# Structural Recommendations in Networks

10.4,5

이마태

#### 목차

- 1. Link Prediction
  - 1-1) 개요
  - 1-2) Likelihood Measures
  - 1-3) 추천 시스템에서의 활용
- 2. Social Influence Analysis와 바이럴 마케팅

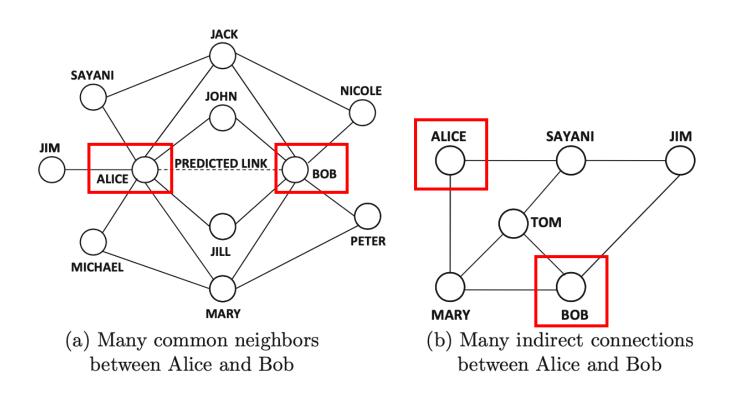
#### 1. Link Prediction: 개요

• 페이스북과 같은 SNS에서는 친구를 추천해 줌으로써 네트워크를 확장시킴

- '잠재적 친구' 추천 → Potential Link
  - 아직 맺어지지 않은 관계의 Future Link 예측

• 노드 간의 관계를 측정하여, Likelihood가 높은 친구 추천

• 노드 간에 공통적인 이웃의 개수를 측정



(a): Alice와 Bob은 4명의 공통 이웃을 가짐

(b): Alice와 Bob 사이에 공통 이웃은 Mary 뿐

- 1) Common Neighbor Measure
  - 각 노드의 이웃 집합의 교집합의 크기, 즉 공통 이웃 개수

$$CommonNeighbors(i, j) = |S_i \cap S_j|$$

 $S_i$ : node i neighbor set  $S_i$ : node j neighbor set

- 약점: 절대적인 개수 이용 → 전체 네트워크에서 해당 숫자의 상대적인 중요도를 반영하지 못함
  - Alice와 Bob의 node degree(이웃 개수)가 작지만, 이웃이 아주 많을 경우 4개의 공통 이웃은 **우연**일 수 있음

- 2) Jaccard Measure
  - 이웃 집합의 상대적인 크기. 교집합/합집합

$$JaccardPredict(i,j) = \frac{|S_i \cap S_j|}{|S_i \cup S_j|}$$

 $S_i$ : node i neighbor set  $S_i$ : node j neighbor set

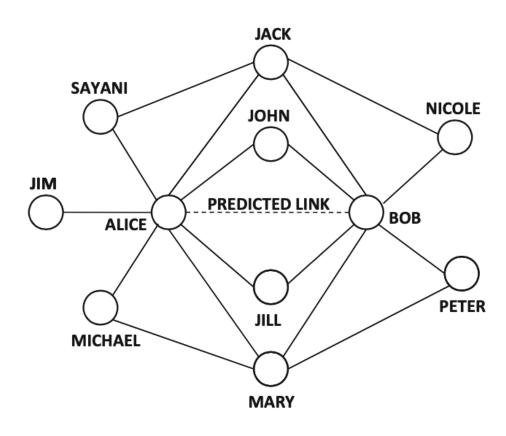
- Alice와 Bob의 이웃 개수가 많아지면, JaccardPredict 는 작아지게 됨
- 장점: node degree에 따라 상대적인 크기가 조절됨
- 약점: intermediate neighbor를 반영하지 못함
  - Alice와 Bob의 이웃은 node degree가 아주 큰 인기 있는 사람일 수 있음
  - Ex) 유명 연예인은 많은 사람들이 팔로우하고 있을 것

- 3) Adamic-Adar Measure
  - 각 이웃들의 weight 계산

$$AdamicAdar(i,j) = \sum_{k \in S_i \cap S_j} \frac{1}{log(|S_k|)}$$

 $|S_k|$ : node kriangle node degree

- 이웃의 weight: log(node degree)의 역수
  - 덜 유명한(연예인 아닌 진짜 친구) 이웃일수록 중요도가 커짐

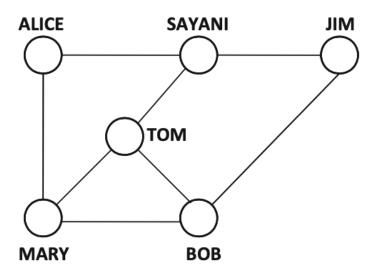


- CommonNeighbors(Alice, Bob) = 4
- JaccardPredict(Alice, Bob) = 4/9
- AdamicAdar(Alice, Bob)

$$= \frac{1}{\log(4)} + \frac{1}{\log(2)} + \frac{1}{\log(2)} + \frac{1}{\log(4)} = \frac{3}{\log(2)}$$

#### 1. Link Prediction: Katz Measures

• 이웃 기반 방법은 robust 하지만, 노드 간에 공통된 이웃이 적을 경우에는 효과적이지 않음



- (b) Many indirect connections between Alice and Bob
- Alice-Bob, Alice-Jim 사이에는 단 하나의 공통 이웃 존재
- 두 관계의 prediction strength를 구별하기 어려움

#### 1. Link Prediction: Katz Measures

- Katz Measure
  - Walk-based measure
  - 관계의 길이를 이용

$$Katz(i,j) = \sum_{t=1}^{\infty} \beta^t \cdot n_{ij}^{(t)}$$

 $n_{ij}^{(t)}$ : 길이가 t인 walk 개수

 $\beta^{t}$ : 길이가 긴 walk의 중요도를 낮추는 discount factor (< 1)

• *Katz(i,j)*가 수렴하기 위해서는 β값이 작아야 함

#### 1. Link Prediction: Katz Measures

• Katz Measure:  $n \times n$  행렬로 확장

$$K = \sum_{i=1}^{\infty} (\beta A)^{i} = (I - \beta A)^{-1} - I$$

K: Katz coefficient matrix

A: adjacency matrix of an undirected network

•  $\beta$ 는 A에서 가장 큰 eigenvalue의 역수보다 작아야 함

#### adjacency matrix

• Link 있으면 1, 없으면 0

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

→ 멀리 떨어진 이웃들의 관계를 고려하여 이웃 간의 Likelihood를 측정할 수 있음

#### 1. Link Prediction: 분류 문제에 활용

- 각 Link(Label)의 존재 유무에 따른 Binary Classification 문제로 볼 수 있음
- 각 행(=각 node)에서의 Features
  - 다양한 Likelihood Measures (이웃 기반, Katz 등)
  - Node-degree
- Feature를 이용하여 관계 예측
  - Positive pair(link 있는 관계)는 모두 사용
  - Negative pair(link 없는 pair)가 많기 때문에 sample 사용

#### 1. Link Prediction: 분류 문제에 활용

#### 1) Training Phase

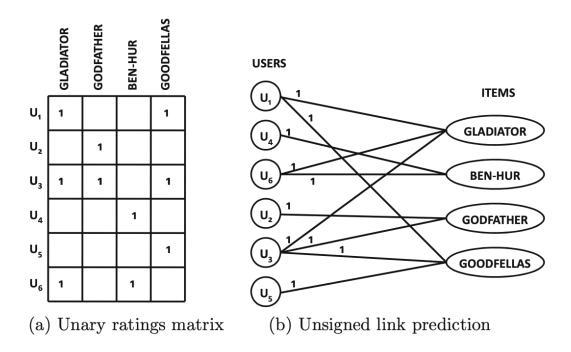
- Link 있는 pair당 하나의 record
- Link 없는 pair들 중 sample record
- Feature: Likelihood Measures + Node Degree
- Label: Link 여부

#### 2) Testing Phase

- Test node pair를 Multidimensional Record로 변환
- 로지스틱 회귀와 같은 분류 모델 사용

#### 1. Link Prediction과 Collaborative Filtering

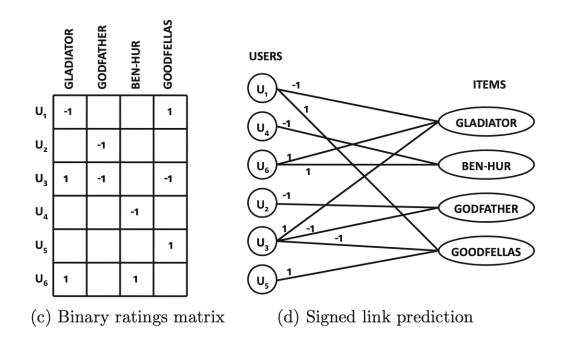
- Link Prediction은 CF에서 unary rating/implicit feedback 문제와 유사
  - Unary rating: *좋아요* 만 있는 시스템



- 노드 간의 Likelihood 예측값 = 유저가 item을 얼마나 좋아할지 예측값
- 유저 기준으로 보면, 추천해 줄 top-k 아이템 정할 수 있음
- 아이템 기준으로 보면, 특정 아이템을 홍보할 top-k 유저 집단을 정할 수 있음

#### 1. Link Prediction과 Collaborative Filtering

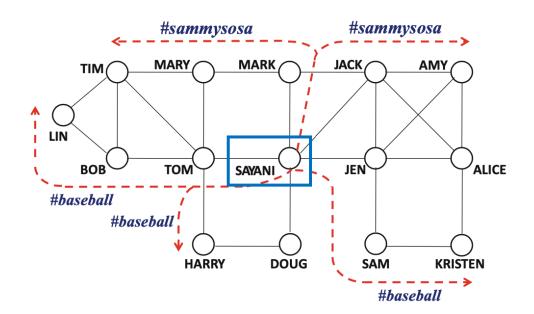
- Binary rating은 Link의 특성이 있는 Signed Network
  - Biary rating: *좋아요/싫어요* 있는 시스템



- 노드 간의 Likelihood 예측값 = 유저가 item을 얼마나 좋아할지/얼마나 싫어할지 예측값
- Link의 특성(+1/-1)이 있기 때문에, 앞서 설명한 내용과는 조금 다름

### 2. Social Network Analysis와 바이럴 마케팅

- SNS에서 각 사람들의 영향력이 다름
  - 배우가 트윗 > 팔로워들에게 노출 > 팔로워들의 리트윗
  - 이런 과정을 통해 정보가 퍼지게 됨
- Propagation process



→ Sayani: 야구 관련된 글에서 영향력이 큼

## 감사합니다