Association Analysis

연관성 분석

7/16. 이승한

목차

- 1. Association Analysis (연관성 분석)이란?
- 2. 용어 소개
- 3. Apriori Algorithm
- 4. 코드 실습
- 5. 시각화 (Gephi)

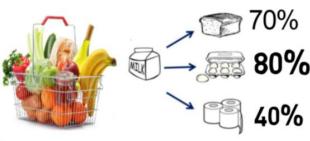
1. Association Analysis 란?

- 흥미로운 "관계" 발견하기! (also called "장바구니 분석")

- MKT에서 활용 (ex) 맥주 & 기저귀)



Market Basket Analysis



Step by step Analytics

2. 용어 소개

(1) Transaction : { 빵, 초콜렛, 수세미 }

(2) Association Rules : { 빵, 초콜렛, 수세미 } -> { 바나나 }

(3) Support (지지도): 특정 사건이 얼마나 자주 발생하는가? support(A) = A가 발생한 비율 support(A,B) = A,B가 둘 다 발생할 확률

(4) Confidence (신뢰도) : 특정 조건 하에, 다른 사건이 얼마나 자주 발생? confidence(A->B) : A를 산 사람이 B도 샀을 확률

(5) Lift (향상도) : 특정 조건 하에, 다른 사건의 발생이 어떻게 변화? lift(A->B) : confidence(A->B) / support(B)

2. 용어 소개

• NN (support) = $P(X \cap Y)$

• 신뢰도(confidence) =
$$P(Y|X) = \frac{P(X \cap Y)}{P(X)} = \frac{support}{P(X)}$$

• 향상도(lift) =
$$\frac{P(Y|X)}{P(Y)} = \frac{P(X \cap Y)}{P(X)P(Y)} = \frac{confidence}{P(Y)}$$

lift 쉽게 생각해!

상품 Y를 구매한 비율에 비해, "X를 구매한 고객이" Y를 구매한 비율이 몇 배?

2. 용어 소개

Transaction #	Purchase
1	딸기,당근,수박
2	딸기,메론,레몬,호박
3	딸기,당근,호박
4	메론,레몬,수박
5	딸기,당근,수박

Example

Support (지지도)

{딸기,당근}: 3/5(=0.6)

{호박}: 2/5(=0.4)

{딸기}: 4/5(=0.8)

{당근}: 3/5(=0.6)

Confidence (신뢰도)

{딸기} -> {당근}: 0.6 / 0.8

{당근} -> {딸기} = 0.6 / 0.6

Lift (향상도)

{딸기} -> {당근}: (0.6/0.8) / 0.6

{당근} -> {딸기}: (0.6/0.6) / 0.8

3. Apriori Algorithm

이 알고리즘이 필요한 이유는? (뭐가 문제길래?)

"Item 수 증가" -> 따져봐야 할 경우의 수 너무 많아!

ex) k개의 item : 2^k의 경우의 수

(이 중 의미 없는 것들도 많이 섞여 있을 것!)

ex. {휘발유, 립스틱, 메로나맛 우유}

좀 덜 중요한 건 빼도 되지 않을까??

해결책: Ignore the Rare Combination!

3. Apriori Algorithm

{A상품,B상품} 조합이 많이 등장한다면, 당연히 A상품 / B상품 각각 많이 팔리는 것!

다르게 말하면, A상품 자체가 많이 등장하지 않는다면, 굳이 {A,B}든 {A,F,G} 조합이든 따져볼 필요가 있을까? NO!

진행 단계

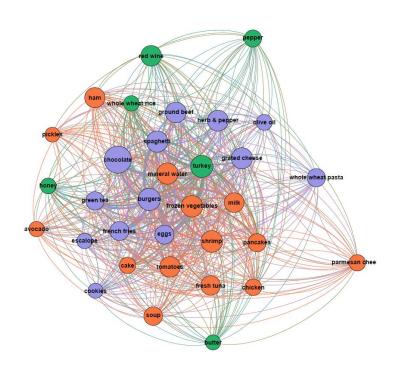
- 1) 모든 품목을 대상으로, minimum threshold 넘는 것만 선별!
- 2) 선택된 품목들만 대상으로 rule 만들기!

4. 코드 실습

파일 열어주세요~

필요 package: 1) mlxtend / 2) apyori

5. 시각화 (Gephi)



중요 개념

- 1) Centrality
- 2) Modularity

네트워크 분석 Visualization

[1. Centrality]

1. Degree Centrality (정도 중심성)

- 가장 간단! **다른 노드와 많이 연결이 되어 있는가**?
- 많이 연결되어 있으면, D.C 값이 큼



Eigenvector Centrality

(고유벡터 중심성)

Degree centrality + "노 드의 중요도" 고려

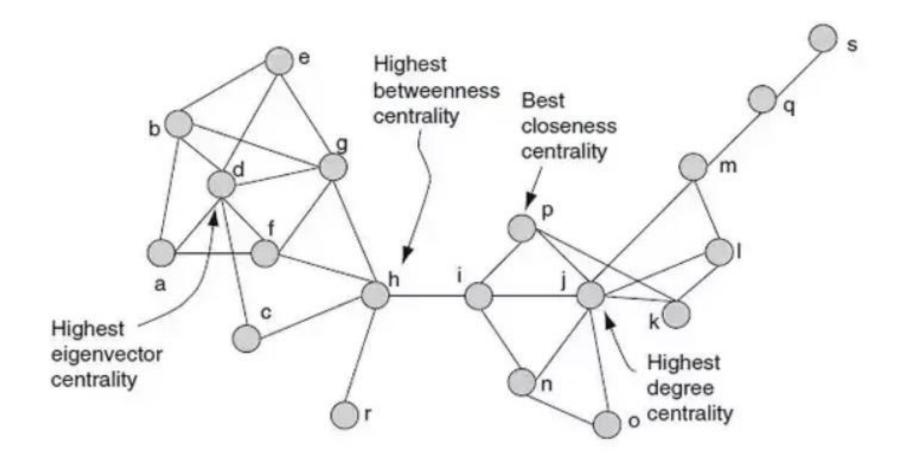
2. Betweenness Centrality (사이 중심성)

- 노드들 간의 최단 경로를 가지고 계산
- 한 노드에서 다른 노드로 가는 <u>'최단 경로'에 A노드가 얼마나 많이</u> 포함되어 있는지
- 최단 경로에 많이 포함되어 있으면, B.C값이 큼

3. Closeness Centrality (근접 중심점)

- 가정 : 중요한 노드일수록 **다른 노드까지 도달하는 경로가 짧을 것**!
- A노드가, 다른 모든 노드(B,C···Z)로까지 가는 거리의 평균 -> 이 값을 역수 취함
- 다른 노드들까지 도달하는 경로가 짧으면, C.C값이 큼

[1. Centrality]



[2. Modularity]

measure the strength of division of a network into modules

https://en.wikipedia.org/wiki/Modularity (networks)

Modularity [edit]

Hence, the difference between the actual number of edges between node v and w and the expected number of edges between them is

$$A_{vw}-rac{k_v k_w}{2m}$$

Summing over all node pairs gives the equation for modularity, Q.^[1]

$$Q=rac{1}{2m}\sum_{vw}\left[A_{vw}-rac{k_vk_w}{2m}
ight]rac{s_vs_w+1}{2}$$
 (3)

It is important to note that **Eq. 3** holds good for partitioning into two communities only. Hierarchical partitioning (i.e. partitioning into two communities, then the two sub-communities further partitioned into two smaller sub communities only to maximize Q is a possible approach to identify multiple communities in a network. Additionally, (3) can be generalized for partitioning a network into c communities. [5]

$$Q = rac{1}{(2m)} \sum_{vw} \left[A_{vw} - rac{k_v k_w}{(2m)}
ight] \delta(c_v, c_w) = \sum_{i=1}^c (e_{ii} - a_i^2)$$

where e_{ij} is the fraction of edges with one end vertices in community j and the other in community j.

$$e_{ij} = \sum_{vv} rac{A_{vw}}{2m} \mathbb{1}_{v \in c_i} \mathbb{1}_{w \in c_j}$$

and a_i is the fraction of ends of edges that are attached to vertices in community i.

$$a_i = rac{k_i}{2m} = \sum_i e_{ij}$$

[2. Modularity]

"그룹 내에서는 Dense Connection" (close between groups)

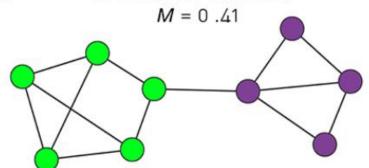
"그룹 간에는 Sparse Connection" (far between groups) -1 ~ 1 사이 값

Calculation: (A) - (B)

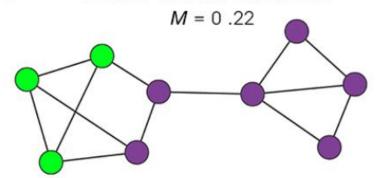
- (A) Connection of edges within modules
- (B) Random distribution of links between all nodes (regardless of modules)

[2. Modularity]

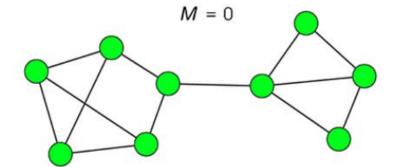
a. OPTIMAL PARTITION



SUBOPTIMAL PARTITION



c. SINGLE COMMUNITY



d. NEGATIVE MODULARITY

