참고: EME 사용자군 분석

https://wiki.krafton.com/pages/viewpage.action?pageId=213614292

추천: https://www.youtube.com/watch?v=X2b9d3Qqfwc&t=148s

- 클러스터링의 정의
 - 개인 또는 개체중에서 유사한 것들을 몇 개의 집단으로 그룹화하여, 각 집단의 성 격을 파악함으로써

데이터 전체의 구조에 대한 이해를 돕고자 하는 탐색적인 분석방법이며, 대표적인 비지도 학습

■ 사전에 정의된 어떠한 특수적인 목적이 없음.

○ 데이터 자체에만 의존하여 자료를 탐색하고 요약하는 분석기법

■ 대용량 데이터에 대해서는 개개의 관찰지를 요약하는 것보다 전체를 유사한

서로 다른 성격을 갖도록 군집이 형성되어야함

관찰치들의 군집으로 구분하여, 복잡한 전체보다는 그들을 잘 대표하는 군집들을 관찰함으로써 전체 데이터 에 대한 의미 있는 정보를 얻어낼 수 있음.

○ 동일한 군집의 개체들은 유사한 성격을 갖도록, 서로 다른 군집에 속한 개체들은

- 관찰단위의 성격을 표현하는 알맞은 변수를 선택한 후에 주어진 변수들을 이 용해 각 관찰단위가 서로 얼마나 유사한지
 - 또는 유사하지 않은지를 측정할 수 있는 측도가 필요

■ 대표적인 unsupervised learning (비지도학습)의 한 방법.

KEY POINT

Y 변수 (목표변수)가 존재하지 않음

■ 각 개체들 간에 유사 속성을 지닌 것들끼리 모으는 방법

- 모델을 만드는것에 촛점을 맞추기 보다, 개체의 속성이 유사한 것끼리 모으는 것을 목표로함
- 클러스터링의 유형 ○ 상호배반적 군집

■ 각 관찰단위가 상호 배반적인 여러 군집. (한국인, 중국인, 일본인) ○ 중복군집

- ㅇ 퍼지군집 ■ 관찰단위가 소속되는 특정한 군집을 표현하는 것이 아니라, 각 군집에 속할

■ 두 개 이상의 군집에 한 관찰단위가 동시에 소속되는 것을 허용함

- 가능성을 표현
- 계보적 군집 ■ 한 군집이 다른 군집의 내부에 퐇마되는 형태의 군집간의 중복은 없으며 군집 들이 매단계

계층적인 구조를 형성함.

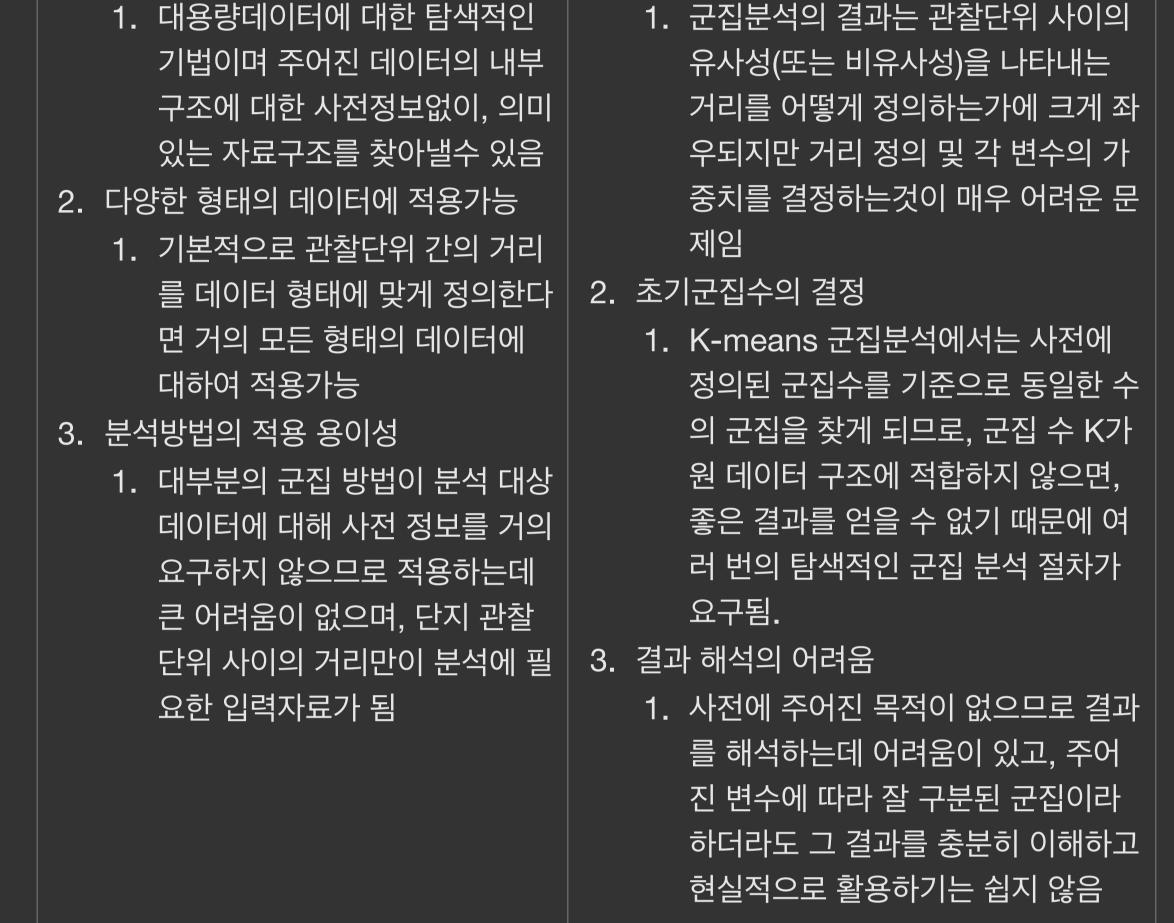
(예) 생물표본의 분류에서 '종'속'과'목' • 클러스터링의 장/단점

1. 가중치와 거리 정의

단점

장점

1. 탐색적인 기법



○ 최대좌표 거리

○ 맨하탄 거리

• 대표적인 거리계산

○ 민코우스키 거리

○ 유클리드 거리

 $= \left[\sum_{k=1}^{p} |X_{ik} - X_{jk}|^{m}\right] \sqrt{m}$

민코우스키 거리에서 m 대신 2를 대입

 계층적 병합 군집화 예제 – 최단 연결법(Single Linkage Method) ▶ 5명 학생의 평점이 다음과 같이 주어져 있을 때, Hierarchical Clustering 기법 중 최단연결법을

0.0

0.9

1.3

(C,E,B)

(A,D)

0.0

0.4

0.1

<초기 거리행렬 D₀>

(C,E,B) (A,D)

<Step 6 이후 거리행렬 D₃>

0.0

0.0

0.7

✓ 위의 결과를 바탕으로 분석자가 설정한 기준에

✓ Dendrogram을 통해 어떤 기준에서 군집들이

따라 군집의 수를 정할 수 있음

병합되는 지에 대한 확인이 가능함

Step 2 : 거리 행렬 D_1 을 생성하기 위해, 만들어진 군집 (C,E)와 다른 관찰단위와의 거리를 계산함 0.0 1.2 0.3 $d\{(A)(C,E)\} = \min(d_{AC}, d_{AE}) = \min(1.2, 1.3) = 1.2$ 0.2 1.0 0.7 0.0 $d\{(B)(C, E)\} = \min(d_{BC}, d_{BE}) = \min(0.3, 0.4) = \mathbf{0.3}$

0.0

1.1

Ε

(학생명은 알파벳으로, 평점은 숫자로 표현하였음)

평균 연결법의 두 군집 C₁, C₂ 간의 거리

고립되어 있는 군집을 찾는 데 중점

사용하여 Dendrogram을 그린 후, 기준값 0.25을 적용했을 때 군집이 어떻게 구분되는지 보여라.

A=4.1, B=3.2, C=2.9, D=3.9, E=2.8

 $d_{c_1c_2} = d\{(C_1)(C_2)\} = \min\{d(X_i, X_j) | X_i \in C_1, X_j \in C_2\}$

❖ 계층적 병합 군집화 예제 – 최단 연결법(Single Linkage Method) > 5명 학생의 평점이 다음과 같이 주어져 있을 때, Hierarchical Clustering 기법 중 최단연결법을 사용하여 Dendrogram을 그린 후, 기준값 0.25을 적용했을 때 군집이 어떻게 구분되는지 보여라.

(학생명은 알파벳으로, 평점은 숫자로 표현하였음)

Step 7 : 최종적으로 군집 (A,D)와 (C,E,B)를 묶어 전체가 한 군집을 이루게 하고 Dendrogram을 작성함 Dendrogram 0.975 0.3 기준값 0.25 0.2 군집 (A,D)

0.1

[Step 3] 개체들의 재할당

중심(cluster center)에 재할당하

고 군집의 중심(평균벡터)을 다 시 계산 후 최종 군집을 형성함

■ 각 개체들을 가장 가까운 군집

0.25

Step 1 : 초기 거리 행렬 D_0 에서 $d_{CE}=0.1$ 이 최소이므로

관찰단위 C와 E를 묶어 군집 (C,E)를 생성함

 $d\{(D)(C, E)\} = \min(d_{DC}, d_{DE}) = \min(1.0, 1.1) = \mathbf{1.0}$



군집 (C,E)

[Step 2] 초기 군집의 형성

값(중심)들과의 거리를 계산하고,

거리가 가장 가까운 초기값에

■ 각 개체들에 대하여 군집 초기

개체들을 할당

군집 B

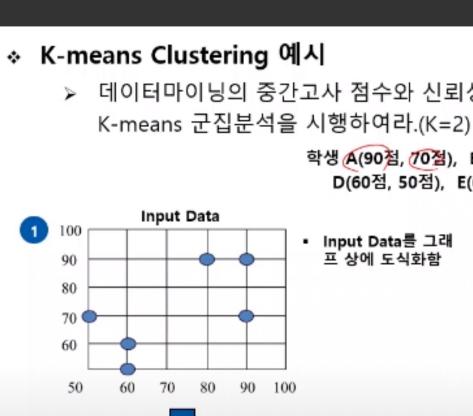
- ▶ K-means Clustering이란 사전에 결정된 군집 수 K에 기초하여 전체 데이터를 상대적으로 유사한 K개의 군집으로 구분하는 방법임 ➤ K-means Clustering 절차는 다음과 같음

[Step 1] 군집 초기값의 선택

■ 주어진 군집의 개수(K)만큼 군집

초기값(cluster seed) 선택하며

아래 예는 K=5인 경우임

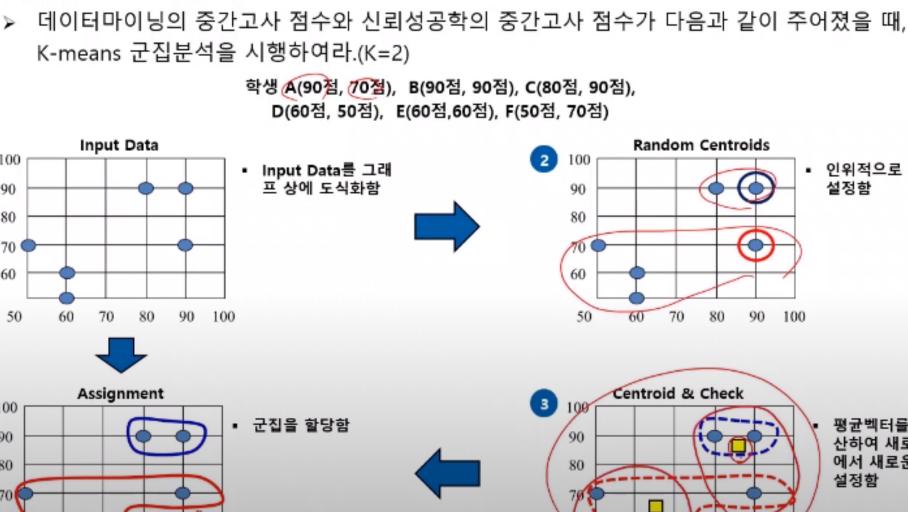


Assignment

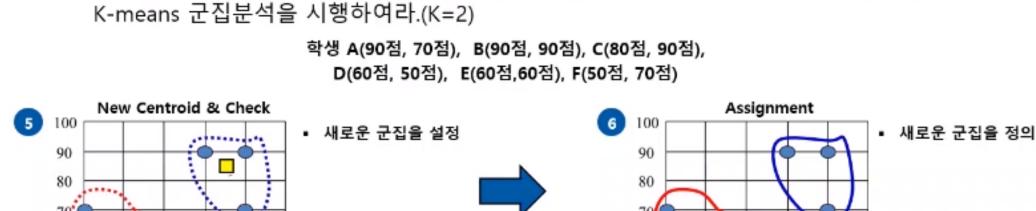
70

❖ K-means Clustering 예시

90



Random Centroids 인위적으로 중심을 설정함 70 80 Centroid & Check 에서 새로운 중심을 설정함



데이터마이닝의 중간고사 점수와 신뢰성공학의 중간고사 점수가 다음과 같이 주어졌을 때,

70 60 60 70 80 90 50 Assignment 100 100 새로운 군집을 정의 90 새로운 군집이 변동 이 적거나 없을 경우

과정을 중지

70 80 90 New Centroid & Check 평균벡터를 다시 계 산하여 새로운 군집 에서 새로운 중심을 80 설정