest in dataspace.

3. Vote on labels



Vote on the predicted class labels based on the classes of the k nearest neighbours. Here, the labels were predicted based on the k=3 nearest neighbours.



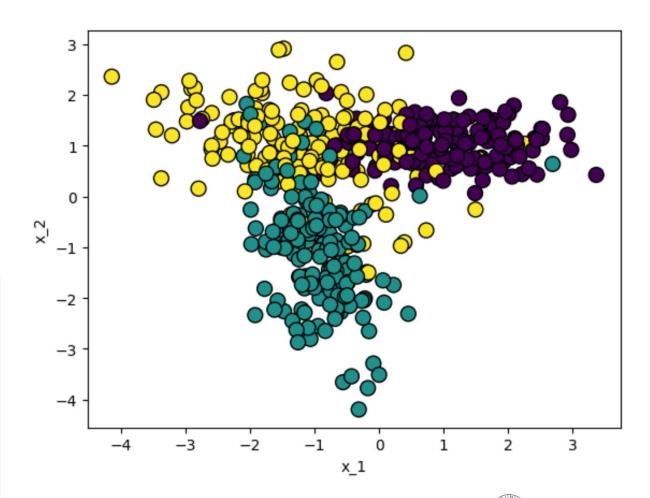
■ Basecode 다운로드

K Nearest Neighbors (KNN)

```
[14] import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

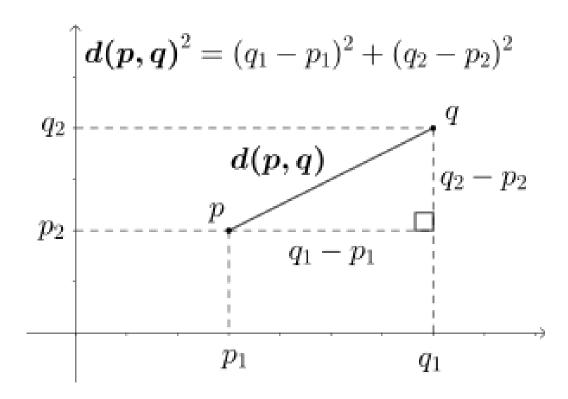
from sklearn.datasets import make_classification
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

Dataset



■ Euclidian Distance 함수, KNN 모델 작성

```
def L2_distance(x1, x2):
  return np.sqrt(np.sum((x1 - x2) ** 2))
class KNN:
 def __init__(self, k=3):
    # initialization
 def fit(self, X, y):
    # Storage training datas
 def predict(self, X):
   # Prediction
```



Euclidean distance (L2 distance)



■ 예측 및 성능 평가

Prediction

0.81

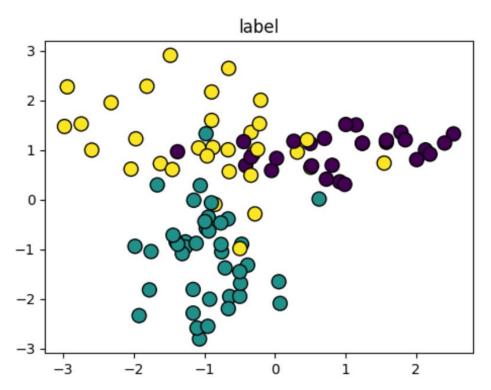
```
[56] model = KNN()
    model.fit(X_train, y_train)
    y_pred = model.predict(X_test)

accuracy = np.sum(y_pred == y_test) / len(y_test)
    print(accuracy)
```

■ 예측 결과 시각화

• Label: 정답 데이터

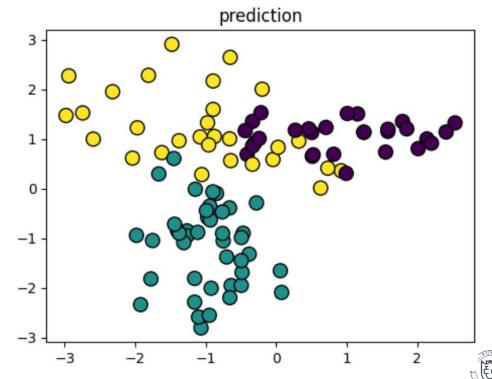
Prediction: 예측 값



```
[20] plt.figure(figsize=(12,6))

plt.subplot(1, 2, 1)
plt.title("label")
plt.scatter(X_test[:, 0], X_test[:, 1], marker='o', c=y_test, s=100, edgecolor="k", linewidth=1)

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.title("prediction")
plt.scatter(X_test[:, 0], X_test[:, 1], marker='o', c=y_pred, s=100, edgecolor="k", linewidth=1)
plt.show()
```



Questions & Answers

Dongsan Jun (dsjun@dau.ac.kr)

Image Signal Processing Laboratory (www.donga-ispl.kr)

Dept. of Computer Engineering

Dong-A University, Busan, Rep. of Korea