

# 노드 차수 분포의 Power-law와 정보 확산

이강원<sup>°</sup>, 이지상<sup>\*</sup>

## Power-Law of Node Degree Distribution and Information Diffusion Process

Kang-won Lee<sup>°</sup>, Ji-sang Lee<sup>\*</sup>

요 약

본 연구에서는 네트워크의 유형과 구조적인 특성이 네트워크의 동적인 정보 확산이나 전파에 어떻게 영향을 미치는지를 시뮬레이션을 통해 분석해 보았다. 이를 위해 네트워크의 구조적인 유형(Scale-Free, Small-World, 랜덤 네트워크)과 위상적 특성을 잘 나타내주는 네트워크 생성 모델을 이용하여 다양한 종류의 네트워크를 생성하였다. 그리고 정보 확산 시뮬레이션을 위해서 선형 역치 모델을 이용하였다. 본 연구 결과 네트워크의 정보 확산이나 파급에 영향을 미치는 중요한 네트워크의 위상적 성질은 군집화 계수가 아닌 슈퍼 허브노드의 존재를 가능케 하는 노드 차수의 Power-Law로 나타났다. 따라서 Power-Law 성질로 인해 슈퍼 허브 노드가 존재하는 Scale-Free 네트워크의 정보 확산 속도가 다른 종류의 네트워크에 비해 빠르다는 사실도 확인 하였다. 또한 Small-World나 Scale-Free 네트워크의 경우 초기 노드 선정은 차수 중심성이 높은 노드를 선정 하는 것이 임의로 선정하는 것 보다 정보 확산 속도가 매우 빠르다는 것을 확인 하였다.

**Key Words** : Scale-Free, Small-World, Network Generation, Information Diffusion, Simulation

### ABSTRACT

In this study it is investigated that how both network type and structural characteristics affect dynamic information diffusion of network through simulation. For this purpose we generated various kinds of networks using network generation model, which can well generate various types of networks(scale-free, small-world and random network) and represent various topological characteristics. For information diffusion simulation linear threshold model is used. It is found out that the most important factor which affects the information diffusion is power-law of node degree, which enables the existence of super-hub node, not clustering coefficient. So, we can also see that the information diffusion of small-world network, which has super-hub node due to power-law of node degree distribution, is fast compared to other networks. It is also found out that for the small-world and scale-free networks initial node selection based on node degree provide fast information diffusion compared to random node selection.

※ 본 연구는 서울과학기술대학교 교내 학술연구비 (일부)지원으로 수행되었습니다.

•<sup>°</sup> First and Corresponding Author :Seoul National University of Science & Technology, Department of Industrial Information System Engineering, kwlee@seoultech.ac.kr, 정회원

\* Seoul National University of Science & Technology, Department of Industrial Information System Engineering  
논문번호 : 201904-052-B-RN, Received April 23, 2019; Revised August 16, 2019; Accepted August 17, 2019

## I. 서 론

다양한 종류의 많은 시스템들이 링크(Link)로 연결된 노드(Node)들로 이루어지는 구조를 갖는 복잡한 네트워크(Complex Network) 모델로 표현 될 수 있다. WWW(World Wide Web)는 웹 사이트들의 노드들로 구성되는 네트워크고 인터넷은 라우터나 ISP(Internet Service Provider)들이 노드로 구성되는 네트워크다. 무엇보다 최근 들어서 가장 중요한 네트워크는 온라인 소셜 네트워크 서비스(Social Network Service)다. 소셜 네트워크에서는 개인이나 조직과 같은 행위자들이 노드들이며 행위자들 사이에 유대 관계가 링크로 표시되는 네트워크다. 이외에도 공급 사슬(Supply Chain) 네트워크, 금융, 그리고 전력공급 네트워크 등 다양한 종류의 시스템이 네트워크 모델로 표현 될 수 있다.

이와 같이 다양한 종류의 시스템들이 네트워크로 표현됨에 따라 네트워크의 동적인 행태(Dynamical Behavior)가 중요한 문제로 부각 되었다. 컴퓨터 바이러스(Virus)가 인터넷을 통해 어떻게 전파되어 나가는지 질병이 사회 관계망 속에서 어떻게 전파되어 나가는지 그리고 전력 공급 네트워크나 세계적인 금융 네트워크에서 한곳의 고장이나 부실이 어떻게 전파되어 나가는지 등의 문제가 중요한 관심사가 되었다. 그중에서도 소셜 네트워크 서비스에서 정보의 흐름이나 파급 관련문제는 이미 상당한 연구가 진행되었다<sup>1-4)</sup>. 현재 우리의 일상 속에 깊이 파고든 온라인 소셜 네트워크 서비스는 매우 짧은 역사에도 불구하고 인류의 절반 이상이 사용할 정도로 그 효과성과 편의성을 인정받고 있다. 이에 따른 소셜 네트워크 서비스의 파급력이 가공할 수준이라는 것이 여러 사례와 연구로 나타났고, 이를 비즈니스에 활용하기 위해 여러 다양한 산업 분야에서 소셜 네트워크 서비스를 주목하고 있다. 특히 마케팅 분야에서의 적용 의지가 대단한데, TV나 라디오, 신문 같은 기존의 미디어 대신 소셜 네트워크를 활용한 마케팅이 효율성 면에서 높은 이점을 보이기 때문이다. 그 중에서도 입소문 마케팅이라 불리는 바이럴 마케팅(Viral Marketing)<sup>5)</sup>의 효과성이 크게 주목 받고 있다. 소수의 사용자만 알고 있던 정보가 사용자가 속한 네트워크에서 별다른 비용 없이 빠르게 전파되면서 정보가 확산되는 방식을 잘 활용하면 비즈니스 상에서 막대한 이익을 창출할 수 있음이 밝혀졌기 때문이다. 이러한 바이럴 마케팅의 효과적인 시행을 위해서는 대상이 되는 온라인 소셜 네트워크의 정보 전달이나 파급 관련에 대한 이해

와 분석이 매우 중요한 선결 과제다.

한편 네트워크의 정보 전달이나 파급 등 네트워크의 동적인 행태는 네트워크의 구조적인 위상 특성(Topological Characteristics)에 따라 다양한 형태를 보인다<sup>6)</sup>. 예로 매우 큰 슈퍼 허브노드(Hub Node)들이 존재하고 노드들 사이에 군집화 경향이 강한 소셜 네트워크에서 정보 전달이나 파급은 랜덤(Random) 네트워크나 정형적인 격자(Lattice) 네트워크의 정보 전달이나 파급과 매우 다른 양상을 보인다. 따라서 네트워크의 어떤 구조적인 위상 특성이 네트워크의 동적인 정보 흐름이나 전파를 촉진 시키는지 아니면 방해 하는지에 대한 연구는 매우 중요한 연구 과제로 보인다. 기존에 소셜 네트워크에서 정보 흐름 문제를 분석한 여러 연구가 진행 되어 왔지만<sup>4,7,8,9)</sup> 주로 주어진 온라인 소셜 네트워크 환경 하에서 정보 흐름이나 파급이 어떻게 이루어지는에 대해서 단편적으로 분석하였지 네트워크의 구조적 위상 특성과 연계하여서 분석하고 조사한 연구는 존재하지 않는다. 따라서 본 연구에서는 네트워크의 구조적인 특성과 또 다양한 위상 특성치들이 네트워크의 동적인 정보 흐름이나 전파에 어떻게 영향을 미치는지를 시뮬레이션을 통해 분석해 보았다. 이를 위해 본 연구에서는 먼저 네트워크의 구조적 유형으로 랜덤 네트워크, Small World 네트워크, 그리고 Scale-Free 네트워크를 제시하였다. 그리고 이들 네트워크의 위상적 특성을 나타내주는 척도로 평균 노드 최단거리(Average Shortest Path Length)와 군집화 계수(Clustering Coefficient) 그리고 노드 차수 분포(Node Degree Distribution)로부터 파악되는 Power-Law 성질 3가지를 제시하였다.

본 연구에서는 네트워크의 구조적인 특성과 위상 특성치 값들이 네트워크의 동적인 정보 흐름이나 전파에 어떻게 영향을 미치는지를 시뮬레이션을 통해 분석하고자 한다. 이를 위해서 먼저 네트워크의 생성 모델을 제안하였다. 본 연구의 네트워크 생성 모델은 두개의 파라메타를 갖고 있는데 이들의 적절한 조절을 통해 다양한 구조적 특성(Small-World 성질이나 Scale-Free 성질 혹은 랜덤 네트워크)과 다양한 위상 특성치 값들을 갖는 네트워크를 생성할 수 있다. 인위적으로 생성된 네트워크상에서 정보 전송 모델로는 가장 광범위하게 사용되는 선형 역치 모델(Linear Threshold Model)<sup>9)</sup>을 사용하였다.

1장 서론에 이어 2장에서는 네트워크의 구조적 유형과 네트워크의 위상적 특성을 나타내 주는 척도에 관해 서술하였으며 3장에서는 네트워크 생성 모델과 정보 확산 모델을 다루었다. 4장에서는 시뮬레이션

모델을 제시하고 시뮬레이션 결과를 분석하였으며 5 장에 결론을 서술하였다.

## II. 네트워크의 구조적 유형과 위상 측도

본장에서는 네트워크의 구조적 유형과 위상 특성을 나타내 주는 측도를 제시하였다.

### 2.1 네트워크의 구조적 유형

과거 수 십년 동안 가장 광범위하게 일반적으로 사용 되어온 네트워크 유형은 Erdos 와 Renyi 에 의해 제안된 랜덤 네트워크다. 하지만 대부분 현실 세계의 네트워크들은 완전한 랜덤 네트워크가 아니고 그렇다고 정형적인 격자(Lattice)형 네트워크도 아닌 두 양극 사이 어딘가에 존재한다. 따라서 최근 과거 십 수년에 걸쳐 다양한 종류의 복잡계 네트워크에 존재하는 구조적 성질에 대해 많은 연구가 있었다. 그 결과 두 가지 중요한 발견이 있었는데 하나는 복잡계 네트워크에 존재하는 Small - World 성질과 Scale-Free 성질이다. 최근 과거 수년에 걸쳐 대표적인 복잡계 네트워크인 온라인 소셜 네트워크에서 Small - World 성질과 Scale-Free 성질이 존재 한다는 것을 밝힌 여러 연구가 있었다<sup>10-15)</sup>.

Small-World 성질은 이름이 말하듯이 네트워크의 구성 노드들 간의 평균 최단 거리가 네트워크의 크기와 무관하게 작다는 것이다. 사회 과학자 Milgra<sup>16)</sup>에 의해 제안된 ‘Six Degree of Separation’은 ‘네트워크에서 임의의 한 노드는 평균적으로 6개의 노드를 거치면 모든 노드에 도착 할 수 있다’ 라는 것을 의미한다. Watts와 Strogatz<sup>17)</sup>는 많은 현실 세계 네트워크들이 노드 간 평균 최단 거리가 네트워크 크기와 무관하게 작으며 군집화 계수는 랜덤 네트워크에 비해 상당히 크다는 것을 보여 주었다. 즉, Small-World 네트워크는 네트워크의 크기와 무관하게 비교적 작은 노드 간 평균 최단 거리와 높은 군집화 계수에 의해 특성화 된다.

네트워크의 구조적 특성을 결정하는 중요한 요소 중 다른 하나는 노드 차수, 즉 노드가 갖고 있는 링크 개수의 분포다. 일부 대규모 복잡계 네트워크에서는 특정 노드의 차수가 평균 노드 차수에 비해 매우 큰 현상을 볼 수 있다. 즉, 노드 차수 분포가 균일 하지 않고 매우 불균일한 Power-Law를 따르는데 노드 차수가 특정 크기에 국한 되지 않기 때문에 이와 같은 네트워크를 Scale-Free 네트워크라고 한다. Scale-Free 네트워크에서는 대부분의 노드들은 매우

적은 노드 차수를 갖고며 매우 큰 노드 차수를 갖는 소수의 슈퍼 허브 노드가 존재한다. Scale-Free 네트워크는 이러한 슈퍼 허브 노드들의 존재로 인해 노드 간 평균 최단거리가 짧다.

임의의 두 노드가 일정 확률로 연결되는 랜덤 네트워크의 경우 노드 차수는 대부분 비슷하고 평균 노드 차수와 비슷한 값을 갖는다. 따라서 랜덤 네트워크의 경우 노드 차수 분포는 평균 노드 차수를 평균으로 갖는 포아송 분포로 잘 나타 낼 수 있다. 인접 노드 간 연결 밀도는 낮을 수밖에 없어 군집화 계수는 매우 낮고 노드 간 평균 최단거리도 큰 값을 갖는다.

본 연구에서는 네트워크의 구조적 유형을 크게 위에서 논의한 랜덤, Small-World, 그리고 Scale-Free 네트워크 세 가지로 하고 이들 유형과 정보 확산에 대한 연계성을 분석하였다.

### 2.2 네트워크 위상 측도

네트워크의 위상적 특성을 나타내는 측도는 여러 개 존재한다. 본 연구에서는 이중 다음 3개의 측도를 고려하였다.

#### 2.2.1 군집화 계수

군집화 계수는 노드들 사이에 연결의 밀도를 나타내는 측도다. 군집화 계수 계산은 노드의 세 개 쌍 (Triplet)을 토대로 계산한다. 예로 노드 v 와 직접 연결된 노드의 개수를 k 개라고 할 때 모두  $kC_2$  개의 세 개 쌍을 생성 할 수 있다. 이중 일부는 세 개가 모두 연결된 닫힌 세 개 쌍이고 나머지는 연결이 안 된 열린 세 개 쌍이다. 군집화 계수는 네트워크에 존재하는 모든 세 개 쌍의 개수 중 닫힌 세 개 쌍개수의 비율로 정의 된다. 기본적으로 이 값은 0과 1 사이의 값을 갖는데 1에 가까울수록 특정 노드와 인접한 노드들끼리도 서로 연결될 확률이 높다. 소셜 네트워크에서 보면 한 사람의 친구들은 그들 사이에 서로 친분이 있을 가능성이 매우 높아 군집화 계수가 높은 값을 갖는다. 일반적으로 Small-World 성질을 나타내는 네트워크는 노드들 사이의 연결 밀도가 높기 때문에 군집화 계수가 높은 것으로 나타난다.

#### 2.2.2 평균 최단 거리

평균 최단 거리는 네트워크의 모든 노드들 간 최단 거리들의 평균으로 정의된다. 평균 최단 거리는 군집화 계수와 더불어 Small-World 네트워크의 특성을 나타내는데 사용된다. 일반적으로 Small-World 네트워크는 동일한 노드 수를 갖는 여타 망에 비해 앞에

서 서술한대로 노드들 간의 연결 밀도가 높기 때문에 비교적 높은 군집화 계수 값을 갖는데 이로 인해 노드들 간의 평균 최단거리도 비교적 작은 값을 갖는다.

2.2.3 노드 차수 분포(Node Degree Distribution)

네트워크에서 노드의 차수, 즉 노드에 연결된 링크 개수의 분포를 살펴봄으로서 네트워크의 구조적 특성을 파악 할 수 있다. 일반적으로 랜덤 네트워크에서는 노드 차수가 비교적 균일(Homogeneous)하게 분포되어 있는 반면에 일부 네트워크에서는 노드의 차수 분포가  $y = x^{-\alpha}$  형태의 Power-Law 분포를 따르는 다수의 네트워크들이 발견되었다. 이 Power-Law 분포의 특징은 지수 분포보다 훨씬 점진적으로 감소하기 때문에 노드 차수가 평균 노드 차수에 비해 매우 큰 값을 갖을 수 있고 이로 인해 매우 편향된 (Skewed) 분포를 나타낸다. Scale-Free 네트워크의 경우 노드 차수가 Power-Law 분포를 따르기 때문에 대부분의 노드는 차수가 비교적 작은 값을 갖고 소수 개의 노드는 차수가 매우 큰 슈퍼 허브노드다. 노드 차수 분포가 Power-Law를 따르는지 여부를 판단하는 방법은 노드 차수 분포를 Log-Log Scale로 나타낸 후 분포가 기울기  $-\alpha$ 를 갖는 직선 식을 따르는지 보이는 것이다. 일반적으로  $\alpha$ 는 1과 3 사이의 값을 갖는다.

III. 네트워크 생성 모델과 정보 확산 모델

본 장에서는 시뮬레이션을 위해 사용할 망 생성과 정보 확산 모델에 대하여 논하였다.

3.1 네트워크 생성 모델

망 생성을 위해서는 그 용도에 따라 다양한 모델이 연구되어 왔다. 생화학 망을 위한 모델<sup>[18]</sup>, 사회 연결 망 생성을 위한 모델<sup>[19-21]</sup>, 그리고 인터넷 ISP 도메인 네트워크 생성 모델<sup>[22]</sup>등 다양한 모델이 연구되어 왔다. 그런데 이들 모델은 단편적으로 특정 네트워크를 생성해 줄 뿐 다양한 네트워크의 위상 측도값 들을 변화 시키지는 못한다. 본 연구의 목적은 네트워크의 구조적인 위상 특성과 특정치 값들이 네트워크의 동적인 정보 흐름이나 전파에 어떻게 영향을 미치는지를 시뮬레이션을 통해 분석해 보는 것이다. 따라서 우리가 원하는 다양한 값의 군집화 계수, 노드 간 평균 최단거리, 그리고 다양한 종류의 노드 차수 분포 등을 생성해 줄 수 있는 네트워크 생성 모델이 필요하다. 이를 위해 본 연구에서는 본 연구자들이 최근

제안한 두 개의 파라미터를 갖고며 반복적인 두 개의 과정, 즉 ‘Preferential Attachment’와 ‘Triad Formation’으로 이루어진 네트워크 생성 모델<sup>[23]</sup>을 사용하기로 한다. 본 연구의 논의의 필요상 이 모델에 대하여 간단히 정리하였다.

‘Preferential Attachment’ 과정은 기본적으로 Barabasi-Albert 모델<sup>[24]</sup>과 유사한데 다만 ‘Preferential Attachment’의 강도를 조정해 주는 파라미터  $K$ 를 추가 하였다. 새롭게 추가된 노드  $i$ 는 네트워크에 존재하는 기존의 노드  $j$ 에 연결되는데 노드  $j$ 에 연결될 확률은 다음 식으로 주어진다.

$$P_j = \frac{d_j + \frac{K}{|S|}}{\sum_{i \in S} d_i + K} \tag{1}$$

식 (1)에서  $d_j$ 는 노드  $j$ 의 차수 즉 링크의 개수를 나타내며  $S$ 는 현재 네트워크에 존재하는 노드들의 집합이며  $|S|$ 는 노드들의 총 개수를 나타낸다. 위 식에서 파라미터  $K$ 를 통해 Power-Law 성질의 크기를 조절해 나갈 수 있다.

식 (1)에서  $K = 0$ 이면 기존의 BA 모델을 나타낸다. 노드  $i$ 가 노드  $j$ 에 연결될 확률은 노드  $j$ 의 차수에 비례하기 때문에 링크 수가 많은 노드에 연결될 확률이 높고 이는 ‘Rich node becomes richer’라는 Preferential Attachment 과정을 따른다.  $K$ 가 증가하게 되면 차수가 많은 노드에 연결될 확률이 점차 줄어들어  $K = \infty$ 가 되면 노드  $i$ 가 네트워크 내의 노드  $j$ 에 연결될 확률은 노드 차수와 무관하게 일정하게 된다. 즉, 이를 통해 생성된 망은 Power-Law 성질이 존재하지 않는 랜덤 네트워크에 가깝게 된다.

두 번째는 ‘Triad Formation’ 과정인데 이 과정은 확률  $P_{TF}$ 로 수행되며 확률  $1-P_{TF}$ 로 ‘Preferential Attachment’ 과정이 반복된다. ‘Triad Formation’ 과정은 노드  $i$ 가 PA 과정을 통해 노드  $j$ 에 연결되면 노드  $i$ 를 노드  $j$ 의 이웃과 연결시키는 과정이다. 이는 한 노드가 다른 임의의 노드보다 ‘친구의 친구’ 노드에 연결될 확률이 높다는 사실에 기인하는데 네트워크 생성 과정이 현실세계에 존재하는 네트워크 성장 과정과 유사하게 된다. 한편 ‘Triad Formation’ 과정을 통하면 네트워크의 노드 밀도가 커질 것으로 기대된다. 따라서 확률  $P_{TF}$ 를 조정해 나가면서 어느 정도 군집화 계수 값을 조정해 나갈 수 있게 된다.

여로  $K = 0, P_{TF} = 0$ 으로 하여 생성한 네트워크는

‘Triad Formation’과정 없이 계속 ‘Preferential Attachment’ 과정만 수행하기 때문에 군집화 계수는 낮지만 강력한 허브노드들이 존재하는 Scale-Free 네트워크가 된다. 반면에  $K = \infty$ ,  $P_{TF} = 1$ 로 하여 생성한 네트워크는 ‘Preferential Attachment’가 일어나지 않아 노드 차수가 Power-Law 성질을 갖고 있지 않지만 인접한 노드 간 연결 밀도는 높아져 높은 군집화 계수 값을 갖는다.  $K = 10$ ,  $P_{TF} = 0.5$ 로 하여 생성한 망은 어느 정도 Scale-Free 성질과 Small-World 성질을 모두 갖고 있게 된다. 구체적인 분석은 4장에서 실제로 네트워크를 생성한 뒤 행하였다.

한편 본 연구에서는 네트워크의 구조적 유형에 따른 정보 확산 비교를 위해 랜덤 네트워크도 생성하였는데 이를 위해 Erdos 와 Renyi 의 ER<sup>[25]</sup> 모델을 사용 하였다. 연결된(Connected) 네트워크를 생성하기 위해 초기에 노드들을 일렬로 연결 한 후 랜덤 네트워크를 생성 하였다.

### 3.2 네트워크 정보 확산 모델

네트워크상에서 한 노드가 정보를 갖고 있을 때 그 주변의 어떤 노드에 해당 정보가 전파되는지, 즉 네트워크상에서 정보가 확산되는 모형을 대한 많은 연구가 있었다. 본 연구에서는 3.1절의 네트워크 생성 모델을 이용하여 구축한 네트워크상에서 정보 확산 시뮬레이션을 위해 사용할 모델로 선형 역치 모델[9]을 사용하였다. 이 모델은 각 노드마다 일정한 역치(Threshold)가 주어지고, 인접한 모든 노드 중에서 정보를 갖지 못한 노드와 정보를 가진 노드들의 비율과, 각 노드가 가진 역치 값을 비교해 해당 노드와 인접한 모든 노드 중에서 정보를 가진 노드들의 비율이 더 클 경우 해당 노드가 정보를 수용하는 방식의 정보 확산 모델이다. 아래 (그림 1)은 모든 노드의 역치가 0.5인 네트워크의 확산 예제이다. 초기에 Step 0에

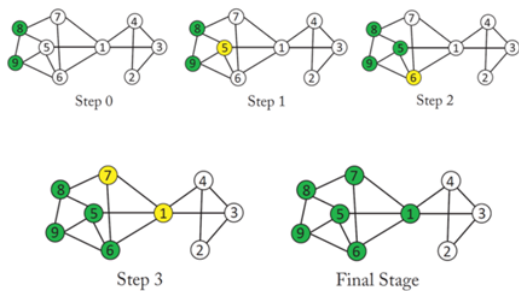


그림 1. 정보 확산을 위한 선형 역치 모델, 역치=0.5[26]  
Fig. 1. Linear Threshold Model for Information Diffusion, Threshold = 0.5[26]

서 노드 8, 9가 정보를 갖고 있다고 하자. 노드 5의 인접 노드는 모두 4개인데 이중 2 개가 정보를 갖고 있어서 그 비율  $0.5(=2/4)$ 가 역치 0.5 이상이어서 노드 5는 Step 1에서 정보를 수용한다.

## IV. 시뮬레이션 모델 및 결과 분석

본 연구에서는 다음의 목적을 위해 네트워크에서 정보 확산 시뮬레이션을 수행 하였다.

- 랜덤 네트워크, Scale-Free 네트워크 그리고 Small-World 네트워크 등 다양한 구조적 특성을 갖는 네트워크들을 인위적으로 각각 생성하고 네트워크의 다양한 구조적 특성이 정보 확산에 어떤 영향을 미치는 지 살펴본다.
- 다양한 위상 특성치들(즉 군집화 계수, 노드 간 평균 최단거리 그리고 노드 차수 분포의 Power-Law 성질 여부)을 갖는 네트워크들을 인위적으로 생성하고 이 위상 특성치 값들이 네트워크의 정보 확산에 미치는 영향을 조사한다.
- 정보 확산 시 초기 노드 선정이 정보 확산에 어떤 영향을 미치는 지 살펴본다.

### 4.1 정보 확산 시뮬레이션

#### 4.1.1 네트워크 생성

3.1절에서 서술한 네트워크 생성 모델을 토대로 정보 확산 시뮬레이션에 사용 할 네트워크를 구축 하였다. 먼저 식 (1)의 K 값은 0, 10, 그리고 100의 값을 갖도록 하고 ‘Triad Formation’ 과정을 위한 확률  $P_{TF}$ 는 0, 0.3, 0.6, 그리고 0.9로 변화 시키면서 다양한 위상적 특성을 갖는 네트워크를 생성 하였다. 신규로 망에 들어오는 노드는 링크 개수가 평균 3을 갖는 지수 분포로 가정 하였는데 소수점은 반올림하고 최소 링크 개수는 1개로 하였다. 생성된 네트워크의 노드 개수는 5,000개로 설정하였다.

한편 랜덤 네트워크 생성을 위해서는 Erdos 와 Renyi 의 ER 모델을 사용 하였다. 랜덤 네트워크의 평균 노드 차수가 본 연구에서 생성되는 다른 네트워크의 평균 노드 차수와 같은 값을 갖도록 하기 위하여 임의의 두 노드 간 연결 확률은  $P_{RD} = 0.0001$ 로 정했다.

#### 4.1.2 정보 확산 모델

정보 확산 모델은 3.3 절에서 언급한대로 선형 역치 모델을 사용 하였으며 역치 값으로 0.5를 사용하

였다.

4.1.3 초기 노드 선정

초기 노드로 노드 10개를 선정 하였는데 이때 초기 노드는 노드의 중심성 값이 큰 노드 10개로 정하였다. 본 연구에서 노드의 중심성을 위해 차수 중심성 (Degree Centrality), 매개 중심성(Betweenness Centrality), 그리고 근접 중심성(Close Centrality) 을 사용하였다.

(1) 차수 중심성: 노드 차수는 노드의 링크 개수로 정의 된다. 생성된 네트워크에서 링크의 개수가 가장 많은 상위 10개를 선정해 초기 노드로 사용 하였다.

(2) 매개 중심성: 특정 노드가 네트워크에 존재하는 노드들의 모든 쌍(Pair)간 최단 경로에 얼마나 많이 존재하는가를 나타내는 지표다. 예로 5,000개의 노드로 이루어진 네트워크에는 모두  $5,000C_2$  개의 최단 경로가 존재한다. 매개 중심성은 특정 노드가  $5,000C_2$  의 최단 경로 조합 가운데 몇 번 존재하는가를 나타내는 지표다. 생성된 네트워크에서 각 노드의 매개 중심성을 구한 후 상위 10개의 노드를 선정해 초기 노드로 사용 하였다.

(3) 근접 중심성: 근접 중심성은 네트워크의 특정 노드와 모든 다른 노드들 사이의 최단거리들의 평균의 역수로 구해지는 지표다. 네트워크에서 특정 노드의 근접 중심성이 크다는 것은 이 노드에서 모든 다른 노드로 상대적으로 빠르게 이동이 가능하다는 것을 의미 한다. 생성된 네트워크에서 각 노드의 근접 중심성을 구한 후 상위 10개의 노드를 선정해 초기 노드로 사용 하였다.

이들 이외에 본 연구에서는 초기 노드들을 네트워크의 모든 노드들 가운데 임의로 10개 선정해서 사용하여 중심성이 큰 노드들과 정보 확산 결과를 비교해 보았다.

4.2시뮬레이션 결과 분석

4.2.1 네트워크 생성 결과

먼저 3.1절의 네트워크 모델에 따라 생성된 네트워크가  $P_{TF}$  와  $K$  값의 변화에 따라 다양한 위상 특성 값을 보여주는지 확인해 보았다. 이를 위해 먼저  $P_{TF} = 0.3$  으로 고정시키고  $K$  의 변화에 따른 생성된 네트워크의 구조적 유형 특성과 위상 측도를 살펴보았다. 다음 <표 1>에 결과를 요약정리 하였다. 각 수치는 특정 파라메타 값을 갖는 네트워크를 10개 생성한 후 각각 위상 특성치의 평균을 구한 값이다. <표 2>

는 <표 1>과 비교를 위하여 ER 모델을 토대로 생성한 랜덤 네트워크의 위상 특성치를 나타낸다.

<표 1>에서 볼 수 있듯이 ‘Preferential Attachment’가 가장 잘 일어나는  $K = 0$ 일 때 최대 노드차수가 308개로 가장 많고  $K$  가 증가 할수록 최대 노드 차수가 239개, 158개로 감소하는 것을 볼 수 있다. 다음 (그림 2)는  $K = 0$  이고  $P_{TF} = 0.3$  일 때 노드 차수 분포가 Kolmogorov-Smirnov 테스트를 통해 Power-Law 분포를 따르는 것을 보여준다. 노드 차수 분포는  $K = 10$  일 때도 Power-Law 분포를 따르는 것으로 나타나  $K = 0$  과 10 모두 Scale-Free 네트워크를 생성 한다. 반면  $K = 100$ 일 때는 ‘Preferential Attachment’ 현상이 다소 덜 나타나 노드 차수가 Power-law 분포를 따르지 않는다. 따라서 본 연구에서 사용한 네트워크 생성 모델은 기대대로  $K$  값의 조절에 따라 슈퍼 허브가 존재하여 노드 차수 분포가 Power-law를 따르는 Scale-Free 네트워크를 구축할 수도 있고 못 할 수도 있다.  $K$  값은 노드 밀도와는 상관이 없기 때문에 근집화 계수 값은 예상대로  $K$  값과 무관하게 나타났다. 반면에 평균 최단거리는  $K$  값이 증가 할수록 조금씩 증가하는 양상을 보인다.  $K = 0$  일 때 평균 최단거리가 5.63로 가장 낮게 나타났는데 이는  $K = 0$  일 때는  $K = 10$  이나 100 일 때에 비해 보다 강력한 슈퍼 허브 노드가 존재해 노드간의 이동을 간편하게 해주는데 기인한 것으로 보인다. 한

표 1.  $K$  값에 따른 생성 네트워크의 평균 위상 특성 값 ( $P_{TF} = 0.3$ )  
Table 1. Average Topological Characteristics of Generated Network According to  $K$  ( $P_{TF} = 0.3$ )

$K$	Node Degree		0 : Power-Law, 1 : No Power-Law	Clustering Coefficient	Average Shortest Path	Diameter
	0	Avg 2.93	Max 308	0	0.123	5.63
10	Avg 2.89	Max 239	0	0.120	5.73	7
100	Avg 2.89	Max 158	1	0.120	5.93	8

표 2. 랜덤 네트워크의 평균 위상 특성 값  
Table 2. Average Topological Characteristics of Random Network

PRD	Node Degree		0 : Power-Law, 1 : No Power-Law	Clustering Coefficient	Average Shortest Path	Diameter
	0.0001	평균 2.99	최대 18	1	0.001	11.85

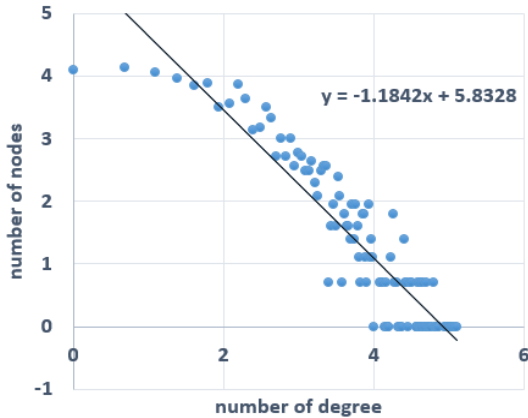


그림 2. 노드 차수 분포( $K = 0, P_{TF} = 0.3$ )  
 Fig. 2. Node Degree Distribution( $K = 0, P_{TF} = 0.3$ )

편 네트워크 지름도  $K = 100$  일 때 8로 0이나 10일 때의 7에 비해 다소 커진 것을 볼 수 있다.

따라서 본 연구에서 사용한 네트워크 생성 모델은  $K$  값의 조절에 따라 노드 차수가 Power-Law 분포를 따르는 지를 결정 할 뿐 만 아니라 제한된 범위 안에서 평균 최단 거리의 조절도 가능해 보인다.

반면에 ‘Preferential Attachment’ 과정이 없는 랜덤 네트워크의 경우에는 <표 2>에서 볼 수 있듯이 평균 노드 차수는 2.99개로 <표 1>의 다른 네트워크와 비슷하지만 최대 노드 차수는 18개로 슈퍼 허브 노드가 전혀 존재 하지 않고 노드 차수는 Power-Law 분포를 따르지 않는다. 이는 바로 평균 최단거리 증가로 이어 지는데 11.85로 <표 1>의 네트워크에 비해 거의 두 배 이상의 값을 갖고 네트워크 지름도 18로 비교적 큰 값을 갖는다. 군집화 계수 값도 0.001로 매우 낮은 값을 갖는다. 그런데 본 연구에서 생성한 랜덤 네트워크는 완전한 랜덤 네트워크가 아니라 앞장에서 서술한 대로 연결된 랜덤 네트워크기 때문에 실제적인 랜덤 네트워크에서는 평균 최단거리는 더욱 크고 군집화 계수는 더욱 작은 값을 갖는다.

이제  $K = 0$  으로 고정하고  $P_{TF}$  의 변화에 따라 생성된 네트워크의 구조적 유형 특성과 위상 측도를 살펴 보았다. 다음 <표 3>에 결과를 요약정리 하였다. 각 수치는 특정 파라메타 값을 갖는 네트워크를 10개 생성한 후 각각 위상 특성치의 평균을 구한 값이다.

위 <표 3>에서 볼 수 있듯이 노드 간 밀도를 조절하는 목적으로 도입한 파라메터  $P_{TF}$ 가 증가 할수록 노드 밀도가 증가하기 때문에 평균 군집화 계수는 기대대로 0.005( $P_{TF} = 0$ )에서 0.242( $P_{TF} = 0.9$ )로 증가하는 것을 볼 수 있다. 그런데  $P_{TF}$ 가 증가하면 노드 밀도가 증가하기 때문에 당연히 평균 최단 거리도 감

표 3.  $P_{TF}$  값에 따른 생성 네트워크의 평균 위상 특성 값( $K = 0$ )

Table 3. Average Topological Characteristics of Generated Network According to  $P_{TF}(K = 0)$

$P_{TF}$	Average Clustering Coefficient	Average Shortest Path	0 : Power-Law, 1 : No Power-Law	Diameter
0	0.005	5.36	0	7
0.3	0.123	5.63	0	7
0.6	0.193	5.79	1	8
0.9	0.242	6.09	1	8

소해야한다. 그런데 <표 3>에서 보면 반대로  $P_{TF}$ 가 증가 할수록 평균 최단거리도 증가함을 볼 수 있다. 3.1절의 네트워크 생성 모델은 ‘Preferential Attachment’ 과정 후 확률  $P_{TF}$ 로 ‘Triad Formation’ 과정을 수행하는데 반복 과정 횟수가 신규 진입 노드가 갖는 링크 수에 도달 할 때까지 반복적으로 수행한다. 따라서  $P_{TF}$ 가 증가할수록 ‘Preferential Attachment’ 과정 수행 횟수는 줄어들게 되고 이리하면 슈퍼 허브 노드들의 출현 확률이 낮아지게 되므로 평균 최단거리는 늘어나게 된다.  $P_{TF}$ 가 0일 때는 ‘Triad Formation’ 과정을 수행하지 않고 신규 진입 노드가 갖는 링크 수만큼 ‘Preferential Attachment’ 과정이 수행되므로 강력한 슈퍼 허브 노드들이 출현할 가능성이 높아지게 되므로 평균 최단거리도 가장 작은 값을 갖는다. 네트워크 지름도  $P_{TF}$ 가 증가할수록 다소 증가하는 양상을 보인다.

위 <표 3>에서  $P_{TF} = 0$ 일 경우 군집화 계수는 낮지만 ‘Preferential Attachment’ 가 가장 강력하게 나타나 노드 차수 분포가 Power-Law 분포를 따르는 Scale-Free 네트워크다. 반면에  $P_{TF} = 0.9$ 일 경우는 노드 차수 분포가 Power-Law 분포를 따르지 않지만 군집화 계수가 0.242로 높고 노드 간 평균 최단거리도 6 으로 비교적 작은 값을 갖는 Scale-Free 네트워크로 볼 수 있다. 본 연구에서 사용한 네트워크 생성 모델은  $P_{TF}$  값의 조절에 따라 Scale-Free 네트워크 혹은 Small-World를 생성 할 수 있다. 아울러 제한된 범위 안에서 평균 군집화 계수와 평균 최단 거리 조절이 가능해 보인다. 즉,  $P_{TF}$  값을 0에 가깝게 하면 군집화 계수는 줄어 들지만 평균 최단 거리는 작아지게 되고 1에 가깝게 하면 그 반대가 된다.

#### 4.2.2 네트워크 정보 확산 결과

네트워크 생성 모델의  $K$  값과  $P_{TF}$  값에 따른 네트워크 유형별 정보 확산 결과는 다음과 같다. 각 결과 값은 확산 시도 회수별 정보를 습득한 노드의 개수를



나타낸다. 초기에 정보를 갖고 있는 10개의 노드는 앞서 언급한 3개의 중심성 측도(차수, 매개, 근접 중심성)와 임의 선정 방식에 따라 선정 하였다. 다음 <표 4>는  $K = 0$  으로 고정하고  $P_{TF}$  값에 따른 네트워크 유형별 정보 확산 결과고 <표 5>는  $P_{TF}$  는 0.3 로 고정하고  $K$  값에 따른 네트워크 유형별 정보 확산 결과다. <표 4>와 <표 5>의 결과와 비교하기 위해 <표 6>에 랜덤 네트워크의 결과를 정리하였다.

먼저  $P_{TF}$ 에 따른 정보 확산 속도를 보면 <표 4>에서 보듯이  $P_{TF}$ 가 0에 가까울수록 확산속도가 빠르고 1에 근접할수록 다소 느린 것으로 나타났다. 이 사실은 차수 중심성을 토대로 초기 노드를 선정 했을 때  $P_{TF}$  값에 따른 정보 확산 횟수에 따라 정보를 습득한 노드들의 누적 개수를 그린 (그림 3)에서 보다 명확하게 알 수 있다(매개 중심성과 근접 중심성의 경우는 차수 중심성과 거의 같은 양상을 나타내 따로 작성 하지 않았다). 앞의 <표 3>의 분석에서 논의 하였듯이  $P_{TF}$ 가 증가 할수록 군집화계수는 증가하는 것으로 나타나고  $P_{TF}$ 가 감소할수록 군집화 계수는 줄어들지만 보다 노드 차수가 많은 슈퍼 허브노드들이 생겨 노드 간 평균 최단거리도 줄어든다. <표 3>에서 보듯

이  $P_{TF} = 0$  일 때 군집화 계수는 0.005로 매우 낮음에도 불구하고 정보 확산 속도는 가장 빠르고  $P_{TF} = 0.9$  일 때 군집화 계수는 0.242로 가장 높지만 정보 확산 속도는 가장 느리다. 이때 노드 간 평균 최단 거리는  $P_{TF} = 0$  일 때 5.36 이고  $P_{TF} = 0.9$ 일 때 6.09로 증가함을 볼 수 있다. 이 사실로부터 노드 개수가 5,000개 이고 평균 노드 차수가 3인 네트워크에서 정보 확산에 보다 영향을 미치는 측도는 군집화 계수 보다는 ‘Preferential Attachment’로 인한 슈퍼 허브노드의 존재 유무에 따른 노드 간 평균 최단 거리라는 사실을 확인 할 수 있다.

한편  $P_{TF} = 0$ 의 경우는 앞의 <표 3>의 분석에서 확인 하였듯이 노드 차수가 Power-Law 분포를 따르는 전형적인 Scale-Free 네트워크다. 반면에  $P_{TF} = 0.9$  인 경우 노드차수가 Power-Law 분포를 따르지는 않지만 군집화 계수가 0.242로 비교적 높은 값을 나타내고 노드 간 평균 최단 거리도 6.09로 비교적 작은 값을 나타내기 때문에 Small-World 네트워크로 볼 수 있다. 노드 개수가 5,000 개고 평균 노드 차수가 대략 3개로 같은 크기일 때 본 예제에서 생성한 두개의 네트워크의 경우에 국한해 보면 Scale-Free 네트워크의 정보 전송 속도가 Small-World 네트워크에 비해 더 빠르다는 사실을 확인 할 수 있었다. 물론 Small-World나 Scale-Free 네트워크의 종류나 위상 특성치 값들이 매우 다양하고 또 일부는 겹치는 부분도 있기 때문에 Scale-Free 네트워크의 정보 확산 속도가 Small-World 네트워크의 그것보다 일반적으로 빠르다 라고는 할 수 없다.

<표 4>를 보면 정보를 갖고 있는 초기 노드로 중심성이 높은 노드를 선정 하는 것이 임의로 선정하는 것 보다 정보 확산 속도가 비교 할 수 없게 빠르다는 것을 알 수 있다. 예로  $P_{TF} = 0.0$ 인 경우 차수 중심성을 토대로 초기 노드 10개를 선정 한 경우 4번의 확

표 4.  $P_{TF}$  값에 따른 네트워크 유형별 정보 확산 결과( $K = 0$ )  
Table 4. Information Diffusion Results for Different Network Types According to  $P_{TF}(K = 0)$

		Degree Centrality	Betweenness Centrality	Closeness Centrality	Random Selection
$P_{TF}=0$	1	349	330	337	8
	2	63	60	57	X
	3	8	10	9	X
	4	2	3	2	X
	5	X	X	X	X
	6	X	X	X	X
	sum	422 (8.44%)	403(8.06%)	405(8.1%)	8(0.16%)
$P_{TF}=0.3$	1	294	287	287	4
	2	44	38	38	1
	3	12	12	12	X
	4	2	2	2	X
	5	1	1	1	X
	6	1	1	1	X
	sum	354 (7.08%)	341(6.82%)	341(6.82%)	5(0.1%)
$P_{TF}=0.9$	1	244	235	211	2
	2	43	42	35	1
	3	11	10	7	1
	4	2	2	1	1
	5	2	2	1	X
	6	1	1	X	X
	sum	303 (6.06%)	292(5.84%)	255(5.10%)	5(0.1%)

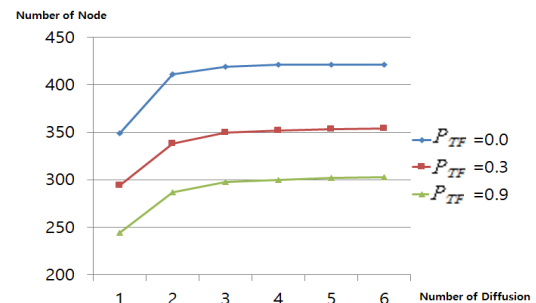


그림 3. 차수 중심성 이용 시  $P_{TF}$ 에 따른 정보 확산 속도  
Fig. 3. Information Diffusion Speed According to  $P_{TF}$  When Using Degree Centrality



산 만에 노드의 8.44%가 정보를 습득 하지만 임의로 초기 노드를 선정한 경우는 노드들 중 0.16%만 정보를 습득하게 된다. 이는 바이럴 마케팅이나 정보 확산을 위해 초기 정보를 주는 노드를 선정 할 때 임의로 노드를 선정하기 보다는 어떤 방식이든 중심성 측도를 사용해 초기 노드를 선정 하는 것이 바람직하다는 사실을 보여 준다. 차수, 매개, 근접 중심성 들 사이에는 큰 차이가 없지만 차수 중심성이 비교적 조금 빠른 정보 확산 속도를 보여 준다.

다음 <표 5>는  $P_{TF}$ 는 0.3으로 고정하고  $K$  값에 따른 네트워크 유형별 정보 확산 결과를 나타낸다.

<표 1>에서 확인 했듯이  $K$  의 변화에 따른 군집화 계수의 변화는 거의 없었다. 다만  $K = 0$  일 때 'Preferential Attachment' 현상이 강하게 나타나고 이로 인해 슈퍼 허브노드가 생겨나기 때문에 노드 간 평균 최단거리는 가장 작게 되고  $K$  가 100으로 증가 하면 노드 차수 분포는 Power-Law를 따르지 않고 노드 간 최단 평균 거리는 증가하게 된다. <표 5>의 정보 확산 시뮬레이션 결과를 보면  $K = 0$  일 때 정보 확산 속도가 가장 빠르고  $K = 100$  일 때 정보 확산

표 5.  $K$  값에 따른 네트워크 유형별 정보 확산 결과 ( $P_{TF}=0.3$ )  
Table 5. Information Diffusion Results for Different Network Types According to  $K$  ( $P_{TF}=0.3$ )

		Degree Centrality	Betweenness Centrality	Closeness Centrality	Random Selection
K=0	1	294	287	287	9
	2	44	38	38	1
	3	12	12	12	X
	4	2	2	2	X
	5	1	1	1	X
	6	1	1	1	X
	sum	354 (7.08%)	341(6.82%)	341(6.82%)	10(0.20%)
K=10	1	275	279	242	5
	2	53	49	44	1
	3	13	14	12	1
	4	3	2	2	X
	5	1	X	X	X
	6	X	X	X	X
	sum	345 (6.9%)	344(6.88%)	300(6.00%)	7(0.14%)
K=100	1	223	212	177	3
	2	37	33	27	X
	3	18	17	16	X
	4	6	6	5	X
	5	X	X	X	X
	6	X	X	X	X
	sum	284 (5.68%)	268((5.36%)	225(4.5%)	3(0.06%)

속도가 가장 느림을 확인 할 수 있다. 두 경우 군집화 계수 값은 각각 0.123과 0.120으로 거의 비슷하고 노드 간 평균 최단 거리가 각각 5.63과 5.93으로 차이가 있다. 이 사실은 <표 4>의 결과 분석에서도 확인 했던 것처럼 'Preferential Attachment'로 인한 슈퍼 허브노드의 존재 유무에 따른 노드 간 평균 최단 거리가 네트워크의 정보 확산에 많은 영향을 미친다는 사실을 확인 할 수 있다. 초기노드를 차수 중심성을 토대로 선정 했을 때  $K$ 에 따른 정보 확산 횟수에 따라 정보를 습득한 노드들의 누적 개수를 그린 (그림 4)에서도 이 사실을 확인 할 수 있다. 그림에서 보듯이  $K=0$ 과 10은 약간의 차이만 존재하지만  $K=100$ 과는 비교적 많은 차이가 난다. 이는  $K = 0$ 과 10은 <표 1>에서 확인 하였듯이 노드 차수가 Power-Law 분포를 따르고  $K = 100$ 은 Power-Law 분포를 따르지 않는 데 기인한다.

<표 5>에서도 앞의 <표 4> 분석에서 확인 하였듯이 정보를 갖고 있는 초기 노드로 중심성이 높은 노드를 선정 하는 것이 임의로 선정하는 것 보다 정보 확산 속도가 수십 배 이상 빠르다는 것을 볼 수 있다. 이는 어떤 방식이든 중심성 측도를 사용해 초기 노드를 선정 하는 것이 바람직하다는 사실을 보여 준다. 앞의 <표 4>에서와 마찬가지로 차수 중심성을 토대로 초기 노드를 선정 하는 것이 매개나 근접에 비해 다소 정보 확산 속도가 빠르다는 사실을 알 수 있다.

다음 <표 6>은 랜덤 네트워크에서 정보 확산 결과를 나타낸다.

위에서 언급했듯이 <표 4>의  $P_{TF} = 0$  이나  $P_{TF} = 0.3$  일 때 노드 차수 분포가 Power-Law분포를 따르는 Scale-Free 네트워크고  $P_{TF} = 0.9$  일 때는 Small-World 네트워크다. 반면에 <표 5>에서는  $K = 0$  이나 10 일 때는 노드 차수 분포가 Power-Law분포를 Scale-Free 네트워크고  $K = 100$ 일 때는

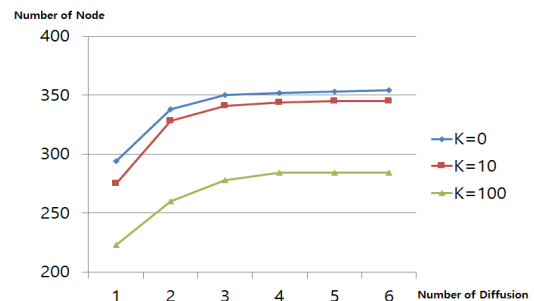


그림 4. 차수 중심성 이용 시  $K$ 에 따른 정보 확산 속도  
Fig. 4. Information Diffusion Speed According to  $K$  When Using Degree Centrality

표 6. 랜덤 네트워크의 정보 확산 결과  
Table 6. Information Diffusion Results for Random Network

		Degree Centrality	Betweenness Centrality	Closeness Centrality	Random Selection
P <sub>RD</sub> = 0.0001	1	8	4	3	5
	2	3	1	1	2
	3	1	X	X	X
	4	X	X	X	X
	5	X	X	X	X
	6	X	X	X	X
	Sum	12(0.24%)	5(0.1%)	4(0.08%)	7(0.12%)

Small-World 네트워크를 나타낸다. <표 6>은 랜덤 네트워크에서 정보 확산 결과를 나타내는데 정보 확산 속도가 <표 4>나 <표 5>의 Scale-Free 네트워크나 Small-World 네트워크에 비해서 수십 배 이상 낮음을 확인 할 수 있다. 한편 랜덤 네트워크에서는 정보를 갖고 있는 초기 노드로 노드 중심성이 높은 노드를 선정 하는 것과 임의로 선정하는 것이 정보 확산 속도 면에서 큰 차이가 없음을 볼 수 있다.

### V. 결론

본 연구에서는 네트워크의 구조적인 위상 특성이 네트워크의 동적인 정보 확산이나 전파에 어떻게 영향을 미치는지를 시뮬레이션을 통해 분석해 보았다. 이를 위해 네트워크의 구조적인 유형(Scale-Free 혹은 Small-World)과 위상적 특성을 잘 나타내주는 네트워크 생성 모델을 이용하여 다양한 종류의 네트워크를 생성하고 선형 역치 모델을 이용하여 시뮬레이션을 수행하였다. 초기 노드는 네트워크 노드의 중심성 측도를 이용하여 선정 하였다.

본 연구에서 사용한 네트워크 생성 모델은 두 개의 파라미터를 갖고 있는데 이들을 적당하게 조절함으로써 다양한 종류의 네트워크를 생성 할 수 있다. 즉, K 값의 조절에 따라 노드 차수가 Power-Law 분포를 따르는 지를 결정 할 뿐 만 아니라 제한된 범위 안에서 평균 최단 거리의 조절도 가능한 것으로 나타났다. 그리고 또 다른 파라미터인 P<sub>TF</sub> 값의 조절에 따라 Scale-Free 네트워크 혹은 Small-World 를 생성 할 수 있다. 아울러 제한된 범위 안에서 평균 군집화 계수와 평균 최단 거리 조절이 가능하다.

본 연구 결과 네트워크의 정보 확산이나 파급에 영향을 미치는 중요한 네트워크의 위상적 성질을 군집화 계수가 아닌 ‘Preferential Attachment’로 인해 슈퍼 허브노드의 존재를 가능케 하는 노드 차수 분포의

Power-Law로 나타났다. 본 연구의 네트워크 생성 모델에서 노드 간 평균 최단 거리는 파라미터 K = 0 일 때 가장 작게 나타났는데 이는 ‘Preferential Attachment’로 인해 강력한 슈퍼 허브 노드가 발생하기 때문이다. 아울러 P<sub>TF</sub>가 작을 때도 노드 간 평균 최단 거리가 작운데 이는 P<sub>TF</sub>가 작으면 ‘Preferential Attachment’ 과정을 더 빈번하게 수행해 강력한 슈퍼 허브 노드가 발생할 확률이 증가하기 때문이다. 결론적으로 강력한 슈퍼 허브 노드의 존재는 노드 간 평균 최단 거리를 작게 하고 이로 인해 정보 확산 속도가 증가하는 결과를 야기 시킨다. 따라서 노드 차수가 Power-Law 분포를 따르는 Scale-Free 네트워크의 정보 전송 속도가 다른 네트워크의 정보 전송속도에 비해 더 빠르다는 사실도 확인 할 수 있었다. 한편 랜덤 네트워크는 Scale-Free 네트워크 그리고 Small-World 네트워크에 비해 정보 확산 속도가 수십 배 이상 느리다는 것을 실험적으로 확인 하였다.

Small-World나 Scale-Free 네트워크의 경우 초기 노드 선정은 노드 중심성이 높은 노드를 선정 하는 것이 임의로 선정하는 것 보다 정보 확산 속도가 수십 배 이상 빠르다는 것을 확인 할 수 있었다. 아울러 차수 중심성을 토대로 초기 노드를 선정 하는 것이 매개나 근접 중심성에 비해 정보 확산 속도가 다소 빠르다는 것도 확인 할 수 있었다. 한편 랜덤 네트워크의 경우에는 노드 중심성을 토대로 초기 노드를 선정 하는 것이 별 의미가 없음을 확인 하였다. 다양한 네트워크 유형별로 또 위상적 특성별로 어떤 초기 노드를 선정 하는 것이 최적인지 노드 선정 최적화 문제는 추후 연구로 남긴다.

### References

- [1] A. Guille, H. Hacid, C. Favre, and D. A. Zighed, “Information diffusion in online social networks: A Survey,” *ACM SIGMOD*, vol. 42, no. 2, pp. 17-28, May 2013.
- [2] M. Li, X. Wang, K. Gao, and S. Zhang, “A survey on information diffusion in online social networks: Models and method,” *Information*, vol. 8, no. 118, 2017.
- [3] S. S. Im, H. A. Kim, U. R. Hur, and K. M. Jung, “Study on information diffusion optimization and phase transition phenomena in social network,” *J. Inf. Process. Soc.*, vol. 18, no. 6, pp. 44-53, 2011.

- [4] X. Wu, D. Sheldon, and S. Zilberstein, "Efficient algorithms to optimize diffusion processes under the independent cascade model," *NIPS Work on Netw. in the Soc. and Inf. Sci.*, 2015.
- [5] J. H. Kim, Y. H. Kang, and S. H. Boo, "The passed-on effect and social influence of viral advertising in social network service," *Korean Marketing Soc.*, vol. 28, no. 2, pp. 173-196, 2013.
- [6] X. F. Wang and G. Chen, "Complex networks: Small-world, scale-free and beyond," *IEEE Cir. and Syst. Mag.*, First Quarter, 2003.
- [7] J. Kim and M. Hastak, "Social network analysis: Characteristics of online social networks after a disaster," *Int. J. Inf. Management*, vol. 38, pp. 86-96, 2018.
- [8] J. H. Kong, I. K. Kim, and M. M. Han, "Propagation models for structural parameters in online social networks," *J. Internet Comput. and Serv.*, vol. 15, no. 1, pp. 125-134, 2014.
- [9] F. Gursoy and D. Gunec, "Influence maximization in social networks under deterministic linear threshold model," *Knowledge-Based Systems*, vol. 161, pp. 111-123, 2018.
- [10] B. Jang and J. Yoon, "Characteristics analysis of data from news and social network services," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 18061-18073, 2018.
- [11] M. C. Waumans, T. Nicodeme, and H. Bersini, "Topology analysis of social networks extracted from literature," *Plos One*, vol. 10, no. 6, 2015.
- [12] Y. Y. Ahn, S. Han, H. Kwak, S. Moon, and H. Jeong, "Analysis of topological characteristics of huge online social networking services," *WWW, Semantic Web and Web 2.0*, pp. 835-844, Banff, Alberta, Canada, May 2007.
- [13] A. Mislove, M. Marcon, K. P. Gummadi, P. Druschel, and B. Bhattacharjee, "Measurement and analysis of online social networks," *IMC '07*, pp. 29-42, San Diego, California, USA, Oct. 2007.
- [14] E. Ferrara and G. Fiumara, "Topological features of online social networks," *Commun. Applied and Ind. Math.*, vol. 2, no. 2, pp. 1-20, 2011.
- [15] D. Sun, J. Wu, S. Zheng, B. Hu, and K. M. Carley, "Topological analysis and measurements of an online chinese student social network," *Complex*, Part 1, LNICST 4, pp. 737-748, 2009.
- [16] S. Milgram, "The small world problem," *Psychology Today*, vol. 2, pp. 60-67, 1967.
- [17] D. J. Watts and S. H. Strogatz, "Collective dynamics of small-world," *Nature*, vol. 393, pp. 440-442, 1998.
- [18] S. Wang, et al., "Dynamic analysis of biochemical network using complex network method," *Thermal Sci.*, vol. 19, no. 4, pp. 1249-1253, 2015.
- [19] R. D. Caux, et al., "Dynamic, small-world, social network generation through local agent interactions," *Complexity*, vol. 19, no. 6, pp. 44-53, 2014.
- [20] Z. Bu, Z. Xia, J. Wang, and C. Zhang, "A last updating evolution model for online social networks," *Physica A*, vol. 392, pp. 2240-2247, 2013.
- [21] X. Sun, J. Dong, R. Tang, M. Xu, L. Qi, and Y. Cai, "Topological evolution of virtual social networks by modeling social activities," *Physica A*, vol. 433, pp. 259-267, 2015.
- [22] K. W. Lee, S. W. Moon, B. H. Kim, and S. Y. Jun, "Generation method of Korea internet AS network using BA model," *J. KICS*, vol. 43, no. 06, pp. 986-994, 2018.
- [23] K. W. Lee, H. K. Uhm, and H. J. Choe, "Tunable network generation model for small-world and scale-free network," *J. KICS*, vol. 42, no. 07, pp. 1392-1401, 2017.
- [24] A. Barabasi and R. Albert, "Emergence of Scaling in Random Networks," *Science* 286, pp. 509-512, 1999.
- [25] P. Erdos and A. Renyi, "On the evolution of random graph," *Public Mathematical Institute*

*Hungary Academic Sci.*, vol. 5, pp. 17-60, 1959.

- [26] N. Barbieri, "Homophily and influence in social network," Jan. 2016.

이 강 원 (Kang-won Lee)



1980년 : 서울대학교 산업공학과 학사 졸업

1982년 : 서울대학교 산업공학과 석사 졸업

1982년 : Kansas State Univ. 산업공학과 박사 졸업

1989년~현재 : 서울과학기술대

학교 산업공학과 교수

<관심분야> 정보통신 네트워크, O.R

[ORCID:0000-0002-5644-4490]

이 지 상 (Ji-sang Lee)



2012년 : 서울과학기술대학교 산업정보시스템공학과

<관심분야> 정보통신 네트워크, 게임 개발

[ORCID:0000-0002-3377-9175]