Graph Mining

Graph에서 Frequent Subgraph를 찾는 법

201824633

2021년 12월 3일

1 Graph Mining

Data Mining은 데이터로부터 새로운 지식을 발견해내는 과정으로, 수많은 데이터의 산에서 가치있는 정보를 찾는다. 그 후 우연이 아닌 인과관계로부터 패턴을 찾아내서 추출한다. Data Mining 에는 Text Mining, Association Rule Mining, Graph Mining 등의 다양한 분야가 존재한다. 그 중 Graph Mining은 활용도가 매우 높다.

Graph Mining이란, 한 그래프에서 자주 사용되는 Subgraph들을 찾아내는 것이다. 이 때 그래프는 어느 분야에서는 다양한 형태로 존재한다. 그에 대한 예시는 그림 1과 같다.

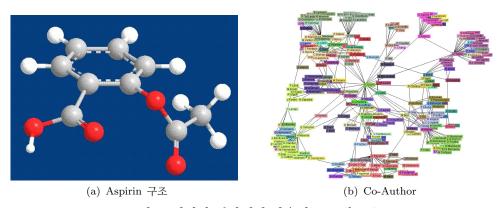


그림 1: 다양한 분야에서 사용되는 그래프들

위의 그림 1a은 신약 개발을 위한 기존 약의 단백질 구조, 그림 1b는 사람들간의 관계를 표시한 그래프이다.

2 Frequent Subgraph Approaches

1절에서 Graph Mining이란 그래프에서 자주 사용되는 Subgraph들을 찾아내는 것이라고 했다. Subgraph를 찾아내는 방법에 대해 알아보자.

2.1 Apriori-based approach

Apriori-like Algorithm은 vertex 또는 edge를 하나씩 늘려가며 조건에 맞는 subgraph를 다음 단계로 진행시키는 방식이다. 상세 방법은 다음과 같다.

- 1. 1-subgraph를 찾는다.
- 2. Candidate Generation : (k-1)-subgraph를 결합해서 k-subgraph를 만든다. 이 k-subgraph를 candidate라고 칭한다.
- 3. Candidate Pruning : 2단계에서 만들어진 candidate에 infrequent (k-1)-subgraph가 포함되어 있다면 해당 candidate를 제외한다.
- 4. Support Counting 전체 그래프에 대해 이 subgraph가 몇개나 포함되는지 count한다.
- 5. Eliminate Candidate k-subgraphs : 만약 support가 threshold를 만족하지 않는 경우 해당 candidate는 Frequent Subgraph가 아니다.
- 6. k-subgraph(candidate)가 1개 또는 하나도 남지 않을때 까지 2단계부터 5단계 까지의 단계를 반복하다.

위의 순서를 따르는 Apriori-based Algorithm의 예시를 살펴보자.

Apriori-based Algorithm의 적용 예시

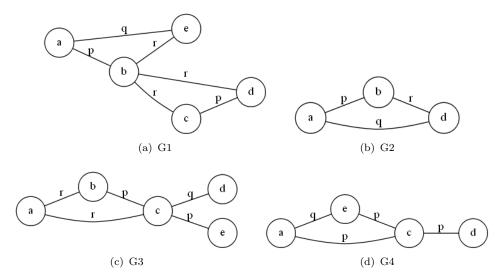


그림 2: Graph Dataset For Apriori-based Algorithm

그림 2는 Apriori-based Algorithm을 설명하기 위한 예시 그래프이다. 본격적으로 설명하기 전에 Minimum Support Count가 2임을 알린다.



그림 3: k = 1 Frequent Subgraphs

그림 3은 k가 1일때 k-subgraph들을 나타낸다. 그림 2의 그래프 G1, G2, G3, G4를 counting 하면 a는 4번, b는 3번, c는 3번, d는4번, e는 3번이다. 그러므로 a,b,c,d,e 모두 조건을 만족하므로 Frequent Subgraph이다.

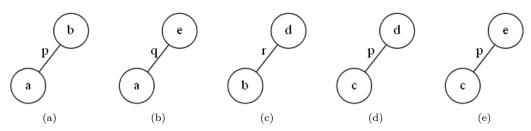


그림 4: k = 2 Frequent Subgraphs

그림 4는 k가 2일때 k-subgraph들을 나타낸다. 그림 2의 그래프 G1, G2, G3, G4를 counting한 결과이다. 예를 들어 vertex a와 b로 이루어진 그래프 counting해 보자.

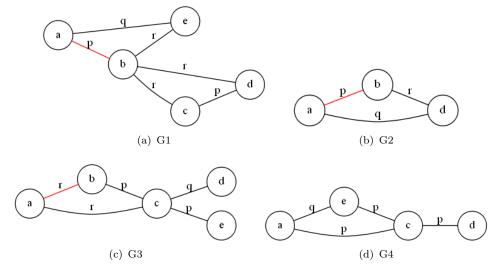


그림 5: 전체 dataset 중 vertex a와 b로 이루어진 edge 표시

1. G1 (그림 5a) : vertex a와 b사이의 weight가 p

2. G2 (그림 5b) : vertex a와 b사이의 weight가 p

3. GE (그림 5c) : vertex a와 b사이의 weight가 r

weight가 p인 것은 2개, r인 것은 1개로 p만 threshold를 만족한다. 이에 따라 vertex a와 b 사이의 weight가 p인 것(그림 4a)만이 Frequent Subgraph이다.

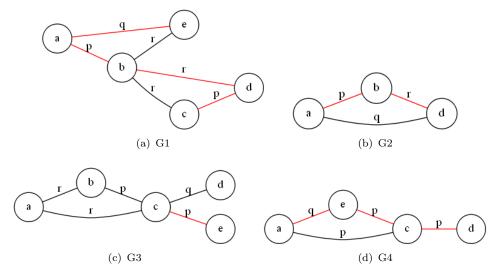


그림 6: G1, G2, G3, G4에 k가 2인 Frequent Graph(그림 4 참조)를 표시함

그림 6를 참고해 k가 3인 Frequent Subgraph를 추출하면 그림 7과 같다.

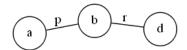


그림 7: k = 3 Frequent Subgraphs

k=3일 때, Frequent Subgraph가 1개이므로 반복을 중단한다.

2.2 Pattern Growth approach

k개의 vertex 또는 edge를 가지는 subgraph 2개를 합쳐서 k+1개의 item들을 가지는 candidate 를 만든다. 이 candidate는 threshold를 만족할 때 Frequent Subgraph가 된다.

Vertex Growing

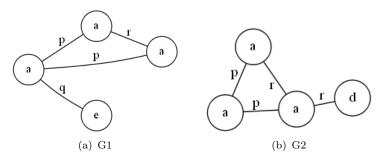


그림 8: 임의의 Graph G에 대한 subgraph

위의 그림 8는 임의의 그래프 G의 Subgraph이다. 이 때 이 Subgraph들은 threshold를 만족한다. 그림 8a와 그림 8b을 합쳐서 만든 새로운 candidate는 아래의 그림 9와 같다.

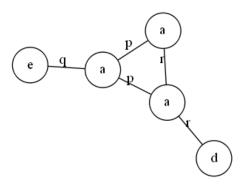


그림 9: G3 = join(G1,G2)

그림 9는 그림 8a에 vertex d, 그림 8b에 vertex e를 추가한 것과 같다. 이 candidate가 threshold 를 만족하면 Frequent Subgraph가 된다.

그림 8a, 그림 8b, 그림 9을 행렬으로 나타내보자.

$$M_{G1} = \begin{pmatrix} 0 & p & p & q \\ p & 0 & r & 0 \\ p & r & 0 & 0 \\ q & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$
 (1)

$$M_{G2} = \begin{pmatrix} 0 & p & p & q \\ p & 0 & r & 0 \\ p & r & 0 & 0 \\ q & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$
 (2)

식 (1)은 그림 8a, 식 (2)은 그림 8b에 각각 대응한다. 그림 8a와 그림 8b를 병합한 그림 9에 대응하는 행렬은 아래와 같다.

$$M_{G3} = \begin{pmatrix} 0 & p & p & 0 & q \\ p & 0 & r & 0 & 0 \\ p & r & 0 & r & 0 \\ 0 & 0 & r & 0 & 0 \\ q & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Edge Growing

Edge Growing 또한 Vertex Growing과 유사하다. Vertex를 늘려가는 것이 아닌, Edge를 늘려가는 것 외에는 차이점이 없다.

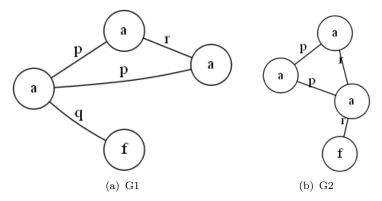


그림 10: 임의의 Graph G에 대한 subgraph

위의 그림 10은 임의의 그래프 G에 대한 subgraph G1, G2이다. 이 때 이 Subgraph들은 threshold를 만족한다. 이 두개의 subgraph를 병합해 만든 candidate는 그림 11과 같다. 이 candidate가 threshold를 만족하면 Frequent Subgraph가 된다.

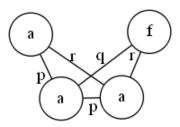


그림 11: G3 = join(G1,G2)

3 Result

Frequent Subgraph를 찾는 2가지 방법을 살펴보았다. 두 방법 모두 좋은 방법이지만 단점도 존재한다. Apriori-based와 같은 경우 n개의 edge가 존재한다고 가정했을때, 2^n 개의 Subgraph가 발생한다. 이러한 단점을 극복한 방법을 적절히 사용한다면, 효율적으로 Frequent Subgraph를 찾을 수있을것이다.