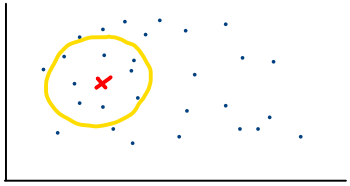
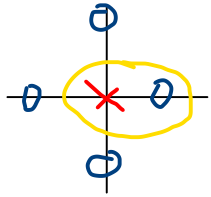
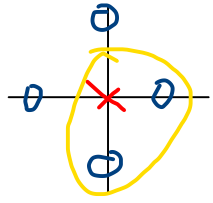
K-Nearest Neighbor (KNN) ->Classication/Regression



Model คณิตฯ จัดกลุ่มตามความคล้าย ลักษณะที่ใช้จำแนก
เทียบกับจุด(K) -> ความใกล้ของจุดมาร์ก(X) ตามจำนวน K

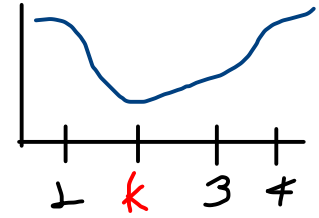


K=1



K=2

ใช้ K ตามใจชอบ
แล้วเลือกหา K ที่ Error ต่ำสุด



ระยะห่างแกน x,y ต่างกันมาก
ต้องทำ normalization

min-max normalization

$$x' = \frac{x - min(x)}{max(x) - min(x)}$$

$$X1 = \begin{bmatrix} x_1^1 \\ x_2^1 \\ \vdots \\ x_N^1 \end{bmatrix}, X2 = \begin{bmatrix} x_1^2 \\ x_2^2 \\ \vdots \\ x_N^2 \end{bmatrix}, \ldots, XD = \begin{bmatrix} x_1^D \\ x_2^D \\ \vdots \\ x_N^D \end{bmatrix}$$

$$X = [X1 \quad X2 \quad \ldots \quad XD]$$

$$X1\_Norm = \begin{bmatrix} \frac{x_1^1 - X1.min()}{X1.max() - X1.min()} \\ \frac{x_2^1 - X1.min()}{X1.max() - X1.min()} \\ \vdots \\ \frac{x_N^1 - X1.min()}{X1.max() - X1.min()} \end{bmatrix} = \frac{X1 - X1.min()}{X1.max() - X1.min()}$$

$$X2\_Norm = \begin{bmatrix} \frac{x_1^2 - X2.min()}{X2.max() - X2.min()} \\ \frac{x_2^2 - X2.min()}{X2.max() - X2.min()} \\ \vdots \\ \frac{x_N^2 - X2.min()}{X2.max() - X2.min()} \end{bmatrix} = \frac{X2 - X2.min()}{X2.max() - X2.min()}$$

$$XD\_Norm = \begin{bmatrix} \frac{x_1^D - XD.min()}{XD.max() - XD.min()} \\ \frac{x_1^D - XD.min()}{XD.max() - XD.min()} \\ \vdots \\ \frac{x_1^D - XD.min()}{XD.max() - XD.min()} \end{bmatrix} = \frac{XD - XD.min()}{XD.max() - XD.min()}$$

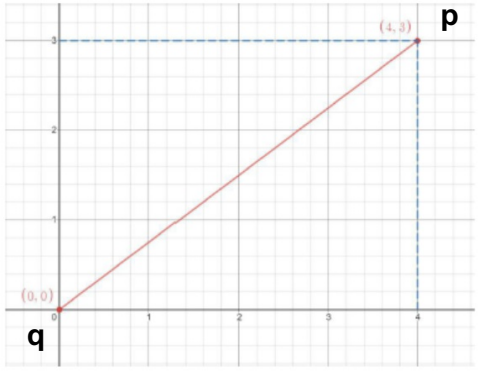
X1	X2	Class	
1	0	Blue	Training Set
-3	0	Blue	
0	-4	Blue	
0	2	Orange	
5	0	Orange	
-2	0	Blue	Validation Set
0	3	Orange	Test Set

1. Normalize Feature ของ Training Set และ Validation Set
2. วัดระยะห่างระหว่างข้อมูลแต่ละตัวใน Validation Set กับข้อมูลทุกตัวใน Training Set => Distance Function (Euclidean Distance)
3. เรียงลำดับระยะจากขั้น ตอนที่2 จากน้อยไปมาก
4. หาผลลัพธ์จากขั้นตอนที่ 3 ที่ใกล้ที่สุด K ค่า และ Majority Vote
5. หา K ที่ทำให้ Error บน Validation Set ต่ำสุด

2. วัดระยะห่างระหว่างข้อมูลแต่ละตัวใน Validation Set กับข้อมูลทุกตัวใน Training Set => Distance Function (Euclidean Distance)

$$d(p,q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \ ... + (p_D - q_D)^2}$$

$$= \sqrt{\sum_{i=1}^{D} (p_i - q_i)^2}$$



$$d(p,q) = \sqrt{(4-0)^2 + (3-0)^2}$$

$$= \sqrt{4^2 + 3^2} = \sqrt{16 + 9}$$

$$= \sqrt{25} = 5$$

EX

$$\begin{bmatrix} 50 & 1.60 \\ 90 & 1.80 \\ 70 & 1.70 \end{bmatrix}$$

X_Valid

$$\begin{bmatrix} 60 & 1.50 \\ 70 & 1.80 \\ 80 & 2.00 \\ 90 & 1.90 \\ 100 & 1.70 \\ 50 & 1.60 \end{bmatrix}$$

X_Train

$\Rightarrow$

$$\begin{bmatrix} 0 & 0.2 \\ 0.8 & 0.6 \\ 0.4 & 0.4 \end{bmatrix}$$

X_Valid_Norm

$$\begin{bmatrix} 0.2 & 0 \\ 0.4 & 0.6 \\ 0.6 & 1 \\ 0.8 & 0.8 \\ 1 & 0.4 \\ 0 & 0.2 \end{bmatrix}$$

X_Train_Norm

$$X = \begin{bmatrix} 60 & 1.50 \\ 70 & 1.80 \\ 80 & 2.00 \\ 90 & 1.90 \\ 100 & 1.70 \\ 50 & 1.60 \end{bmatrix}$$

X_Train

$$X1\_Norm = \begin{bmatrix} 60 \\ 70 \\ 80 \\ 90 \\ 100 \\ 50 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2 \\ 0.4 \\ 0.6 \\ 0.8 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{60-50}{100-50} \\ \frac{70-50}{100-50} \\ \frac{80-50}{100-50} \\ \frac{90-50}{100-50} \\ \frac{100-50}{100-50} \\ \frac{50-50}{100-50} \end{bmatrix} = \frac{X1 - X1.min()}{X1.max() - X1.min()}$$

$$X2\_Norm = \begin{bmatrix} 1.5 \\ 1.8 \\ 2.0 \\ 1.9 \\ 1.7 \\ 1.6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0.6 \\ 1 \\ 0.8 \\ 0.4 \\ 0.2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1.5-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{1.8-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{2.0-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{1.9-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{1.7-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{1.6-1.5}{2.0-1.5} \end{bmatrix} = \frac{X2 - X2.min()}{X2.max() - X2.min()}$$

$$= \begin{bmatrix} 0.2 & 0 \\ 0.4 & 0.6 \\ 0.6 & 1 \\ 0.8 & 0.8 \\ 1 & 0.4 \\ 0 & 0.2 \end{bmatrix}$$

X_Train_Norm

จัดรูปแยกตัวแประกอบ การหา min-max normalization
เพื่อให้ง่ายต่อการเขียน code python

$$X\_Norm = \begin{bmatrix} \frac{60-50}{100-50} & \frac{1.5-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{70-50}{100-50} & \frac{1.8-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{80-50}{100-50} & \frac{2.0-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{90-50}{100-50} & \frac{1.9-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{100-50}{100-50} & \frac{1.7-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{50-50}{100-50} & \frac{1.6-1.5}{2.0-1.5} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{100-50} & \frac{1}{2.0-1.5} \\ \frac{1}{100-50} & \frac{1}{2.0-1.5} \\ \frac{1}{100-50} & \frac{1}{2.0-1.5} \\ \frac{1}{100-50} & \frac{1}{2.0-1.5} \\ \frac{1}{100-50} & \frac{1}{2.0-1.5} \\ \frac{1}{100-50} & \frac{1}{2.0-1.5} \end{bmatrix} * \left(\begin{bmatrix} 60 & 1.50 \\ 70 & 1.80 \\ 80 & 2.00 \\ 90 & 1.90 \\ 100 & 1.70 \\ 50 & 1.60 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 50 & 1.50 \\ 50 & 1.50 \\ 50 & 1.50 \\ 50 & 1.50 \\ 50 & 1.50 \\ 50 & 1.50 \end{bmatrix} \right)$$

$$= \begin{bmatrix} \frac{60-50}{100-50} & \frac{1.5-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{70-50}{100-50} & \frac{1.8-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{80-50}{100-50} & \frac{2.0-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{90-50}{100-50} & \frac{1.9-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{100-50}{100-50} & \frac{1.7-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{50-50}{100-50} & \frac{1.6-1.5}{2.0-1.5} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{100-50} & \frac{1}{2.0-1.5} \end{bmatrix} * \left(\begin{bmatrix} 60 & 1.5 \\ 70 & 1.8 \\ 80 & 2.0 \\ 90 & 1.9 \\ 100 & 1.7 \\ 50 & 1.6 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 50 & 1.5 \end{bmatrix} \right)$$

$$X\_Norm = \begin{bmatrix} \frac{60-50}{100-50} & \frac{1.5-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{70-50}{100-50} & \frac{1.8-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{80-50}{100-50} & \frac{2.0-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{90-50}{100-50} & \frac{1.9-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{100-50}{100-50} & \frac{1.7-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{50-50}{100-50} & \frac{1.6-1.5}{2.0-1.5} \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} 60 & 1.5 \\ 70 & 1.8 \\ 80 & 2.0 \\ 90 & 1.9 \\ 100 & 1.7 \\ 50 & 1.6 \end{bmatrix} - [50 \quad 1.5] \right) / [100-50 \quad 2.0-1.5]$$

$$\begin{bmatrix} \frac{60-50}{100-50} & \frac{1.5-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{70-50}{100-50} & \frac{1.8-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{80-50}{100-50} & \frac{2.0-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{90-50}{100-50} & \frac{1.9-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{100-50}{100-50} & \frac{1.7-1.5}{2.0-1.5} \\ \frac{50-50}{100-50} & \frac{1.6-1.5}{2.0-1.5} \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} 60 & 1.5 \\ 70 & 1.8 \\ 80 & 2.0 \\ 90 & 1.9 \\ 100 & 1.7 \\ 50 & 1.6 \end{bmatrix} - [50 \quad 1.5] \right) / ([100 \quad 2.0] - [50 \quad 1.5])$$

$$X = \begin{bmatrix} 60 & 1.50 \\ 70 & 1.80 \\ 80 & 2.00 \\ 90 & 1.90 \\ 100 & 1.70 \\ 50 & 1.60 \end{bmatrix}$$

$$\_max = [100 \quad 2.0]$$

$$\_min = [50 \quad 1.5]$$

$$X\_Norm = (X - \_min)/(\_max - \_min)$$

```
def minmaxNorm(Data, _min, _max):
    Data_Norm = (Data - _min)/(_max - _min)
    return Data_Norm
```

หาค่าน้อยสุดของแต่ละ column

```
def min4norm(Data):
    _min = Data.min(axis=0, keepdims = True)
    return _min
```

รักษามิติเดิม

$$X = \begin{bmatrix} 60 & 1.50 \\ 70 & 1.80 \\ 80 & 2.00 \\ 90 & 1.90 \\ 100 & 1.70 \\ 50 & 1.60 \end{bmatrix} \Longrightarrow \_min = [50 \quad 1.50]$$

หาค่ามากสุดของแต่ละ column

```
def max4norm(Data):
    _max = Data.max(axis=0, keepdims = True)
    return _max
```

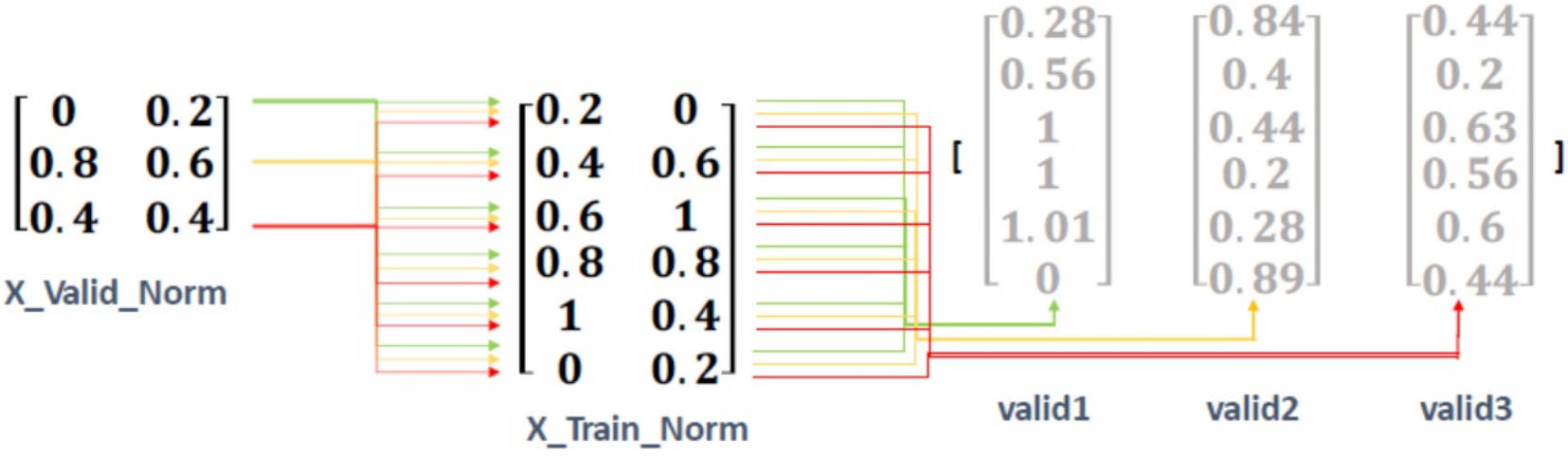
$$X = \begin{bmatrix} 60 & 1.50 \\ 70 & 1.80 \\ 80 & 2.00 \\ 90 & 1.90 \\ 100 & 1.70 \\ 50 & 1.60 \end{bmatrix} \Longrightarrow \_max = [100 \quad 2.00]$$

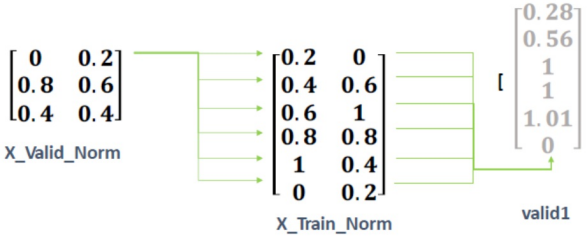
X_Valid_Norm ก็ทำแบบเดียวกันเนอะ

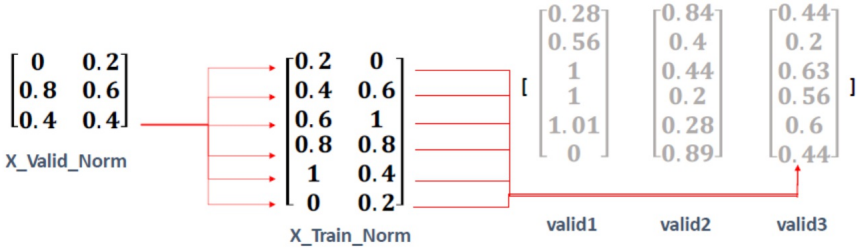
2. วัดระยะห่างระหว่างข้อมูลแต่ละตัวใน Validation Set กับข้อมูลทุกตัวใน Training Set => Distance Function (Euclidean Distance)

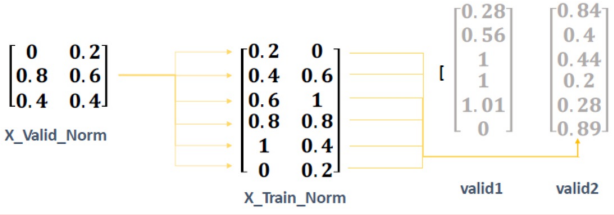
$$d(p,q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \ldots + (p_D - q_D)^2}$$

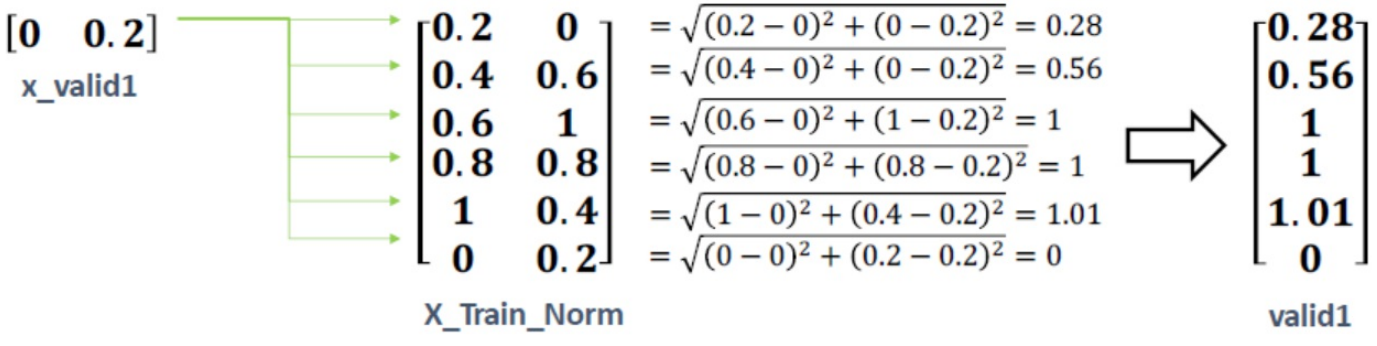
$$= \sqrt{\sum_{i=1}^{D} (p_i - q_i)^2}$$







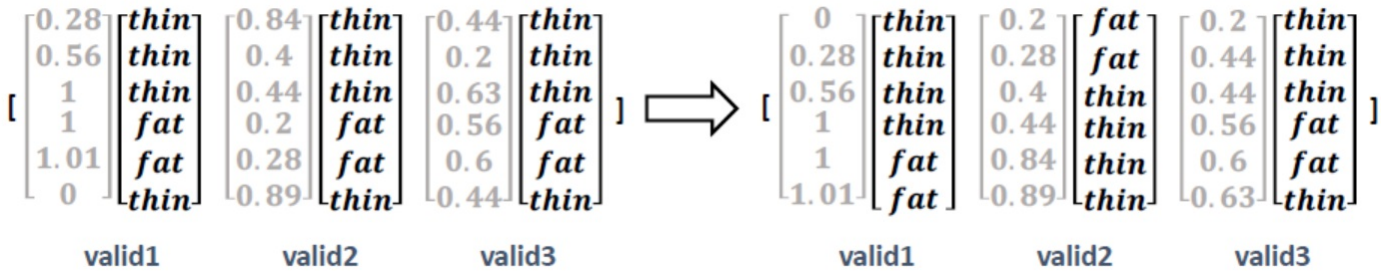





```
def KNN_find_distance_each_data(X_Train, X_Valid):
    all_distance = []
    for x_valid in X_Valid:
        distance = KNN_find_distance(X_Train, x_valid)
        all_distance.append(distance)
    return all_distance
```

```
def KNN_find_distance(X_Train, x_valid):
    distance2 = ((X_Train - x_valid)**2).sum(axis=1)
    distance = np.sqrt(distance2)
    return distance
```

3. เรียงลำดับระยะจากขั้น ตอนที่2 จากน้อยไปมาก




```python
def KNN_find_sorted_target_each_data(Y_Train, all_distance):
    all_sorted_target = []
    for distance in all_distance:
        sorted_target = KNN_sort_target_by_distance(Y_Train, distance)
        all_sorted_target.append(sorted_target)
    return all_sorted_target
```

```python
def KNN_sort_target_by_distance(Y_Train, distance):
    sorted_target = Y_Train[distance.argsort()]
    return sorted_target
```

ได้ Index
ที่เรียงลำดับจากน้อย ไป มาก

argsort

0 1 2 3 4

```
xxx = np.array([7, 9, 1, 4, 5])
```

```
xxx
```

```
array([7, 9, 1, 4, 5])
```

```
yyy = xxx.argsort()
```

```
yyy
```

```
array([2, 3, 4, 0, 1])
```

```
zzz = np.array(['zero', 'one', 'two', 'three', 'four'])
```

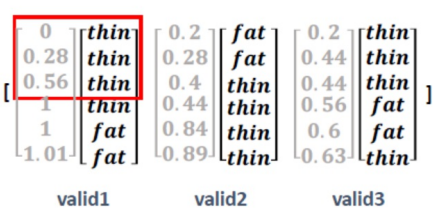
เรียงตามตัวอักษร

```
zzz[yyy]
```

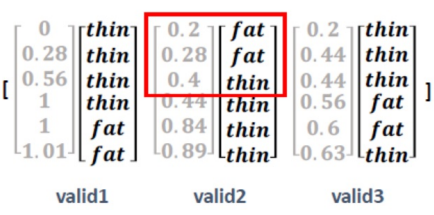
```
array(['two', 'three', 'four', 'zero', 'one'], dtype='<U5')
```

3. เรียงลำดับระยะจากชั้น ตอนที่2 จากน้อยไปมาก ตามจำนวน K

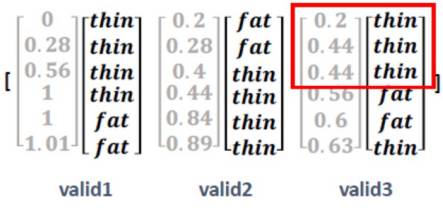
(กรณีกำหนดให้ K = 3)



K	3	Real Class
valid1	thin	thin
valid2		fat
valid3		thin



K	3	Real Class
valid1	thin	thin
valid2	fat	fat
valid3		thin



K	3	Real Class
valid1	thin	thin
valid2	fat	fat
valid3	thin	thin

```python
def KNNC_find_class_each_data(all_sorted_target, K):
    all_class = []
    for sorted_target in all_sorted_target:
        _class = KNNC_find_class(sorted_target, K)
        all_class.append(_class)
    all_class = np.array(all_class).reshape(-1, 1)
    return all_class
```

คำนวณให้เองว่ามีกี่ row

numpy unique

```python
def KNNC_find_class(sorted_target, K):
    unique, count_unique = np.unique(sorted_target[:K, :], return_counts = True)
    _class = unique[count_unique.argmax()]
    return _class
```

numpy unique

```
aaa = np.array(['bat', 'cat', 'cat', 'ant', 'ant', 'cat'])
```

เรียงตามตัวอักษร
(หรือเลขน้อยไปมาก)

```
unique, count_unique = np.unique(aaa, return_counts = True)
```

ไม่เอาซ้ำ

```
unique
```

```
array(['ant', 'bat', 'cat'], dtype='<U3')
```

มากไปน้อย

```
count_unique
```

```
array([2, 1, 3])
```

ลำดับ index
ค่าที่มากสุด
หรือซ้ำกันมากสุด

```
count_unique.argmax()
```

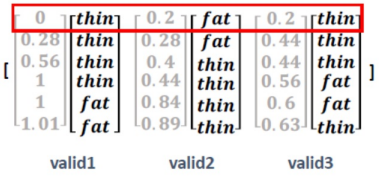
```
2
```

```
unique[count_unique.argmax()]
```

```
'cat'
```

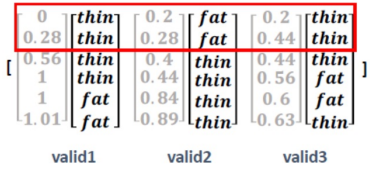
4. หาผลลัพธ์จากขั้นตอนที่ 3 ที่ใกล้ที่สุด K ค่า และ Majority Vote เพื่อดูว่าจะใช้ K จำนวนเท่าไหร่ เทียบค่า Error

K = 1



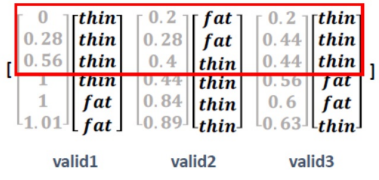
K	1	2	3	4	5	Real Class
valid1	thin					thin
valid2	fat					fat
valid3	thin					thin

K = 2



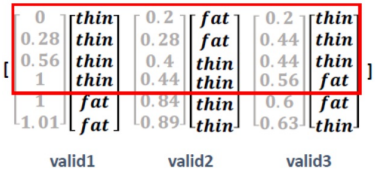
K	1	2	3	4	5	Real Class
valid1	thin	thin				thin
valid2	fat	fat				fat
valid3	thin	thin				thin

K = 3



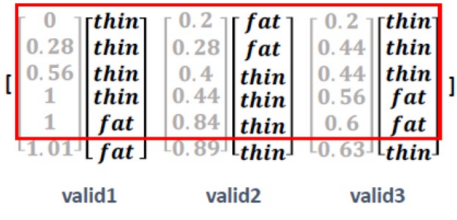
K	1	2	3	4	5	Real Class
valid1	thin	thin	thin			thin
valid2	fat	fat	fat			fat
valid3	thin	thin	thin			thin

K = 4



K	1	2	3	4	5	Real Class
valid1	thin	thin	thin	thin		thin
valid2	fat	fat	fat	fat		fat
valid3	thin	thin	thin	thin		thin

K = 5



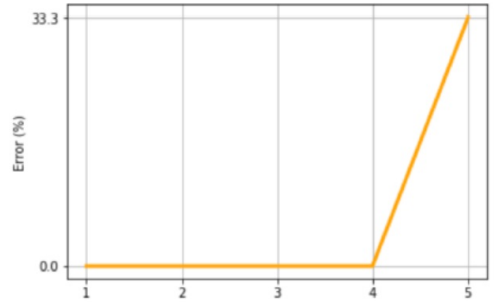
K	1	2	3	4	5	Real Class
valid1	thin	thin	thin	thin	thin	thin
valid2	fat	fat	fat	fat	thin	fat
valid3	thin	thin	thin	thin	thin	thin

5. หา K ที่ทำให้ Error บน Validation Set ต่ำสุด

K	1	2	3	4	5	Real Class
valid1	thin	thin	thin	thin	thin	thin
valid2	fat	fat	fat	fat	thin	fat
valid3	thin	thin	thin	thin	thin	thin

(1/3) * 100%

	Error
K = 1	0%
K = 2	0%
K = 3	0%
K = 4	0%
K = 5	33%




```python
def KNNC_find_error_each_K(Y_Valid, all_sorted_target, min_K, max_K):
    K_list = [K for K in range(min_K, max_K + 1)]
    error_list = []
    for K in K_list:
        K_all_class = KNNC_find_class_each_data(all_sorted_target, K)
        K_error = find_error_classification(Y_Valid, K_all_class)
        error_list.append(K_error)
    return K_list, error_list
```

```python
def find_error_classification(Y, Yhat):
    N = Y.shape[0]
    error = (100/N)*(Y != Yhat).sum()
    return error
```

ไม่เท่ากัน = True

```python
def KNN_find_best_K(K_list, error_list):
    K_list = np.array(K_list)
    error_list = np.array(error_list)
    plt.plot(K_list, error_list)
    plt.xlabel('K')
    plt.ylabel('Error')
    sorted_K = K_list[error_list.argsort()]
    error_list.sort()
    best_K = sorted_K[0]
    print(best_K)
    print()
    L = len(K_list)
    for l in range(L):
        print('K :', sorted_K[l], ', error :', error_list[l])
    return best_K
```

```
Y = np.array([['ant'], ['ant'], ['ant']])
Yhat = np.array([['cat'], ['ant'], ['ant']])
```

```
Y
```

```
array([['ant'],
       ['ant'],
       ['ant']], dtype='<U3')
```

```
Y.shape[0]
```

```
3
```

```
Y
```

```
array([['ant'],
       ['ant'],
       ['ant']], dtype='<U3')
```

```
Yhat
```

```
array([['cat'],
       ['ant'],
       ['ant']], dtype='<U3')
```

```
Y != Yhat
```

```
array([[ True],
       [False],
       [False]])
```

```
(Y != Yhat).sum()
```

```
1
```

6. เรียนรู้

```
def KNNC_fit(X_Train, Y_Train, X_Valid, Y_Valid, min_K, max_K):
    _min = min4norm(X_Train)
    _max = max4norm(X_Train)
    X_Train_Norm = minmaxNorm(X_Train, _min, _max) (1)
    X_Valid_Norm = minmaxNorm(X_Valid, _min, _max)                    (2)
    all_distance = KNN_find_distance_each_data(X_Train_Norm, X_Valid_Norm)     (3)
    all_sorted_target = KNN_find_sorted_target_each_data(Y_Train, all_distance)      (4)
    K_list, error_list = KNNC_find_error_each_K(Y_Valid, all_sorted_target, min_K, max_K)
    best_K = KNN_find_best_K(K_list, error_list) (5)
    return best_K
```

7. พยากรณ์

```
def KNNC_predict(X_Train, Y_Train, X_Test, best_K):
    _min = min4norm(X_Train)
    _max = max4norm(X_Train)
    X_Train_Norm = minmaxNorm(X_Train, _min, _max) (1)
    X_Test_Norm = minmaxNorm(X_Test, _min, _max)
    #all_distance = KNN_find_distance_each_data(X_Train, X_Test)
    all_distance = KNN_find_distance_each_data(X_Train_Norm, X_Test_Norm)     (3)
    all_sorted_target = KNN_find_sorted_target_each_data(Y_Train, all_distance)
    Yhat_Test = KNNC_find_class_each_data(all_sorted_target, best_K)
    return Yhat_Test
```

(2)

(5)

Regression

1. Normalize Feature ของ Training Set และ Validation Set
2. วัดระยะห่างระหว่างข้อมูลแต่ละตัวใน Validation Set กับข้อมูลทุกตัวใน Training Set => Distance Function (Euclidean Distance)
3. เรียงลำดับระยะจากขั้น ตอนที่2 จากน้อยไปมาก
4. หาผลลัพธ์จากขั้นตอนที่ 3 ที่ใกล้ที่สุด K ค่า และ Majority Vote => ต่างจาก Classification
5. หา K ที่ทำให้ Error บน Validation Set ต่ำสด

4. หาผลลัพธ์จากขั้นตอนที่ 3 ที่ใกล้ที่สุด K ค่า และ Majority Vote => ต่างจาก Classification

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|Y_i - \hat{Y}_i\right|$$

```
def find_MAE(Y, Yhat):
    N = Y.shape[0]
    MAE = (np.abs(Y - Yhat)).sum()/N
    return MAE
```

6. เรียนรู้

```
def KNNR_fit(X_Train, Y_Train, X_Valid, Y_Valid, min_K, max_K):
    _min = min4norm(X_Train)
    _max = max4norm(X_Train)
    X_Train_Norm = minmaxNorm(X_Train, _min, _max)
    X_Valid_Norm = minmaxNorm(X_Valid, _min, _max)
    all_distance = KNN_find_distance_each_data(X_Train_Norm, X_Valid_Norm)
    all_sorted_target = KNN_find_sorted_target_each_data(Y_Train, all_distance)
    K_list, error_list = KNNR_find_error_each_K(Y_Valid, all_sorted_target, min_K, max_K)
    best_K = KNN_find_best_K(K_list, error_list)
    return best_K
```

2.วัดระยะห่างระหว่างข้อมูลแต่ละตัวใน Validation Set กับข้อมูลทุกตัวใน Training Set

3.ได้ Index ที่เรียงลำดับจากน้อย ไป มาก

5. หา K ที่ทำให้ Error บน Validation Set ต่ำสุด

ขั้นตอน 4 หาผลลัพธ์จากขั้นตอนที่ 3 ที่ใกล้ที่สุด K ค่า และ Majority Vote

```
def KNNR_find_error_each_K(Y_Valid, all_sorted_target, min_K, max_K):
    K_list = [K for K in range(min_K, max_K + 1)]
    error_list = []
    for K in K_list:
        K_all_value = KNNR_find_value_each_data(all_sorted_target, K)
        K_error = find_MAE(Y_Valid, K_all_value)
        error_list.append(K_error)
    return K_list, error_list
```

```
K : 5 , error : 0.2793283445042106
K : 6 , error : 0.2796154639730383
K : 4 , error : 0.2870354959898069
K : 1 , error : 0.2906886155919456
K : 3 , error : 0.2913682342595428
K : 7 , error : 0.29161310829704473
K : 2 , error : 0.2940527745937604
K : 9 , error : 0.30425812935574215
K : 8 , error : 0.3079550031723539
K : 10 , error : 0.31557031995090734
K : 11 , error : 0.32320543335057766
K : 12 , error : 0.3240056570867888
```

```
def find_MAE(Y, Yhat):
    N = Y.shape[0]
    MAE = (np.abs(Y - Yhat)).sum()/N
    return MAE
```

```
def KNNR_find_value_each_data(all_sorted_target, K):
    all_value = []
    for sorted_target in all_sorted_target:
        value = KNNR_find_value(sorted_target, K)
        all_value.append(value)
    all_value = np.array(all_value).reshape(-1, 1)
    return all_value
```

```
def KNNR_find_value(sorted_target, K):
    value = sorted_target[:K, :].mean()
    return value
```

ค่าเฉลี่ย

	Weight	Height	Target
0	66.17	185.21	19.289713
1	71.27	168.91	24.980524
2	73.17	179.83	22.625011
3	81.74	171.76	27.707434
4	92.97	172.89	31.102301
5	59.45	168.20	21.013901

7. พยากรณ์

```
def KNNR_predict(X_Train, Y_Train, X_Test, best_K):
    _min = min4norm(X_Train)
    _max = max4norm(X_Train)
    X_Train_Norm = minmaxNorm(X_Train, _min, _max)      (1)
    X_Test_Norm = minmaxNorm(X_Test, _min, _max)
    #all_distance = KNN_find_distance_each_data(X_Train, X_Test)      (2)
    all_distance = KNN_find_distance_each_data(X_Train_Norm, X_Test_Norm)      (3)
    all_sorted_target = KNN_find_sorted_target_each_data(Y_Train, all_distance)
    Yhat_Test = KNNR_find_value_each_data(all_sorted_target, best_K)      (5)
    return Yhat_Test
```

```
def KNNR_find_value_each_data(all_sorted_target, K):
    all_value = []
    for sorted_target in all_sorted_target:
        value = KNNR_find_value(sorted_target, K)
        all_value.append(value)
    all_value = np.array(all_value).reshape(-1, 1)
    return all_value
```

```
def KNNR_find_value(sorted_target, K):
    value = sorted_target[:K, :].mean()
    return value
```

ค่าเฉลี่ย