공학석사 학위논문

소셜 네트워크에서 사용자 관계 강도의 정의와 응용

Definition and Application of User Relationship Strength in Social Networks

2013 년 2 월

서울대학교 대학원

전기·컴퓨터 공학부

박 지 범

요 약

온라인 소셜 네트워크는 이진 구조의 그 특성 상 실세계의 소셜 네트워크를 정확하게 반영하지 못하기 때문에, 최근의 온라인 소셜 네트워크 연구에서는 사용자 프로필이나 상호작용 등의 정보를 바탕으로 사용자 간의 관계 강도를 측정하여 실세계의 소셜 네트워크를 표현하는 방법이 주를 이룬다. 하지만, 이러한 기존의 방법들은 현재 시점의 관계 강도만 고려하기 때문에 올바르지 않은 강한 친구 관계 그래프를 만들어 내는 경우가 생긴다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 유도 상호작용 그래프의 개념과 사용자 간의 관계 강도의 변화 추정 기법을 제안한다. 또한, 제안하는 기법으로 생성한 강한 친구 관계 그래프가 기존의 단순한 상호작용 그래프만을 사용하는 방법에 비해 더 효과적임을 보인다.

주요어: 소셜 네트워크, 데이터마이닝, 관계 강도

학 번: 2011-20846

목 차

그림 목차

I. 서 론

최근 스마트폰과 같은 모바일 기기가 널리 보급되면서 사용자들은 언제 어디서나 웹 서비스를 자유롭게 이용할 수 있게 되었고, 이러한 변화는 시간적 혹은 지리적 제약에 관계 없이 다른 사용자와 자유롭게 의사소통을 하거나 빠른 정보 공유가 가능한 시대를 만들어 주었다[1]. 이러한 시대 변화와 더불어, 사용자 간에 관계를 맺고 대화를 나누거나 비슷한 관심사를 가진 사람들끼리 모여 정보를 공유할 수 있게 하는 웹 서비스의 필요성이 부각됨에 따라, 자유로운 의사소통과 정보 공유, 인맥 확대 등을 통해 사회적 관계를 생성하고 강화시켜주는 다양한 소셜 네트워크 서비스(SNS; Social Network Services)가 등장하였다. Facebook[4]이나 Twitter[5]와 같은 대표적인 소셜 네트워크 서비스의 실제 사용자 수가 9 억 명을 넘어서면서[2], 소셜 네트워크 서비스는 상당히 많은 사용자 정보와 친구 관계, 의사소통 및 상호작용 내역 등을 보유하게 되었다. 이것으로부터 얻어낼 수 있는 다양한 정보들은 기술 개발이나 마케팅 등을 위한 비즈니스 활용가치가 매우 높다고 알려져 있다[3, 7].

소셜 네트워크 서비스에서는 사용자 간의 사회적 연결(social connection)을 관계(relationship)라는 개념으로 표현한다[8]. 실제로 서로 친분이 있거나, 비슷한 관심사를 가진 경우에 두 사용자는 소셜 네트워크 서비스 안에서 관계를 형성하게 되는데, 이러한 관계는 소셜 네트워크 서비스마다 "친구(friend)"나 "팔로우(follow)" 등 각기 다른 명칭으로 표현된다.

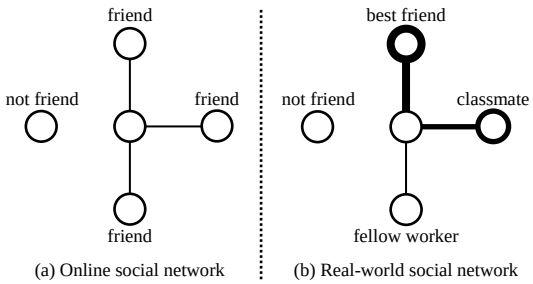


그림 1 온라인과 실세계의 소셜 네트워크

대부분의 온라인 소셜 네트워크 서비스에서, 두 사용자 간의 관계는 그림 1 의 (a)와 같이 "친구" 혹은 "친구 아님"과 같은 이진(binary) 구조로, 오직 두 가지 종류의 상태를 가질 수 있다. 하지만, 실세계의 소셜 네트워크에서는 그림 1 의 (b)와 같이 두 사람 사이에 관계의 강도(relationship strength)가 존재한다[9]. 예를 들면, 두 사람 사이가 절친한 친구인 강한 연결(strong ties)로 이루어져 있을 때도 있고, 단순히 서로 아는 사이인 약한 연결(weak ties)일 경우도 있는데[11], 이는 대부분의 온라인 소셜 네트워크 서비스에서 제공하는 단순한 이진 구조 네트워크와는 큰 차이가 있다.

소셜 네트워크 서비스 안에서, 서로 관계가 형성된 사용자 사이에서는 메시지 전송이나 답장(reply), 댓글(comment) 달기 등의 능동적인 사회적 상호작용(active social interaction)[13]이 발생하게 되는데, [12]에서는 이것을 사용자 상호작용(user interaction)이라고 정의하고 이것이 최근 일정 기간 p 동안 발생한 빈도를 바탕으로 관계 강도로 측정하는 방법을 제안하였다. 그러나 이 방법은 p의 정확한 값을 결정하기가 쉽지 않을 뿐만 아니라, 그 값에 따라서 결과가 크게 달라질 수 있기 때문에 실제로 활용하기는 힘들다는 단점이 있다. 또한, 최근에 사용자 상호작용이 많이 발생했다는 근거만으로 그 두 사용자의 관계 강도가 높다고 추정하는 것은 문제가 있다. 가령, 별로 친한 사이가 아닌

두 사용자가 우연히 최근에 연락을 해야 할 일이 생겨서 갑작스럽게 사용자 상호작용이 많이 발생한 경우, 이 방법으로는 올바른 관계 강도를 측정할 수가 없다. 무엇보다도 단순히 사용자 간의 관계 강도를 측정하는 기존의 연구[10-12]에서 제안한 방법들은, 그 사용자 간의 관계 강도가 앞으로 어떻게 변화할 것인지에 대한 근거를 전혀 제시해 주지 못하기 때문에 친구 관계의 추세(trend) 분석이나 친구 관계의 변화 예측과 같은 작업을 할 수 없다.

이러한 문제를 해결하기 위해서는 현 시점의 사용자 간 관계 강도뿐만 아니라, 특정 시점의 과거에서 현 시점에 이르기까지의 관계 강도의 변화(variation)를 함께 추정해야 할 필요가 있다. 본 논문에서는 온라인 소셜 네트워크로부터 수집할 수 있는 정보를 바탕으로 사용자 간의 관계 강도와 그것의 변화를 추정하는 방법을 제안하고, 그 변화 값을 가중치로 갖는 유도 상호작용 그래프를 소개한다. 또한, Facebook 의 데이터를 수집하여 방법을 적용하고 실험을 수행한다. 그리고 나서 기존 연구와의 비교를 통해 우리가 제안한 방법의 우수성을 보인다.

본 논문의 2 장에서는 온라인 소셜 네트워크에서 사용자 간의 관계 강도를 측정하는 방법에 대한 기존의 관련 연구를 소개한다. 3 장에서는 제안하는 관계 강도 변화 추정 기법을 구체적으로 소개하며, 4 장에서는 제안된 기법이 어떻게 응용될 수 있는지 설명한다. 그리고 5 장에서 실험을 통해 제안된 기법이 얼마나 효과적인지를 설명한 뒤, 마지막으로 6 장에서 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

소셜 네트워크 서비스에서 수집할 수 있는 정보를 가지고, 사용자 간의 관계 강도를 측정하는 방법에 대한 다양한 연구가 진행되었다. [10]에서는 Facebook 에서 수집할 수 있는 사용자 상호작용 데이터의 종류를 담벼락(wall)과 사진, 그룹(groups)으로 구분하여 이를 토대로 로지스틱 회귀분석(logistic regression)과 의사결정트리(decision trees), 단순 베이지안 분류자(naive Bayesian classifiers)를 이용한 관계 강도를 측정하는 방법을 제안하였다. 그리고 세 가지 각각의 방법에 대한 순위 결과를 대상으로 AUC(area under the ROC curve)를 통해 성능을 분석하였다. AUC 는 ROC(Receiver Operating Characteristic)[14] 곡선의 아래 면적으로, 보통 순위 결과를 만들어 내는 학습 모형의 성능을 평가하기 위한 척도로 사용된다[15].

[11]에서는 서로 비슷한 사람들끼리 주로 친구가 형성되고 정보 공유 및 의사소통이 일어난다는 [16]의 연구를 바탕으로, 주로 사용자 프로필이나 관심사가 서로 유사할수록 관계 강도가 높고, 관계 강도가 높은 두 사용자 사이에 사용자 상호작용이 발생한다는 점에 착안하여, 사용자 프로필과 상호작용의 정보를 기준으로 관계 강도를 측정할 수 있는 잠재적 변수 모형(Latent Variable Model)을 제안하였다. 그리고 이를 LinkedIn[6]과 Facebook 의 데이터를 가지고 학습시킨 후, AUC 를 통해 성능을 평가하였다.

[12]의 연구에서는 Facebook 에서 발생하는 메시지 전송이나 답장, 댓글 달기 등의 모든 능동적인 행위를 사용자 상호작용이라고 정의하고, 이 상호작용 데이터가 최근 일정 기간 동안 발생한 빈도에 따라 관계 강

도로 측정하여, 이를 기반으로 만들 수 있는 상호작용 그래프(interaction graph)를 제안하였다.

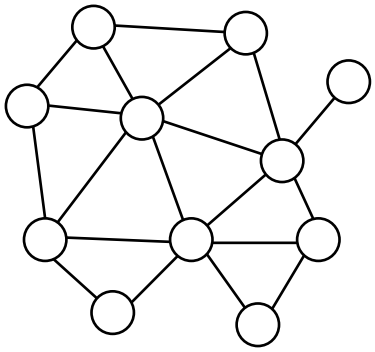


그림 2 친구 관계 그래프의 예

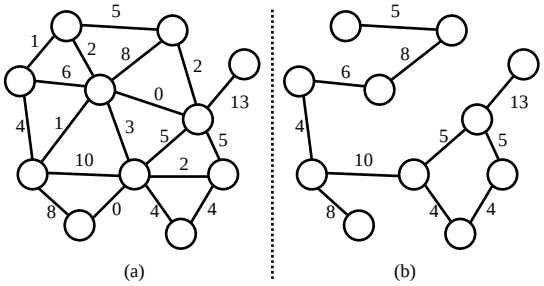


그림 3 상호작용 그래프와 강한 친구 관계 그래프

그림 2 와 같은 소셜 네트워크 서비스에서 쉽게 수집할 수 있는 친구 관계 그래프(friendship graph)에 간선(edge)의 가중치(weight)를 관계 강도로 나타내면 상호작용 그래프가 된다(그림 3 의 (a)). 여기에서 가중치가 T보다 큰 간선을 강한 연결이라고 하고, T보다 크지 않은 가중치를 갖는 간선을 모두 제거하면 그림 3 의 (b)처럼 강한 연결만으로 이루어진 강한 친구 관계 그래프(strong friendship graph)를 만들 수 있다. [12]에서는 강한 친구 관계 그래프가 스팸 필터링(spam filtering) 기법이나 Sybil attack 방지 기법에 대해서 실제로 활용될 수 있는 방안을 제

시하고 그 효과를 분석하였다. 또한, 이 강한 친구 관계 그래프가 소셜 네트워크 서비스의 친구 관계 그래프에 비해 작은 세상 효과(small-world effect)[17]가 얼마나 더 나타나는지 실험하여 비교하였다. 작은 세상 효과는 크고 복잡한 네트워크를 이루는 개별적인 요소가 단지 몇 단계만 거치면 모두 서로 연결되는 현상을 일컫는 말로, 이러한 특징을 갖는 네트워크는 그 안에서의 정보 확산 속도가 상당히 빠르며, 실세계의 소셜 네트워크가 이러한 현상을 나타낸다는 것이 증명되었다[17]. 어떤 네트워크에서 작은 세상 효과가 어느 정도 나타나는지는 특성 경로 길이(characteristic path length)와 군집 계수(clustering coefficient)를 측정하여 알아볼 수 있다[18]. 본 논문에서도 제안한 방법이 기존 연구에 비해 얼마나 더 실세계의 소셜 네트워크에 근접하였는지 이 두 가지 값을 측정하여 실험하고 분석하였다.

III. 유도 상호작용 그래프 (Derived Interaction Graph)

이 장에서는 본 논문에서 제안하는 유도 상호작용 그래프를 소개하고, 유도 상호작용 그래프의 가중치를 나타내는 관계 강도 변화 값을 추정하는 기법에 대해 설명한다.

[12]의 연구에서는 상호작용 그래프를 정의하고 이것으로부터 강한 연결만으로 이루어진 강한 친구 관계 그래프를 만들 수 있다는 것을 소개하였다. 하지만, 본 논문의 1 장에서 언급한 바와 같이, 상호작용 그래프만을 가지고 실세계의 소셜 네트워크에 근접한 강한 친구 관계 그래프를 만들기에는 몇 가지 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 유도 상호작용 그래프를 제안한다.

3.1. 정 의

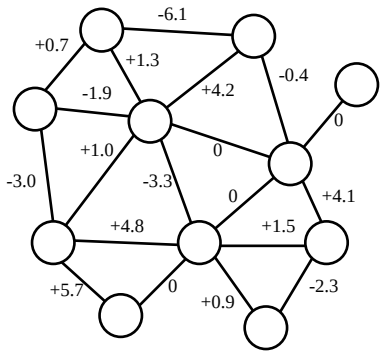


그림 4 유도 상호작용 그래프

유도 상호작용 그래프는 그림 2 와 같은 친구 관계 그래프에 그림 4 처럼 간선의 가중치를 관계 강도의 변화 값으로 나타낸 그래프이다. 그림 3 의 (a)에서 볼 수 있는 [12]의 상호작용 그래프와 유사하지만, 간선의 가중치가 관계 강도의 변화 값이라는 차이점이 있다.

유도 상호작용 그래프는 순서쌍 $J_{t,p} = (U, E_{t,p})$ 로 정의한다. U는 그래프의 정점(vertex)을 이루는 사용자의 전체 집합을 의미하며, $E_{t,p}$는 그래프의 정점 u와 v를 연결하는 간선과 그것의 가중치를 나타내는 순서쌍 $\big((u,v), \psi_{u,v,p}(t)\big)$의 전체 집합을 뜻한다. 정점 u와 v를 연결하는 간선의 가중치는 함수 $\psi_{u,v,p}(t)$로 표현되며, 이는 $W_{u,v,p}(t)$의 미분함수로 다음과 같이 정의한다.

$$\psi_{u,v,p}(t) = \frac{d}{dt} W_{u,v,p}(t) \qquad (1)$$

함수 $W_{u,v,p}(t)$는 특정 시점 t에서 윈도우 크기(window size) p로 측정한 사용자 u와 v 사이의 관계 강도를 나타낸다. 이 관계 강도를 측정하는 방법은 여러 가지가 있으며[10-12], 본 논문에서는 [12]에서 한 것과 같이 사용자 u와 v 사이에 상호작용이 발생한 빈도로 정의한다.

유도 상호작용 그래프는 방향성을 갖는 그래프(directed graph)로 표현할 수도 있으나, 본 논문에서는 방향성이 없는 그래프(undirected graph)라고 가정한다. 따라서, 다음의 식은 항상 성립한다.

$$\psi_{u,v,p}(t) = \psi_{v,u,p}(t)$$

상호작용 그래프에서는 두 사용자 사이의 관계 강도를 알 수 있는 반면에, 유도 상호작용 그래프에서는 두 사용자 사이의 관계 강도의 변화 추세를 알 수 있다. 두 사용자 사이의 관계 강도가 증가하는 추세일 경우 가중치는 양의 값을 갖게 되며, 감소하는 추세일 경우에는 음의 값을 나타낸다. 값이 0 일 경우 변화가 없다는 것을 의미한다.

3.2. 강한 친구 관계 그래프 (Strong Friendship Graph)

강한 친구 관계 그래프를 만들 때, 유도 상호작용 그래프를 사용하면 강한 연결의 기준을 좀 더 구체화할 수 있다. 기존의 방법은 어떤 간선이 강한 연결인지 판별하기 위해 상호작용 그래프의 가중치만을 고려하였으나, 이와 더불어 유도 상호작용 그래프의 가중치도 함께 고려하게 되면, 그림 5 에서 볼 수 있듯이 (i) 간선의 관계 강도가 T보다 큰 경우, (ii) 간선의 관계 강도의 변화 추세가 V 보다 큰 경우, (iii) 간선의 관계 강도가 T보다 크거나 관계 강도의 변화 추세가 V보다 큰 경우, (iv) 간선의 관계 강도가 T 보다 크고 관계 강도의 변화 추세가 V보다 큰 경우, 이렇게 총 네 가지 경우에 대한 강한 연결의 기준이 생긴다.

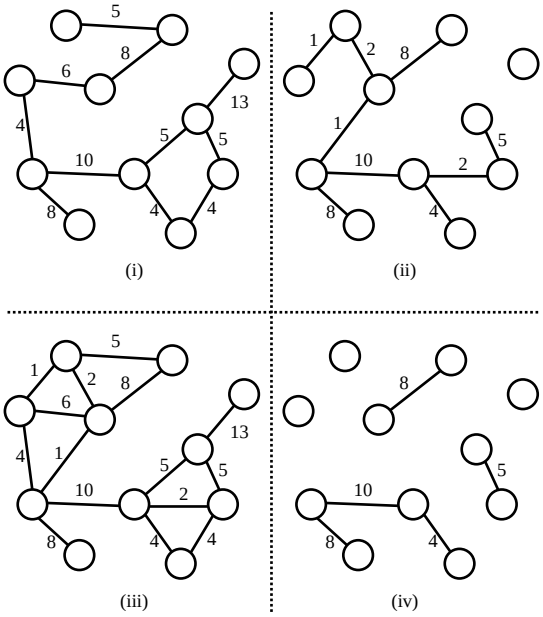


그림 5 강한 친구 관계 그래프 (T=3, V=0)

따라서, 그림 2 와 같은 친구 관계 그래프에서 T와 V가 주어졌을 때, 그림 3 의 (a)와 같은 상호작용 그래프와 그림 4 와 같은 유도 상호작용 그래프를 통해 그림 5 와 같은 네 가지 경우의 서로 다른 강한 친구 관계 그래프를 만들 수 있으며, 각 경우의 그래프는 다음의 조건을 각각 만족한다.

$$\text{(i)}: \forall u \forall v \left(W_{u,v,p}(t) > T \right)$$

$$\text{(ii)}: \forall u \forall v \left(\psi_{u,v,p}(t) > V \right)$$

$$\text{(iii)}: \forall u \forall v \left(W_{u,v,p}(t) > T \vee \psi_{u,v,p}(t) > V \right)$$

$$\text{(iv)}: \forall u \forall v \left(W_{u,v,p}(t) > T \wedge \psi_{u,v,p}(t) > V \right)$$

이렇게 만들어진 강한 친구 관계 그래프 가운데, (i)의 경우는 [12]의 연구에서 소개한 것과 같다. 우리는 (i)을 제외한 나머지 세 경우에 대해 기존의 방법과 어떤 차이가 있는지 분석하였으며, 그 결과는 5 장에서 설명한다.

3.3. 관계 강도 변화 추정 기법

강한 친구 관계 그래프를 만드는 데 사용되는 유도 상호작용 그래프 $J_{t,p}$를 구하기 위해서는 그래프를 이루는 모든 사용자 (u, v)에 대해 관계 강도의 변화 값을 의미하는 함수 $\psi_{u,v,p}(t)$를 계산해야 한다. 이를 위해 식 (1)을 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d}{dt} W_{u,v,p}(t) = \lim_{\Delta t \to 0} \frac{W_{u,v,p}(t) - W_{u,v,p}(t - \Delta t)}{\Delta t}$$

하지만 온라인 소셜 네트워크 서비스로부터 수집할 수 있는 정보만으로는 실제로 함수 $W_{u,v,p}(t)$가 정확히 어떤 함수인지를 알 수가 없고, 대신 그것의 표본 데이터만 알 수 있다. 표본 데이터는 이산형 분포

(discrete distribution)를 따르고 그 개수가 한정되어 있기 때문에 위의 수식에서 극한값을 계산하는 것은 불가능하다. 이 문제를 해결하기 위한 대안으로, 회귀분석[19]과 같은 방법을 사용할 수 있다. 회귀분석은 한 개 또는 그 이상의 독립변수(independent variables)와 종속변수(dependent variable) 사이의 인과관계를 규명하고자 하는 분석 방법으로, 시간에 따라 변화하는 데이터를 예측하거나 표본 데이터를 가지고 변화 추세를 추정하고자 할 때 적합하다. 단, 회귀분석을 사용하기 위해서는 사용자 u와 v 사이에 상호작용이 발생한 빈도를 나타내는 함수 $W_{u,v,p}(t)$가 선형(linear)의 추세를 보인다고 가정해야 할 필요가 있다. 만약 함수 $W_{u,v,p}(t)$가 실제로 선형 함수일 경우에는 이 방법으로 거의 정확한 함수 $\psi_{u,v,p}(t)$를 계산해낼 수 있지만, 그렇지 않을 경우에는 표본 데이터의 전역적인 상향 혹은 하향 추세만을 예측할 수 있다.

우선, 함수 $W_{u,v,p}(t)$가 기울기 ψ인 선형의 추세를 보인다고 가정하면, 다음과 같은 일차 식으로 나타낼 수 있다.

$$W_{u,v,p}(t) = \psi t + k + \hat{\varepsilon}(t)$$

위의 식에서, $\hat{\varepsilon}(t)$은 실제 표본 데이터와의 오차를 의미한다. 이 오차를 최소화하는 ψ와 k를 구하기 위해, 최소제곱추정법(least squares estimation)[20]을 사용한다. 함수 $W_{u,v,p}(t)$의 표본 데이터가 주어졌을 때, 그 표본 데이터 함수의 정의역(domain) 집합을 X라고 정의하면, 오차의 제곱의 총 합계를 다음과 같이 ψ와 k에 대한 함수로 나타낼 수 있다.

$$S(\psi, k) = \sum_{t \in X} \hat{\varepsilon}^2(t) = \sum_{t \in X} \left(W_{u,v,p}(t) - \psi t - k\right)^2$$

이 함수를 ψ와 k에 대해 각각 편미분하여 그 값이 0이 되도록 식을 세우면 다음과 같다.

$$\frac{\partial S(\psi, k)}{\partial \psi} = -\sum_{t \in X} 2t\left(W_{u,v,p}(t) - \psi t - k\right) = 0$$

$$\frac{\partial S(\psi,k)}{\partial k} = -\sum_{t\in X} 2\left(W_{u,v,p}(t) - \psi t - k\right) = 0$$

위의 두 식을 전개하여 정리하면,

$$\sum_{t\in X} tW_{u,v,p}(t) - \psi\sum_{t\in X} t^2 - k\sum_{t\in X} t = 0 \qquad (2)$$

$$\sum_{t\in X} W_{u,v,p}(t) - \psi\sum_{t\in X} t - k|X| = 0 \qquad (3)$$

k를 소거하기 위해 식 (2)에 $|X|$를 곱하면,

$$|X|\sum_{t\in X} tW_{u,v,p}(t) - \psi|X|\sum_{t\in X} t^2 - k|X|\sum_{t\in X} t = 0 \qquad (4)$$

식 (4)에 식 (3)을 대입하여 풀면,

$$|X|\sum_{t\in X} tW_{u,v,p}(t) - \psi|X|\sum_{t\in X} t^2 - \left(\sum_{t\in X} W_{u,v,p}(t) - \psi\sum_{t\in X} t\right)\sum_{t\in X} t = 0$$

$$|X|\sum_{t\in X} tW_{u,v,p}(t) - \sum_{t\in X} t\sum_{t\in X} W_{u,v,p}(t) = \psi|X|\sum_{t\in X} t^2 - \psi\left(\sum_{t\in X} t\right)^2$$

ψ에 대해서 정리하면,

$$\psi = \frac{|X|\sum_{t\in X} tW_{u,v,p}(t) - \sum_{t\in X} t\sum_{t\in X} W_{u,v,p}(t)}{|X|\sum_{t\in X} t^2 - (\sum_{t\in X} t)^2} \qquad (5)$$

ψ는 함수 $W_{u,v,p}(t)$가 선형의 추세를 보인다고 가정했을 때, 그것의 최적 기울기를 의미한다. 따라서, 이 값을 사용자 u와 v에 대한 관계 강도의 변화 값으로 사용할 수 있다.

지금까지 설명한 내용을 바탕으로, 유도 상호작용 그래프를 만드는 과정을 그림 6 에 표현하였다. 이 알고리즘은 그래프의 정점을 이루는 사용자의 전체 집합 U와 친구 관계의 유무를 나타내는 순서쌍의 집합 F, 관계 강도 함수 $W_{u,v,p}(t)$, 그리고 관계 강도 표본의 정의역 집합 X가 입력으로 주어지면 유도 상호작용 그래프 J를 생성한다.

Input:

user set U, friendship set F, relationship strength function $W_{u,v,p}(t)$, input samples X

Output:

derived interaction graph J

1: $E \leftarrow \emptyset$

2: for each $u \in U$:

3: for each $v \in U$:

4: if $(u, v) \in F$:

5: Compute ψ according to equation (5)

6: $E \leftarrow E \cup \{((u, v), \psi)\}$

7: $J \leftarrow (U, E)$

그림 6 유도 상호작용 그래프 생성

IV. 사용자 정보 예측

이 장에서는 본 논문에서 제안하는 사용자 간의 관계 강도의 변화 추정 기법이 사용자 정보 예측에 어떻게 활용될 수 있는지 설명한다.

4.1. 동 기

그림 7 Facebook 의 사용자 검색 시스템

소셜 네트워크 서비스는 온라인 상에서 사용자 간에 친구 관계를 맺음으로 비로소 정보 공유가 가능해지게 되며 이것이 거대한 인맥 네트워크를 형성하게 한다. 소셜 네트워크 서비스에서 친구와 관계를 맺고 그 친구에게 연락을 하기 위해서는 먼저 친구를 찾을 수 있어야 하며, 이러한 이유로 사용자 검색 시스템(user search system)은 소셜 네트워크 서비스를 사용자에게 제공하는 데 있어서 반드시 필요한 기능이다. 그렇기 때문에, 대부분의 소셜 네트워크 서비스에서는 그림 7 과 같이 사용자의 이름이나 거주 지역, 출신 학교 등의 정보를 통해 사용자를 검색할 수 있는 기능을 제공하고 있다. 일반적으로, 이러한 사용자 검색 시스템을 통해 사용자를 검색하고자 할 때의 상황은 크게 두 종류로 나누어질 수 있다. 첫째는 해당 사용자의 고유한 식별 번호(identification number)를 알고 있는 상황이며, 둘째는 해당

사용자의 고유한 식별 번호를 제외한 나머지의 정보, 예를 들면 해당 사용자의 이름이나 거주 지역, 출신 학교 등의 기타 다른 정보를 알고 있을 때의 상황이다. 첫째의 경우에는 해당 사용자만이 가지고 있는 고유한 정보를 알고 있는 상황이기 때문에 그 사용자를 매우 쉽게 찾을 수 있다. 하지만, 첫째와 같은 경우는 거의 발생하지 않으며 보통 사용자의 이름이나 거주 지역, 혹은 출신 학교 등의 정보만을 알고 있는 둘째의 경우가 대부분이다. 이 경우에서는 같은 정보를 가지고 있는 사용자가 여럿 존재할 수 있으며 따라서 검색자가 찾고자 하는 해당 사용자에 대한 정보를 적게 가지고 있을수록 그 사용자를 찾기가 더 힘들어진다. 특히, 다른 나라에 비해 비교적 동명이인이 많은 대한민국에서는 사용자의 이름만을 가지고 원하는 사용자를 찾기가 정말 어렵다. 그러므로 일반적으로는 어떤 사용자를 검색하고자 할 때 사용자 검색 시스템에게 그 사용자의 이름과 더불어 거주 지역이나 출신 학교 등의 정보를 함께 제공하여 검색 결과를 필터링(filtering) 시켜 검색 효율을 높이게 된다.

그러나, 찾고자 하는 어떤 사용자의 정보가 존재하지 않는 경우에 일반적인 사용자 검색 시스템은 검색자가 제공한 그 정보를 전혀 활용할 수 없다는 문제가 있다. 예를 들면, 한 검색자가 어떤 소셜 네트워크 서비스 안에서 서울시에 사는 홍길동이라는 사용자를 검색하기 위해 이 사용자에 대해 정확히 아는 정보 두 가지인 사용자의 이름과 거주 지역을 사용자 검색 시스템에 입력하였는데, 홍길동이라는 사용자가 이전에 자신의 거주 지역을 소셜 네트워크 서비스에 등록해 둔 적이 없다면 검색자는 검색 결과에서 이 사용자를 절대로 찾아볼 수가 없을 것이다. 검색자가 이런 상황을 미리 가정하여 거주 지역을 제외한 그 사용자의 이름만을 입력한다고 하더라도 위에서 언급하였던 동명이인의 문제가 발생한다. 실제로 Facebook 을 비롯한 대부분의 소셜 네트워크

서비스에서 사용자 자신의 개인 정보를 등록하는 것은 의무사항이 아닌 선택사항이기 때문에, 이러한 문제는 상당히 빈번하게 발생한다. 실제로 [11]의 연구에 따르면, Facebook 의 전체 사용자의 27%만이 자신의 거주지 정보를 등록한 것으로 나타났고 이것은 73%의 확률로 검색자가 제공하게 되는 거주지 정보가 무용지물이 될 수 있다는 것을 의미한다.

이와 같은 문제를 해결하기 위해서는 소셜 네트워크 서비스나 혹은 그것의 사용자 검색 시스템이 어떤 사용자의 정보가 존재하지 않는 경우에 그 사용자의 정보를 예측할 수 있어야 한다.

4.2. 사용자 정보 예측 기법

그림 8 사용자 검색 시스템의 알고리즘

검색자가 사용자 검색 시스템에게 검색하고자 하는 사용자의 이름과 더불어 기타 다른 정보를 검색 질의어로 제공했을 때, 사용자 검색

시스템이 수행하는 일은 크게 두 단계로 나누어질 수 있다. 일반적으로 사용자 검색 시스템의 사용자 검색 과정은 우선 주어진 이름과 일치하는 모든 사용자를 검색 결과 후보로 찾아내고, 그 다음에 추가적으로 주어진 기타 다른 정보와 일치하지 않는 사용자를 검색 결과 후보에서 모두 걸러내는 것으로 이루어진다. 검색 결과 후보 중에서 개인 정보가 존재하지 않는 사용자들의 개인 정보를 예측하기 위해서는 그림 8 의 좌측과 같이 첫 번째와 두 번째 사이에 사용자 정보 예측 과정이 추가되어, 필터를 적용하기 전에 비로소 예측이 수행되어야 한다.

그림 9 1 단계 친구 관계 탐색 그래프의 예

그림 10 다단계 친구 관계 탐색 그래프의 예

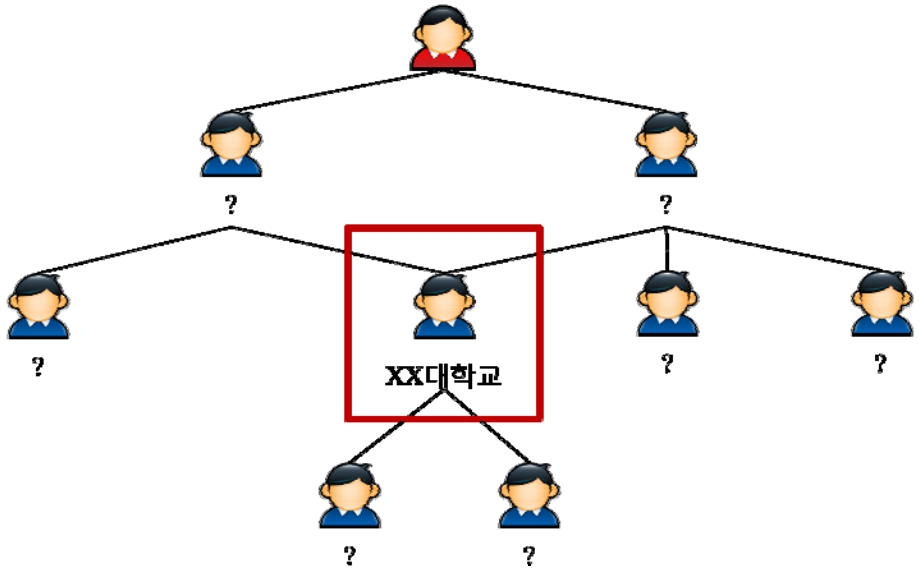


그림 11 순환이 존재하는 친구 관계 탐색 그래프의 예

어떤 사용자에 대한 정보 예측은 그 사용자의 친구들을 살펴보는 방법으로 이루어진다. 예를 들면, 그림 9 와 같이 어떤 사용자가 출신 학교에 대한 정보가 없는데 그 사용자의 친구들이 XX 대학교에 가장 많이 다니고 있다면, 마찬가지로 그 사용자도 높은 확률로 XX 대학교에 다니고 있을 것이라고 예측하는 방법이다. 그러나, 그 사용자의 친구들 또한 출신 학교에 대한 정보가 별로 없다면 그림 10 과 같이 그 사용자의 친구들의 친구들을 살펴봐야 한다. 결과적으로 이 작업을 위해서는 전체 친구 관계 그래프에 대해 깊이 우선 탐색(depth-first search)을 수행해야 하는데, 자식 노드(child node)의 평균 차수(degree)가 n이고 그래프의 깊이가 h라고 하면 결과적으로 이 탐색 작업에 대한 시간 복잡도는 $O(n^h)$ 가 된다. 이는 단순한 깊이 우선 탐색 방법만으로는 그래프를 이루는 사용자들에 대한 정보가 없으면 없을수록 수행 시간이 기하급수적으로 증가한다는 문제점이 있다는 것을 의미하며,

실시간으로 검색 결과를 제공해주어야 하는 검색 시스템 특성 상 수행 시간은 매우 중요한 요소이기 때문에 친구 관계 그래프를 탐색하는 데 걸리는 시간을 최적화할 수 있는 방안이 필요하다.

[16]은 소셜 네트워크 안에서는 주로 비슷한 사람들끼리 집단을 형성하게 되고 그 집단 내부에서는 외부보다 더 긴밀한 유대와 의사소통이 이루어진다는 유유상종(homophily)이라는 개념을 소개하였는데, 이 개념에 따라서 친구 관계 그래프를 전부 다 탐색하지 않고 긴밀한 관계만을 찾아서 탐색한다고 해도 비슷한 사람들을 찾아내는 데에는 충분할 것이라고 가정할 수 있다. 어떤 친구 관계가 있을 때, 그것이 강한 관계인지 약한 관계인지 구분하기 위해서 사용자 관계 강도와 그것의 변화량을 사용한다. 이러한 사용자 관계 강도를 가지고 강한 관계만으로 이루어진 강한 친구 관계 그래프를 만들 수 있고 이와 같이 긴밀한 관계만을 탐색하는 방법으로 수행 시간을 줄일 수 있게 된다.

또한, 친구 관계 그래프에서는 그림 11 과 같이 순환(cycle)이 존재하는 경우가 많다. 이 경우 그래프 탐색 과정에서 같은 사용자를 두 번 이상 방문하게 되는데, 이는 같은 계산 작업을 불필요하게 반복하게 되는 것이므로 이를 막기 위해 매 방문마다 그 사용자의 정보를 저장해두고 다음에 다시 방문하게 되었을 때 미리 저장해 둔 그 사용자의 정보를 사용하면 수행 시간을 좀 더 단축시킬 수 있다.

지금까지 설명한 내용을 바탕으로, 강한 친구 관계 그래프를 생성하고 그래프를 탐색하여 사용자의 정보를 예측하는 순서를 그림 8 의 우측에 나타내었다.

V. 실험 결과 및 분석

이 장에서는 수집한 데이터와 이를 기반으로 수행한 실험에 대해 설명한다. 그리고 결과 분석을 통해 본 논문에서 제안한 기법이 기존의 방법에 비하여 어떠한 차이를 나타내는지 살펴본다.

5.1. 데이터 수집

3 장에서 소개한 관계 강도 변화 추정 기법을 기존 연구와 비교하기 위해서, Facebook 의 데이터를 수집하여 실험하였다. Facebook 은 전 세계에서 가장 많은 사용자 수[2]를 확보하고 있는 온라인 소셜 네트워크 서비스이다. Facebook 의 사용자는 이름이나 성별, 생일 등과 같은 기본적인 정보와, 학벌, 사용 가능 언어, 거주 지역, 연애 상태, 관심사 등과 같은 부가적인 정보를 자신의 개인 프로필 페이지에 설정할 수 있다. Facebook 안에서 사용자는 다른 사용자와 친구 관계를 형성할 수 있고, 각 사용자 마다 최대 5,000 명까지 친구 관계를 가질 수 있다[12]. 사용자는 각자 글을 쓸 수 있는 "담벼락"을 가지고 있으며, 사용자 간의 정보 공유나 의사소통과 같은 사용자 상호작용은 대부분 담벼락에서 발생한다. 서로 친구 관계가 형성된 사용자라면 누구나 상대방의 담벼락을 볼 수 있는 권한을 가진다. 사용자는 자신의 담벼락이나 친구의 담벼락에 글을 쓰거나 사진을 게시할 수 있고, 그 글이나 사진에 댓글을 작성할 수 있다.

Facebook 데이터 수집 과정은 친구 관계 그래프 수집과 상호작용 그래프 수집, 이렇게 두 단계로 나누어서 수행하였다. 먼저, 친구 관계

그래프를 만들기 위해 임의적으로 3 명의 활동적인 사용자(active-users)들을 선택하고, 그 사용자들을 시작점으로 하여 최대 2 단계까지 친구 관계가 형성되어 있는 사용자들을 모두 수집하여 사용자 목록 표본을 만들었다. 그리고 이 사용자 목록 표본을 기반으로 하여 사용자들 간의 친구 관계를 수집하고, 이것으로부터 전체 사용자 3,104 명과 52,913 개의 친구 관계로 이루어진 친구 관계 그래프를 생성하였다. 그 다음 상호작용 그래프를 만들기에 앞서, Facebook 에서 발생하는 사용자 상호작용을 대략 32 MB 가량 수집하고 그림 12 와 같이 분류하였다.

상호작용의 유형	설 명
게시(post)	사용자 u가 사용자 v의 담벼락에 글이나 사진을 게시하였을 때
댓글(comment)	사용자 u가 사용자 v의 게시물에 댓글을 작성하였을 때
태그(tagging)	사용자 u가 자신의 게시물이나 댓글에서 사용자 v를 언급하였을 때
좋아요(like)	사용자 u가 사용자 v의 게시물이나 댓글을 좋아할 때

그림 12 Facebook 에서 발생하는 사용자 상호작용의 종류

게시는 어떤 사용자 u가 그 사용자의 친구 v의 담벼락에 글이나 사진을 올렸을 때, 사용자 상호작용이 발생한 것으로 가정한 것이다. 댓글은 어떤 담벼락에 게시된 친구 v의 게시물에 u가 댓글을 작성한 경우를 의미한다. Facebook 에서는 게시물이나 댓글을 작성할 때 @을 사용하여 어떤 사용자의 이름을 언급할 수 있는, "태그" 기능을 제공한다. 게시물이

나 댓글에서 사용자 이름을 태그하게 되면, 자동적으로 태그된 사용자의 프로필 페이지로 향하는 링크가 생기고, 태그된 사용자에게 그 사실이 통보된다. Facebook 은 게시물에 댓글을 작성할 수 있지만, 댓글에 댓글을 작성할 수는 없기 때문에, 이 기능은 사용자 참조를 위한 본래의 목적과 함께, 사용자 간에 댓글로 대화를 주고 받는 기능으로도 사용된다. 따라서, 이 기능을 사용한 것도 사용자 간에 상호작용이 발생했다고 볼 수 있다. 그리고 Facebook 에서는 어떤 게시물이나 댓글에 "좋아요(like)"표시를 할 수 있다. 이것은 일종의 추천 기능으로, 사용자가 친구의 게시물이나 댓글에 좋아요 표시를 하였을 때도 그 두 사용자 간에 상호작용이 발생했다고 고려하였다.

대량의 Facebook 의 데이터를 자동으로 수집하기 위해서 크롤러(crawler)를 구현하였다. 이 크롤러는 Python 으로 구현되었으며, 멀티스레딩(multithreading)및 분산 환경에서 동작이 가능하도록 설계되었다. 두 사용자 간의 사용자 상호작용 데이터는 Facebook 에서 제공하는 API[21]를 이용하여 수집할 수 있었으나, 어떤 사용자의 친구 관계 데이터는 열람 권한이 부여되지 않아 API 가 올바르게 작동하지 않는 문제가 있었다. 이 문제를 해결하기 위해 Facebook 의 친구 목록 페이지에서 발생하는 AJAX 요청을 분석하여, 어떤 사용자의 친구 목록을 분석(parsing)하고 그 친구 관계를 추출해 내는 부분을 추가로 구현하였다. 해당 사용자가 접근 권한을 부여하지 않아 열람할 수 없는 데이터는 무시하고, 열람이 가능한 데이터에 대해서만 수집하였으며, 이렇게 수집한 데이터를 보관하기 위한 관계형 데이터베이스로는 Oracle Database 11g 를 사용하였다.

5.2. 그래프 생성

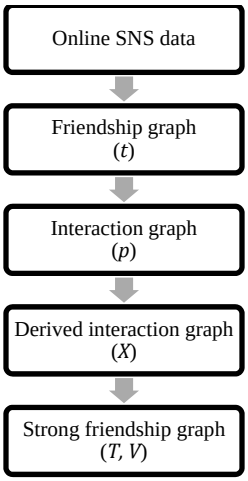


그림 13 그래프 생성 과정

수집한 Facebook 데이터를 가지고 최종적으로 강한 친구 관계 그래프를 만들기 위해서는 그림 13 과 같은 그래프 생성 과정을 거쳐야 한다. 이 때, 각 단계마다 그래프를 생성하기 위해 필요한 변수 값이 있는데, 변수들의 종류는 그림 13 의 각 단계의 괄호 안에 표기되어 있으며 이 변수들은 앞서 3 장에서 소개된 바 있다. t는 어떤 특정 시점의 시각을 나타내는 변수로, 친구 관계는 시간에 따라 변화할 수 있기 때문에 이러한 친구 관계 상황을 어떤 특정한 시점으로 고정해야 한다. p는 사용자 사이의 관계 강도를 측정하여 상호작용 그래프를 만들고자 할 때, 관계 강도 측정 범위를 의미하는 윈도우 크기 변수이다. 어떤 특정 시점 t부터 p를 넘지 않는 기간 동안 발생한 사용자 상호작용들을 관계 강도로 측정하여 상호작용 그래프를 생성한다. X는 유도 상호작용 그래프를 만들기 위해 필요한 관계 강도의 표본으로, 식 (5)를 계산할 때 사용된다. T와 V는 강한 친구 관계 그래프를 만들 때 필요한 강한 연결의 기준 값이다. 실험을 수행하기 전에 먼저 이 변수들의 값을 지정해야 할 필요가 있다.

그러기 위해서 우리는 t의 값을 현재 시점으로 정하고, 이 t에서의 친구 관계 그래프를 기준으로 p의 값에 따라 상호작용 그래프의 관계 강도가 어떤 경향을 나타내는지 살펴보았다.

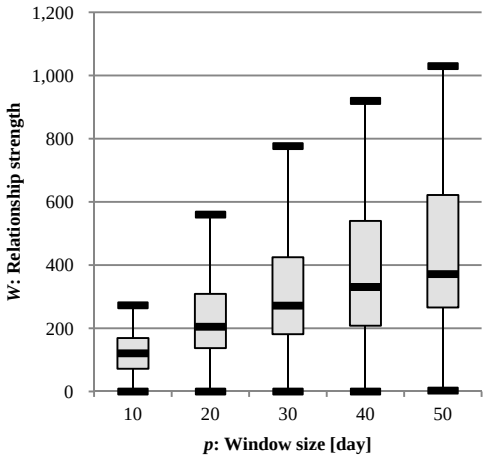


그림 14 p 의 값에 따른 상호작용 그래프의 관계 강도

그림 14 는 p의 값에 따른 상호작용 그래프의 관계 강도를 상자 그림(box plot)으로 나타낸 것이다. p의 값이 50 일 때 두 사용자 사이의 최대 관계 강도는 1,000 이 넘지만, 최소의 경우를 살펴보면 0 에 가깝다. 이것은 소셜 네트워크 서비스 상에서 어떤 두 사용자가 서로 친구 관계임에도 불구하고, 50 일 동안 상호작용이 거의 발생하지 않았다는 것을 의미한다. 이러한 피상적인 관계가 얼마나 존재하는지 알아보기 위해, T의 값에 따라 강한 친구 관계의 비율이 어떻게 변화하는지 확인해 보았다.

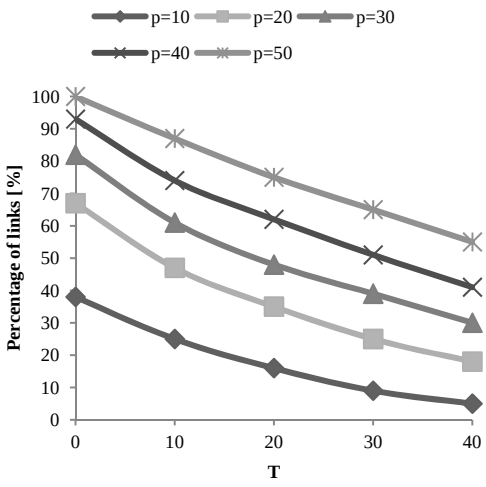


그림 15 T 의 값에 따른 간선 수의 백분율

그림 15 는 강한 친구 관계 그래프를 만들었을 때, p와 T의 값에 따라 그래프의 간선의 수가 원래의 친구 관계 그래프에 비해서 얼마나 남게 되는지 백분율로 표현한 것이다. 이 결과에서 확인할 수 있는 사실은 p가 10 이고 T가 0 인 친구 관계, 즉 10 일 동안 상호작용이 한 번도 발생하지 않은 친구 관계가 전체의 절반 이상이라는 것이다. 심지어, 10 일간 상호작용이 적어도 40 번 넘게 발생한 친구 관계가 전체의 10%도 안 되는 것을 확인할 수 있다. 이 사실로 미루어 보아 자주 연락하지 않는 사람과도 친구로 연결되어 있는 온라인 소셜 네트워크는, 최근에 주로 연락하는 사람들로 구성된 실세계의 소셜 네트워크와는 큰 차이를 보인다는 것을 알 수 있다.

실험에서는 상호작용 그래프를 만들기 위한 p의 값을 30 으로 하였으며, 유도 상호작용 그래프를 만들기 위해 p의 값을 1 로 한 관계 강도의 표본 30 개를 사용하였다. 또한, 강한 연결의 기준 T와 V는 각각 10 과 0 으로 정하였다.

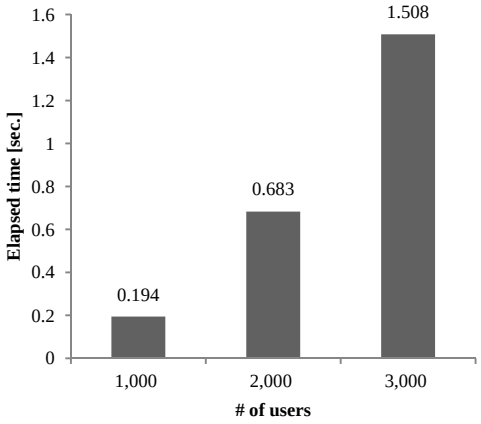


그림 16 사용자 수에 따른 유도 상호작용 그래프의 생성 시간

그림 16 은 유도 상호작용 그래프를 생성할 때 사용자 수에 따라서 소요되는 시간을 측정해 본 것이며, Intel® Core™ i3 quad-core 3.07 GHz, 2 GB RAM, Linux 2.6.32 의 환경에서 수행하였다. 유도 상호작용 그래프의 생성 시간은 사용자 수에 대해 대략 2 차 곡선의 증가 추세를 따르는 것으로 나타났고, 사용자 수가 3,000 명일 때 대략 1.5 초의 시간이 소요되었다. 이것은 본 논문에서 제안하는 기법이 친구 수가 100 명 정도 되는 일반적인 온라인 소셜 네트워크 서비스 사용자나, 사용자 수가 1,000 명 가량 되는 사용자 그룹에 대해 매우 빠른 시간 안에 효과적으로 수행되고, 실제 개발이나 분석에 사용될 경우에도 유효하다는 것을 의미한다.

5.3. 평 가 - 관계 강도 변화 추정 기법

본 논문에서 제안한 유도 상호작용 그래프가 기존의 방법인 상호작용 그래프에 비하여 어떠한 차이를 나타내는지 살펴보기 위해서, 유도 상

호작용 그래프를 사용했을 경우와 상호작용 그래프만 사용했을 경우로 구분해서 강한 친구 관계 그래프를 만들고, 그 강한 친구 관계 그래프들이 각각 얼마나 작은 세상 네트워크[18]에 근접하였는지 비교해 보았다. 작은 세상 네트워크는 그 안에서의 정보 확산 속도가 상당히 빠른 것이 특징으로, 실세계의 소셜 네트워크가 작은 세상 네트워크의 대표적인 예라고 할 수 있다[17]. 따라서, 어떤 친구 관계 그래프가 얼마나 작은 세상 네트워크에 근접했는지 측정하는 것은 그 친구 관계 그래프가 실세계의 소셜 네트워크와 얼마나 유사한 형태를 나타내는지 확인하는 것이라고 할 수 있다. 이를 위해서는 그 친구 관계 그래프의 특성 경로 길이와 군집 계수를 측정해야 한다. 특성 경로 길이 L은 그래프 상의 임의의 두 정점 사이의 최단 거리를 표현하는 값으로, 그래프를 이루는 정점들의 전형적인 분리(typical separation)의 정도를 나타낸다. 군집 계수 C는 임의의 정점과 연결된 이웃들이 얼마나 서로 연결되어 있는지 표현하는 값으로, 정점들의 집단(clique)이 형성된 정도를 의미한다. 어떤 네트워크의 L과 C의 값을, 그 네트워크와 같은 정점의 수와 평균 차수(degree)로 생성한 임의 네트워크의 L과 C의 값과 비교했을 때 다음의 조건을 만족하면 그 네트워크에서는 작은 세상 현상이 나타난다고 할 수 있다[18].

$$L \gtrsim L_{random} \wedge C \gg C_{random}$$

실험은 그림 5 에서 볼 수 있듯이 (i) 간선의 관계 강도가 T보다 큰 경우, (ii) 간선의 관계 강도의 변화 추세가 V보다 큰 경우, (iii) 간선의 관계 강도가 T보다 크거나 관계 강도의 변화 추세가 V보다 큰 경우, (iv) 간선의 관계 강도가 T보다 크고 관계 강도의 변화 추세가 V보다 큰 경우, 이렇게 총 네 가지 경우로 구분해서 강한 친구 관계 그래프를 생성하고 이 그래프들의 L과 C의 값을 비교하는 방법으로 수행하였다. 이 중에 (i)의 경우가 기존의 방법인 상호작용 그래프만 사용한 경우라고 할 수 있으며, 나머지의 경우는 유도 상호작용 그래프도 함께 사용한 경우이다.

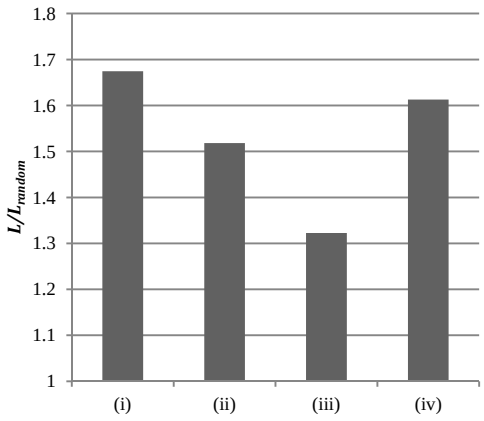


그림 17 강한 친구 관계 그래프의 특성 경로 길이 비교

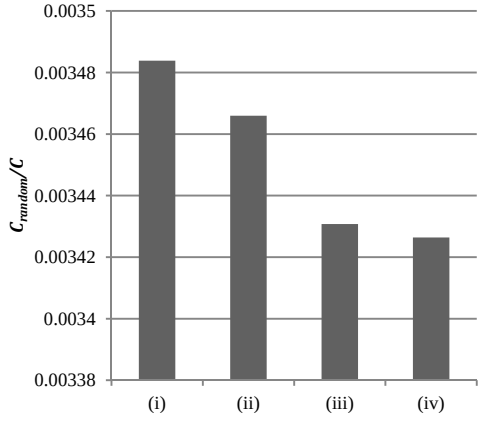


그림 18 강한 친구 관계 그래프의 군집 계수 비교

그림 17 은 각각의 경우에 대해 강한 친구 관계 그래프의 $\frac{L}{L_{random}}$을 나타낸 것이고, 그림 18 은 $\frac{C_{random}}{C}$을 나타낸 것이다. 두 값 모두 상대적으로 작으면 작을수록 그 그래프는 작은 세상 네트워크에 근접했다고 볼 수 있다. 위의 결과에 따르면, 유도 상호작용 그래프를 사용하여 강한 친구 관계 그래프를 생성한 (ii), (iii), (iv)의 경우가 상호작용 그래프만을 사용한 경우 (i)보다 더 작은 세상 네트워크에 근접한다는 것을 확인할

수 있다. 그 중에서도, 상호작용 그래프와 유도 상호작용 그래프를 함께 사용한 (iii)의 경우가 다른 경우와 비교하여 가장 작은 세상 현상을 보이는 것으로 나타났다.

그림 5 에서 볼 수 있듯이, [12]의 연구에서 소개했던 상호작용 그래프만을 사용한 (i)과 본 논문에서 제안하는 유도 상호작용 그래프만을 사용한 (ii)에 서로 OR 연산을 적용한 결과가 (iii)의 경우와 같고 AND 연산을 적용한 결과는 (iv)의 경우가 되는데, 결국 (iii)의 경우 강한 연결의 기준이 느슨해지고 반면에 (iv)의 경우 기준이 엄격해진다. 그러므로 (iii)의 경우에는 보다 상대적으로 간선이 밀집된 강한 친구 관계 그래프가 만들어지며, 반대로 (iv)의 경우에는 간선이 희박한 강한 친구 관계 그래프가 생성된다. 그림 17 의 (iii)의 경우를 보면, 간선이 밀집된 정도에 따라 강한 친구 관계 그래프의 특성 경로 길이가 상대적으로 짧아질 수 있지만, (iv)의 경우로 보아 특성 경로 길이가 간선이 밀집된 정도에 항상 비례하지는 않는다는 것을 알 수 있다. 이는 그래프의 간선이 얼마나 잘 밀집되었느냐에 따라 달라질 수 있는 요소이며, 일반적으로는 OR 연산을 적용하였을 경우 특성 경로 길이가 짧아지는 것으로 나타났다. 그림 18 에서는 OR 연산을 적용한 (iii)과 AND 연산을 적용한 (iv)의 군집 계수가 (i)이나 (ii)보다 더 나아진 것을 확인할 수 있다. 이 사실로 미루어 보아 (i)에서 정점들이 집단을 형성하도록 하는 데에 방해 요소가 되었던 간선들이 (ii)와의 OR 연산이나 AND 연산을 통해 일부 상쇄되어 결과적으로 강한 친구 관계 그래프의 군집 계수가 향상된 것으로 보인다.

결과적으로, 유도 상호작용 그래프를 사용하여 만들어진 강한 친구 관계 그래프는 그렇지 않은 경우보다 더 실세계의 소셜 네트워크와 유사하다고 볼 수 있으며, 그 안에서의 정보 전파력도 보다 더 강할 것으로 예상해볼 수 있다.

5.4. 평 가 - 사용자 정보 예측 기법

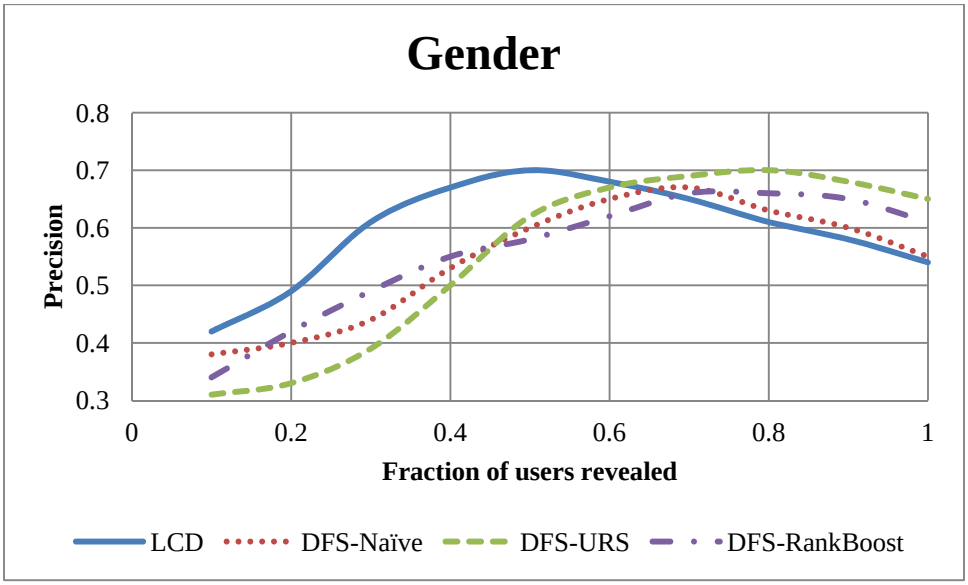
예측 기법	설 명
LCD	지역 공동체 탐지 [23]
DFS-Naïve	친구 관계 그래프를 모두 탐색
DFS-URS	사용자 관계 강도로 만들어진 강한 친구 관계 그래프를 탐색
DFS-RankBoost	사용자 관계 강도와 그것의 변화량으로 만들어진 강한 친구 관계 그래프를 탐색

그림 19 예측 기법의 종류

4 장에서 설명한 사용자 정보 예측 기법이 기존의 방법들에 비하여 어떠한 차이를 나타내는지 살펴보기 위해서, 그림 19 와 같이 서로 다른 4 가지의 예측 기법을 구현하고 실행하여 그것에 대한 정확도와 소요 시간을 측정하고 비교하였다. 소셜 네트워크에서 사용자 정보를 예측하는 방법과 관련된 대표적인 연구로 [23]이 있다. 이 연구에서는 공동체 탐지(community detection)라는 기법을 사용하여 친구 관계 그래프에서 비슷한 사용자들로 묶여진 여러 그룹들을 찾아내고, 그 결과를 토대로 사용자의 정보가 존재하지 않는 경우에 해당 사용자의 정보를 예측하는 방법을 제안하였다. LCD 는 [23]에서 제안한 지역 공동체 탐지(local community detection) 기법이며, DFS-Naïve 는 일반적인 방법으로 친구 관계 그래프를 모두 탐색하는 방법이다. DFS-URS 와 DFS-RankBoost 는 4 장에서 설명한 방법으로 긴밀한 관계만을 탐색하는 방법이다. 이 두 가지의 차이점으로는 긴밀한 관계를 구분할 때 사용자 관계 강도만을 사

용하였느냐 혹은 사용자 관계 강도와 그것의 변화량을 함께 사용하였느냐의 차이가 있다. 사용자 관계 강도와 그것의 변화량을 함께 사용하여 긴밀한 관계를 얻어내기 위해서는 관계 강도와 변화량을 합쳐 하나의 수치로 나타낼 수 있어야 하는데, 이것을 위해 [24]에서 소개한 RankBoost 라는 기법을 사용하였다. 이 기법은 같은 대상에 대해 두 가지 이상의 순위 목록이 있을 때, 이것을 하나의 순위 목록으로 나타내고자 할 때 적합하다.

모든 실험은 Intel® Core™ i3 quad-core 3.07 GHz, 2 GB RAM, Linux 2.6.32 의 환경에서 수행하였으며, 성별과 나이, 출신 학교, 전공, 거주지 각각에 대해서 사용자 정보의 존재의 비율을 임의로 다르게 하며 각각 10,000 번을 수행하여 그것의 평균 수치를 측정하여 나타내었다. 사용자 정보의 존재의 비율은 데이터에서 해당 정보가 존재하는 사용자들에 대해 임의로 조절하였으며, 0 에 가까울수록 해당 정보를 가진 사용자가 거의 없다는 것을 의미하고, 1 에 가까울수록 그 비율이 원래의 데이터와 유사하다는 것을 의미한다. 정확도 측정은 해당 정보가 존재하는 어떤 한 임의의 사용자를 선택한 뒤에, 그 사용자의 정보가 없다고 가정하고 예측 기법을 수행하여 그것이 본래의 정보와 일치하는지의 여부를 통해 계산하였다. 소요 시간 측정은 알고리즘의 초기화 과정을 포함한 시작 시각과 종료 시각의 차를 통해 계산하였다.



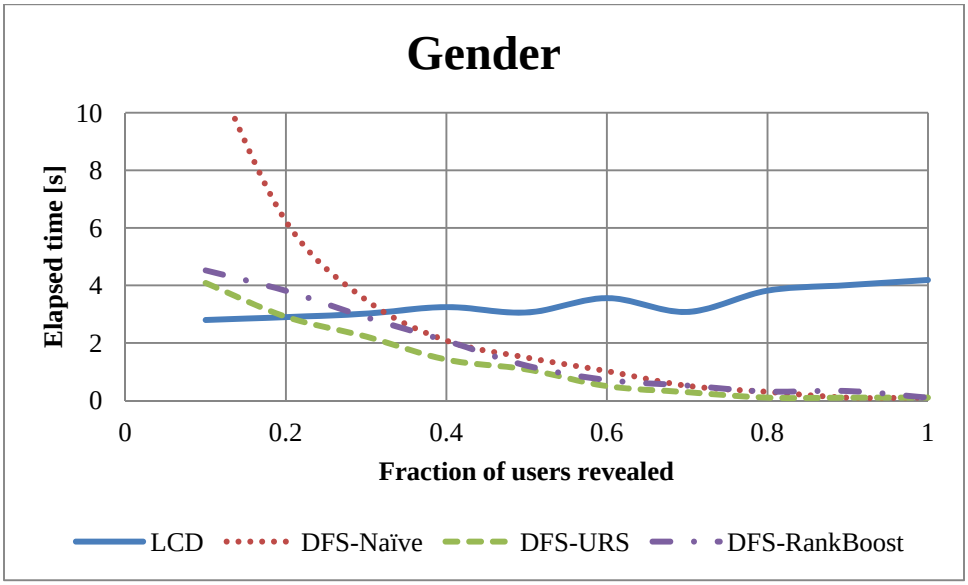
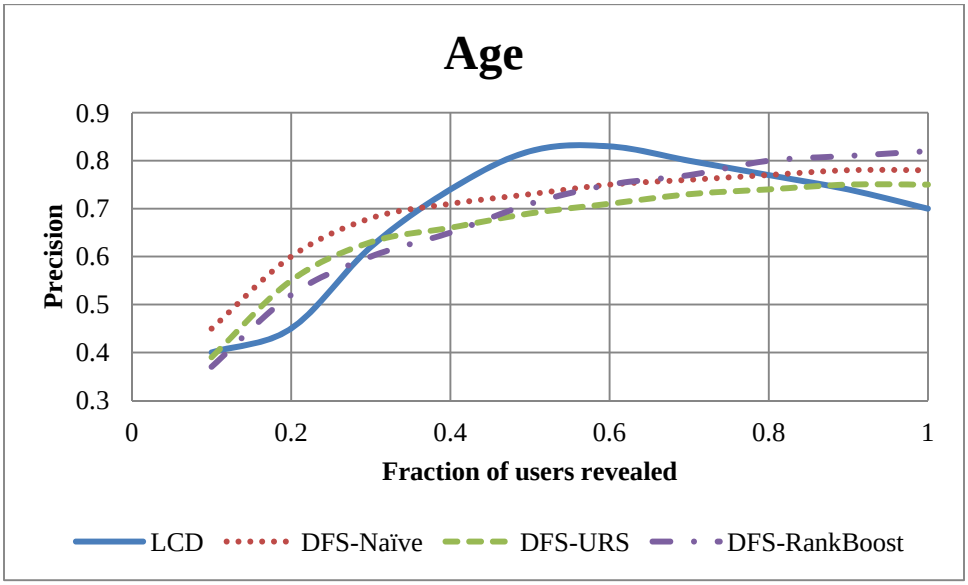


그림 20 성별에 대한 정확도와 소요 시간



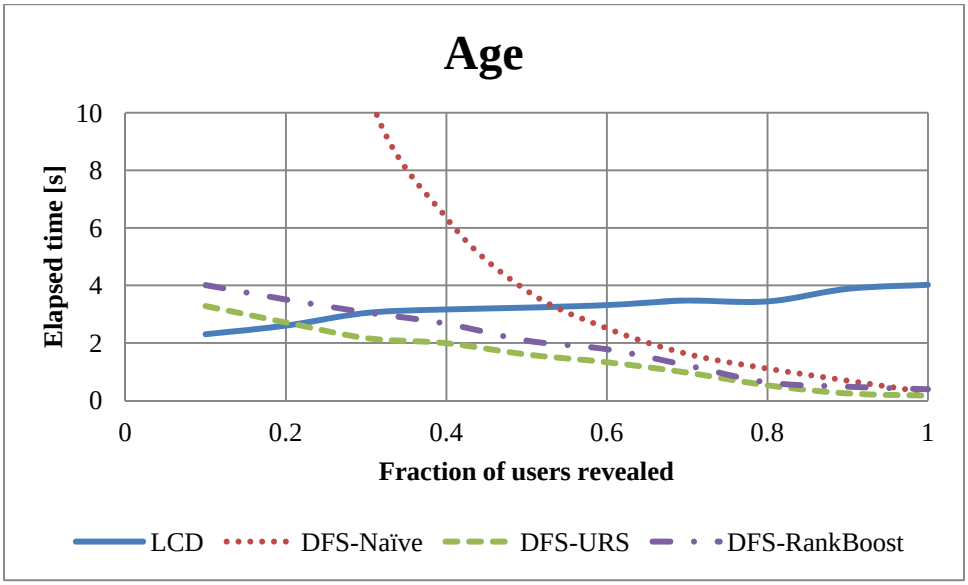
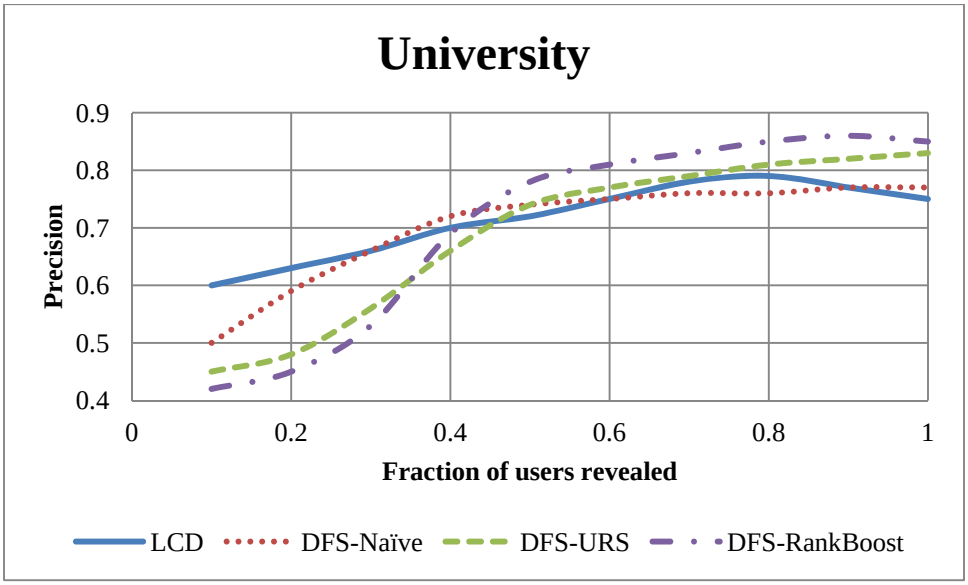


그림 21 나이에 대한 정확도와 소요 시간



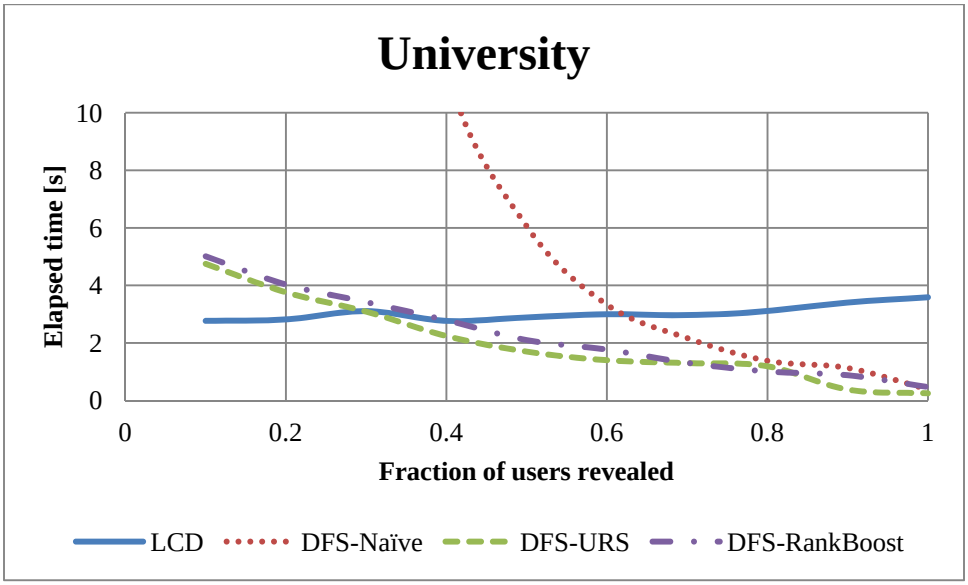
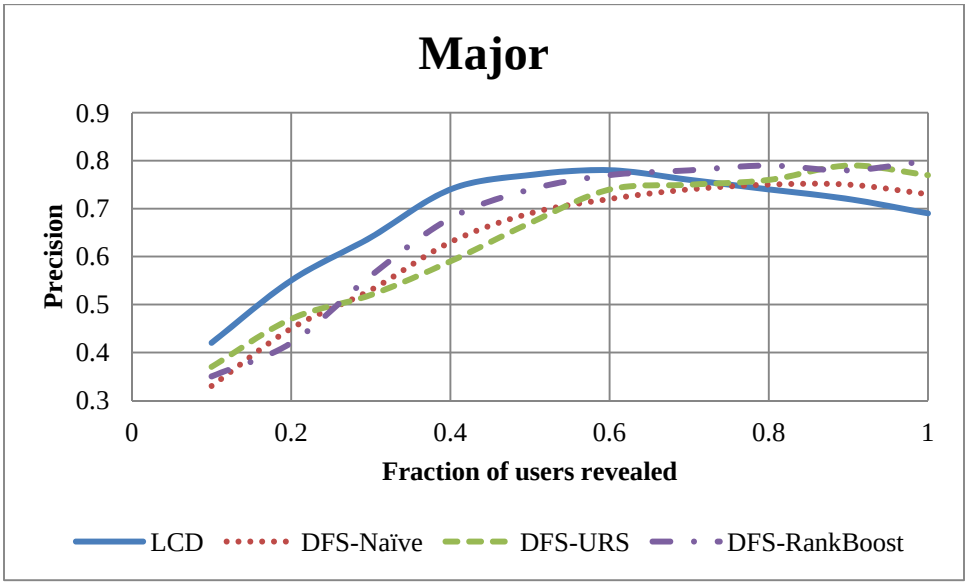


그림 22 출신 학교에 대한 정확도와 소요 시간



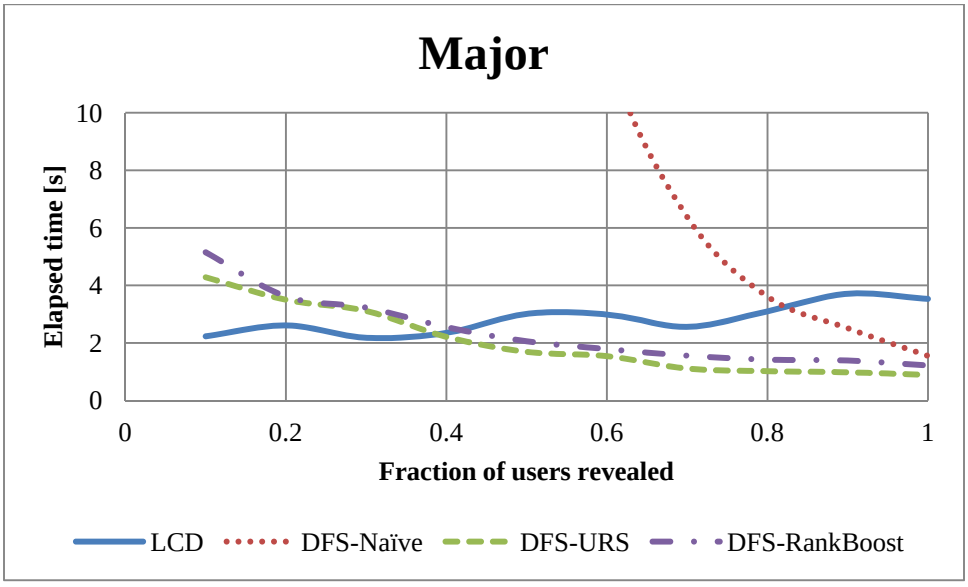
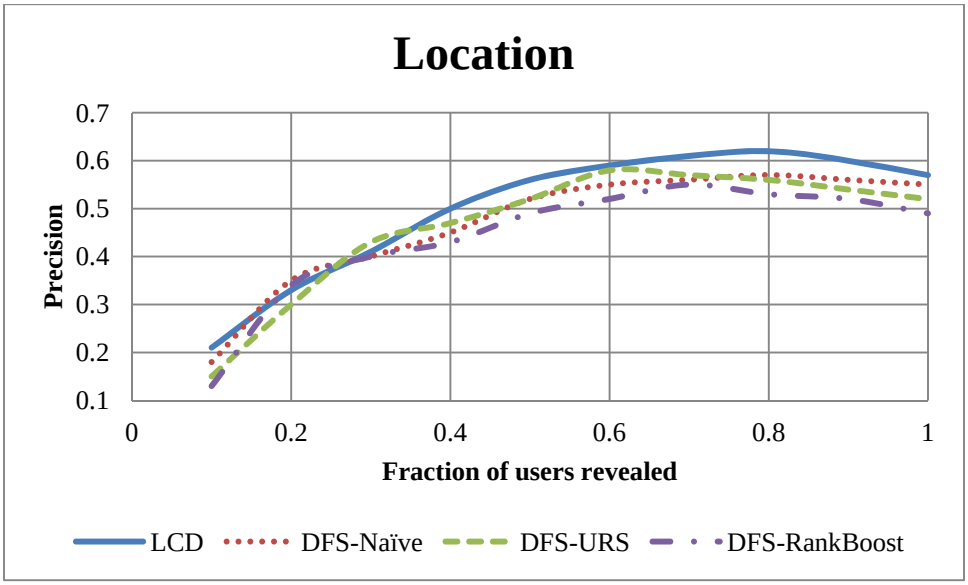


그림 23 전공에 대한 정확도와 소요 시간



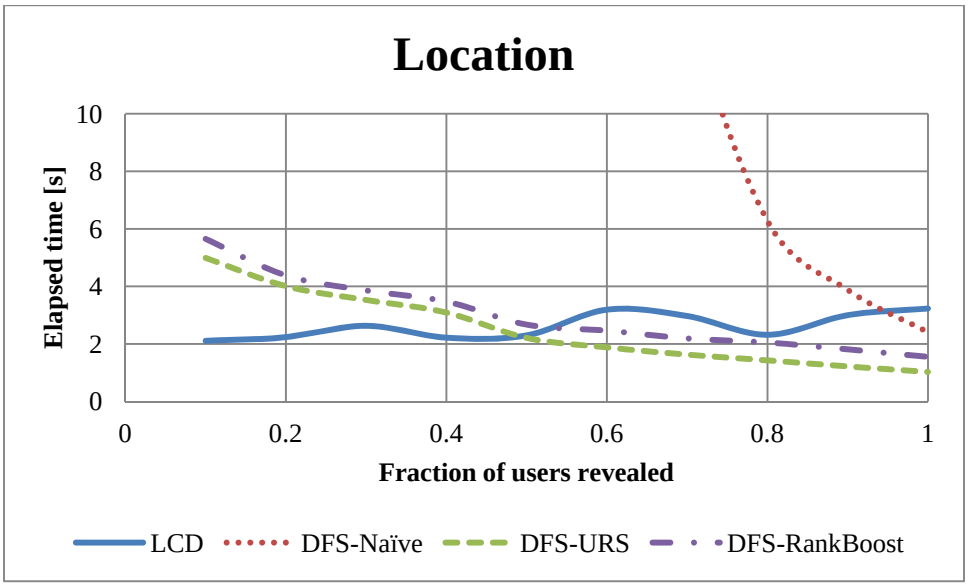


그림 24 거주지에 대한 정확도와 소요 시간

위의 그래프의 X 축은 사용자 정보의 존재의 비율을 나타낸다. 결과를 우선 정확도 측면에서 살펴보면 예측 기법들 간에 성능이 큰 차이를 보이는 것은 아니나, 대체적으로 사용자 정보의 존재의 비율이 낮을 때는 [23]에서 제안한 방법이 적합하지만, 활용할 수 있는 사용자 정보가 많

이 주어지는 경우에는 본 논문에서 제안하는 방법이 더 우수한 것으로 나타났다. 한 가지 흥미로운 사실은, 성별 및 거주지의 경우 나머지 사용자 정보들의 경우에 비해 예측 기법들이 더 낮은 정확도를 나타내는 것으로 확인되었는데, 이는 사회적인 관계에서 성별 및 거주지가 나머지 사용자 정보들에 비해 군집도가 낮은 속성이며, [23]에서 제안한 방법과 본 논문에서 제안하는 방법 모두 사용자의 친구 관계 네트워크를 기반으로 정보를 예측하는 기법이라서 그렇게 나타난 것으로 보인다. 일반적인 대학생이라면 자신과 다른 학교 출신의 친구들보다는 자신과 같은 학교 출신의 친구들이 더 많은 것이 사실이지만, 자신이 여성이라고 자신과 동성인 여성 친구들이 더 많은 경우는 그리 일반적이지 않기 때문이다.

소요시간 측면에서 [23]의 방법은 활용할 수 있는 데이터의 양에 따른 속도 차이가 별로 나타나지 않았으나, 본 논문에서 제안하는 방법은 데이터의 양이 많이 주어짐에 따라 시간도 현저히 줄어드는 것을 확인할 수 있다. 그림 24 에서 볼 수 있는 거주지의 경우는 그림 20 에서 볼 수 있는 성별의 경우에 비해 수행 시간이 조금 더 소요되었는데 이는 데이터에서 거주지의 정보가 성별의 정보에 비해 그 양이 더 적었으며, 따라서 본 논문에서 제안하는 방법에서 활용할 수 있는 정보가 그만큼 더 적었기 때문에 친구 관계 그래프를 더 오래 탐색하게 되어 나타난 결과로 보인다.

결과적으로, 활용할 수 있는 데이터의 양이 많은 경우에 본 논문에서 제안하는 방법이 기존 연구의 방법에 비해 정확도와 속도가 더 우수하다는 것을 알 수 있다. 활용할 수 있는 데이터의 양이 적은 상황은 어떤 온라인 소셜 네트워크 서비스가 시작한 지 얼마 안 된 상황이라고 예상해볼 수 있으나, 일정 시간이 지나면 지날수록 결국 활용할 수 있는 데이터의 양이 증가한다는 것을 감안하면 이러한 상황이 거의 드물고, 따라서 본 논문에서 제안하는 방법은 효과적으로 활용될 수 있다.

VI. 결론 및 향후 연구

온라인 소셜 네트워크는 이진 구조로 이루어진 그 특성 상 실세계의 소셜 네트워크를 정확하게 반영하지 못하기 때문에, 사용자 상호작용이나 사용자 프로필 등의 소셜 네트워크 서비스를 통해 수집한 정보를 최대한 활용하여 측정한 사용자 간의 관계 강도를 가지고 실세계의 소셜 네트워크를 최대한 반영하는 기존의 연구들이 주를 이룬다. 하지만 기존의 연구에서 제안한 방법들은, 값을 측정하는 시점의 관계 강도만 고려함으로 인해 올바른 실세계의 소셜 네트워크를 반영할 수 없는 경우가 생길 뿐만 아니라, 그 사용자 간의 관계 강도가 앞으로 어떻게 변화할 것인지에 대한 근거를 전혀 제시해 주지 못하기 때문에 친구 관계의 추세 분석이나 변화 예측과 같은 작업에는 적합하지 않다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 유도 상호작용 그래프의 개념과 그 그래프의 간선의 가중치를 이루는 사용자 간의 관계 강도의 변화 추정 기법을 제안하였다. 이 기법은 관계 강도가 선형의 추세를 보인다고 가정하고, 그 추세선의 기울기를 최소제곱추정법을 통해 측정한다. 이러한 방법으로 생성한 강한 친구 관계 그래프는 실험을 통해 기존의 단순한 상호작용 그래프를 사용한 방법에 비해 더 작은 세상 현상이 나타난다는 것을 확인하였다. 또한, 이 기법이 일반적인 환경에서 매우 빠른 시간 안에 효과적으로 수행된다는 것을 보였으며, 실제 개발이나 분석에도 적용할 수 있다는 가능성을 제시하였다.

본 논문에서 제안하는 사용자 간의 관계 강도의 변화 추정 기법이 사용자 정보 예측에 활용될 경우 효과적인 성능을 나타낸다는 것을 실험을 통해 확인하였다. 본 논문에서 제안하는 기법은 어떤 사용자의 친구들

의 순위를 매기는 데 사용할 수도 있을 것이고, 아직 자신의 개인 정보를 입력하지 않은 사용자들에게 알맞은 정보를 추천해주는 데에 활용하거나 이 밖에도 다양한 분야에 적용할 수 있을 것이다.

본 논문에서는 소셜 데이터의 일부만을 수집하여 비교적 작은 규모의 데이터를 가지고 실험을 수행하였으나, 제안된 기법을 굉장히 큰 소셜 데이터에 적용해 보고, 좀 더 빠른 시간 안에 효율적으로 수행될 수 있도록 알고리즘을 개선시킬 필요가 있다. 또한, MapReduce[22]와 같은 분산 병렬 처리 환경에서도 수행할 수 있게 적용시키는 연구가 필요할 것으로 보인다.

참 고 문 헌

[1] M. Maisto. "Twitter Use Growing Daily, Helped By Smartphones: Pew". eWeek. June 1, 2012.

[2] E. Eldon. "ComScore: Google+ Grows Worldwide Users From 65 Million In October To 67 Million In November". TechCrunch. December 22, 2011.

[3] J. Nimetz. "Jody Nimetz on Emerging Trends in B2B Social Networking". Marketing Jive. November 18, 2007.

[4] Facebook. http://www.facebook.com/.

[5] Twitter. http://twitter.com/.

[6] LinkedIn. http://www.linkedin.com/.

[7] P. Domingos and M. Richardson. "Mining the network value of customers". In Proc. of the 7th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD 2001.

[8] d. m. boyd and N. B. Ellison. "Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship". Journal of Computer-Mediated Communication, Vol.13, No.1, pp.210-230. October 2007.

[9] M. S. Granovetter. "The Strength of Weak Ties". The American Journal of Sociology, Vol.78, No.6, pp.1360-1380. May, 1973.

[10] I. Kahanda and J. Neville. "Using Transactional Information to Predict Link Strength in Online Social Networks". In Proc. of

the 6th International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2009.

[11] R. Xiang, J. Neville, and M. Rogati. "Modeling Relationship Strength in Online Social Networks". In Proc. of the 19th International Conference on World Wide Web, WWW 2010.

[12] C. Wilson, B. Boe, A. Sala, K. P. N. Puttaswamy, and B. Y. Zhao. "User Interactions in Social Networks and their Implications". In Proc. of the 4th ACM SIGOPS/EuroSys European Conference on Computer Systems, EuroSys 2009.

[13] F. Benevenuto, T. Rodrigues, M. Cha, and V. Almeida. "Characterizing User Behavior in Online Social Networks". In Proc. of the 9th ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement, IMC 2009.

[14] T. Fawcett. "An Introduction to ROC Analysis". Pattern Recognition Letters, Vol.27, No.8, pp.861-874. June, 2006.

[15] J. A. Hanley, B. J. McNeil. "The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve". Radiology, Vol.143, No.1, pp.29-36. April, 1982.

[16] M. McPherson, L. Smith-Lovin, and J. M. Cook. "Birds of a Feather: Homophily in Social Networks". Annual Review of Sociology, Vol.27, No.1, pp.415-444. 2001.

[17] S. Milgram. "The small world problem". Psychology today, Vol.2, pp.60-67. 1967.

[18] D. J. Watts and S. H. Strogatz. "Collective dynamics of 'small-world' networks". Nature, Vol.393, pp.440-442. June 4, 1998.

[19] J. Aldrich. "Fisher and Regression". Statistical Science, Vol.20,

No.4, pp.401-417. 2005.

[20] J. Aldrich. "Doing Least Squares: Perspectives from Gauss and Yule". International Statistical Review, Vol.66, No.1, pp.61-81. April, 1998.

[21] Facebook Graph API. http://developers.facebook.com/docs/reference/api/.

[22] J. Dean and S. Ghemawat. "MapReduce: Simplified Data Processing on Large Clusters". In Proc. of the 6th Conference on Operating Systems Design and Implementation, OSDI 2004.

[23] A. Mislove et al. "You Are Who You Know: Inferring User Profiles in Online Social Networks". In Proc. of the 3rd ACM International Conference on Web Search and Data Mining, WSDM 2010.

[24] Y. Freund et al. "An efficient boosting algorithm for combining preferences". The Journal of Machine Learning Research. 2003.

Abstract

Online social networks usually consist of the binary relationships; thus, they do not reflect the real-world social network correctly. For this reason, most of the recent studies focus on estimating the relationship strength among users based on the information such as user profiles, user interactions, and user relationships. However, since the previous techniques consider the relationship strength at that point in time, it may generate the incorrect strong friendship graph. In this paper, we propose the concept of a derived interaction graph and estimate the variation of the relationship strength among the users to solve the problems. Through the evaluations, we show that the strong friendship graph generated by our method is more effective than that by the previous work which uses only a simple interaction graph.