# 데이터마이닝팀

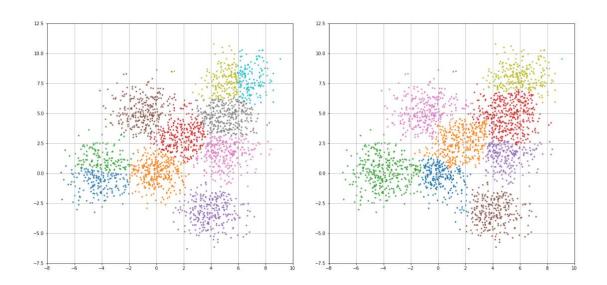
4팀

장이준 이선민 김영호 김현우 박시언 1

# 클러스터링

Clustering

클러스터링



데이터 내에서 그룹을 찾아내는 것이 목표



#### Silhouette Method



실루엣 방법

각 데이터 별로 실루엣 계수를 확인하는 방법

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

- a(i)
   군집 내 거리 Intra-cluster variance

   객체 i와 객체 i와 같은 군집 안에 속하는 나머지 객체들 간의 거리의 평균
- 군집 간 거리 Inter-cluster variance

   객체 i와 객체 i와 다른 군집에 속하는 나머지 객체들 간 거리의 평균의 최솟값

#### Elbow point method



#### **Elbow Point Method**

클러스터 내 RSS가 최소가 되도록 클러스터의 중심을 결정해 나가는 방법

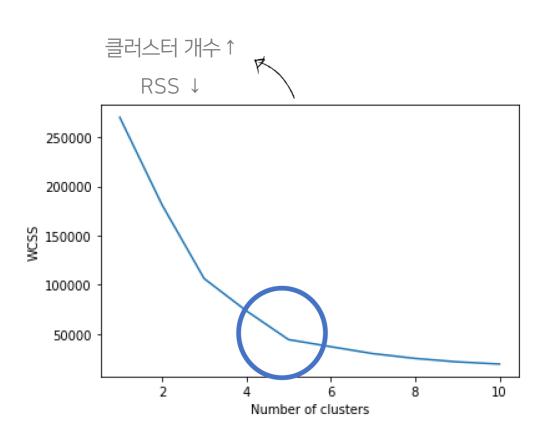


클러스터 내 중심점과 객체들 간의 거리, 즉 RSS가 최소가 되게 하는 중심점을 고르는 문제





#### Elbow point method





오차의 합이 급격하게 감소하는 지점



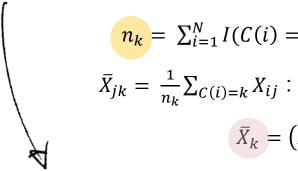
해당 지점에서 클러스터 개수 결정

#### Non-Hierarchical clustering | K-means

K-means clustering



$$WCSS = \sum_{k=1}^{K} n_k \sum_{C(i)=k} ||X_i - \bar{X}_k||^2$$
 ► 클러스터 내 분산



 $n_k = \sum_{i=1}^N I(C(i) = k)$  : k번째 클러스터 point 개수  $ar{X}_{jk} = rac{1}{n_k} \sum_{C(i)=k} X_{ij}$  : k번째 클러스터의 j번째 속성의 평균

$$\bar{X}_k = (X_{1k}, X_{2k}, \cdots, X_{pk})$$

각각의 obs에서 그 obs가 포함된 클러스터의 중심점과의 거리의 합으로 WCSS 계산

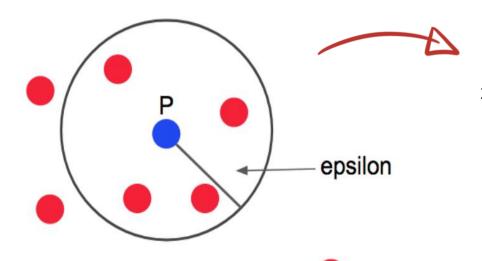
#### **DBSCAN**

Terminology



ε-Neighborhood of a point

점p의  $\epsilon$  -neighborhood q는 p와의 거리가  $\epsilon$  보다 작거나 같은 점들의 집합으로 정의



점p를 중심으로 군집을 이루려면 p의  $\epsilon$  -neighborhood q들이 최소 minPts 이상 있어야 함!

#### Hierarchical Clustering



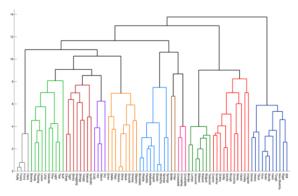
#### 계층적 클러스터링

트리 모형을 이용하여 개별 개체들을 <mark>순차적이고 계층적으로</mark> 유사한 개체 혹은 그룹과 함께 클러스터를 만들어주는 알고리즘





클러스터의 개수를 사전에 정하지 않고도 학습 수행이 가능



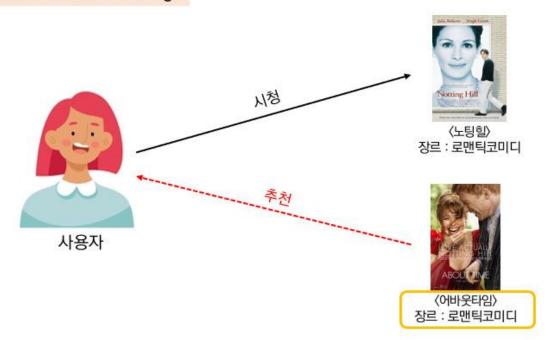
# 2

# 추천 시스템

## 추천 시스템 | 콘텐츠 기반 필터링

콘텐츠 기반 필터링(Content-Based Filtering)

내용 기반 필터링 (Content-based Filtering)



사용자가 과거에 소비했던 콘텐츠 특성을 분석하여

<mark>유사한 특성을 지닌 콘텐츠</mark>를 사용자에게 추천해주는 시스템

## 추천 시스템 | 콘텐츠 기반 필터링

TF-IDF(Term Frequency – Inverse Doc Frequency)



TF-IDF

어느 문서이든지 많이 나오는 단어에 대한 페널티를 부여함과 동시에 그 문서를 대표할 수 있는 주요 단어를 추출해내는 방법

$$TF - IDF = TF \cdot \log \frac{n_D}{1 + n_t}$$

TF: 하나의 문서 내에서 단어 t가 나온 빈도수

 $n_D$ : 전체 문서 수  $n_t$ : 단어 t가 나온 문서 수

# 추천 시스템 | 콘텐츠 기반 필터링

코사인 유사도(Cosine Similarity)



코사인 유사도

두 벡터 A와 B의 코사인 각도를 이용하여 구하는 유사도

 $A_i$ : 벡터 A의 i번째 원소  $B_i$ : 벡터 B의 i번째 원소

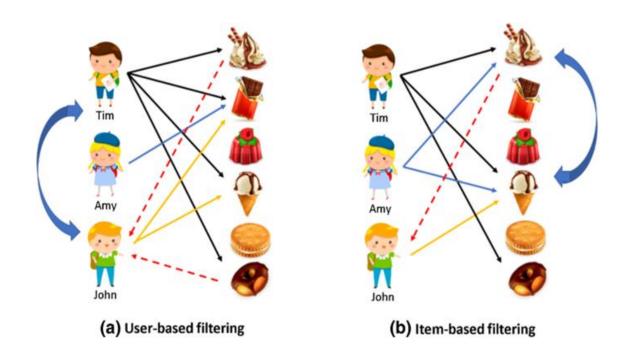
$$cosine \ similarity = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^{n} (A_i \times B_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (B_i)^2}}$$

값이 1에 가까울수록 유사도가 <del>높음</del>!



# 추천 시스템 | 협업 필터링

협업 필터링(Collaborative Filtering)이란?



구입내역, 선호도, 만족도를 기반으로 사용자 혹은 아이템 간의 협업(상호 작용 데이터)를 통하여 비슷한 성향을 가진 사용자 선호하는 아이템,

혹은소비한 아이템과 유사한 아이템을 추천하는 시스템

# 추천 시스템 | 잠재 요인 협업 필터링

예시를 통한 잠재 요인 기반 협업 필터링

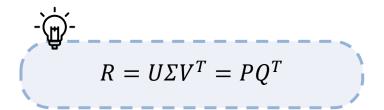
사용자×장르

	액션	코미디	
선민	3	0	
영호	2	2	
현우	1	3	
시언	0	4	



코미디

$Q^{2}$	T 장르×영화					
	어벤져스	포레스트 검프	매트릭스	엑시트	분노의 질주	
액션	2	4	0	4	1	



평점행렬 R을 R =  $PQ^T$ 의 형태로 분할하면 사용자×장르, 장르×영화 2개의 행렬이 생성됨