군집 알고리즘의 비교와 평가

```
In [3]:

from sklearn.datasets import make_moons
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import StandardScaler # 五季화
from sklearn.metrics.cluster import adjusted_rand_score

### 查量
import matplotlib
from matplotlib import font_manager, rc
font_loc = "C:/Windows/Fonts/malgunbd.ttf"
font_name = font_manager.FontProperties(fname=font_loc).get_name()
matplotlib.rc('font', family=font_name)
```

```
In [58]: X, y = make_moons(n_samples=200, noise=0.05, random_state=0)
         print(X[1:15], y[1:15])
         print(np.mean(X))
         print(np.std(X))
         [[ 1.61859642 -0.37982927]
          [-0.02126953 0.27372826]
          [-1.02181041 -0.07543984]
           [ 1.76654633 -0.17069874]
          [ 1.8820287 -0.04238449]
           [ 0.97481551  0.20999374]
           [ 0.88798782 -0.48936735]
           [ 0.89865156  0.36637762]
           [ 1.11638974 -0.53460385]
          [-0.36380036 0.82790185]
           [ 0.24702417 -0.23856676]
          [ 1.81658658 -0.13088387]
          [ 1.2163905 -0.40685761]
          [-0.8236696  0.64235178]] [1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 1 1 1 0]
         0.37434879176820846
         0.7188000865361358
```

평균이 0, 분산이 1이 되도록 데이터의 스케일을 조정

```
In [41]: scaler = StandardScaler()
    scaler.fit(X)
    X_scaled = scaler.transform(X)
    X_scaled[1:15]
    print(X_scaled.shape)
    print(np.std(X), np.std(X_scaled))
    print(np.var(X), np.var(X_scaled))
    print(np.mean(X[:,0]), np.mean(X_scaled[:,0]))
    print(np.mean(X[:,1]), np.mean(X_scaled[:,1]))

    (200, 2)
    0.7188000865361358 1.0
    0.5166735644043563 1.0
    0.4964808628141405 1.1990408665951691e=16
```

그래프로 값을 확인해 보기

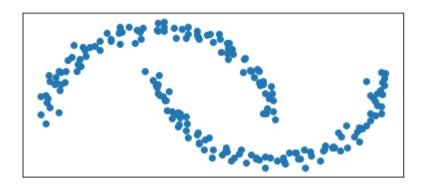
0.25221672072227647 -1.5987211554602254e-16

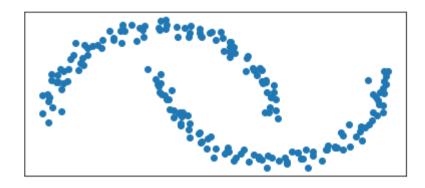
```
In [47]: fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(15,3), subplot_kw = {'xticks':(), 'yticks':()})

# 무작위로 할당한 클러스터를 그린다.
axes[0].scatter(X[:,0], X[:,1])

# 무작위로 할당한 클러스터를 그린다.
axes[1].scatter(X_scaled[:,0], X_scaled[:,1])
```

Out[47]: <matplotlib.collections.PathCollection at 0x1f6b7179f28>



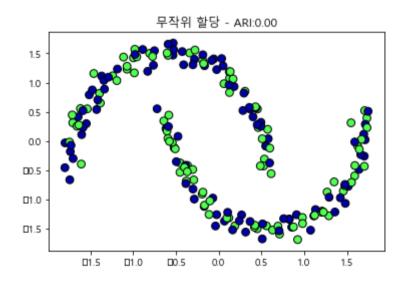


```
In [2]: from sklearn.cluster import AgglomerativeClustering from sklearn.cluster import KMeans from sklearn.cluster import DBSCAN
```

0.01)

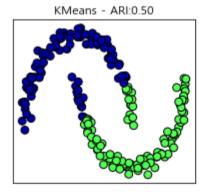
<matplotlib.colors.ListedColormap object at 0x000001F6B63F0390>

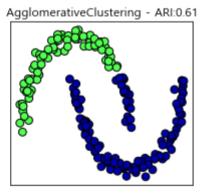
Out[50]: Text(0.5,1,'무작위 할당 - ARI:0.00')

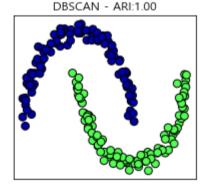


```
In [55]: # from sklearn.metrics.cluster import adjusted_rand_score
        fig, axes = plt.subplots(1, 4, figsize=(15,3),
                               subplot kw = {'xticks':(), 'vticks':()})
         # 무작위로 할당한 클러스터를 그린다.
         axes[0].scatter(X_scaled[:,0],
                        X_scaled[:,1],
                        c=random_clusters.
                        cmap=mglearn.cm3,
                                               # 점 크기
                        s=60.
                        edgecolors='black')
        axes[0].set_title("무작위 할당 - ARI:{:.2f}".format(adjusted_rand_score(y, random_clusters)))
         for ax, algorithm in zip(axes[1:], algorithms):
            # 클러스터 할당과 클러스터 중심을 그린다.
            clusters = algorithm.fit_predict(X_scaled)
            ax.scatter(X_scaled[:.0], X_scaled[:.1], c=clusters.
                       cmap=mglearn.cm3.
                       s=60, edgecolors='black')
            ax.set_title("{} - ARI:{:.2f}".format(algorithm.__class__.__name__,
                                                     adjusted_rand_score(y, clusters)))
```









확인

클러스터를 무작위 할당했을 때는 ARI 점수는 0이다.
DBSCAN은 완벽하게 군집을 만들어냈으므로) 점수가 1이다.

실수 주의***

adjusted_rand_score나 normalized_mutual_info_score 같은 군집용 측정도구를 사용하지 않고, accuracy_score를 사용하는 것이다. 정확도를 사용하면 할당된 클러스터의 레이블 이름이 실제레이블과 맞는지 확인한다.

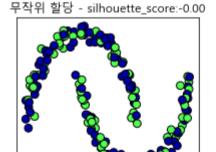
그러나 클러스터 레이블은 그 자체로 의미가 있는 것이 아니며 포인트들이 같은 클러스터에 속해 있는가만이 중요하다.

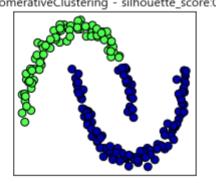
In [57]: ### 실제 에 from sklearn.metrics import accuracy_score clusters1 = [0,0,1,1,0] clusters2 = [1,1,0,0,1] # 모든 레이블이 달라졌으므로 정확도는 0이다. print("정확도 : {:.2f}".format(accuracy_score(clusters1, clusters2))) # 같은 포인트가 한 클러스터에 모였으므로 ARI는 1이다. print("ARI: {:.2f}".format(adjusted_rand_score(clusters1, clusters2)))

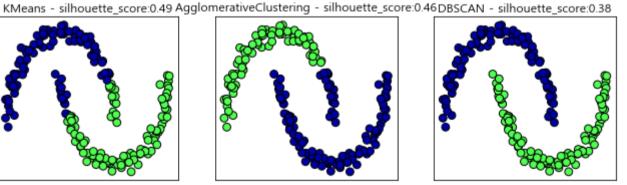
정확도 : 0.00 ARI: 1.00

실루엣 점수를 이용한 평가

```
In [21]: # from sklearn.metrics.cluster import adjusted_rand_score
         fig, axes = plt.subplots(1, 4, figsize=(15,3),
                               subplot kw = {'xticks':(), 'vticks':()})
         # 무작위로 할당한 클러스터를 그린다.
         axes[0].scatter(X_scaled[:,0].
                       X_scaled[:,1],
                       c=random_clusters.
                       cmap=mglearn.cm3,
                        s=60.
                                               # 정 크기
                       edgecolors='black')
         # 실루엣 스코어
        axes[0].set_title("무작위 할당 - silhouette:{:.2f}".format(silhouette_score(X_scaled, random_clusters)))
         for ax, algorithm in zip(axes[1:], algorithms):
            # 클러스터 할당과 클러스터 중심을 그린다.
            clusters = algorithm.fit_predict(X_scaled)
            ax.scatter(X_scaled[:.0], X_scaled[:.1], c=clusters.
                       cmap=mglearn.cm3,
                       s=60, edgecolors='black')
            ax.set_title("{} - silhouette:{:.2f}".format(algorithm._class_._name_,
                                                     silhouette_score(X_scaled, clusters)))
```







그래프 알아보기

(가) DBSCAN의 결과가 k-평균 실루엣 점수보다 높다. 클러스터 평가에 더 적합한 전략은 견고서 기반(robustness-based)의 지표이다.