

# 사용자 선호도를 고려한 온라인 소셜 네트워크 상의 메시지 전파

황성민  
전남대학교 전자컴퓨터공학부  
email : sungmin1511@gmail.com

김경백  
전남대학교 전자컴퓨터공학부  
e-mail : kyungbaekkim@jnu.ac.kr

## Considering User Preference in Message Spreading over Online Social Network

Sungmin Hwang  
Dept. Electronics and Computer  
Engineering,  
Chonnam National University

Kyungbaek Kim  
Dept. Electronics and Computer  
Engineering,  
Chonnam National University

### 요 약

온라인 소셜 네트워크 (OSN) 에서의 메시지 전파를 이해하는 것은 무작위의 사용자들로부터 발생한 메시지의 영향력을 예상하는데 중요한 부분을 차지하고 있다. 이전의 연구들은 이러한 OSN 에서의 메시지 전파를 설명하기 위해 잘 알려져 있는 Independent Cascade Model (IC)이나 Linear Threshold Model (LT) 을 적용하였다. 한편 위의 모델들이 사실상 단순화된 메시지 전파 과정을 보여줌에 따라 메시지 전파를 좀 더 자세하게 표현할 수 있는 중요한 성질들을 놓치고 있는 경우가 존재한다. 이 논문에서는 사용자 그룹의 선호도에 따라서 다양한 집단에 속해있는 각각의 사용자들이 다양한 채널을 통해 메시지를 전파하는 것에 초점을 맞추었다. 사용자 그룹의 선호도에 따른 메시지 전파의 영향을 알아보기 위해 IC모델을 변형하여 다양한 사용자 그룹과 다양한 채널을 갖고 그에 따라 메시지 전파가 이루어지는 모델을 제안한다. 또한 메시지가 전파되면서 변형될 수 있는 가능성을 고려한 모델도 제시한다.

### 1. 서 론

소셜 네트워크상에서의 정보 확산은 항상 매력 있는 연구 분야이다. 몇몇의 사람들로부터 시작된 메시지는 복잡한 소셜 네트워크를 거치면서 넓게 퍼지는 폭포수 형태로 전파된다. 많은 학자들이 이러한 소셜 네트워크 상의 메시지 전파를 관찰하였으며, 이러한 정보 확산을 설명할 수 있는 메시지 모델을 제시하였다. “메시지의 전파 양상은 어떤 모델로 설명할 수 있는가?”[4], “메시지 전파를 어떻게 예측할 수 있을 것인가?” [3][5], 그리고 “그 영향력을 최대화 하려면 어떻게 해야 하는가?”[2, 4, 6]에 대한 연구가 최근까지도 활발하게 진행 되고 있고 이런 연구는 소셜 네트워크를 이용한 마케팅과도 맞물려서 큰 이슈가 되고 있다 [1][2].

이 논문에서는 메시지 전파에 대해 좀 더 자세히 표현하기 위해 네트워크상의 사용자들의 선호에 대해 초점을 맞춘 메시지 전파 모델을 제시한다. 소셜 네트워크상에서는 사용자들을 그들이 가지고 있는 국적, 나이, 혹은 직업 등의 기준으로 선호도를 구분하는 것이 가능하다. 선호도를 기준으로 사용자들은 그룹으로 구분이 가능하고, 구분된 각 그룹은 메시지 전송 방법 및 메시지 수신 방법에서의 공통된 속성을 가질 수 있다.

오늘날 메시지 전송 방법은 갈수록 다양해지고 있다. 오래 전 인류는 목소리나 행동 등의 단순한 몇 가지 방법으로도 자신들의 생각을 전달하거나 표현하곤 하였다. 하지만 오늘날에는 과학과 기술의 발전으로 하나의 메시지를 보낼 때, 전화를 하거나 이메일을 보내거나 트위터에 올리는 등 다양한 선택권이 주어지고 하루가 다르게 그 선택지들이 늘어나고 있는 실정이다. 이러한 메시지를 보내는 통로나 방식을 ‘채널’이라 하고, 오늘날의 메시지 전파에서는 다양한 채널이 사용된다고 가정할 수 있다.

채널을 통해 메시지를 보낼 때 고려해야 될 것 중의 하나가 바로 그 채널의 속성이다. 각각의 채널은 고유한 속성들을 갖는데, 전화와 이메일을 예로 들자면 이메일 같은 경우는 작성하는 데에도 어느 정도의 시간이 걸리고 수신자가 메시지를 확인하는 데에도 상당한 시간이 필요하다. 반면 전화 같은 경우에는 수신자가 메시지 수신시 채널에 연결되어 있어야 하고 상대적으로 이메일보다 메시지 전달 기대시간이 훨씬 짧다. 이와 같은 채널간의 지연시간 차이는 각각의 채널의 특징 중 하나다. 만약 사용자들이 작은 지연시간을 갖는 채널을 선호하면 메시지의 전체적인 전파속도는 다른 경우들에 비해 상대적으로 빠른 속도를 보일 것이다.

이러한 채널의 특징들을 고려하고 소셜 네트워크 안의 사용자 그룹을 살펴보면 사용자들이 어떻게 메시지에 반응하는지 또한 생각해볼 수 있다. 침대 청소년 한명이 메시지를 보내는 상황을 생각해볼 경우, 송신자는 보통의 침대들과 같이

†"본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 대학IT 연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음"  
(NIPA-2014-H0301-14-1014)

메시지를 전달할 때, 문자를 하거나 인스턴트 메신저를 사용하는 것을 선호할 것이다. 만약 그 메시지의 수신자가 같은 십대 청소년이라면 메시지를 받고 다시 다른 친구들에게 전파할 확률이 높을 것이다. 반면 수신자가 70대 이상의 고령 집단에 속해있다면 수신한 메시지를 이해할 확률도 낮아질뿐더러 메시지 재전송 확률도 상당히 낮을 것으로 예상된다. 소셜 네트워크 집단 하나로 이루어진 경우에는 고려할 바가 적겠지만, 다양한 그룹으로 이루어 졌다면 메시지 전파를 효율적으로 하기 위해서 이들 그룹과 채널의 관계를 생각해볼 필요가 있다.

메시지가 소셜 네트워크를 통해 퍼질 때 고려해야 할 또 하나는 바로 메시지의 내용 변경 가능성이다. 사람으로 구성된 네트워크의 특성상 전달 내용에 송신자의 의견이 들어갈 수도 있고 메시지의 잘못된 해석이 존재할 수도 있다. 그리고 이러한 내용의 변형이 여러 번의 메시지 전달로 인해 축적되게 되면 전혀 다른 의미를 갖고 원래 메시지와 구분이 가능한 새로운 메시지로 탈바꿈할 경우가 존재한다. 이러한 메시지 변형 모델에서도 사용자와 채널을 고려하는 것은 필요하다.

이 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 사용자 선호도를 고려한 Independent Cascade 모델에 대한 설명을 하고, 이 모델에 대한 초기 검증 결과를 3장에서 보인다. 마지막으로 4장에서 이 논문의 결론을 기술한다.

## 2. 사용자 선호도 인지 Independent Cascade 모델

### 2.1 사용자 그룹과 선호 채널

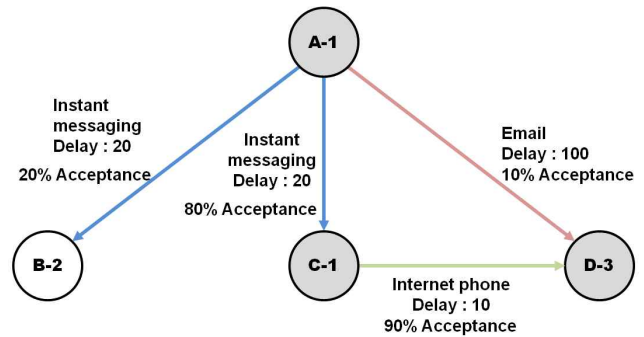
메시지 전파에서 사용자 그룹과 채널의 속성들을 고려하기 위해서 잘 알려진 IC 모델을 [4] 변형하였다. 이 모델에서 임의의 사용자는 특징적인 통신 채널 선호도를 갖는 여러 그룹들 중 하나에 속하게 된다. 사용자가 메시지를 전파할 때, 그 사용자는 자신이 속한 그룹의 채널 선호도에 의해 이웃 사용자들에게 어떤 채널을 사용할지를 결정하게 된다. 메시지의 수신자는 송신한 사용자가 속해있는 그룹과 수신자가 속해있는 그룹의 관계와 수신 채널 선호도에 의해 메시지를 받아들이고 재전송할지 결정하게 된다.

그림1에서는 사용자 선호도에 따른 메시지 전파의 예를 보인다. 이 그림에서 사용자 A와 사용자 C가 그룹 1에, 사용자 B와 사용자 D가 각각 그룹 2와 그룹3에 속해있다. 사용자 A는 각각의 이웃 사용자들마다 그룹1의 채널 선호도에 따라 채널을 선택해서 메시지를 전송한다. 사용자 B와 사용자 C는 다른 그룹에 속해 있기 때문에 같은 인스턴트 메세징 채널을 사용해서 메시지를 받았을지라도 서로 다른 메시지 수용률을 보여준다.

또 한 가지 고려해야 할 것은 각각 채널의 전송에 걸리는 시간과 수용에 걸리는 시간 즉 지연시간이다. 그림 1에서는 이메일과 인터넷 전화 그리고 인스턴트 메세징을 사용했을 때의 딜레이 차이의 예를 보여준다. 그림 1과 같이 각각의 채널은 고유의 지연시간을 갖고 이 지연시간은 앞서 언급된 사용자 그룹의 채널 선호도에 연계되어 온라인 소셜 네트워

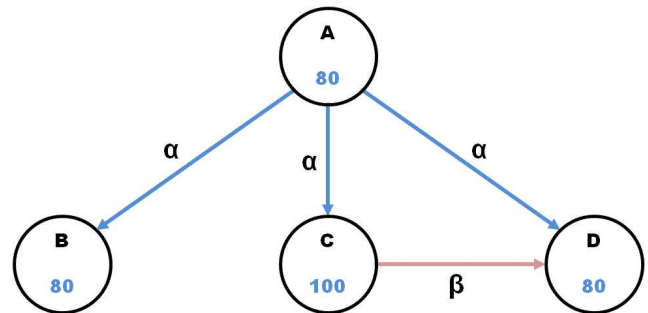
크상의 메시지 전파 시간을 결정짓게 된다.

### 2.2 메시지 변형



(그림1) 다양한 채널을 통한 메시지 전파

온라인 소셜 네트워크에서 메시지 전파를 생각할 때 하나 더 생각해야 할 점은 메시지의 변형이다. 트위터를 예로 들



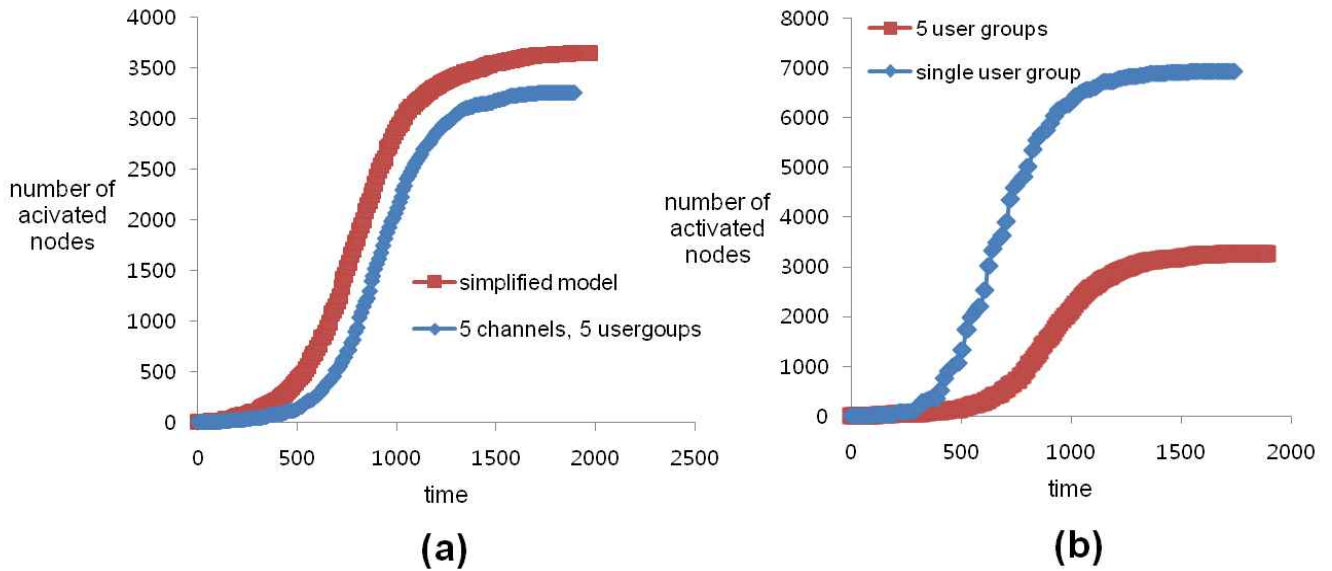
(그림2) 메시지 변형 프로세스

면, 트위터 사용자들은 리트윗을 할 때 자신의 코멘트를 붙이는 것이 가능하고 이런 코멘트가 원래 메시지에 같이 붙었을 경우 본래 메시지와는 다른 의미로 해석되는 것이 가능하다. 그리고 이미 그 메시지를 접한 사용자들에게도 다른 메시지로 이해가 될 수 있다. 또한 메시지가 변형되었을 경우 바뀐 메시지에 대한 수용률이 변할 수 있는 것도 예상된다.

이러한 메시지 변형의 개념을 적용하기 위해 메시지 버전 관리 방법을 사용하였다. 메시지에 한계치가 존재하고 각 노드를 거쳐 전송될 때마다 확률적으로 일정 변형 값이 올라가게 되며 그 값이 한계치에 도달했을 경우 다른 버전의 메시지로 전환되어 전달되게 된다. 그림 2에서 변형 값 80을 갖는 사용자 A는 메시지  $\alpha$ 를 각각 사용자 B, C, D에게 보내게 되고, 도착한 메시지는 각각의 사용자들에 의해 확률적으로 변형이 결정되게 된다. 사용자 C의 경우 값 20이 추가되어서 한계치 100에 도달한 메시지  $\alpha$ 가 다른 버전의 메시지인  $\beta$ 로 변형되어 전송됨을 보여준다. 이 메시지  $\beta$ 는 독자적으로 메시지 전파를 시작하게 된다.

### 3. 실험 결과

제시된 모델을 이용한 온라인 소셜 네트워크에서의 메시



(그림3) 메시지 전파 시 메시지를 수용한 사용자의 수를 시간에 따라 나타낸 그래프  
 (a) 다중 채널과 단일 채널의 비교 (b) 다중 그룹과 단일 그룹의 비교

지 전파를 측정하기 위해 다양한 사용자 그룹, 다양한 채널 그리고 사용자 그룹의 선호도와 수용률을 고려한 시뮬레이터를 구현하였다. 실험에 사용된 온라인 소셜 네트워크 그래프는 P2P 사용자 애플리케이션인, Gnutella에서 수집된 그래프이다. 실험조건으로 다섯 개의 사용자 그룹과 5개의 채널을 사용하였다.

메시지 전파에서 사용자 선호도가 메시지 전파에 미치는 영향을 확인하기 위해 이 논문에서 제시된 사용자 선호도 인지 IC 모델과 기존의 IC모델을 비교하였다. 기존 IC모델의 경우 사용자 그룹의 고려가 없기 때문에, 채널 선호도와 수용률은 모든 사용자에게 대해서 동일하게 적용된다. 그림 3(a)에서는 단순화된 IC모델의 메시지 전파 속도와 커버리지가 사용자 선호도를 고려한 IC모델에 비해 높은 값들을 가지는 것을 확인 할 수 있다. 즉 메시지 전파에 있어 사용자 선호도를 단순화 시켜 고려할 경우, 메시지 전파의 영향력을 실제보다 과대평가 할 가능성이 있음을 알 수 있다.

또한 사용자 선호도 IC모델을 사용할 경우, 메시지 전파에 있어 사용자 그룹의 구분이 어떤 영향을 미치는 지에 대해 관찰할 수 있다. 예를 들어 같은 사용자 그룹 내의 사용자들 사이에서는 사용자들이 선호하는 채널이 비슷하기 때문에, 메시지에 대한 수용률이 상대적으로 높아질 것이라 예상할 수 있다. 그림 3(b)에서는 다중 사용자 그룹을 고려한 경우와 단일 사용자 그룹을 고려한 경우의 메시지 전파 결과를 보여 준다. 이때 주목할 점은 단일 사용자 그룹의 사용자들은 가장 느린 전파 속도를 가진 채널을 선호 한다는 것이다. 이 경우, 그림 3(b)와 같이 느린 채널을 선호하는 사용자 그룹내의 메시지 전파가 여러 사용자 그룹이 존재하는 경우에 비해 더욱 효과적으로 이루어진다는 것을 확인할 수 있다.

#### 4. 결론

이 논문에서 제시된 모델은 사용자 선호도를 고려함에 따라 전파 속도나 커버리지 등, 메시지 전파 양상을 좀 더 자세히 설명할 수 있다. 또한, 다양한 사용자 그룹을 고려하여 사용자 그룹의 분포가 어떻게 메시지 전파에 영향을 미치는지를 분석 할 수 있다. 현재 온라인 소셜 네트워크에서의 메시지 변형을 고려한 메시지 전파 모델을 연구 중이다.

#### 참 고 문 헌

- [1] Bhagat, S., Goyal, A. and Lakshmanan L.V.S. 2012. *Maximizing product adoption in social networks*. In *Proc. WSDM 2012*.
- [2] Chen, W., Wnag, Chi. And Wang, Yajun. 2010. *Scalable influence maximization for prevalent viral marketing in large-scale social networks*. In *Proc. KDD 2010*.
- [3] Goyal, A., Bonchi, F. and Lakshmanan L.V.S. 2010. *Learning Influence Probabilities In Social Networks*. In *Proc. WSDM 2010*.
- [4] Kempe, D., Kieinberg, J. and Tardos, E. 2003. *Maximizing the spread of influence through a social network*. In *Proc. KDD 2003*.
- [5] Najar, A., Denoyer, L. and Gallinari, P. 2012. *Predicting Information Diffusion on Social Networks with Partial Knowledge*. In *Proc WWW 2012*.
- [6] Rodriguez, M. G., Leskovec, J. and Krause, A. 2010. *Inferring networks of diffusion and influence*. In *Proc. KDD 2010*.