J. Inf. Technol. Appl. Manag. 23(2): 97~112, June 2016
http://dx.doi.org/10.21219/jitam.2016.23.2.097

ISSN 1598-6284 (Print)
ISSN 2508-1209 (Online)

SNS 구성원 간 신뢰망 구조 분석방법

송 희 석*

A Method to Analyze the Structure of Interpersonal Trust Network in SNS

Hee Seok Song*

Abstract

Many studies have pointed out that trust is the most important component of social capital. Although there have been lots of attempts to measure level of trust between members of community, it is hard to find studies which examine trust from the standpoint of structural aspects. Because of the recent rapid growth of SNS and openness trend on members and their friendship information, it became possible to understand the structure of trust relationships among users in SNS. This study aims to facilitate interpersonal trust by comparing the structure of the trust network among social network users. For this purpose, it proposes a method to explore the structure of trust network and strategies to evolve toward more open structure. In experiments to distinguish structure of trust network with three social network communities, it is discovered that ADVOGATO has characteristics of open and collective network together whereas EPINION and FILMTRUST have collective and open characteristics respectively.

Keywords : Social Network, Interpersonal Trust, Trust Network, Trust Structure, Open Community

Received : 2016. 05. 25. Revised : 2016. 06. 22. Final Acceptance : 2016. 06. 23.

※ This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education(No. 2015R1D1A1A09057672).

* Department of Global IT Business in Hannam University, 133 Ojungdong, Daedukgu, Daejeon City, 34430 Korea, Tel : +82-42-629-8344
e-mail : hssong@hnu.kr

1. 서 론

사회적 자본은 사회구성원들로 하여금 협력과 친사회적 행동을 하도록 유도하는 무형자산으로 무한 글로벌 경쟁 시대에 국가 및 사회 경쟁력 제고에 필수인프라로 인식되고 있다. 사회적 자본은 20세기 후반부터 본격적으로 연구가 진행된 주제로 무형자산의 특성상 그 구성요소를 명확히 파악하기는 어렵지만 대부분의 문헌에서 공통적으로 구성원 간 신뢰를 사회적 자본의 가장 중요한 구성요소로 지적하고 있다. Fukuyama [1995]도 그의 저서 '신뢰(Trust)'에서 한 국가의 복지와 경쟁력은 신뢰의 수준에 의해 결정된다고 주장하였다. 구성원 간 신뢰에 대한 중요성이 증대하면서 그간 특정 사회나 집단의 구성원 간 신뢰수준이 어떠한지를 측정하고 비교하고자 하는 시도는 많이 있었지만 구성원 간 신뢰를 전체 신뢰네트워크(여기서는 신뢰망이라 칭함)의 구조적 관점에서 조명한 후 신뢰망의 구조적 측면에서 바람직한 구조는 어떠한지, 그리고 바람직한 구조로 진화하기 위한 전략은 무엇인지 등을 규명하는 연구는 찾아보기 어렵다.

Yamagishi et al.[1995]은 동서양의 신뢰구조를 비교하는 연구에서 구성원이 집단 내부에서 상호협력하는 정도가 집단 간에 협력하는 정도보다 강한, 내집단 편애 정도가 강한 사회를 집단주의 사회로 정의하고, 선행연구결과에 기초하여 집단주의 사회가 내집단 구성원에 대해서는 안심하지만 외집단 사람에 대해서는 신뢰하지 않는 면이 있음을 지적한 바 있다. 또한 미국과 일본 사회의 신뢰수준을 비교하는 그의 연구에서 일본사회가 폐쇄적 집단주의식 안심을 기반으로 하는 사회이며, 이를 극복하기 위해서는 개방된 기회중시형 사회로 전환해야 함을 주장하고 있다. Granovetter [1974]는 미국에서 직업을 구하는데 있어서 강한 유대보다 약한 유대가 더 도움이 된다고 하였다. 이는 강한 유대의 폐쇄적 집단에 속하면 안심하고 살 수 있지만 접근 할 수 있는 정보의 양이 제한되기 때문이다. 즉 안정된 약속 관계의 연결망보다 정보교환을 목적으로 하는 약한 유대가 많은 연결망이 개방된 사회환경을 의미하며, 개방된 사회환경이 정보의 획득과 상호이해증진에 도움이 됨을 주장한 바 있다. 따라서 특정 집단의 구성원 간 신뢰수준이 어떠한지를 측정하는 것 외에도 구성원 간 신뢰망의 구조적 측면에서 해당 신뢰망이 집단주의적 신뢰성향이 강한 신뢰망인지 또는 다른 그룹에 속한 구성원에 대해서도 높은 신뢰를 가지는 개방형 신뢰망에 가까운지를 살펴보는 것은 더 바람직한 구조의 신뢰망으로 진화를 도모하기 위한 단초가 될 것이다.

최근 SNS의 급성장으로 구성원 간 관계정보뿐 아니라 신뢰정보의 획득이 가능해졌기 때문에 커뮤니티의 신뢰구조를 파악하는 것이 어느 때 보다 용이해졌다. 이에 본 연구에서는 집단주의적 커뮤니티를 집단 내 구성원 간의 신뢰는 강하나 집단 외 구성원에 대한 신뢰는 상대적으로 약한 커뮤니티로, 개방형 커뮤니티를 집단 외 구성원에 대한 신뢰도 동시에 높아 기회에 열려있는 커뮤니티로 각각 정의하고, 실제 구성원 간 신뢰관계가 표현된 SNS를 대상으로 커뮤니티 수준에서의 신뢰망 구조를 파악할 수 있는 방법을 조사하고, 이를 적용하여 커뮤니티별 신뢰망 구조를 비교함으로써 SNS의 바람직한 신뢰구조를 촉진하기 위한 방안을 모색하기로 한다. 개방형 신뢰망 구조가 확대되면 구성원 간 상호협력과 기회의 확대로 구성원 측면에서의 이익이 증진될 뿐 아니라, 구성원 이익증대는 더 많은 구성원의 참여를 유도하여 SNS 운영 기업 측면에서의 서비스 활성화 및 수익증진을 기대할 수 있다. 또한 사회적으로도 거래비용과 기회비용을 낮출 수 있어 사회적 자본 확충에 기여하게 된다. 본 연구의 구성은 다음과 같다. 먼저 제 2장에서는

구조적 관점에서 구성원 간 신뢰에 대한 기존연구를 살펴보며 제 3장에서는 신뢰망 구조를 분석하기 위한 기존 방법을 신뢰강도가 포함된 경우와 포함되지 않은 경우로 구분하여 정리하고 추가적인 신뢰망에 대한 구조분석 방안을 제시한다. 제 4장에서는 신뢰정보가 포함된 세 개의 소셜 네트워크를 대상으로 신뢰망 구조를 분석하는 사례연구 결과를 제시한다. 그리고 마지막으로 제 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 신뢰망 구조에 대한 기존연구

신뢰망 구조에 대한 기존 연구는 사회학분야에서 주로 행해져 왔으며 군집 내에서의 신뢰수준과 군집 외 구성원에 대한 신뢰수준을 비교하는 연구가 주류를 이루고 있다. Yamagishi et al. [1995]에 의하면 구성원이 집단 내부에서 상호 협력하는 정도가 집단 간에 협력하는 정도보다 강한 사회를 집단주의 사회로 정의하고, 집단주의 사회에서는 내집단 동료와의 관계에 있어서는 안심하지만(in-group favoritism) 모르는 외집단 사람에 대해서는 신뢰하지 않는 경향이 있다고 하였다. 또한 이 연구에서는 동료들과 함께 있을 때 안심하는 것과 내집단이 아닌 타인을 신뢰하고 인간의 본성에 대해 신뢰하는 것과 차이가 있으며, 내집단 동료 내에서 안심하고 있을 수 있는 관계에 파묻혀 있으면 인간에 대한 일반적인 신뢰가 형성되기 어렵다고 주장한 바 있다. 따라서 보다 건강한 사회가 되기 위해서는 사회 전체의 일반적 신뢰를 고양함으로써 폐쇄적인 집단주의 사회에서 개방적인 사회로 변화를 도모해야 한다고 하였다. Fukuyama[1995]도 자발적인 관계형성의 동인으로 신뢰의 역할을 강조하고 있다. 그는 가족주의가 가족을 벗어난 타인에 대한 신뢰 증진에 방해가 되기 때문에 강력한 가족주의 전통을 가진 사회는 자발적인 집단이나 조직의 형성에 어려움이 있고, 효율적인 조직관리를 필요로 하는 경제발전에 오히려 방해가 된다고 주장하였다. 또한 가족주의가 강하여 가족이외의 타인에 대한 신뢰가 형성될 수 없는 사회를 신뢰도가 낮은 사회, 그 반대로 가족이외의 타인에 대한 신뢰가 존재하는 사회는 신뢰도가 높은 사회로 간주하기도 하였다. Putnam[1993] 또한 시민사회의 전통이 민주정치의 효율적인 관리를 위해 필수적인 요소라고 주장하며 일반적인 신뢰와 시민사회의 전통이 강한 북이탈리아가 강한 가족주의적 특징을 지닌 남 이탈리아보다 탁월한 경제발전과 효율적인 민주주의 제도를 발전시켰음을 지적한 바 있다.

폐쇄적인 집단주의의 문제점을 경제학적 측면에서 살펴볼 수도 있다[Yamagishi et al., 1995]. 사업에서의 거래관계를 예로 들면, 과거에는 특정상대와의 사이에서 안정된 거래관계를 확립하는 것이 중시되었다. 이는 안정된 거래관계에서는 협상, 정보의 수집 및 처리, 계약이행에 대한 감시 등에 드는 비용을 줄일 수 있을 뿐 아니라 급한 주문이나 주문변경도 전화 한 통으로 해결하는 등 융통성이 허용되어 거래비용(transaction cost)을 절감할 수 있게 된다. 반면 기존 거래처와의 관계를 유지함으로 인해 다른 상대와 거래함으로써 얻을 수 있는 잠재적 이익을 희생하는 기회비용(opportunity cost)이 증가하게 된다. 만일 거래관계를 지속하는데 수반되는 기회비용이 크지 않을 경우, 거래비용을 줄일 수 있는 안정된 관계가 전반적인 이익을 확대하는 유리한 전략이 될 것이다. 그러나 최근 IT기술의 급속한 확산과 인터넷의 보급으로 거래 파트너에 대한 탐색, 협상, 감시 등 외집단 구성원과의 거래비용이 줄어들 뿐 아니라, 유리한 기회를 놓치지 않음으로써 기회비용 또한 감소하게 된다. 여기에 일반적인 외집단 신뢰가 높아진다면 거래비용 뿐 아니라 기회비용도 획기적으로 낮아질 것이다.

Yamagishi et al.[1995], Fukuyama[1995], Putnam [1993]의 연구에서 주장하는 동일한 결론은 사회나 경제의 효율적인 운영을 위해서는 자발적인 집단이나 조직형성이 중요하고 이를 위해서는 사람들이 가족이나 집단의 좁은 틀을 초월한 타인 일반에 대한 신뢰를 가질 필요가 있다는 것이다. 내집단 편애성향이 적은 개방형 사회의 구성원들은 타인을 신뢰할 수 있는지 여부를 알려주는 잠재적인 정보에 민감하고, 타인이 신뢰할 만한 행동을 할지 여부를 정확하게 예측하는 경향이 있기 때문에 타인을 일반적으로 더 신뢰한다고 하였다. 따라서 본 연구에서는 미래사회는 외집단에 대한 폐쇄적 관계보다는 개방적 관계가 더욱 효용적인 가치를 가질 것이며 내집단 신뢰만이 아닌 외집단 신뢰가 강한 커뮤니티가 더 많은 기회에 열려있기 때문에 발전 가능성이 높은 커뮤니티로 보고 실제 SNS의 구성원 간 신뢰망을 비교 분석하여 바람직한 신뢰망 구조를 모색하는 탐색적 연구를 수행하기로 한다. 기존연구에서 신뢰는 사람들 사이의 결속을 강화하는 관계강화(relation fortification)의 측면을 강조하였으나 본 연구에서는 폐쇄적 관계의 사람들을 해방하여 새로운 상대와 자발적인 관계를 형성하는 신뢰의 다른 측면 즉 관계확장(relation extension)에 중점을 두고 본 연구를 수행한다.

3. 신뢰망 구조의 파악 방법

구성원 간 신뢰관계를 가진 실제 SNS 사이트를 대상으로 신뢰망의 구조에 대한 사례연구를 수행하기 위해 먼저 신뢰망의 구조를 파악하기 위한 방법을 조사할 필요가 있다. 본장에서는 시각화 분석방법, 소셜 네트워크 지표 분석방법을 정리하고 기존방법을 보완한 집단 내 및 집단 간 평균 신뢰수준 비교를 통한 신뢰망 구조 파악방법을 제시하기로 한다.

3.1 시각화 분석방법

구성원 간 신뢰망이 보다 세분된 군집으로 구성되어 있는지 또는 얼마나 많은 군집으로 구성되어 있는지를 시각적으로 살펴봄으로써 해당 커뮤니티의 신뢰망 구조를 살펴보는 것이 가능하다. 시각화의 목적이 커뮤니티 구성원 간 군집화의 정도를 파악하는데 있기 때문에 시각화를 위한 방법 중 관계밀도가 높은 구성원들을 묶어 가까이 위치시킴으로써 군집의 시각적 구분이 가능하도록 개발된 알고리듬을 적용하는 것이 본 연구의 목적에 적합하다. 본 연구에서는 시각화를 위한 도구로 Gephy 0.8.2버전을 사용하기로 한다. Gephy에서는 네트워크구조에 대한 시각화를 위해 ForceAtlas, Fruchterman-Reingold, OpenORD, Circular Layout, Radial Axis Layout 등 다양한 레이아웃 알고리듬을 내장하고 있는데 이 중 군집을 구분하여 시각화하는 대표적인 알고리듬으로 OpenORD[Martin et al., 2011]가 있다. OpenORD는 신뢰관계 밀도를 이용하여 노드들의 위치를 재배치하는 알고리듬으로 신뢰관계 밀도가 높은 노드들을 집단화하여 비슷한 위치에 놓이게 함으로써 군집별로 구분되도록 시각화하는 알고리듬이다. 이 알고리듬은 Frutcherman-Reingold[Fruchterman and Reingold, 1991] 알고리듬에 기반하고 있으며 시뮬레이티드 어닐링 기법을 사용하고 있다. 이 알고리듬은 복잡도가 O(N×logN)으로 수행속도가 빠르기 때문에 최대 100만 개 노드로 구성된 대규모 소셜 네트워크의 시각화에도 활용이 가능하다. Gephy에서 Open-ORD 알고리듬은 별도의 플러그인으로 제공되고 있다.

시각화 분석방법은 해당 커뮤니티 내에 군집이 얼마나 많이 발견되는지를 시각적으로 판단할 수 있도록 지원하는 신뢰망 구조 해석 방안이 될 수 있다. 그러나 단순히 군집의 수를 토대로

해당 신뢰망이 집단주의적 구조 또는 개방형 구조에 가까운지를 섣불리 판단하는 것은 곤란하다. 이는 분석대상 커뮤니티의 노드 수가 많을수록 군집도 많이 발견될 가능성도 높을 뿐 아니라 위상적 구조만으로는 집단 내 신뢰수준과 집단 간 신뢰수준에 대한 비교가 어렵기 때문이다. 그럼에도 불구하고 시각적 분석방법은 연결이 없는 1인 노드가 얼마나 많이 분포하는지, 집단 내 연결 밀도가 높은지 또는 집단 간 연결밀도가 높은지, 군집의 규모관점에서 소규모 군집이 많은지 또는 대규모 군집이 많은지 등의 분포를 파악하는데 유용하게 활용될 수 있다. 따라서 시각화를 통한 신뢰망 구조해석 방법은 다른 방법과 병행하여 보완적으로 사용되는 것이 바람직하다.

3.2 소셜 네트워크 지표를 이용한 신뢰망 구조 분석

신뢰망 구조를 보다 세부적으로 살펴볼 수 있는 방법으로 커뮤니티 내 집단구성에 대한 지표값을 살펴보는 방법이 있다. 집단 구성이 어떠한지 살펴보는 지표로 모듈성(Modularity), 연결요소(Connected Component), 평균 클러스터링 계수(Average Clustering Coefficient) 등이 있다. 이 지표들은 군집의 특성과 수준을 나타내는 지표들로써 군집 내부 사용자들 사이에는 연결이 많으면서 군집 외부 사용자와의 연결은 적은 사용자 집단을 별도의 군집으로 구분한 후 군집화의 수준을 평가한 측정값들이다. 군집을 구분하기 위한 알고리듬은 크게 분할 알고리듬(divisive algorithms), 군집 알고리듬(agglomerative algorithms), 최적화 방법(optimization methods)으로 구분된다. 분할 알고리듬은 군집 내 구성원 간 링크를 탐지하여 전체 네트워크에서 제거하는 방식으로[Newman and Girvan, 2004; Radicchi et al., 2004], 군집알고리듬은 재귀적 방법을 이용하여 가까운 노드를 합치는 방법으로[Pons and Latapy, 2006], 최적화 알고리듬은 목적함수의 최적화에 기반하여 [Clauset et al., 2004; Wu and Huberman, 2004] 각각 군집을 구분한다. 군집을 구분하는 알고리듬에서 얼마나 군집 구분이 명확한지를 나타내는 품질지표로 모듈성(modularity)이 있다. 모듈성은 연결강도가 포함된 네트워크에서도 계산할 수 있는데 Newman[2004]는 다음 수식과 같이 모듈성을 계산할 것을 제안한 바 있다.

$$Q=\frac{1}{2m}\sum_{i,j}\left[A_{ij}-\frac{k_ik_j}{2m}\right]\delta(c_i,c_j)$$

A_{ij} : 노드 i와 j간 연결강도(*weight of the edge*)

k_i : 노드 i의 모든 링크의 연결강도의 합($=\sum_j A_{ij}$)

c_i : 노드 i가 속한 소집단 클래스

$\delta(u, v)$: u와 v가 같은 클래스이면 1,
다른 클래스이면 0

$m=\frac{1}{2}\sum_{ij}A_{ij}$

이 식은 Q값이 최대가 되도록 모든 노드의 클래스 레이블을 지정한 후 구해지는데 결국 Q는 $\delta(c_i, c_j)$항목 때문에 다른 군집에 속한 노드 간 연결강도는 제외하고 같은 군집 내 노드 간 연결강도의 합의 함수로 모듈성을 측정하게 된다. 신뢰망에서 높은 모듈성은 군집 내 사용자간 신뢰관계의 밀도(또는 강도)는 높으면서 다른 군집 사용자와의 신뢰관계 밀도(또는 강도)는 낮은 것을 의미한다. 모듈성은 최적화 과정에서 집단 간 신뢰와 집단 내 신뢰를 동시에 고려하지만 최종 계산된 모듈성 지표는 집단 내 구성원 간 신뢰강도의 합의 함수로만 계산되기 때문에 집단 간 신뢰에 비해 집단 내 신뢰가 얼마나 강한지를 말해주지는 않는다.

신뢰망 내 군집 구성형태를 살펴보는 두 번째 지표는 연결요소(Connected Component)이다. 연결

요소는 임의의 두 노드를 선택했을 때 두 노드 사이의 왕복경로가 각각 적어도 하나씩은 존재할 경우, 이 두 경로상의 모든 점들은 연결요소로 정의한다[Tarjan, 1972]. 즉 연결요소 내의 임의의 두 노드 간에는 왕복경로가 존재하지만 연결요소 외부의 노드 간에는 왕복경로가 존재하지 않게 된다. 따라서 연결요소는 요소 내의 노드들이 서로 왕복할 수 있는 최대크기의 집합이다. 연결요소에는 강한 연결요소와 약한 연결요소가 있는데 강한 연결요소는 방향성을 가진 링크로 구성된 그래프에 적용되고, 약한 연결요소는 방향성을 가진 에지(Directed edge)를 방향성이 없는 에지(Undirected edge)로 대체한 그래프에 적용되는 연결요소이다.

신뢰망 내 군집 구성형태를 살펴보는 세 번째 지표는 클러스터링 계수(Clustering Coefficient)이다. 클러스터링 계수는 측정방법에 따라 다시 글로벌 클러스터링 계수와 로컬 클러스터링 계수로 구분되는데, 글로벌 클러스터링 계수는 임의의 한 노드와 인접한 다른 두 개의 이웃노드들로 구성되는 삼각형의 집합이 얼마나 많은지 즉 삼각형들의 밀집도를 이용하여 클러스터링 계수를 계산하는 방식이며 로컬 클러스터링 계수는 특정노드의 이웃노드들끼리 연결의 개수로 측정한다. 여기서는 로컬 클러스터링 계수를 평균한 평균 클러스터링 계수(Average Clustering Coefficient)를 활용하여 신뢰망의 구조를 분석하는 지표로 사용하기로 한다[Latapy, 2008]. 평균 클러스터링 계수는 노드별 클러스터링 계수를 평균하여 구하는데, 노드별 클러스터링 계수는 특정노드의 이웃노드들끼리 얼마나 연결이 많은지로 측정한다. 예를 들어 특정노드의 이웃노드가 3개 있는 경우, 이 이웃 노드들 간의 연결이 2개만 있다면 해당노드의 클러스터링 계수는 2/3가 된다. 평균 클러스터링 계수는 그 네트워크의 모듈화 정도를 가리키는 척도가 된다. 군집이 전혀 존재하지 않는 무작위 네트워크는 클러스터링 계수가 0에 가깝다. 이상에서 살펴본 모듈성, 연결요소, 평균 클러스터링 계수는 신뢰망에서 군집화의 수준이 어떠한지를 알려줄 수 있지만 집단 간 신뢰와 집단 내 신뢰수준에 대한 비교를 하는데 직접 적용되기는 곤란하다. 따라서 이 지표만으로 신뢰망이 개방형구조를 따르는지 집단적 구조를 따르는지 판단하는 것은 곤란하다.

3.3 집단 내 집단 간 평균 신뢰수준 비교를 통한 신뢰망 구조 분석

시각화 분석 방법과 소셜 네트워크 지표분석 방법은 집단 간 신뢰에 비해 집단 내 신뢰가 얼마나 강한지를 직접 알려주지 못하기 때문에 새로운 방법을 모색할 필요가 있다. 집단 내 및 집단 간 신뢰관계의 연결밀도 뿐 아니라 신뢰강도까지 포함하여 다음과 같은 절차로 집단 내 신뢰수준과 집단 간 신뢰수준을 구하여 비교함으로써 해당 신뢰망이 집단주의적 신뢰망에 가까운지 개방형 신뢰망에 가까운지를 판단할 수 있다.

단계 1 : 모듈성(Modularity) 계산 알고리듬을 적용하여 노드별로 모듈클래스를 지정한다.

단계 2 : 신뢰망의 모든 에지(신뢰관계)에 대해 신뢰자와 피신뢰자의 모듈클래스가 같으면 집단 내 신뢰로 구분하고, 모듈클래스가 다르면 집단 간 신뢰로 구분한다.

단계 3 : 구분된 신뢰관계를 이용하여 집단 내 평균 신뢰수준을 구하고, 집단 간 평균 신뢰수준을 구하여 비교한다.

상기 절차로 구해진 집단 간 평균 신뢰수준과 집단 내 평균 신뢰수준을 이용하여 집단 내 평균 신뢰수준이 높으면서 집단 간 평균 신뢰수준이 이보다 낮다면 집단주의적 신뢰망 구조에 가깝고,

집단 내 및 집단 간 평균 신뢰수준이 공히 높으면서 이들 간의 차이가 상대적으로 작으면 개방형 신뢰망 구조에 가깝다고 결론내릴 수 있다. 그러나 이 방법 또한 집단의 응집도나 군집화에 대한 수준을 고려하지 않는 방법이기 때문에 앞서 언급한 시각화 분석 및 지표분석 결과를 동시에 활용하여 신뢰망 구조를 해석하는 것이 바람직하다.

3.4 신뢰망 구조에 대한 해석

이상의 조사결과를 정리하면, 모듈성이나 연결요소, 평균 클러스터링 계수 등의 지표분석을 통해서는 특정 신뢰망의 군집 내 구성원 간 신뢰관계의 밀도에 기반하여 군집화의 수준을 파악할 수 있으며 군집의 개수를 알 수 있다. 그러나 연결이 없는 1인 노드가 얼마나 많이 분포하는지 또는 군집 규모에 대한 분포가 어떠한지 등은 지표분석으로는 알 수가 없으며 시각화 분석을 동시에 활용할 필요가 있다. 시각화 분석에서는 동일한 군집에 속한 노드가 같은 색상으로 표현되어 있을 뿐 아니라 신뢰강도나 밀도가 높아지면 가까운 곳에 위치하기 때문에 군집의 규모나 분포에 대한 판단이 용이하다. 결국 지표분석과 시각화 분석을 함께 고려하면, 신뢰망의 구조가 얼마나 많은 군집으로 구성되어 있고 군집의 규모는 어떠하며 집단 내 신뢰관계의 응집도는 어떠한지를 파악할 수 있다. 그러나 집단 내 신뢰와 집단 간 신뢰에 대한 수준을 직접 비교하는 것은 곤란하다. 따라서 신뢰망이 개방형 구조에 유사한지 또는 집단적 구조에 유사한지 파악하기 위해서는 집단 내 및 집단 간 평균 신뢰수준에 대한 직접적인 비교가 요구된다. 아래 <Table 1>은 특정신뢰망의 구조를 최종 해석하기 위한 가이드라인을 보여주고 있다.

집단주의적 신뢰망의 경우, 집단 내 응집도가 높기 때문에 모듈성, 평균 클러스터링 계수가 높게 나타나게 될 것이다. 그러나 이러한 지표가 높게 나타나더라도 연결이 없는 1인 노드의 분포가 더 많다면 집단주의적 신뢰망으로 결론 내리기는 힘들다. 또한 집단 내 평균 신뢰수준이 높으면서 집단 간 평균 신뢰수준이 이보다 낮다면 집단주의적 신뢰망 구조로 결론 내릴 수 있다. 반면에 집단 내 및 집단 간 평균 신뢰수준이 공히 높으면서 이들 간의 차이가 상대적으로 작으면 개방형 신뢰망 구조에 가깝다고 결론내릴 수 있다.

4. 사례연구

4.1 데이터 셋

본 장에서는 사용자간 신뢰관계에 대한 정보를 관리하고 있는 세 가지 소셜 네트워크를 대상

〈Table 1〉 Interpretation Guideline for Trust Network

Method	Interpretation Guideline	
	Collective trust network	Open trust network
SN index analysis	High modularity and clustering coefficient	-
Visualization	A few numbers of individual node who has no connection	-
Comparison of average level of trust	High average trust level of in-group and low average trust level of inter-group	High average trust level of in-group and inter-group Relatively small difference between average trust level of in-group and inter-group

으로 신뢰망의 구조에 대해 살펴보기로 한다. 무료 소프트웨어 개발을 위한 온라인 공동체인 Advogato(http://advogato.org)와 영화리뷰와 리뷰어 간 신뢰정보의 명시적 표현이 담긴 FilmTrust (http://trust.mindswap.org/FilmTrust/), 소비자 리뷰 사이트인 Epinion(http://www.epinion.com)의 세 소셜 네트워크 사이트를 대상으로 신뢰망의 구조를 분석하고 비교하기로 한다. Advogato는 소프트웨어 개발을 위한 전문가 커뮤니티이며, FilmTrust는 영화에 대한 일반인 기호 커뮤니티이며, Epinion은 제품 리뷰정보 공유를 위한 커뮤니티로 서로 다른 목적과 사용자들로 구성되어 있어서 신뢰망의 구조에 있어서도 차이를 보일 것으로 예상할 수 있다.

FilmTrust는 사용자들이 직접 영화에 대한 평점 및 리뷰를 작성하고, 서로 공유할 수 있는 소셜 네트워크 사이트이다. FilmTrust의 참여자는 자신이 직접 영화를 검색하고, 영화 평점을 제공하고 간단한 리뷰를 작성한다. 이렇게 리뷰를 작성하는 과정에서 사용자는 다른 참여자들이 본 영화에 대해 제공한 평균 점수 및 개별 참여자들이 제공하는 평점을 확인할 수 있다. 즉 사용자는 리뷰를 작성하는 과정에서 또는 본인이 원하는 영화에 대한 리뷰를 검색하는 과정에서 본인과 비슷한 의견을 가진 사용자 또는 유용한 영화 리뷰를 작성한 사용자들을 더욱 신뢰하게 된다. FilmTrust에서는 특정 사용자가 다른 사용자에 대해 가지는 신뢰도를 1점에서부터 10점까지 총 10단계로 평가할 수 있는 기능을 제공하며, 본 연구에서는 이 신뢰도 점수를 신뢰도 6 이상인 링크만 추출하여, 5점 신뢰척도로 변환하여 신뢰망을 구성하였다. 실험에 사용된 데이터는 총 2,632개의 노드와 이들 간의 19,913개의 신뢰관계를 포함하고 있다.

Advogato는 무료 소프트웨어 개발에 참여하는 사용자들로 구성된 소셜 네트워크 사이트이다. Advogato에서는 외부 공격자들로부터 개발자들과 개발 소프트웨어를 보호하기 위해 개발자들 간 신뢰도를 표현하는 체계를 도입하고 있다. Advogato 사용자들은 다른 사용자를 Observer, Apprentice, Journeyer, Master 등의 4가지 수준으로 구분하여 각 각에 대한 신뢰도를 명시적으로 부여하고 있다. Advogato에서 사용자 간에 명시적으로 표현된 신뢰정보는 2000년부터 시계열별로 웹상에 공개되어 있으며, 이 중 2011년 2월 15일 9시 18분에 수집된 데이터 셋을 이용하여 실험을 진행 하였다. 수집된 데이터 셋은 56,569개의 신뢰링크(원천사용자, 타겟 사용자, 신뢰도의 세 가지 필드로 구성)를 포함하고 있다. 이 데이터 셋에서 Observer는 추가적인 관찰이 필요한 단계이므로 신뢰링크로 보기는 힘들다. 따라서 Apprentice는 1, Journeyer는 3, Master는 5의 신뢰강도 값을 부여하여 실험을 진행하였다. Observer 링크를 제외하고 총 6,537노드와 이 노드들 간의 51,253 신뢰링크를 입력하여 분석을 진행하였다.

Epinion은 소비자리뷰 전문 소셜 네트워크로 제품 카테고리별로 사용자들이 제품에 대한 리뷰와 리뷰에 대한 평가점수를 부여하는 기능을 제공한다. Epinion은 또한 리뷰에 대한 사용자경험을 토대로 다른 사용자에 대한 신뢰 또는 불신뢰를 평가하는 기능을 제공하고 있다. 실험에 사용한 데이터 셋은 2001년 1월 10일에 수집된 자료로 717,667개의 신뢰링크와 123,705의 불신뢰 링크를 포함하고 있다. 이 중 불신뢰링크는 제외하고 총 114,467 노드와 이들 간의 717,667 신뢰링크를 실험에 활용하였다.

4.2 실험 결과

본 실험에 사용된 도구는 Gephy 0.8.2버전으로 실험에 사용된 데이터가 대용량의 데이터이기

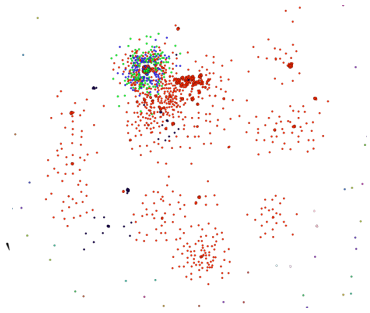
때문에 Gephy 소프트웨어에서 사용하는 메모리 용량을 5,655MB RAM으로 확장하여 분석을 진행하였다. Gephy는 GEXF, GDF, GML, GraphML, PSpreadsheet 등 다양한 데이터포맷을 입력받는다. 그러나 신뢰도에 가중치가 부여된 신뢰망을 입력할 경우 GDF 포맷으로 입력하는 것이 권장된다. 따라서 자바프로그램을 이용하여 <Figure 1>과 같은 GDF 포맷으로 변환하는 작업을 수행하였다.

```
nodedef > name VARCHAR, label VARCHAR
s1, Site number 1
s2, Site number 2
s3, Site number 3
edgedef > node1 VARCHAR, node2 VARCHAR,
weight DOUBLE
s1, s2, 1.2341
s2, s3, 0.453
s3, s2, 2.34
s3, s1, 0.871
```

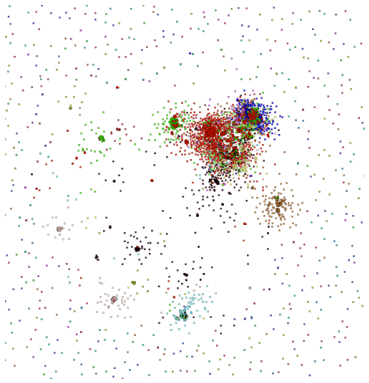
〈Figure 1〉 Composition of GDF Format for Gephy Input

4.2.1 데이터 시각화를 통한 신뢰망 구조 비교

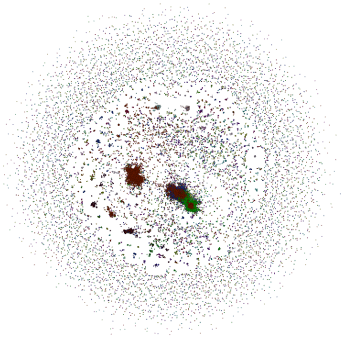
먼저 신뢰망에 대한 시각화를 통해 연결이 없는 1인 노드가 얼마나 많이 분포하는지, 군집의 규모관점에서 소규모 군집이 많은지 또는 대규모 군집이 많은지 등의 분포를 살펴볼 수 있다. 네트워크 시각화를 위한 알고리듬으로는 여러 가지가 있지만 소규모 군집을 구분하여 시각화해주는 대표적 알고리듬으로 OpenORD[Martin et al., 2011]를 적용하였다. 비교를 위해 세 가지 소셜 네트워크에 대해 동일한 파라미터를 적용하여 시각화 알고리듬을 수행하였다. OpenORD 알고리듬의 파라미터로는 수행단계별 시간배분을 위한 스케줄과 에지절단(Edge-Cutting)이 있다. 스케줄 파라미터에 대해서는 디폴트 값(liquid stage 25%, expansion stage 25%, cool-down stage 25%, crunch staged 10%, simmer stage 15%)을 사용하였다. OpenOrd에서 에지절단 파라미터는 두 노드 사이의 가장 긴 거리의 비율로 0에서 1까지의 값을 가지며 0으로 설정하면 커팅이 없는 Frutcherman-Reingold layout algorithm과 같으며, 1로 설정하면 보다 공격적인 커팅을 통해 클러스터링을 촉진하게 된다. 본 연구에서는 에지절단을 0.9로 설정하였다. 또한 OpenORD는 신뢰관계의 밀도에 의해 레이아웃이 결정되므로 복잡도를 줄이기 위해 에지를 제외하고 노드만을 표시하여 시각화하였다. <Figure 2>에서 동일한 색상의 노드는 동일한 군집에 소속됨을 의미한다. <Figure 2>의 (a)는 FilmTrust, (b)는 Advogato, (c)는 Epinion의 사용자 간 신뢰관계에 대한 시각화 결과이다. FilmTrust의 사용자간 신뢰망 구조는 다른 소셜 네트워크의 사용자간 신뢰망 구조에 비해 빨강, 초록, 파랑으로 구성된 대규모 군집 외에는 다른 대규모의 군집은 발견되지 않았다. 즉 1인 노드 또는 2~3개 노드로 구성된 소규모 군집의 분포가 상대적으로 적고 소수의 대규모 군집 중심으로 이루어져 있음을 확인할 수 있다. Advogato의 경우 빨강, 초록, 파랑, 검정의 대규모 군집과 함께 연결이 없는 1인 노드가 특히 많이 분포하고 있음을 알 수 있다. Epinion의 경우에는 대규모 군집도 발견되지만 연결이 없는 1인 노드의 분포가 많고, 원 내부에 매우 많은 소규모 군집이 나타나고 있다. 시각화 분석 결과를 종합하면 Advogato에서 특히 1인 노드의 분포가 많았으며, FilmTrust와 Advogato는 대규모 군집의 분포가 우세한 반면, Epinion은 소규모 군집의 분포가 우세한 것으로 나타났다. 신뢰망 구조에 대한 정성적인 분석방법인 소셜 네트워크의 시각화 방법은 노드와 에지가 많을수록 시각적 복잡성으로 인해 판독 시 상당한 주의를 필요로 한다는 점도 유의해야 한다.



(a) FilmTrust



(b) Advogato



(c) Epinion

〈Figure 2〉 Visualization based on Gephy

4.2.2 지표분석을 통한 신뢰망 구조 비교

시각화 분석 외에 지표분석을 통해서도 소셜 네트워크의 신뢰망 구조를 파악할 수 있다. <Table 2>는 실험대상의 세 가지 소셜 네트워크에 대해 신뢰망 구조를 파악하는데 도움이 되는 측정항목과 측정값을 제시하고 있다.

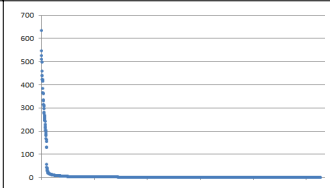
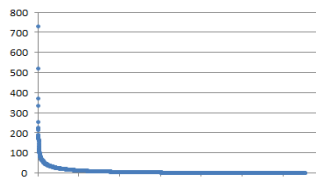
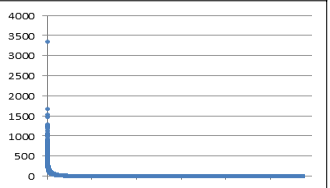
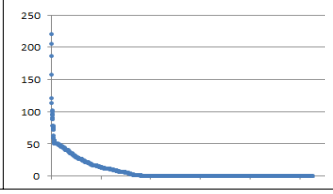
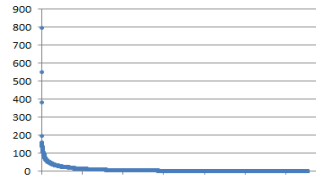
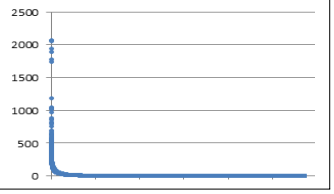
먼저 신뢰망을 구성하는 각 노드들의 평균 Degree는 FilmTrust의 경우, 7.566으로 나타나 FilmTrust의 각 사용자는 평균 7.566명의 다른 사용자를 신뢰하는(또는 7.566명의 다른 사용자로부터 신뢰 받는) 것으로 나타났다. Advogato, Epinion의 평균 Degree는 각각 7.838, 6.270으로 나타나 세 가지 신뢰망이 모두 유사한 수준의 평균 Degree를 나타내고 있었다.

<Figure 3>과 같이 Degree 분포 측면에서는 세 가지 신뢰망 모두 멱함수 분포를 따르는 스몰월드 네트워크라 할 수 있다. In-Degree 분포 측면에서 살펴보면, Epinion보다는 Advogato와 FilmTrust에서 많은 사람의 신뢰를 받는 사용자의 비율이 상대적으로 높은 것으로 나타났다. Out-Degree 분포 측면에서는 Epinion보다는 Advogato에서, Advogato보다는 FilmTrust에서 많은 사용자를 신뢰하는 사용자의 비율이 두터운 것으로 나타났다. <Table 2>에서 그래프 밀도(Graph Density)는 신뢰망 내의 각 사용자들이 얼마나 가까이 연결되어 있는지를 나타내며, 모든 사용자간 직접적인 신뢰 링크가 연결되어 있다면 1이 된다. 그래프 밀도측면에서는 FilmTrust가 0.003으로 가장 높고, 그 다음이 Advogato(0.001), 마지막으로 Epinion(0.000) 순으로 나타났다. 이는 Epinion의 사용자 수가 가장

〈Table 2〉 Social network index analysis

Index	FilmTrust	Advogato	Epinion	Algorithm
Average Degree	7.566	7.838	6.270	
Graph Density	0.003	0.001	0.000	
Modularity	0.305	0.402	0.502	Blondel et al.[2008]
Connected Component	112	1405	6020	
Connected Component/No. of Nodes	0.0426	0.215	0.0526	Tarjan[1972]
Average Clustering Coefficient	0.000	0.139	0.095	Latapy[2008]

〈Figure 3〉 Degree distribution

Distribution	FilmTrust	Advogato	Epinion
In-Degree			
Out-Degree			

많았고, 그 다음이 Advogato였기 때문에 사용자 노드의 수가 영향을 미친 결과이기도 하다.

신뢰망의 내부 군집 구조를 파악하기 위해 Gephy에서 제공하는 모듈성 계산알고리듬을 적용하여[Blondel et al., 2008] 세 가지 소셜 네트워크에 대한 모듈성을 계산하였다. 본 실험에서는 세 가지 신뢰망을 동일한 기준에서 비교할 수 있도록 모듈성을 최대로 하는 파라미터 값을 선택하여 실험을 진행하였다. <Table 2>에서 나타난 것처럼 FilmTrust(0.305)보다는 Advogato(0.402)에서, Advogato보다는 Epinion(0.502)에서 모듈성이 높게 나타났다. 이는 FilmTrust, Advogato, Epinion 순서로 더 뚜렷한 신뢰기반의 군집이 발견되었음을 나타낸다. 신뢰망 내 군집 구성형태를 살펴보는 두 번째 지표는 연결요소(Connected Component)이다. 본 실험에서는 연결요소를 계산하기 위해 약한 연결요소의 수를 적용하였다. 약한 연결요소란 방향성을 가진 에지를 방향성이 없는 에지로 대체한 그래프에서 임의의 두 노드를 선택했을 때 두 노드 사이의 왕복경로가 각각 적어도 하나씩은 존재할 경우, 이 두 경로상의 모든 점들은 약한 연결요소로 정의한다. 따라서 약한 연결요소는 요소 내의 노드들이 서로 왕복할 수 있는 최대 크기의 집합이다. 계산결과 약한 연결요소의 수는 FilmTrust가 112, Advogato가 1405, Epinion이 6,020개로 FilmTrust, Advogato, Epinion 순서로 약한 연결요소가 많이 발견되었다. 모듈성과 마찬가지로 약한 연결요소는 신뢰망 내에서 상호 신뢰로 연결된 노드로 구성된 군집의 수이기 때문에 해당 신뢰망이 집단주의적 신뢰망에 가까운지 개방형 신뢰망에 가까운지를 판단하는 또 하나의 참고지표가 될 수 있다. 그러나 전체 노드의 수가 많은 신뢰망의 경우, 전체 노드의 수가 작은 신뢰망에 비해 더 많은 약한 연결요소를 가질 수도 있기 때문에 전체노드의 수가 미치는 영향을 배제하기 위해 약한 연결요소의 수를 노드수로 나눈 지표도 동시에 참고할 필요가 있다. 약한 연결요소의 수를 노드수로 나눈 지표에 대해서는 FilmTrust가 0.0426, Advogato가 0.215, Epinion이 0.0526으로 나타나 FilmTrust나 Epinion에 비해 Advogato가 훨씬 많은 약한 연결요소로 구성되어 있음을 알 수 있다. 이는 시각화 분석에서 살펴본 것처럼 Advogato가 연결이 없는 1인 노드가 특히 많았기 때문인 것으로 풀이된다. 신뢰망 내 군집 구성형태를 살펴보는 세 번째 지표는 평균 클러스터링 계수(Average Clustering Coefficient)이다. 평균 클러스터링 계수 측면에서는 FilmTrust가 0.000, Advogato가 0.139, Epinion이 0.095로 나타나 FilmTrust보다는 Epinion이, Epinion보다는 Advogato가 훨씬 큰 값을 나타내었다. 신뢰망에서 모듈성,

연결요소의 수, 평균 클러스터링 계수가 높으면 내부연결에 비해 외부와의 연결이 상대적으로 적어 외부로부터 추천되는 정보나 새로운 정보에 대한 기회가 제한적이지만, 일단 정보가 유입되면 내부의 높은 연결밀도로 인해 정보가 빨리 확산될 가능성도 동시에 가지고 있다.

모듈성이나 연결요소, 평균 클러스터링 계수 등의 지표분석을 통해서는 신뢰망 내에 군집의 신뢰관계의 밀도를 알 수 있을 뿐 아니라, 얼마나 많은 군집으로 구성되어 있는지를 알 수 있었다. 그러나 군집 중에는 1인 노드 또는 소규모 군집이 많이 발견되어 모듈성이나 연결요소, 평균 클러스터링 계수 지표가 높게 나타날 수도 있는데, 이러한 구조는 시각화 분석을 통해 구분할 수 있었다. 결국 지표분석과 시각화 분석을 함께 고려하면, 신뢰망의 구조가 얼마나 많은 군집으로 구성되어 있고 군집의 규모는 어떠하며 집단 내 신뢰관계의 응집도는 어떠한지를 발견할 수 있다. 그러나 집단 내 신뢰와 집단 간 신뢰에 대한 수준 비교는 여전히 어렵다. 따라서 신뢰망이 개방형 구조에 유사한지 또는 집단적 구조에 유사한지 파악하기 위해서는 추가적인 분석이 요구된다.

4.2.3 집단내 집단간 신뢰수준 측정을 통한 신뢰망 구조 비교

시각화 분석 방법과 소셜 네트워크 지표분석 방법만으로 신뢰망 구조에 대한 명확한 해석이 어렵기 때문에 앞에서 제시한 새로운 방법을 적용하여 신뢰망 구조를 비교함으로써 해당 신뢰망이 집단주의적 신뢰망에 가까운지 개방형 신뢰망에 가까운지를 판단할 수 있다. Advogato와 FilmTrust의 경우 자체 수집된 데이터에 신뢰강도가 5점 척도로 포함되어 있으므로 신뢰관계의 강도를 포함하여 집단 내 신뢰와 집단 간 신뢰의 수준을 파악하는 것이 신뢰망 구조를 보다 정확히 판단하는데 도움이 된다. 본 실험에서 Epinion 데이터 셋은 신뢰강도가 표시되어 있지 않기 때문에 분석에서 제외하였다. jdk 1.8버전을 이용하여 프로그램을 작성하고 실험한 결과 FilmTrust, Advogato, Epinion 모두 집단 간 신뢰링크의 수보다 집단 내 신뢰링크의 수가 많았다. 집단 내 신뢰링크가 차지하는 비율은 Epinion의 경우가 71%로 가장 높았고 그 다음이 FilmTrust(65%), Advogato(57%) 순으로 나타났다. 신뢰강도를 포함하여 집단 내와 집단 간 평균 신뢰수준을 비교한 결과, FilmTrust는 집단 내 평균 신뢰가 집단 간 평균 신뢰보다 유의하게 높게 나타났으나($p = 0.000$), Advogato의 경우 유의수준 0.05하에서는 유의한 차이가 없는 것으로 나타났다(<Table 3> 참조).

<Table 4>는 세 가지 커뮤니티의 신뢰망 구

〈Table 3〉 Comparison of average trust level

Type	Avg/Std	FilmTrust	Advogato	Epinion
In-group	Average Trust	3.5286	3.2977	-
	Standard Dev.	1.2793	1.4544	-
	# of links	12,924(65%)	29,350(57%)	511,300(71%)
Inter-group	Average Trust	3.4214	3.2723	-
	Standard Dev.	1.2993	1.4797	-
	# of links	6,989(35%)	21,903(43%)	206,367(29%)
Total	Average Trust	3.4910	3.2869	-
	Standard Dev.	1.2874	1.4653	-
	# of links	19,913(100%)	51,253(100%)	717,667(100%)
t-test		p = 0.000	p = 0.052	-

〈Table 4〉 Final Interpretation for Trust Networks

Type	FilmTrust	Advogato	Epinion
SN index analysis	Medium modularity, Low average clustering coefficient	High level of clustering	Relatively high level of clustering
Visualization	Small number of individual nodes and Many large size group	Many large size group and individual nodes	Small number of individual nodes and Many small size group
Comparison of average level of trust	Relatively high in-group and inter-group trust In-group trust is significantly higher than inter-group trust (p = 0.000)	No significant difference between in-group and inter-group trust	Number of in-group trust links are more than inter-group trust links
Overall interpretation about trust network	Similar to open trust network because of high in-group and inter-group trust as well as low level of clustering	Contains both open trust network and collective trust network features	Similar to collective trust network because of higher no. of in-group links than inter-group trust links as well as high level of clustering
Improving strategy	Need to promote inter-group trust	Need to promote both inter-group trust and in-group trust Need to promote to connect individual nodes	Need to promote inter-group trust

조에 대한 최종 실험결과를 보여주고 있다. 먼저 FilmTrust는 모듈성이 중간 수준이며(0.305), 평균 클러스터링 계수는 매우 낮으므로(0.000) 군집화의 수준이 낮은 것으로 평가할 수 있으며, 시각화 분석에서도 1인 노드의 분포가 적은 것으로 나타났다. 집단 내 평균 신뢰수준(3.5286)과 집단 간 평균 신뢰수준(3.4214)이 Advogato보다 높았으며 집단 내 평균 신뢰가 집단 간 평균 신뢰보다 유의하게 높은 것으로 나타났다(p = 0.000). 결론적으로 FilmTrust는 집단화의 수준이 명확하지 못하다는 점에서 집단주의적 신뢰망이라고는 볼 수 없으며, 집단 내 신뢰와 집단 간 신뢰가 상대적으로 높다는 점에서 개방형 신뢰망 구조에 유사한 것으로 판단할 수 있지만 여전히 집단 내 평균 신뢰가 집단 간 평균 신뢰보다 유의하게 높기 때문에 개방형 신뢰망 구조로 진화하기 위해서는 군집이 다른 구성원 간 신뢰를 확충하기 위한 노력이 필요할 것으로 판단된다. Advogato의 경우 군집화의 수준이 상대적으로 높다는 점에서 집단주의적 신뢰망의 특성을 가지지만 집단 내 신뢰와 집단 간 신뢰수준의 유의한 차이가 없다는 점에서 개방형 신뢰망 구조의 일부 특성도 동시에 가지고 있다. Advogato가 보다 개방적인 신뢰망 구조로 나아가기 위해서는 집단 내 신뢰와 집단 간 신뢰를 고루 향상하는 전략이 필요하며, 이의 일환으로 연결이 없는 1인 노드가 다른 구성원을 신뢰할 수 있도록 유도하는 것이 필요할 것이다. Epinion의 경우 군집화의 수준이 상대적으로 높고, 집단 간 신뢰링크의 수보다 집단 내 신뢰링크의 수가 많은 것으로 볼 때 집단주의적 신뢰망 구조의 특성을 많이 가지고 있는 것으로 판단된다. 따라서 서로 다른 군집의 구성원 간 신뢰를 촉진하여 집단 간 신뢰수준을 높이는 것이 우선적으로 필요할 것이다.

5. 결론 및 시사점

본 연구에서는 신뢰망의 구조를 파악할 수 있는 방법을 제시하고, 이를 적용하여 세 가지 온라인 커뮤니티에 대한 신뢰망 구조를 비교하는 실험을 통해 SNS의 바람직한 신뢰구조로의 진화를 촉진하기 위한 방안을 모색하였다. 집단 내 평균 신뢰수준이 높으면서 집단 간 평균 신뢰수준이 이보다 낮고, 집단화의 수준이 높다면 집단주의적 신뢰망 구조에 가깝고, 집단 내 및 집단 간 평균 신뢰수준이 공히 높으면서 이들 간의 차이가 상대적으로 작으면 개방형 신뢰망 구조에 가까운 것으로 보고 세 가지 소셜 네트워크의 신뢰망 구조가 어디에 가까운지를 살펴보았다. 분석결과 세 가지 소셜 네트워크는 각기 다른 특성을 가진 것으로 나타났다. 특히 Epinion은 집단주의적 신뢰망 구조에 가깝고, FilmTrust는 개방형 신뢰망 구조에 가까우며, Advogato는 개방형 신뢰망의 특성과 집단주의적 신뢰망의 특성을 고루 가지고 있는 것으로 나타났다.

타인이나 인간의 본성을 일반적으로 신뢰하는 것은 타인을 무조건 믿는 것과는 다르다. 타인을 신뢰한다는 것은 타인을 신뢰할 수 있는지의 여부를 분별할 수 있는 감수성과 기술에 기초한 정신적인 침착성을 갖는 것이다. Yamagishi et al. [1995]은 구성원 간 일반적 신뢰를 형성하기 위해 개인 및 사회적 차원에서 촉진하도록 장려하는 것이 일반적 신뢰의 성공적 형성을 위한 핵심이라고 하였다. 집단주의적 신뢰구조의 경우, 신뢰집단 외부구성원으로 부터의 정보 추천이 원활하지 않거나, 집단 외부에서 추천된 새로운 정보에 대한 신뢰가 낮을 수밖에 없어 새로운 기회에 취약하다. 따라서 커뮤니티의 관리자 입장에서는 해당 커뮤니티의 신뢰망 구조가 집단주의적 신뢰망으로 파악되면 개방형 신뢰망 구조로의 개선을 위한 노력이 필요하다. Yamagishi et al. [1995], Fukuyama[1995], Putnam[1993]의 연구에서 지적하였듯이 개방형 신뢰구조가 정착되면 파트너에 대한 탐색, 협상, 감시 등 외집단 구성원과의 거래비용이 줄어들 뿐 아니라, 유리한 기회를 놓치지 않음으로써 기회비용 또한 감소하게 된다.

본 연구는 신뢰망 구조를 파악할 수 있는 방법을 제시하고 실제 소셜 네트워크에 적용하여 신뢰망 구조의 해석을 시도하였다. 그러나 본 연구에서 제시한 방법에 의하면 개방형 신뢰망 구조인지 집단주의적 신뢰망 구조인지를 파악하는데 여전히 주관적인 판단이 요구된다는 점에서 한계를 가진다. 이를 극복하기 위해 보다 많은 소셜 네트워크에 대한 신뢰망 구조 연구를 바탕으로 집단화의 수준이나 집단 분포, 평균 신뢰수준 등에 대한 판단 기준값 등 정량적인 가이드라인의 제시가 보완적으로 이루어질 필요가 있다. 상기의 한계점에도 불구하고 본 연구는 일부 실제 온라인 커뮤니티에서 구성원 간 신뢰관계정보가 관리되고 있음에도 불구하고 이에 대한 활용측면의 연구가 부족하였다는 점과 한 사회 또는 국가의 복지와 경쟁력의 핵심요소인 구성원 간 신뢰에 대해 구조적 관점에서 바람직한 방안을 모색한 새로운 시도였다는 점에서 의의를 가진다. 한편 본 연구에서는 다양한 세 가지 분야의 서로 다른 커뮤니티를 대상으로 신뢰망 구조의 해석을 시도하였음에도 불구하고 커뮤니티의 목적과 특성에 따라 신뢰망의 구조가 어떻게 달라지는지에 대해서는 탐구하지 못했다. 향후 연구로써 커뮤니티의 목적과 특성에 따라 신뢰망의 구조가 어떻게 달라지는지에 대한 추가적인 연구가 필요할 것이다. 또한 동적인 측면에서 신뢰망의 구조가 어떻게 확장되고 신뢰망의 구조적 특성이 어떻게 달라지는지를 파악할 수 있다면 신뢰망 형성 촉진을 위한 다양한 시사점을 얻을 수 있을 것이다.

References

[1] Blondel, V. D., Guillaume, J-L., Lambiotte, R., and Lefebvre, E., "Fast unfolding of communities in large networks", *Journal of Statistical Mechanics : Theory and Experiment*, Vol. 10, 2008.

[2] Brandes, U., "A Faster Algorithm for Betweenness Centrality", *Journal of Mathematical Sociology*, Vol. 25, No. 2, 2001, pp. 163-177.

[3] Clauset, A., Newman, M. E. J., and Moore, C., "Finding community structure in very large networks", *Physical Review*, Vol. E70, 2004.

[4] Fruchterman, T. M. J. and Reingold, E. M., "Graph drawing by force-directed placement", *Software Practice and Experience*, Vol. 21, No. 11, 1991, pp. 1129-1164.

[5] Fukuyama, F., Trust : The social virtues and the creation of prosperity, The Free Press, 1995.

[6] Granovetter, M., Getting a job : A study of contacts and careers, Harvard University Press, 1974.

[7] Latapy, M., "Main-memory Triangle Computations for Very Large(Sparse(Power-Law)) Graphs", *Theoretical Computer Science(TCS)*, Vol. 407, No. 1-3, 2008, pp. 458-473.

[8] Martin, S., Brown, W., Klavans, R., and Boyack, K. W., "OpenOrd : an open-source toolbox for large graph layout", The International Society For Optical Engineering, 2011.

[9] Newman, M. E. J., "Analysis of weighted networks", *Physical Review*, Vol. E70, 2004.

[10] Newman, M. E. J. and Girvan, M., "Finding and evaluating community structure in networks", *Physical Review*, Vol. E69, 2004.

[11] Pons, P. and Latapy, M., "Computing Communities in Large Networks Using Random Walks", *Journal of Graph Algorithms and Applications*, Vol. 10, 2006, pp. 191-218.

[12] Putnam, R. D., The prosperous community : Social capital and public affairs, The American Prospect, 1993, pp. 35-42.

[13] Radicchi, F., Castellano, C., Cecconi, F., Loreto, V., and Parisi, D., "Defining and identifying communities in networks", *Proc. of Natl. Acad. Sci. USA*, Vol. 101, No. 9, 2004, pp. 2658-2663.

[14] Tarjan, R., "Depth-First Search and Linear Graph Algorithms", *SIAM Journal on Computing*, Vol. 1, No. 2, 1972, pp. 146-160.

[15] Wu, F. and Huberman, B. A., "Finding communities in linear time : a physics approach", *The European Physical Journal B-Condensed Matter and Complex Systems*, Vol. 38, No. 2, 2004, pp. 331-338.

[16] Yamagishi, T., Cook, K. S., and Watabe, M., "Uncertainty, trust and commitment formation in the United States and Japan", *American Journal of Sociology*, Vol. 104, No. 1, 1998, pp. 165-194.

[17] Yamagishi, T. and Komiyama, H., "Significance and the structure of trust : Theoretical and empirical research on trust and commitment relations", *INSS Journal*, Vol. 2, 1995, pp. 1-59.

■ 저자소개

송 희 석

고려대학교 경영학과 학사, 한국과학기술원 경영과학과 석사 및 경영공학과 박사학위를 취득하였으며 대우전자, 대우정보시스템 기술연구소 근무를 거쳐 현재는 한남대학교 글로벌IT경영학과 교수로 재직 중이다. 관심분야는 CRM과 Data Mining, 소셜 네트워크, 유비쿼터스 비즈니스, 비즈니스모델 등이며 주요연구 결과는 Knowledge-based systems, Expert systems with applications, Artificial Intelligence Review 등의 학술지에 발표하였다.