

# 3장. 군집분석

1절. 군집 모델

2절. K-Means 클러스터링

3절. Hierarchical 클러스터링

4절. DBSCAN 클러스터링

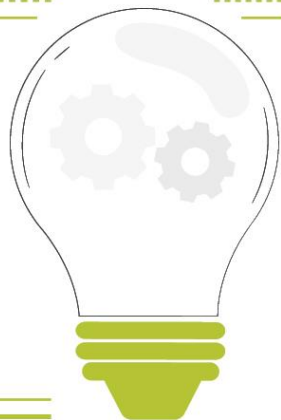
5절. 군집모형 성능평가



파이썬으로 머신러닝 하다

# 머신러닝을 이용한 데이터 분석

허진경 지음



## 3장. 군집분석



### 1절. 군집 모델

# 군집 모델

## 1절. 군집 모델

군집 분석 : 주어진 데이터들의 특성을 고려해 데이터의 집단(cluster)을 정의하고 데이터 집단을 대표할 수 있는 대표점을 찾는 것

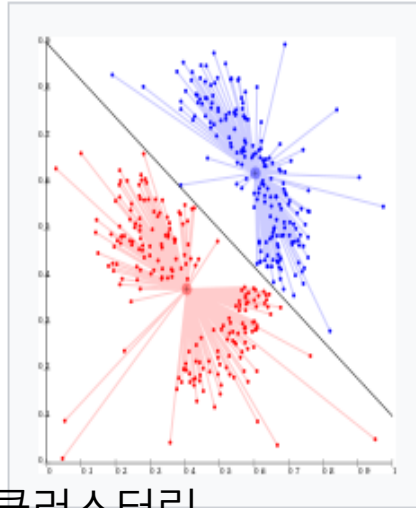
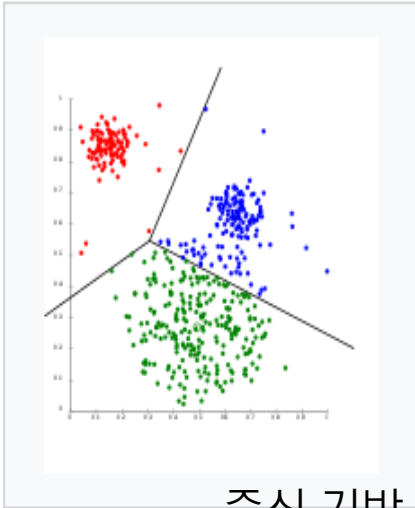
군집화(clustering) : 데이터를 여러 개의 클러스터로 구분하는 것

### 군집 모델 종류

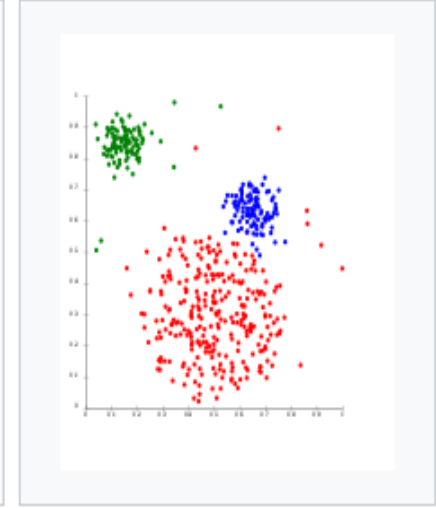
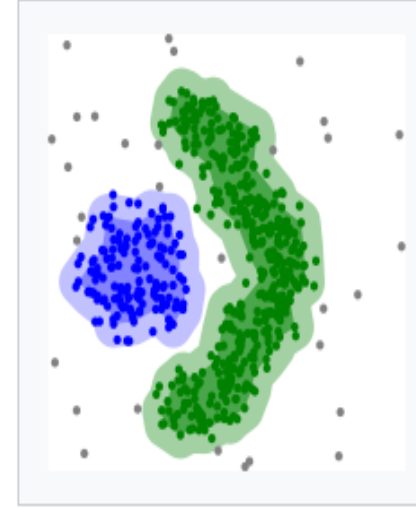
- ▶ 중심 모델 : k개 클러스터의 중심을 찾고 클러스터와의 거리 제곱이 최소화 되도록...
- ▶ 연결 모델 : 거리를 기준으로 "개체"를 연결하여 "클러스터"를 형성
- ▶ 밀도 모델 : 나머지 데이터셋보다 밀도가 높은 영역으로 정의

# 군집 모델

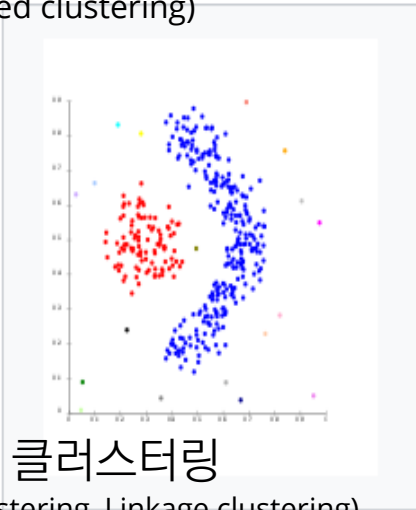
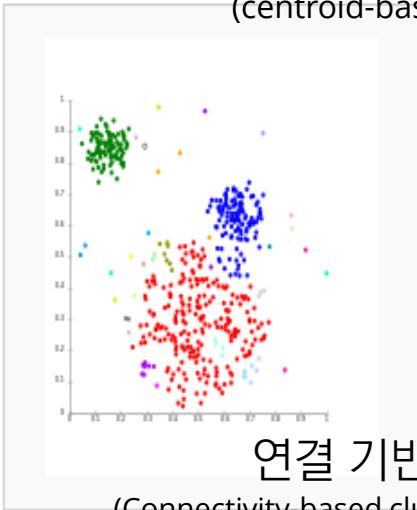
## 1절. 군집 모델



중심 기반 클러스터링  
(centroid-based clustering)



밀도 기반 클러스터링  
(Density-based clustering)



연결 기반 클러스터링  
(Connectivity-based clustering, Linkage clustering)

# 사이킷런의 군집 모델

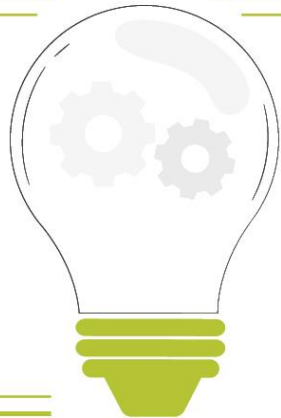
## 1절. 군집 모델

클래스명(sklearn.cluster.*)	설명
AffinityPropagation(*[, damping, ...])	데이터의 선호도 전파 클러스터링을 수행합니다.
AgglomerativeClustering([...])	응집 클러스터링을 수행합니다.
Birch(*[, threshold, ...])	Birch 클러스터링을 수행합니다.
DBSCAN([eps, min_samples, metric, ...])	DBSCAN 클러스터링을 수행합니다.
FeatureAgglomeration([n_clusters, ...])	특징 응집 클러스터링을 수행합니다.
KMeans([n_clusters, init, n_init, ...])	K-Means 클러스터링을 수행합니다.
MiniBatchKMeans([n_clusters, init, ...])	미니배치 K-Means 클러스터링을 수행합니다.
MeanShift(*[, bandwidth, seeds, ...])	평균 이동 클러스터링을 수행합니다.
OPTICS(*[, min_samples, max_eps, ...])	OPTICS 클러스터링을 수행합니다.
SpectralClustering([n_clusters, ...])	스펙트럼 클러스터링을 수행합니다.
SpectralBiclustering([n_clusters, ...])	스펙트럼 이중 클러스터링을 수행합니다.
SpectralCoclustering([n_clusters, ...])	스펙트럼 공동 클러스터링을 수행합니다.

파이썬으로 머신러닝 하다

# 머신러닝을 이용한 데이터 분석

허진경 지음



## 3장. 군집분석



### 2절. K-Means 클러스터링

# 클러스터링

2절. K-Means 클러스터링

클러스터(cluster) : 독립 변수의 특성이 유사한 데이터의 그룹

클러스터링(clustering) : 주어진 데이터를 여러 개의 클러스터로 구분하는 것

만약 클러스터의 수가 K라면 클러스터링은 모든 데이터에 대해 1~K번 클러스터 중에서 몇 번 클러스터에 속하는지 예측하는 작업

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_k} d(x_i, \mu_k)$$

## K-Means 클러스터링

- ▶ 가장 단순하고 빠른 클러스터링 알고리즘의 하나
- ▶ 목적함수 값이 최소화될 때까지 클러스터의 중심(centroid)  $\mu_k$ 와 각 데이터가 소속될 클러스터를 반복해서 찾는 것

# sklearn.cluster.KMeans

2절. K-Means 클러스터링

## K-Means 클러스터링 알고리즘을 이용해서 모델을 생성하고 학습시킴

```
sklearn.cluster.KMeans(n_clusters=8, init='k-means++', n_init=10,  
max_iter=300, tol=0.0001, precompute_distances='auto',  
verbose=0, random_state=None, copy_x=True, n_jobs=None,  
algorithm='auto')
```

### K-Means 클러스터링의 세부 알고리즘

- ▶ 1. 임의의 중심값  $\mu_k$ 를 고릅니다.(보통 데이터 샘플 중의 하나를 선택합니다.)
- ▶ 2. 중심에서 각 샘플 데이터까지의 거리를 계산합니다.
- ▶ 3. 각 데이터 샘플에서 가장 가까운 중심을 선택하여 클러스터 갱신합니다.
- ▶ 4. 다시 만들어진 클러스터에 대해 중심을 다시 계산하고 1~4를 반복합니다.



# 데이터 생성

2절. K-Means 클러스터링

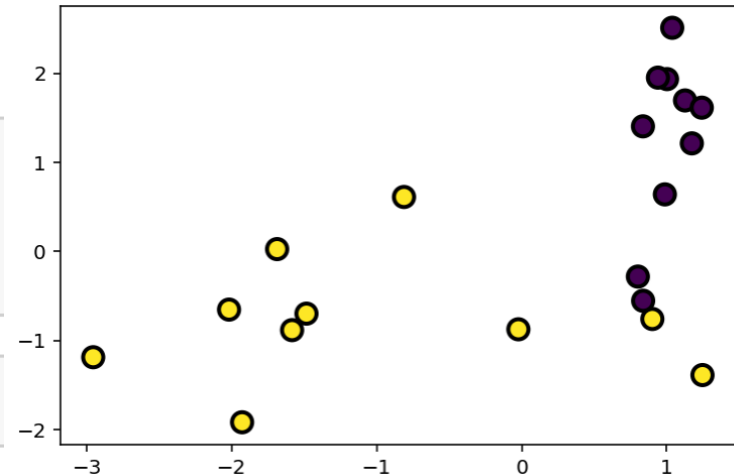
`make_classification()` 함수는 분류(classification)를 위한 가상 데이터셋을 만드는 함수

```
1 %matplotlib inline
2 %config InlineBackend.figure_format = 'retina'
3 import matplotlib.pyplot as plt
```

```
1 from sklearn.datasets import make_classification
```

```
1 X, y = make_classification(n_samples=20, n_features=2, n_informative=2,
2                           n_redundant=0, n_clusters_per_class=1,
3                           n_classes=2, random_state=123)
```

```
1 plt.scatter(X[:,0], X[:,1], marker='o', c=y, s=100, edgecolors='k', linewidth=2)
2 plt.show()
```



# 클러스터링 모형

2절. K-Means 클러스터링

```
1 from sklearn.cluster import KMeans
2 model = KMeans(n_clusters=2, init="random")
3 model.fit(X)
```

모형 생성

```
KMeans(algorithm='auto', copy_x=True, init='random', max_iter=300,
       n_clusters=2, n_init=10, n_jobs=1, precompute_distances='auto',
       random_state=None, tol=0.0001, verbose=0)
```

```
1 model.cluster_centers_
```

중심점

```
array([[ 1.01138251,  0.83200493],
       [-1.56258716, -0.69768199]])
```

```
1 pred = model.predict(X)
2 pred
```

군집 예측

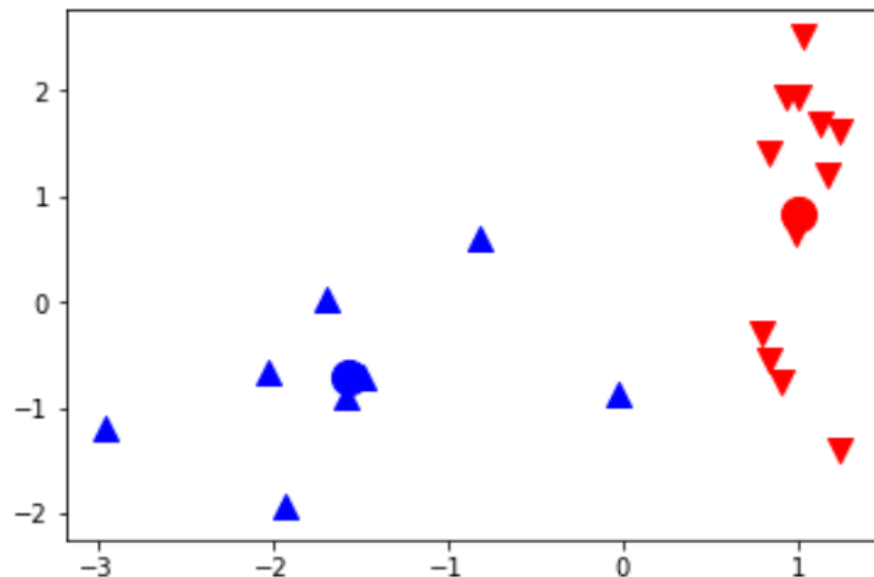
```
array([0, 0, 1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0])
```

# 클러스터링 결과 시각화

2절. K-Means 클러스터링

```
1 c0, c1 = model.cluster_centers_  
2 plt.scatter(x=X[model.labels_ == 0, 0], y=X[model.labels_ ==0, 1],  
3             s=100, marker='v', c='r')  
4 plt.scatter(x=X[model.labels_ == 1, 0], y=X[model.labels_ ==1, 1],  
5             s=100, marker='^', c='b')  
6 plt.scatter(x=c0[0], y=c0[1], s=200, c='r')  
7 plt.scatter(x=c1[0], y=c1[1], s=200, c='b')  
8 plt.show()
```

모델을 이용해 클러스터링 된 결과를  
산점도를 이용해 표시



# 군집 결과

## 2절. K-Means 클러스터링

```
1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 df = pd.DataFrame(data=np.c_[X,
4                             np.linalg.norm(X-c0, axis=1),
5                             np.linalg.norm(X-c1, axis=1),
6                             model.labels_],
7                  columns=['X0', 'X1', 'd0', 'd1', 'class'])
```

```
1 df.head()
```

	X0	X1	d0	d1	class
0	1.038596	2.511754	1.679969	4.131178	0.0
1	1.002714	1.935215	1.103245	3.675992	0.0
2	-1.688105	0.025994	2.817248	0.734481	1.0
3	0.901344	-0.758966	1.594771	2.464693	0.0
4	0.836531	1.404882	0.598967	3.190070	0.0

X 데이터와 중심점사이의 거리를 측정한 값,  
그리고 클러스터링을 통해 할당된 레이블을  
하나의 데이터프레임으로 만들어 출력

d1열의 0번 행 값 4.131178은 c1과 (X0,  
X1)의 0번 행 좌표와의 거리

$$\sqrt{(1.038596 - (-1.56258716))^2 + (2.511754 - (-0.69768199))^2}$$

# 회차별 군집 확인

2절. K-Means 클러스터링

KMeans 클래스의 `max_iter` 인자는 최대 학습 횟수를 지정

중심점을 찾아가는 과정을 시각화

모델과 데이터를 인수로 받아 산점도와 중심점을 출력할 함수

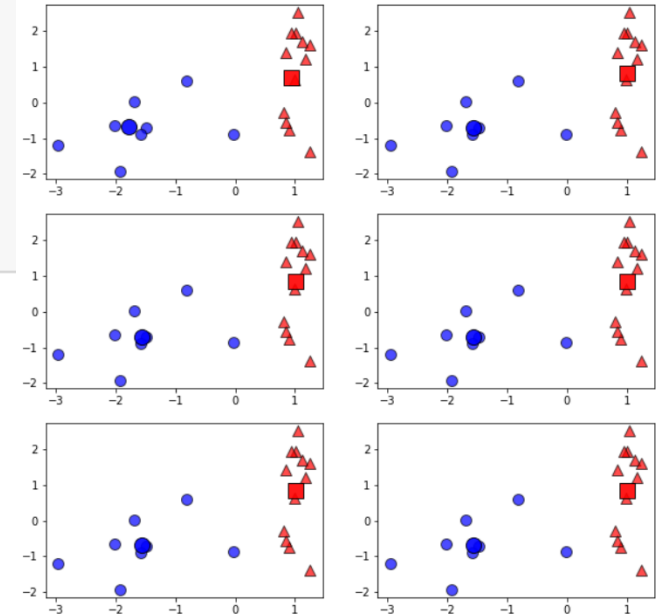
```
1 def plot_cluster(model, data):
2     c0, c1 = model.cluster_centers_
3     plt.scatter(X[model.labels_ == 0, 0], X[model.labels_ == 0, 1],
4                 s=100, marker='v', c='r')
5     plt.scatter(X[model.labels_ == 1, 0], X[model.labels_ == 1, 1],
6                 s=100, marker='^', c='b')
7     plt.scatter(c0[0], c0[1], s=200, c='r')
8     plt.scatter(c1[0], c1[1], s=200, c='b')
9     # plt.show()
```

# 회차별 군집 확인

2절. K-Means 클러스터링

1회부터 6회까지 진행하는 모델을 만든 후 각 모델을 이용해 계산한 중심점과 클러스터링 된 결과를 시각화

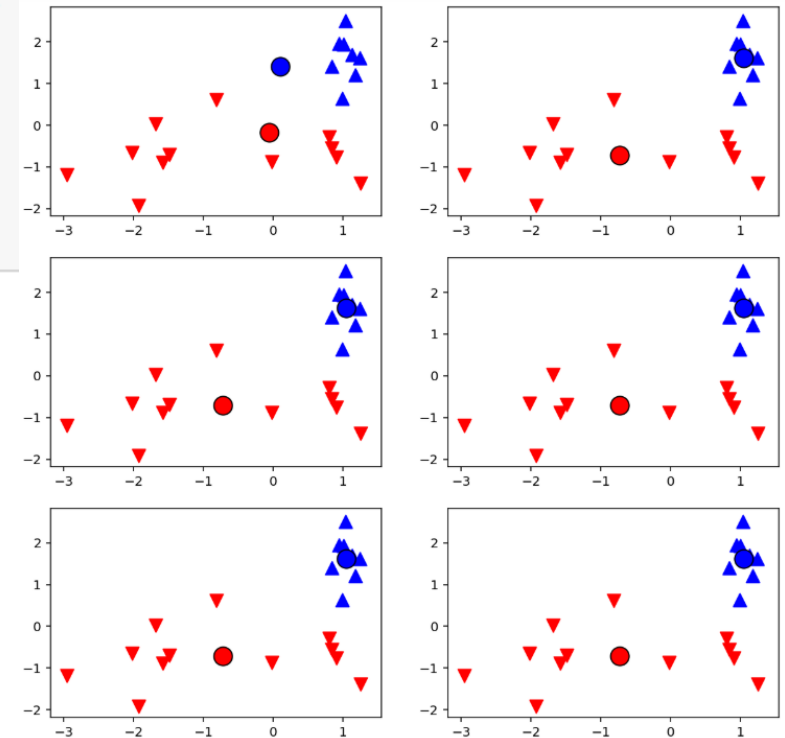
```
1 plt.figure(figsize=(10,10))
2 for i in range(6):
3     model = KMeans(n_clusters=2, init="random",
4                   n_init=1, max_iter=(i+1),
5                   random_state=1)
6     model.fit(X)
7     plt.subplot(3,2,(i+1))
8     plot_cluster(model, X)
```



# 반복문을 이용한 회차별 군집 확인

2절. K-Means 클러스터링

```
1 plt.figure(figsize=(10,10))
2 for i in range(6):
3     model = KMeans(n_clusters=2, init="random",
4                   n_init=1, max_iter=(i+1),
5                   random_state=1)
6     model.fit(X)
7     plt.subplot(3,2,(i+1))
8     plot_cluster(model, X)
```



# $k$ -Means 클러스터링의 한계점

2절. K-Means 클러스터링

## 군의 특성이 다를 경우

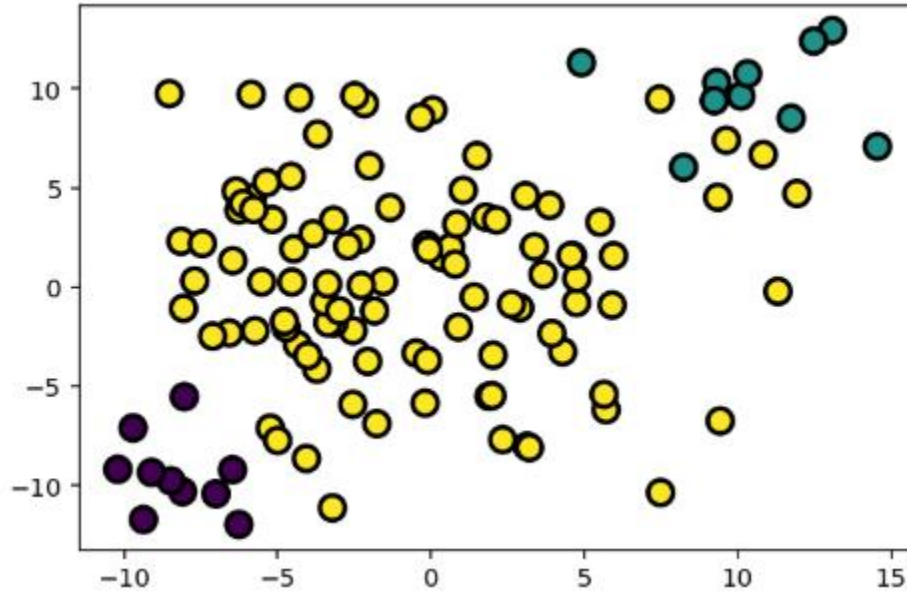
- ▶ 크기(Sizes)
- ▶ 밀도(Densities)
- ▶ 비 구형(Non-globular shapes)

## 이상치를 포함할 경우

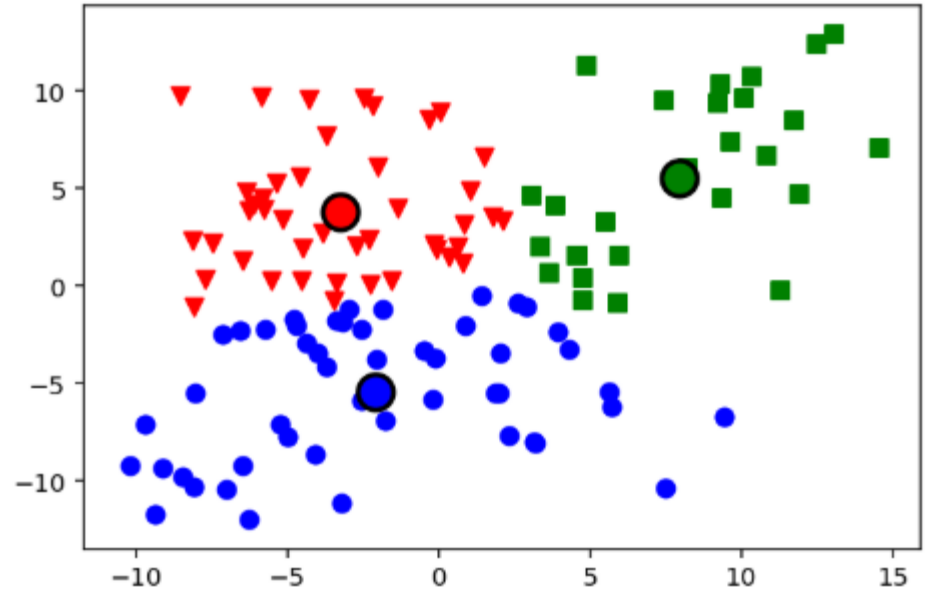


# 군의 크기가 다를 경우

2절. K-Means 클러스터링



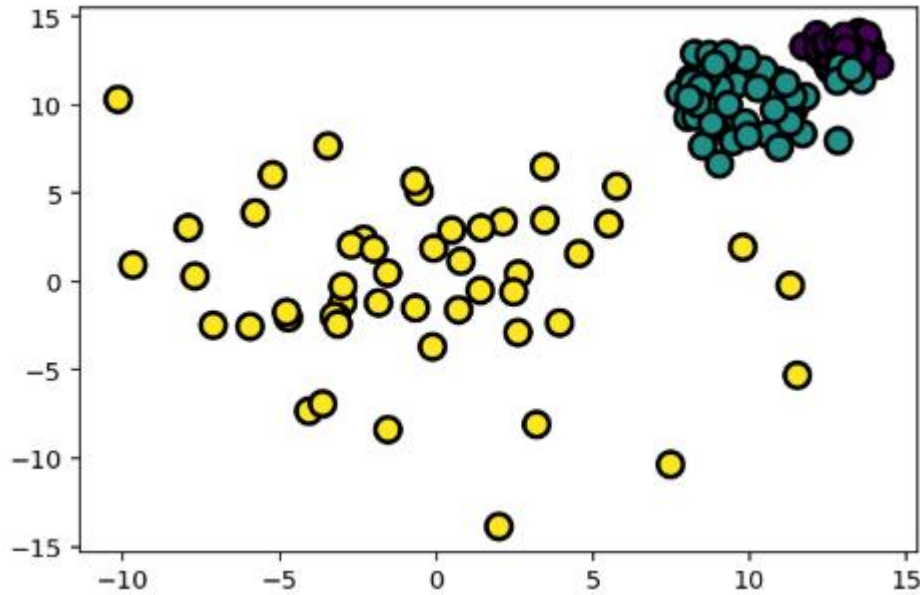
Original Points



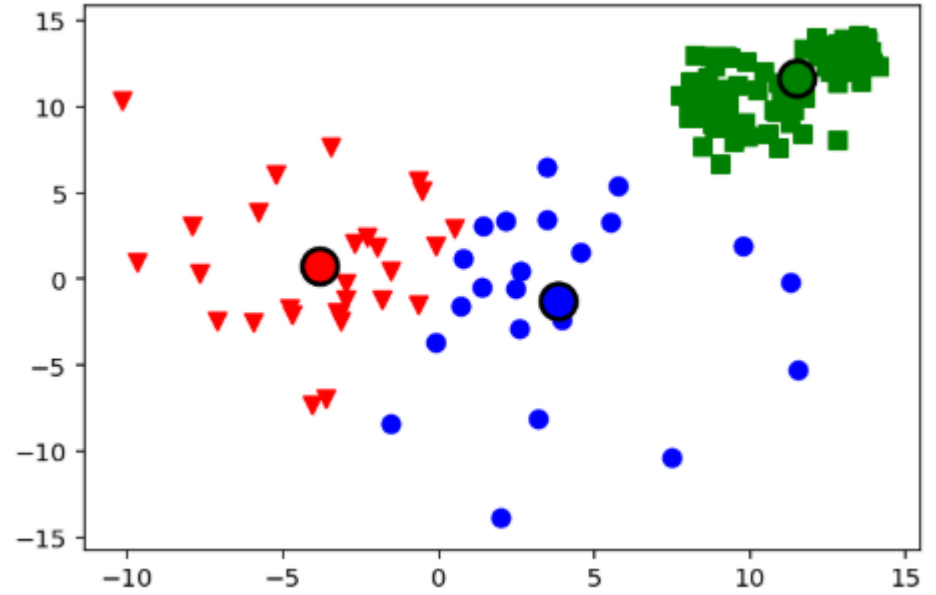
k-means (3 Clusters)

# 군의 밀도가 다를 경우

2절. K-Means 클러스터링



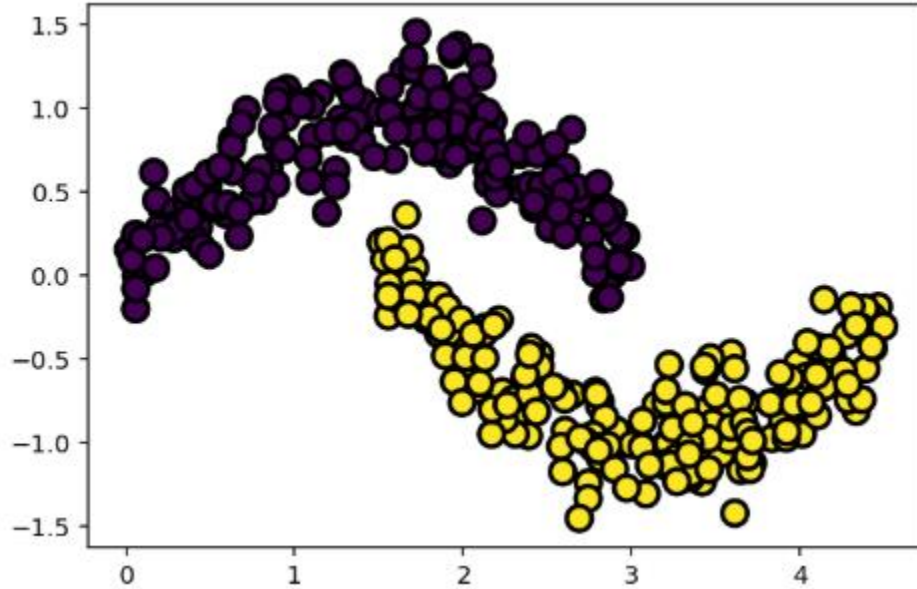
Original Points



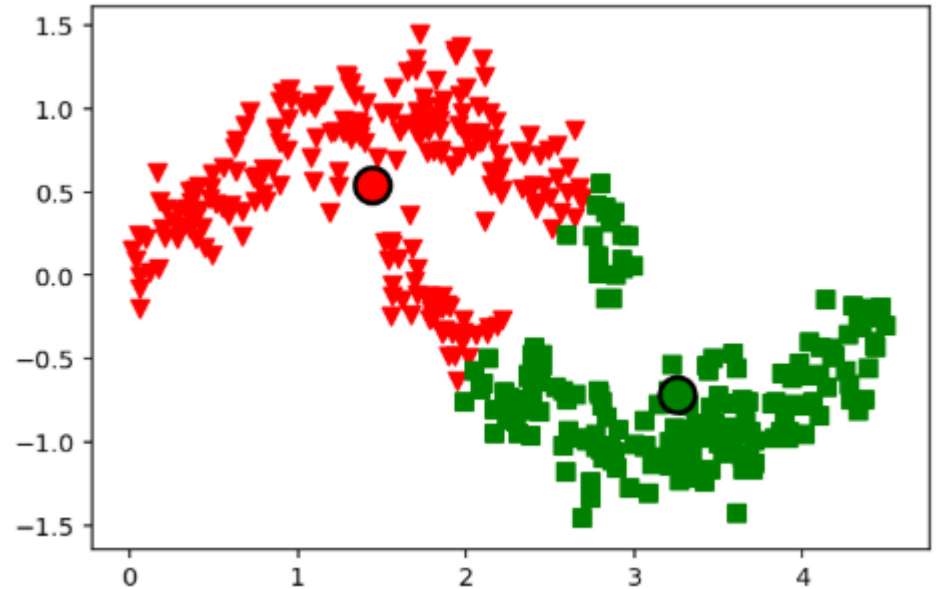
$k$ -means (3 Clusters)

# 군이 구형이 아닌 경우

2절. K-Means 클러스터링



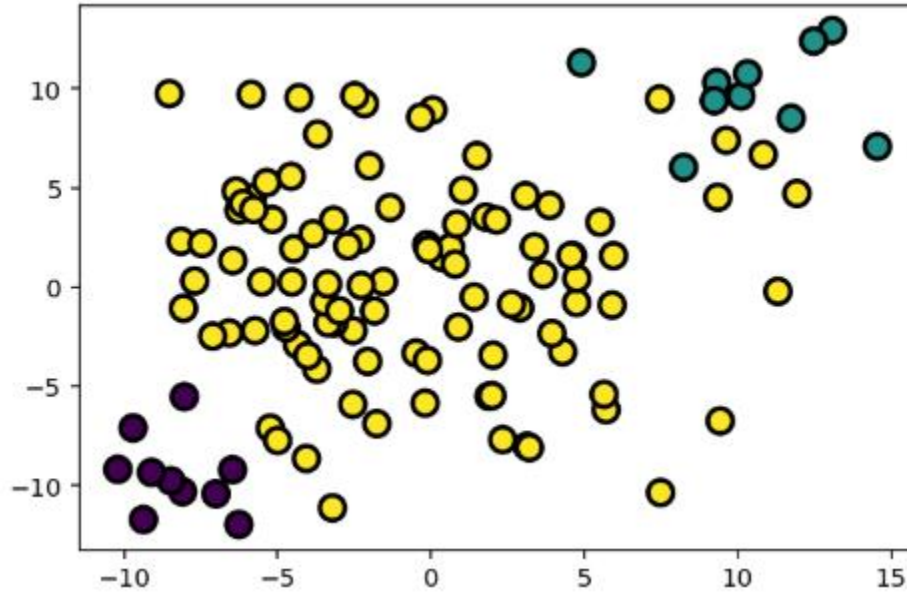
Original Points



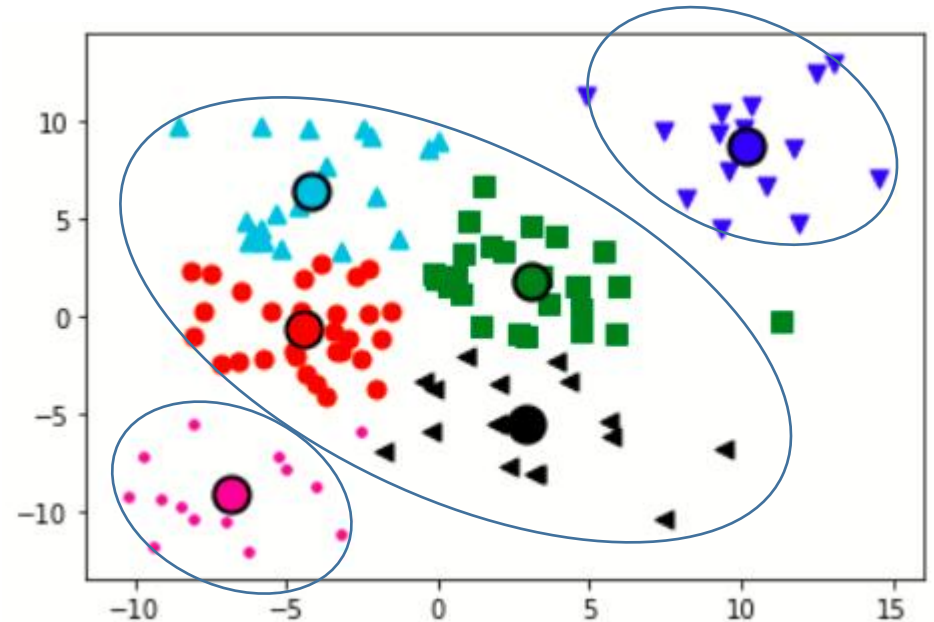
$k$ -means (2 Clusters)

# 군의 크기가 다를 경우 해결

2절. K-Means 클러스터링



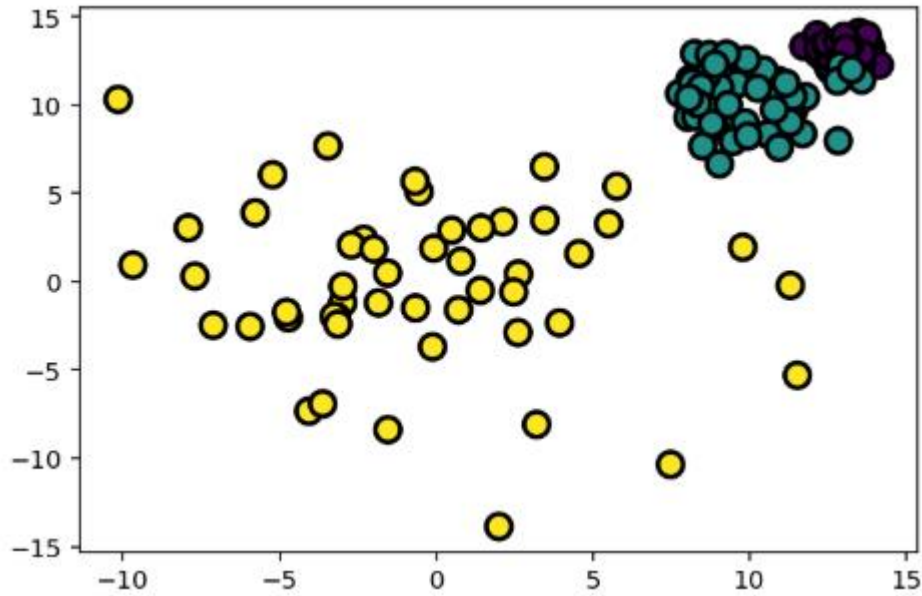
Original Points



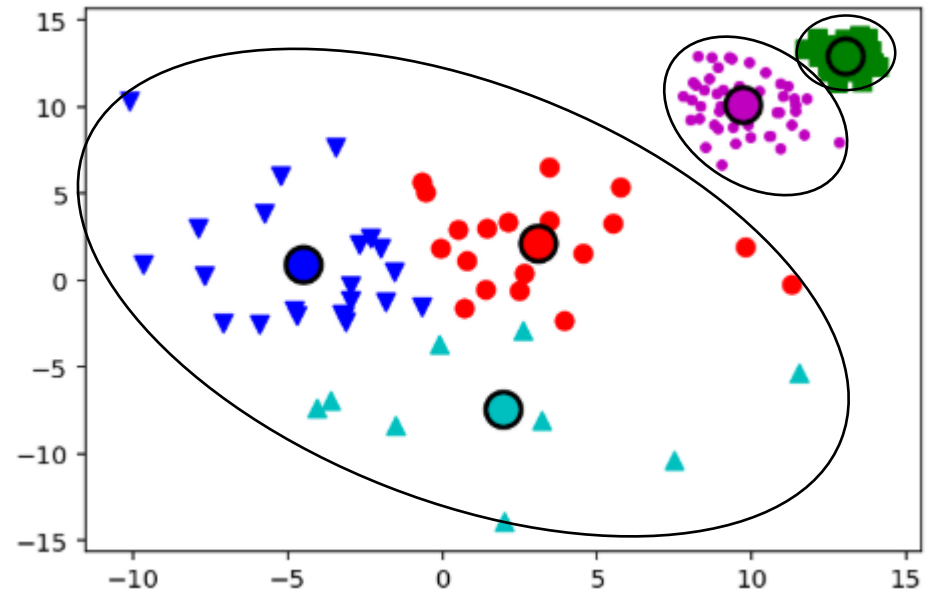
*k*-means (6 Clusters)

# 군의 밀도가 다를 경우 해결

2절. K-Means 클러스터링



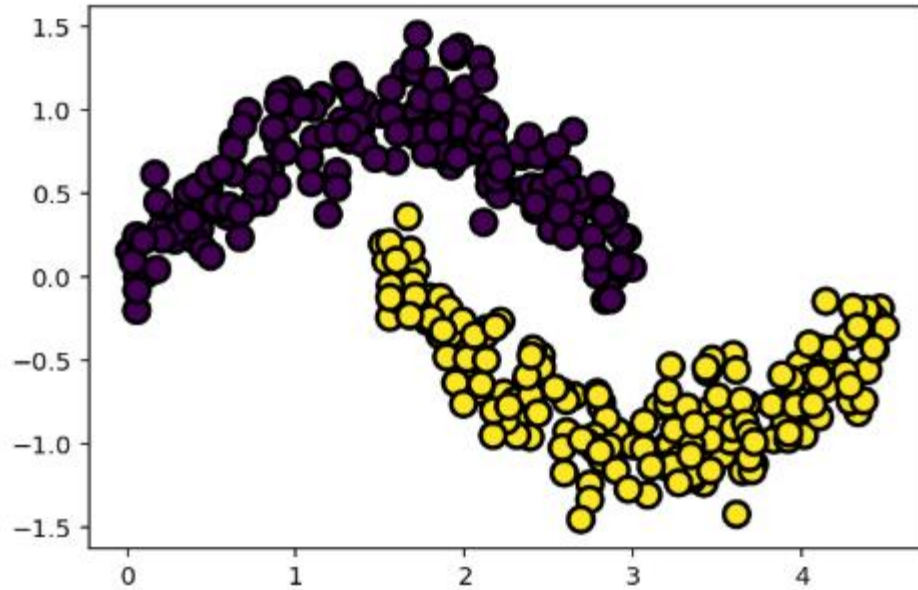
Original Points



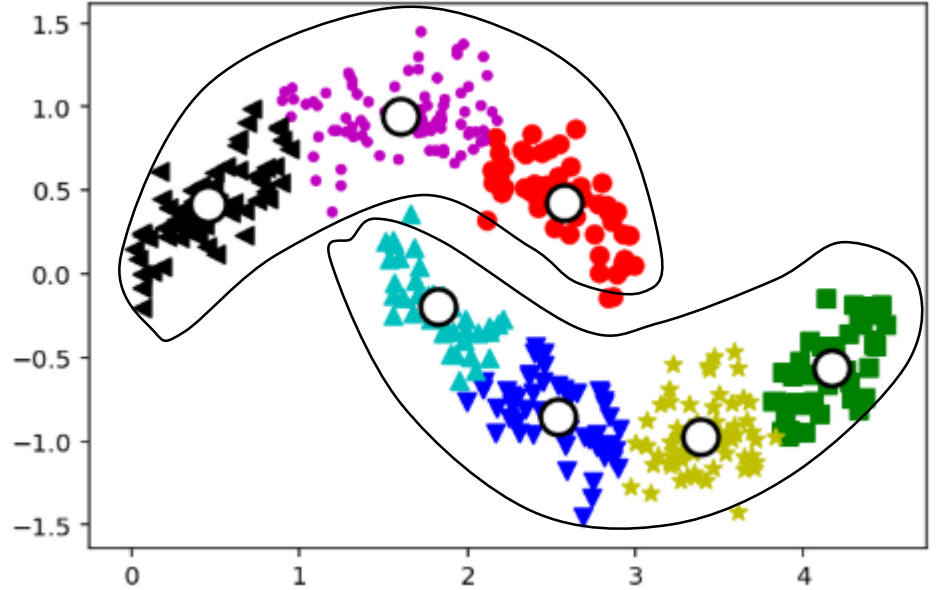
$k$ -means (5 Clusters)

# 군이 구형이 아닌 경우 해결

2절. K-Means 클러스터링



Original Points

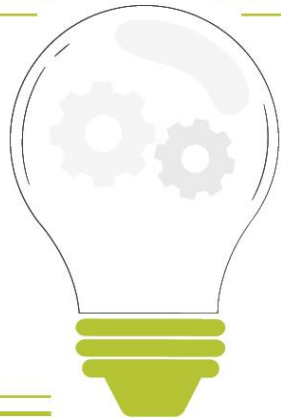


*k*-means (7 Clusters)

파이썬으로 머신러닝 하다

# 머신러닝을 이용한 데이터 분석

허진경 지음



## 3장. 군집분석



### 3절. Hierarchical 클러스터링

# 계층적 군집

3절. Hierarchical 클러스터링

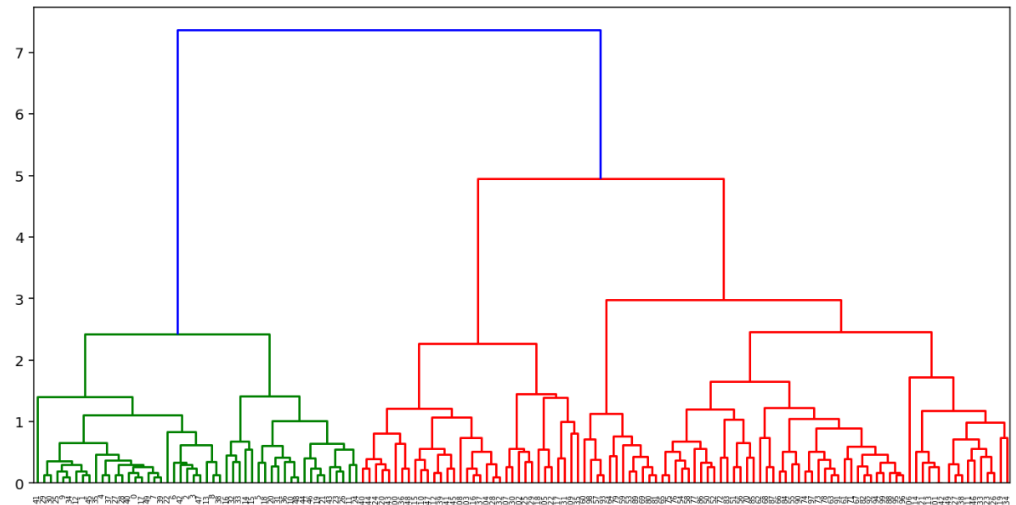
비슷한 군끼리 묶으면서 하나의 군집이 될 때까지 군을 묶는 알고리즘

군집간의 거리를 기반으로 클러스터링을 하는 알고리즘

군집의 수를 미리 정해주지 않아도 됨

dendrogram이라는 그래프를 이용하면 손쉽게 시각화

Dendrogram





# 계층적 군집

3절. Hierarchical 클러스터링

```
1 import seaborn as sns
2 iris = sns.load_dataset("iris")
```

데이터 불러오기

```
1 from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
2 le = LabelEncoder()
3 le.fit(iris.species)
4 iris["species"] = le.transform(iris.species)
```

레이블 인코딩

```
1 from scipy.cluster.hierarchy import linkage
2 cluster_model = linkage(iris, method="complete")
```

계층적 군집 실시

```
1 from scipy.cluster.hierarchy import dendrogram
2 plt.figure(figsize=(12,6))
3 dendrogram(cluster_model, labels=iris.index)
4 plt.show()
```

덴드로그램으로 표현

# 계층 분석을 통한 군집의 수 결정

3절. Hierarchical 클러스터링

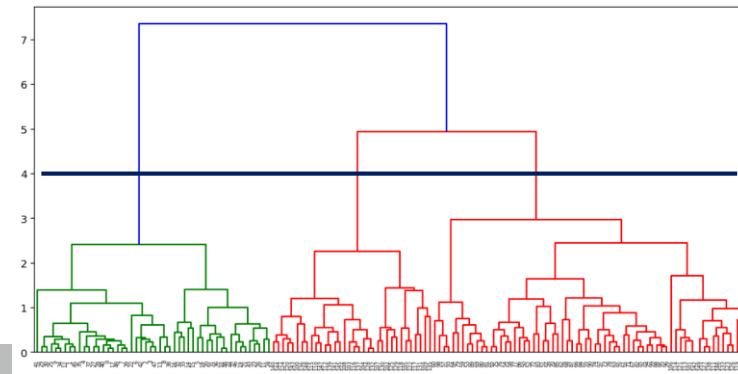
계층적 군집은 최종적으로 1개의 군집으로 모든 데이터를 클러스터링

실제로는  $n$ 개의 군집으로 나뉘야 함

dendrogram에서 보면 위로 올라갈 수 록 클러스터는 병합

적정한  $y$ 값에서 클러스터링을 멈추면  $n$ 개의 군까지만 클러스터링이 됨

$y=4$ (수평선이 표시된 곳)에서 클러스터링이 멈추면 총 3개의 클러스터로 군집이 됨



# fcluster() 함수

3절. Hierarchical 클러스터링

fcluster() 함수를 이용해서 y값을 지정해서 클러스터링을 멈추게 함

```
1 from scipy.cluster.hierarchy import fcluster
2 fcluster(cluster_model, 4, criterion="distance")
```

```
array([1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
       1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1,
       1, 1, 1, 1, 1, 1, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3,
       3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3,
       3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 3, 2, 3, 2, 2, 2, 2, 3, 2, 2, 2,
       2, 3, 2, 3, 3, 2, 2, 2, 2, 3, 2, 3, 2, 3, 2, 2, 3, 3, 2, 2, 2, 2,
       2, 3, 3, 2, 2, 2, 3, 2, 2, 2, 3, 2, 2, 2, 3, 2, 2, 3], dtype=int32)
```

```
1 fcluster(cluster_model, 2, criterion="distance")
```

```
array([1, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 2, 2, 1, 1, 2, 2, 2, 1, 2, 2, 2, 2,
       1, 2, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 2, 2, 2, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 2,
       2, 1, 2, 1, 2, 1, 6, 6, 6, 5, 6, 6, 6, 5, 6, 5, 5, 6, 6, 6, 5, 6,
       6, 6, 6, 5, 6, 6, 6, 6, 6, 6, 6, 6, 5, 5, 5, 6, 6, 6, 6, 6, 6,
       6, 5, 6, 6, 6, 5, 6, 6, 6, 6, 5, 6, 3, 7, 4, 3, 3, 4, 7, 4, 3, 4,
       3, 7, 3, 7, 7, 3, 3, 4, 4, 7, 3, 7, 4, 7, 3, 4, 7, 7, 3, 4, 4, 4,
       3, 7, 7, 4, 3, 3, 7, 3, 3, 3, 7, 3, 3, 3, 7, 3, 3, 7], dtype=int32)
```

y값을 낮게 하면 더 많은 클러스터가 만들어짐

# 예측한 데이터를 이용한 시각화

## 3절. Hierarchical 클러스터링

```
1 from scipy.cluster.hierarchy import fcluster
2 predict = fcluster(cluster_model, 4, criterion='distance')
```

y=4로 군집 예측

```
1 import numpy as np
2 adjusted_pred = np.choose((predict-1), [0, 2, 1])
3 adjusted_pred
```

클러스터링 할당 번호 재조정

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

```
1 import pandas as pd
2 pred_name = le.inverse_transform(adjusted_pred)
3 origin_name = le.inverse_transform(iris.species.values)
4 pd.crosstab(origin_name, pred_name,
5             rownames=["True"],
6             colnames=["Predicted"],
7             margins=True)
```

교차분류표 출력

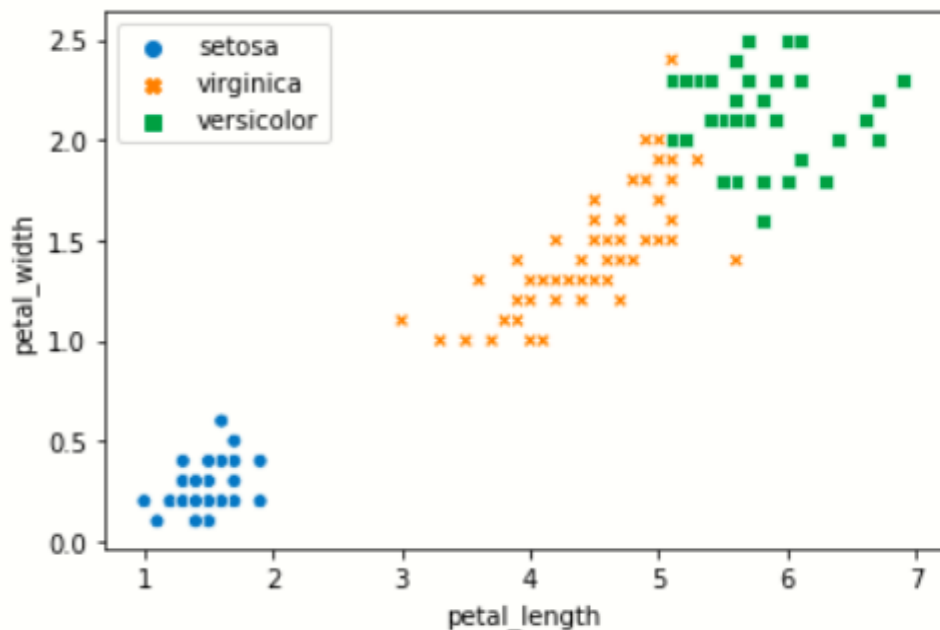
Predicted \ True	setosa	versicolor	virginica	All
setosa	50	0	0	50
versicolor	0	50	0	50
virginica	0	16	34	50
All	50	66	34	150

# 예측한 데이터를 이용한 시각화

3절. Hierarchical 클러스터링

```
1 import seaborn as sns
```

```
1 ax = sns.scatterplot(x="petal_length", y="petal_width",  
2                      hue=le.inverse_transform(predict-1),  
3                      style=le.inverse_transform(predict-1),  
4                      data=iris)
```

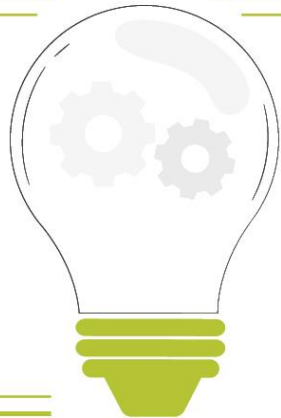


산점도 출력

파이썬으로 머신러닝 하다

# 머신러닝을 이용한 데이터 분석

허진경 지음



## 3장. 군집분석



## 4절. DBSCAN 클러스터링

밀도기반 클러스터링 알고리즘

근접 이웃이 많은 점을 그룹화 함

가장 가까운 이웃이 멀리 떨어져 있다면 이상점으로 표시

```
sklearn.cluster.DBSCAN(eps=0.5, *, min_samples=5,  
                        metric='euclidean', metric_params=None,  
                        algorithm='auto', leaf_size=30, p=None,  
                        n_jobs=None)
```

# DBSCAN

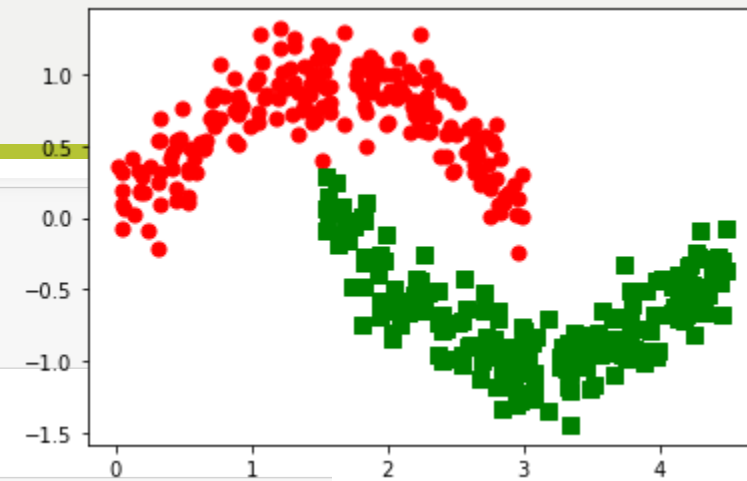
## 4절. DBSCAN 클러스터링

```
1 from sklearn.cluster import DBSCAN
2 db = DBSCAN(eps=0.3, min_samples=10)
3 db.fit(data[:,0:2])
```

DBSCAN(eps=0.3, min\_samples=10)

```
1 labels = db.labels_
2 n_clusters_ = len(set(labels)) - (1 if -1 in labels else 0)
3 n_noise_ = list(labels).count(-1)
```

```
1 import matplotlib.pyplot as plt
2
3 colors = ['r', 'g']
4 markers = ['o', 's']
5 for i in range(n_clusters_):
6     plt.scatter(x=data[db.labels_==i,0], y=data[db.labels_==i,1],
7                 s=50, marker=markers[i], c=colors[i])
8
9 plt.scatter(x=data[db.labels_==-1,0], y=data[db.labels_==-1,1],
10            s=50, marker='x', c='b')
11 plt.show()
```

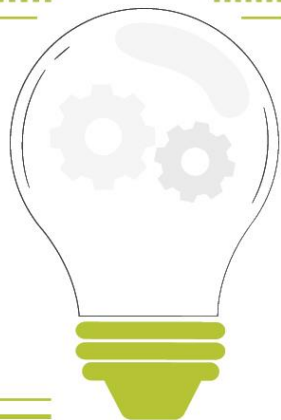




파이썬으로 머신러닝 하다

# 머신러닝을 이용한 데이터 분석

허진경 지음



## 3장. 군집분석



## 5절. 군집모형 성능평가

# Scikit-learn의 모형 평가 방법

5절. 군집모형 성능평가

## 예측 모형의 score 메소드

- 예측 모형들은 `score()` 메소드를 통해 예측 모형을 평가할 수 있는 기본 기준을 제공합니다.

## metrics 함수

- 메트릭(`sklearn.metrics`) 모듈은 분류, 회귀 그리고 군집모형 등 예측 모형의 평가를 위한 함수들을 제공합니다.

## scoring 매개변수

- `sklearn.model_selection` 모듈의 `cross_val_score()` 함수 또는 `GridSearchCV` 클래스 등 교차 검증(cross-validation)을 사용하는 모형 평가 도구들은 내부적으로 scoring 매개변수를 이용해 모형 평가 규칙을 정의합니다.
- scoring 매개변수의 가능한 값은 `sklearn.metrics.SCORERS.keys()` 함수를 통해 알 수 있습니다.

# 클러스터링 성능평가 기준

## 5절. 군집모형 성능평가

KMeans 클러스터링의 score() 함수는 inertia\_ 속성의 값을 음수로 출력하기 때문에 클러스터링의 모델 평가 수치를 확인하려면 다른 방법을 사용해야 함

scoring 속성의 값	군집 모형 평가 함수	참고
'adjusted_mutual_info_score'	metrics.adjusted_mutual_info_score	
'adjusted_rand_score'	metrics.adjusted_rand_score	
'completeness_score'	metrics.completeness_score	
'fowlkes_mallows_score'	metrics.fowlkes_mallows_score	
'homogeneity_score'	metrics.homogeneity_score	
'mutual_info_score'	metrics.mutual_info_score	
'normalized_mutual_info_score'	metrics.normalized_mutual_info_score	
'v_measure_score'	metrics.v_measure_score	

# 클러스터링 성능평가 기준

## 5절. 군집모형 성능평가

- Rand index :

- Rand Index(랜드 지수)는 주어진 N개의 데이터 중에서 2개를 선택해 이 쌍(pair)이 클러스터링 결과 U와 V에서 모두 같은 클러스터에 속하는지, 서로 다른 클러스터에 속하는지를 확인

$$RI = \frac{a+b}{a+b+c+d} = \frac{a+b}{\binom{n}{2}}$$

- a=S의 원소로 이루어진 쌍(pair) 중에서 U와 V에서 모두 동일한 부분집합으로 할당된 쌍의 개수
- b=S의 원소로 이루어진 쌍(pair) 중에서 U와 V에서 모두 다른 부분집합으로 할당된 쌍의 개수
- c=S의 원소로 이루어진 쌍(pair) 중에서 U에서는 동일한 부분집합으로 할당되었지만, V에서는 다른 부분집합으로 할당된 쌍의 개수
- d=S의 원소로 이루어진 쌍(pair) 중에서 U에서는 다른 부분집합으로 할당되었지만, V에서는 동일한 부분집합으로 할당된 쌍의 개수

- 예 :

- {a, b, c, d, e, f} 총 6개의 데이터가 존재하고 첫 번째 클러스터링 알고리즘을 적용한 결과가 U=[1, 1, 2, 2, 3, 3]이고, 두 번째 클러스터링 알고리즘을 적용한 결과 V=[1, 1, 1, 2, 2, 2]라고 가정하면...
  - 가능한 pair는 {a, b}, {a, c}, {a, d}, {a, e}, {a, f}, {b, c}, {b, d}, {b, e}, {b, f}, {c, d}, {c, e}, {c, f}, {d, e}, {d, f}, {e, f}로 총 15개
  - U, V 동일한 클래스에 할당되는 쌍 : {a, b}, {e, f}
  - U와 V에서 모두 다른 클러스터에 할당되는 쌍 : {a, d}, {a, e}, {a, f}, {b, d}, {b, e}, {b, f}, {c, e}, {c, f}

# 클러스터링 성능평가 기준

## 5절. 군집모형 성능평가

- Adjusted Rand index :

- Rand Index(랜드 지수)는 주어진 N개의 데이터 중에서 2개를 선택해 이 쌍(pair)이 클러스터링 결과 U와 V에서 모두 같은 클러스터에 속하는지, 서로 다른 클러스터에 속하는지를 확인
- Rand Index는 클러스터 수가 많아지면 b값이 커질 확률이 크고, rand index도 높은 값을 가짐
- 그래서 Rand Index를 확률적으로 조정한 Adjusted Rand Index를 사용함

$$\overbrace{ARI}^{\text{Adjusted Index}} = \frac{\overbrace{\sum_{ij} \binom{n_{ij}}{2}}^{\text{Index}} - \overbrace{\left[ \sum_i \binom{a_i}{2} \sum_j \binom{b_j}{2} \right] / \binom{n}{2}}^{\text{Expected Index}}}{\underbrace{\frac{1}{2} \left[ \sum_i \binom{a_i}{2} \sum_j \binom{b_j}{2} \right]}_{\text{Max Index}} - \underbrace{\left[ \sum_i \binom{a_i}{2} \sum_j \binom{b_j}{2} \right] / \binom{n}{2}}_{\text{Expected Index}}}$$

```
1 from sklearn.metrics import adjusted_rand_score
```

```
1 adjusted_rand_score(y_true, iris_cluster_model.labels_)
```

0.920405050901892

# 클러스터링 성능평가 기준

## 5절. 군집모형 성능평가

- Mutual Information(상호 정보)
  - 정보학이나 확률론에서 두 확률 변수간의 상호 의존도를 나타내는 지표
  - 확률변수 X와 Y가 존재할 때, X를 통해 Y에 대한 정보를 얼마나 얻을 수 있는가를 의미하는 것
  - 결합확률분포  $P(X, Y)$ 와 각 변수의 marginal distribution의 곱  $P(X)*P(Y)$ 이 얼마나 유사한가로 측정됨
- Normalized Mutual Information(정규화된 MI)
  - Mutual Information 값이 0과 1의 사이 값이 되도록 upper bound 값을 기준으로 정규화한 지표
  - 이때 upper bound는 U와 V가 가진 엔트로피(불확실성)의 산술평균값 혹은 기하평균, 최대/최소값 등을 사용할 수 있음
- Adjusted Mutual Information
  - Normalized Mutual information이 0과 1사이의 값을 갖더라도 여전히 클러스터 수가 증가하면 실제 상호의존도와 상관없이 값이 증가하는 경향이 있음
  - 따라서 최근에는 상호의존도의 기대값을 이용해 각 클러스터에 할당될 확률값(chance)으로 조정한 Adjusted Mutual information을 주로 사용
  - AMI는 두 클러스터링 결과가 랜덤한 경우 0에 가깝고, 할당 결과가 동일한 경우 1이 되도록 합니다.

```
1 from sklearn.metrics import mutual_info_score
```

```
1 mutual_info_score(iris.species, predict)
```

0.8255910976103356

$$X = \{X_1, X_2, \dots, X_r\}$$

$$Y = \{V_1, V_2, \dots, V_s\}$$

$$P(i) = \frac{|X_i|}{N}$$

$$P(i, j) = \frac{|X_i \cap Y_j|}{N}$$

$$MI(X, Y) = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s P(i, j) \log \frac{P(i, j)}{P(i)P(j)}$$

# 클러스터링 성능평가 기준

## 5절. 군집모형 성능평가

- homogeneity, completeness, V-measure
  - homogeneity: 각 클러스터가 단일 클래스의 데이터만 가지는 정도
  - completeness: 같은 클래스의 값이 하나의 클러스터로 모여 있는 정도
  - V-measure: homogeneity와 completeness의 조화 평균

$$h = 1 - \frac{H[C|K]}{H[C]}$$

$$c = 1 - \frac{H[K|C]}{H[K]}$$

$$v = 2 \cdot \frac{h \cdot c}{h + c}$$

```
1 from sklearn.metrics import homogeneity_score
2 homogeneity_score(iris.species, predict)
```

0.7514854021988338

```
1 from sklearn.metrics import completeness_score
2 completeness_score(iris.species, predict)
```

0.7649861514489815

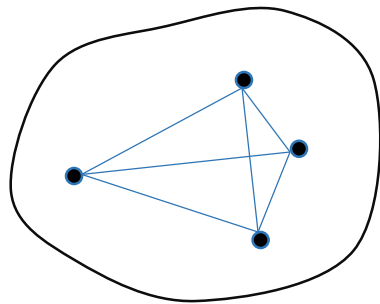
```
1 from sklearn.metrics import v_measure_score
2 v_measure_score(iris.species, predict)
```

0.7581756800057784

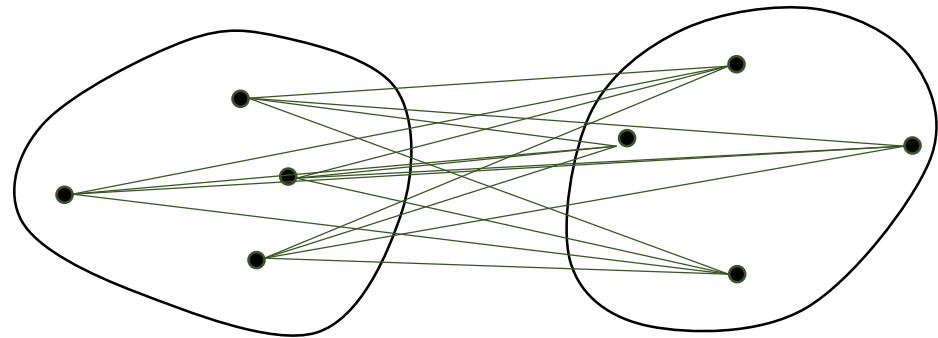
# Cohesion and Separation

5절. 군집모형 성능평가

- 근접성 그래프 기반 접근법은 응집력(Cohesion)과 분리도(Separation)에도 사용될 수 있음
  - Cohesion : 클러스터 내의 모든 링크들의 가중치 합
    - 클러스터 내의 객체들이 얼마나 가까운지 측정
  - Separation : 클러스터 안의 노드와 다른 클러스터 안의 노드의 가중치 합
    - 클러스터가 다른 클러스터와 구별되거나 잘 분리되어 있는지 측정



cohesion



separation



$$\begin{aligned} Separation(X) &= \frac{\sum_{C_i, C_j \in X} d'(C_i, C_j)}{((k^2 - k)/2)} \\ d'(C_i, C_j) &= \begin{cases} dist_{avg}(C_i, C_j) = \frac{1}{n_i n_j} \sum_{p \in C_i, p' \in C_j} |p - p'| \\ dist_{centroid}(C_i, C_j) = |c_i - c_j| \end{cases} \\ Cohesion(X) &= \sum_{C \in X} Compc(C) \cdot \frac{|C|}{|O|} \\ Compc(C) &= \frac{\sum_{o_i, o_j \in C, i < j} |o_i - o_j|}{|C|^2 - |C|} \end{aligned}$$

$k$  : 클러스터의 수

$X = \{C_1, \dots, C_k\}$  : 클러스터링 알고리즘에 의해 발견된 클러스터들

$c_i$  :  $i$ -번째 클러스터의 중심.

# 실루엣 계수

5절. 군집모형 성능평가

클러스터의 개수 및 소속을 모르는 경우 실루엣 계수(Silhouette Coefficient)를 사용

$$s = \frac{b - a}{\max(a, b)}$$

a : 같은 클러스터에 속한 원소들의 평균 거리

b : 다른 클러스터 중 가장 가까운 클러스터까지의 평균 거리

`silhouette_score()` 함수는 모든 샘플의 평균 실루엣 계수를 계산

```
sklearn.metrics.silhouette_score(X, labels,  
                                  metric='euclidean', sample_size=None,  
                                  random_state=None, **kwargs)
```

`silhouette_sample()` 함수는 각 샘플에 대한 실루엣 계수를 계산

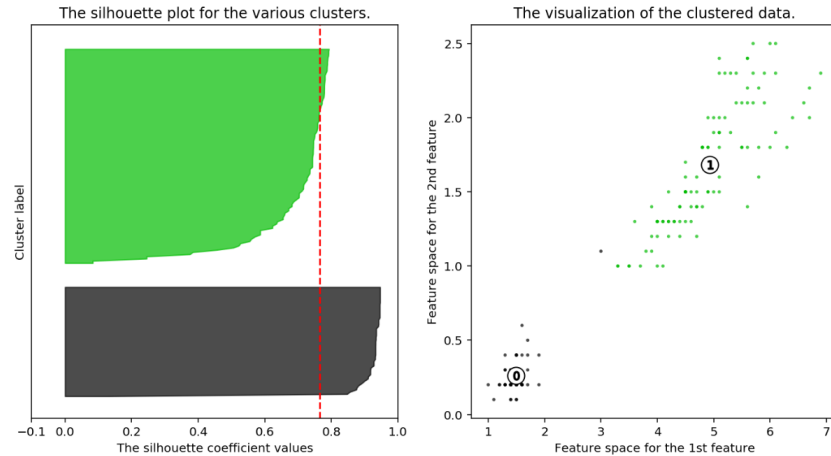
```
sklearn.metrics.silhouette_samples(X, labels,  
                                    metric='euclidean', **kwargs)
```

# 실루엣 계수

## 5절. 군집모형 성능평가

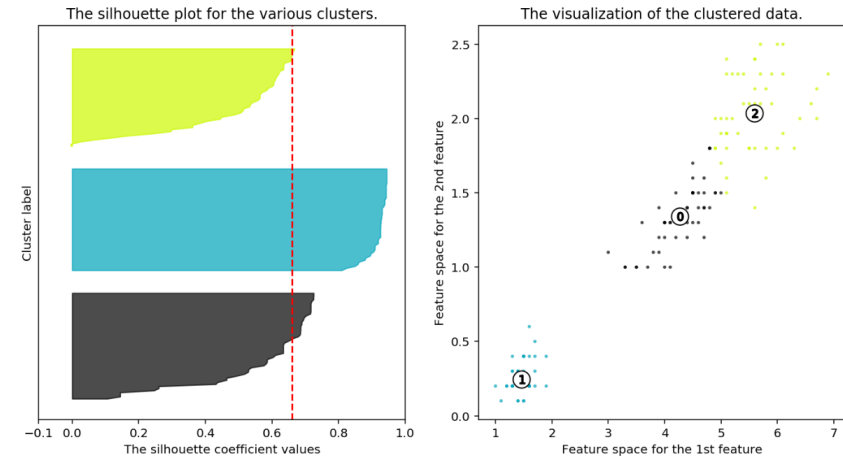
For  $n\_clusters = 2$  The average silhouette\_score is : 0.7653904101258123

### Silhouette analysis for KMeans clustering on sample data with $n\_clusters = 2$



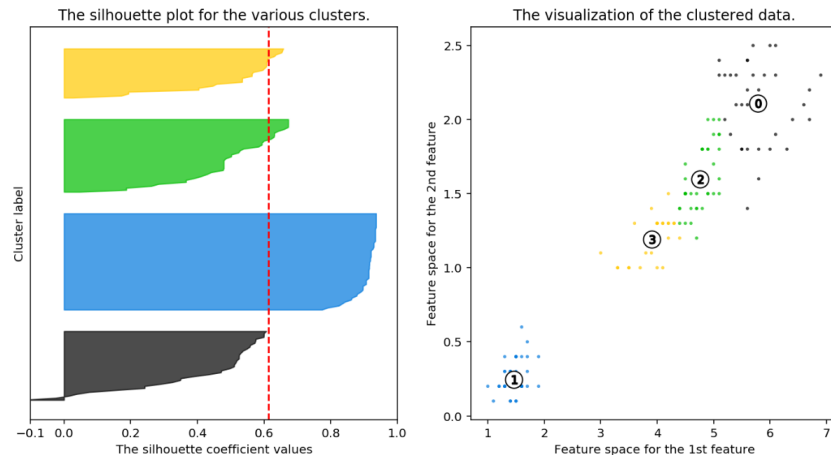
For  $n\_clusters = 3$  The average silhouette\_score is : 0.6604800083974887

### Silhouette analysis for KMeans clustering on sample data with $n\_clusters = 3$



For  $n\_clusters = 4$  The average silhouette\_score is : 0.6127580794464402

### Silhouette analysis for KMeans clustering on sample data with $n\_clusters = 4$



For  $n\_clusters = 5$  The average silhouette\_score is : 0.5883732712110276

### Silhouette analysis for KMeans clustering on sample data with $n\_clusters = 5$

