

퍼지집합과 피드백 기반의 시스템 다이내믹스를 이용한 소셜네트워크의 반응 분석 모델

조민호*

Response Analysis Model of Social Networks Using Fuzzy Sets and Feedback-Based System Dynamics

Min-Ho Cho*

요 약

소셜네트워크는 네트워크와 이터레이션의 특성을 모두 가지는 대표적인 소셜 사이언스 환경이다. 이번 연구는 소셜네트워크에 프로모션이나 인센티브 같은 입력을 주었을 때, 각 노드들이 어떻게 반응하는지에 대한 반응 분석 모델을 제시한다. 또한, 각 노드의 반응을 살펴면서 특정 노드의 설정 값을 변경한다. 그리고 연관된 노드들의 반응을 파악해 본다. 반응 분석 모델은 단방향, 퍼지집합, 가중치 부여, 순환 피드백 등 다양한 기법을 적용하여 구성되었으므로 실무의 복잡한 환경을 수용할 수 있다. 마지막으로 구현하는 모델은 반복적인 입력, 실시간으로 설정 값을 변경, 노드간의 연관성에 대한 분석을 필요로 하므로 넷로고 보다는 Vensim을 활용하여 구현하였다.

ABSTRACT

A social network is a typical social science environment with both network and iteration characteristics. This research presents a reaction analysis model of how each node responds to social networks when given input such as promotions or incentives. In addition, the setting value of a specific node is changed while examining the response of each node. And we try to understand the reactions of the nodes involved. The reaction analysis model is constructed by applying various techniques such as unidirectional, fuzzy set, weighting, and cyclic feedback, so it can accommodate the complicated environment of practice. Finally, the implementation model is implemented using Vensim rather than NetLogo because it requires repetitive input, change of setting value in real time, and analysis of association between nodes.

키워드

Social Science, Social Network, System Dynamic, Vensim, Modeling,
소셜 사이언스, 소셜네트워크, 시스템 다이내믹, Vensim, 모델링

1. 서 론

소셜네트워크는 소셜사이언스 분야에서 가장 관심을

가지고 연구되고 있으며, 주로 주어진 정보의 전달과 효율에 대한 부분이 집중 연구되고 있다[1].

소셜사이언스 연구는 현실 환경에 대한 부분에 중

* 교신저자 : 중원대학교 컴퓨터시스템공학과

• 접수일 : 2017. 08. 23
• 수정완료일 : 2017. 09. 13
• 게재확정일 : 2017. 10. 18

• Received : Aug 23, 2017, Revised : Sep 13, 2017, Accepted : Oct 18, 2017

• Corresponding Author : Min-Ho Cho
Dept. Computer System Engineering, JungWon University
Email : chominhokr@jwu.ac.kr

점을 두고 있으며, 현실 환경을 구성하는 인터랙션 분석의 기법으로 구조와 네트워크에 관심을 가진다[2]. 이러한 흐름에 맞추어, 소셜 사이언스의 한 분야인 소셜네트워크 환경을 대상으로 분석의 방향에 따른 모델을 구성한 후, 결과를 분석하고 개선 방안을 찾아보고자 한다. 특히, 소셜네트워크는 구성하는 노드간의 연관성이 전체 네트워크의 흐름(예: 긍정, 부정)을 결정한다[3]. 구체적으로, 소셜네트워크에 자금 지원과 같은 입력을 제공했을 때 각 노드의 상태 변화를 추적한다. 그리고 노드별로 가중치를 변화(예: 크게, 작게)시킨 후에, 다른 노드들이 어떻게 반응하는지를 실시간으로 파악하고자 한다. 이런 과정의 반복적인 수행을 통해 전체 네트워크의 경향을 알 수 있고, 중요 노드를 확인할 수 있으며, 다른 노드에 중대한 영향을 미치는 노드를 식별할 수 있다. 그러므로 소셜네트워크를 비즈니스에 활용하고자 하는 실무자들에게 많은 도움이 될 것이다.

II. 관련 연구

2.1 소셜 사이언스 분석 방법

소셜사이언스 분석을 위하여 모델을 구성하는 방법으로는 피드백 중심의 시스템 다이내믹스를 이용하는 방법과 구성 요소별 설정을 통한 구현 방법이 주로 사용되고 있다[4]. 구성 요소별 설정을 위해서는 각 요소를 에이전트로 보고 모델링하는 넷로그를 사용하는 경우가 많은데, 사용의 편리성과 오픈 소스라는 점이 강점이다[5]. 하지만, 이번 논문의 목적은 주어진 입력에 대한 노드의 연쇄 반응을 파악하는 것과 시뮬레이션 중에 특정 노드에 대한 가중치를 변경하였을 때, 연결된 다른 노드의 긍정적 반응, 부정적 반응을 파악하는 것이다. 그러므로 각 구성 요소별 분석을 수행하는 넷로그보다는 피드백 기반의 상호 연계성을 중시하는 시스템 다이내믹스 개념을 구현한 Vensim을 사용한다[6]. 시스템 다이내믹스를 이용하면 피드백에 의한 노드간의 상호 영향성을 파악할 수 있어 아주 유용하다. 참고로, 시스템 다이내믹스란 시스템과 다이내믹스가 합쳐진 것으로[7] 피드백을 기본으로 시간에 따른 변화에 관심을 가진다는 의미이다. 시스템 다이내믹스의 모델링을 위해서는 Vensim, ithink,

PowerSim등이 사용되는데, 본 논문에서는 Vensim을 사용하여 시뮬레이션을 모델링하고 수행 및 분석하는 과정을 진행한다.

2.2 퍼지 관계의 합성

소셜네트워크에서 노드사이의 영향도를 표현하는 방법은 다양하다. 이번 모델은 각 노드와 링크의 영향도를 단일 수치로 표현하였다. 하지만, 노드간 또는 링크의 연관성이 고정적인 단일 숫자로 표현 할 수 있는 것은 아니다. 그러므로 이러한 단점을 보완하기 위하여 퍼지집합의 개념을 부분적으로 도입하였다.

노드간의 영향도를 퍼지 관계로 정의하기 위해서는 퍼지 관계의 합성이 필요하고, 이것은 이항관계를 확장한 개념이라고 할 수 있다. 두 퍼지 관계 R과 S가 각각 $R \subseteq X \times Y$ 이고 $S \subseteq Y \times Z$ 일 때, 집합 X와 Z의 관계는 R과 S의 합성으로 얻을 수 있다. 자데교수는 퍼지 관계의 합성에 대하여 Max-* 합성을 제안하였는데, Max-Min, Max-Product, Max-Average의 3가지 합성이 있다[8].

<Max-Min 합성>

$$R(x, y) \cdot S(y, z) = \{((x, z), \mu_{r \cdot s}(x, z)) \mid x \in X, y \in Y, z \in Z\}$$

$$\mu_{r \cdot s} = \max\{\min\{\mu_R(x, y), \mu_S(y, z)\}\}$$

<Max-Product 합성>

$$R(x, y) \cdot S(y, z) = ((x, z), \mu_{r \cdot s}(x, z)) \mid x \in X, y \in Y, z \in Z\}$$

$$\mu_{r \cdot s} = \max\{\mu_R(x, y) \times \mu_S(y, z)\}$$

<Max-Average 합성>

$$R(x, y) \cdot S(y, z) = ((x, z), \mu_{r \cdot s}(x, z)) \mid x \in X, y \in Y, z \in Z\}$$

$$\mu_{r \cdot s} = \max\{[\mu_R(x, y) \times \mu_S(y, z)]/2\}$$

퍼지 합성은 최적화의 문제 해결에 주로 사용된다. 특히 선형 또는 비선형의 문제를 Max-Min 합성을

이용하여 해결하는 경우가 일반적이다. 하지만, 비선형문제를 Max-Average의 합성과 유전자 알고리즘을 이용하여 해결하려고 하는 다양한 시도가 있어왔다. 이번 연구에서는 노드간의 영향도가 선형에 근접하므로 Max-Min 합성을 적용하였다.

III. 모델의 구성

3.1 목적 및 범위

이번 논문에서 모델을 만들고, 수행하는 이유는 소셜네트워크를 비즈니스에 활용하고자 하는 것이다. 그중에서 소셜네트워크에 인센티브와 같은 입력을 반복적으로 주었을 때 각 노드의 반응을 살펴보고자 한다. 추가적으로 특정 노드에 부여되는 가중치를 변동하는 경우(인센티브를 올리거나 줄이는 경우)에 다른 노드에 미치는 영향을 살펴보고자 한다. 이런 과정의 수행을 위하여 현실 모델이 나타내는 모든 환경을 표현할 수 있는 소규모의 소셜네트워크를 구성하고, 시뮬레이션을 수행하여 현실적인 결과를 도출할 것이다.

3.2 모델 구성 절차 요약

모델 구성에 필요한 작업 리스트와 절차 및 피드백을 그림 1에 정리하였다[9].

모델링은 목적이 구체적이고 명확한 정의가 우선되어야 한다. 이어서 목적에 맞는 데이터의 확보과정과 얻고자 하는 결과에 맞추어 확보된 자료를 보완하는 절차가 수행되어야 한다. 그 다음에 얻고자 하는 결과에 부합하는 모델을 만들고, 각 구성 요소의 값을 설정한다. 이후에 초기 시뮬레이션을 수행하여 결과를 얻은 후에, 이것이 현실과 일치하는지를 파악할 필요가 있다. 현실과 일치하지 않는 경우에는 앞 단계로 돌아가서 모델의 수정, 보완이 필요하다. 최종적으로 모델이 완성되면 시뮬레이션을 수행하여 결과를 도출하면 된다[9].

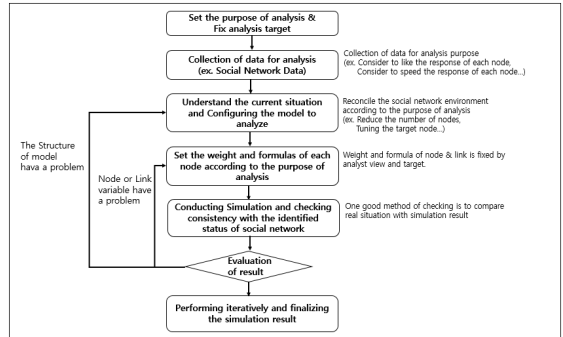


그림 1. 시뮬레이션 모델링 절차

Fig. 1 Simulation modeling process

3.3 모델링 변수의 구성

Vensim에서 제공하는 다양한 변수 중에서 이번 연구를 위하여 사용한 변수는 Auxiliary, Constant, Level, Initial이다. 다른 변수는 모델 환경의 변화에 따라 사용 여부가 결정된다. Vensim을 이용하여 소셜네트워크를 모델링하기 위해서 사용한 기본적인 가이드라인은 다음과 같다

[Vensim 모델링을 위한 가이드라인]

- 노드는 Box Variable로 표현
- 링크는 Variable로 표현
- 네트워크에 대한 초기값과 반복횟수 설정
- 노드는 링크수의 제한이 없음
- 노드의 특성은 수치나 함수, 퍼지집합으로 표현
- 노드나 링크는 별도의 가중치를 부여

IV. 시뮬레이션 구성 및 결과 분석

모델을 만들었으므로, 이번 연구의 목적과 시뮬레이션을 통해 얻고자 하는 상세한 결과에 대하여 최종적으로 정리하면 다음과 같다.

- 소셜네트워크에 특정 입력(예: 인센티브, 프로모션...)이 주어지는 경우에 상호 연관된 노드들이 각각 어떠한 반응(예: 양성반응, 음성반응, 증가와 감소, 감소와 증가)을 보이는지를 분석한다. 그래서 소셜네트워크에서 최적의 결과를 얻고자 하면 특정 입력(인센티브, 프로모션)을 어느 정도, 몇 번

- 에 걸쳐서 제공해야 하는지를 파악할 수 있다
- 입력이 전체 네트워크에 주어진 상태에서, 특정 노드에 대한 가중치(예: 인센티브의 강화, 할인의 제공)를 변동하는 경우에 다른 노드들의 반응을 분석하고자 하는 것이다. 이것을 통하여 특정 노드와 다른 노드의 상호 관계를 파악할 수 있고, 각 노드별로 최적의 상황을 찾아낼 수 있다

결론적으로 주어진 소셜네트워크에서 최적의 결과를 얻는 조건을 알고자 하는 것이다. 어떤 입력을, 어떤 노드에, 몇 번 제공하는 것이 최적의 결과를 얻을 수 있는지를 찾아보는 것이다

4.1 모델의 구성

소셜네트워크는 다양한 형태가 있지만, 이번 연구에서는 표준적인 형태에서 요구하는 기능을 대상으로 모델을 구성한다. 그중, 링크와 노드에 대한 가중치 및 초기치 부여, 단방향 링크, 고정값/수식/퍼지집합, 피드백의 특성을 갖도록 구성한 것이 그림 2이다.

구성된 모델은 주어진 목적에 따른 기능을 확인하기 위한 가상적인 환경이다. 하지만 실제 환경에서 벌어질 수 있는 다양한 상황을 반영하였으므로 실무에서 적용 가능하다

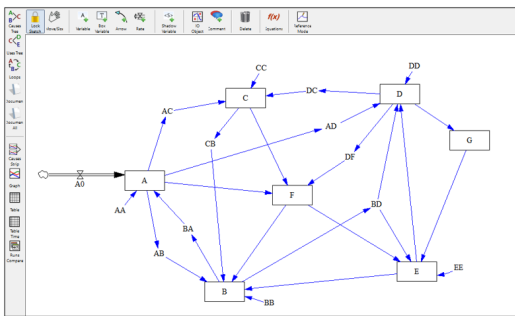


그림 2. 소셜네트워크의 시뮬레이션 모델
Fig. 2 Simulation model of social network

그림 2에서 제공하는 모델이 가지는 특징을 정리하면 다음과 같다.

- 모델은 7개의 노드로 구성된 소셜네트워크이다
- 직접 피드백 기능을 포함한다 : BA

- 전체는 단방향 링크만 가진다.
 - 단방향이면서 가중치가 부여되는 경우 : AC, AD, AB, BD, DC, DF
 - 단방향이면서 가중치가 부여되지 않는 경우 : AF, FE, CF, FB, DG, CG, GE
- 모델 내에 여러 개의 순환 피드백을 가진다
 - 순환 모델의 예 : A-AC-F-B-BA-A.
- F 노드에 퍼지집합을 도입하였다
 - A, C, DF와 B와 E를 연결하는 링크의 가중치에 퍼지집합을 적용하였다
- 링크의 고정된 가중치를 대상 노드의 가중치 식에 표현하였다
- 초기치와 노드별 가중치를 변화시킬 수 있도록 모델을 구성하였다

4.2 모델 변수의 설정 정보

그림 2에서 제시한 모델에 사용된 노드와 링크의 설정값에 대한 정보가 그림 3에 정리되어 있다. 중요하게 살펴보아야 할 점은 노드에 대한 설정과 링크에 대한 설정이 다른 모양으로 되어 있다는 점과 각 노드와 링크를 구성하는 수식의 모양이다. 모델에서 수식을 통하여 각 링크와 노드의 연관 관계를 표현하고 있다는 점을 확인할 수 있다. 노드 F는 다른 노드와는 다르게 퍼지집합의 개념을 적용하여 수식을 구성하고 있다. 다른 노드와 링크에도 퍼지집합을 적용할 수는 있지만 이번 단계에서는 일단 하나의 링크에만 적용하여 시뮬레이션 모델을 구성하여 보았다.

다음으로 각 노드에 대한 수식과 초기값 설정을 확인해 보자. 이것은 각 노드에 대한 지명도(초기값), 다른 노드와의 연관관계를 모델에 표현하기 위한 수단이다, 이것을 통하여 특정 노드가 다른 노드에 어떤 영향을 미치는 가를 파악할 수 있다. 이번 모델에서 링크는 노드와의 연관성만을 고려하였다. 마지막으로 초기값의 설정과 표에는 없지만 시뮬레이션의 반복 횟수도 모델에서 생성하는 결과에 영향을 미치는 중요한 요소이다.

그림 3에 제공된 값들은 가정된 네트워크의 상황을 파악하고 가장 유사하도록 임의로 설정된 값이다. 실제 업무에서는 현실의 상황을 반영하도록 노드와 링크의 값을 설정하는 절차가 필요하다. 여기에서는 이 부분에 대한 서술을 생략한다.

Variable Name	Type	Equation	Initial Value	Relative Variable
A	Level	(A0-BA)*AA	5	A, A0, AA, BA
B	Level	(AB-CB-E+F*0.7)*BB	2	B, AB, BB, CB, E, F
→ F* 0.7 is new Fuzzy Set				
C	Auxiliary/Normal	(AC-DC)*CC		AC, CC, DC
D	Level	((BD*0.9)+AD*0.4-E)*DD	1	D, AD, BD, DD, E
E	Level	(DB*0.8+F*0.4-G)*EE	1	E, DD, EE, F, G
→ F* 0.4 is new Fuzzy Set				
F	Level	(A*0.4+C*.8+DF*0.6)	3	F, A, C, DF
→ Apply Fuzzy Max-Min method for New Output				
G	Level	D*3	1	G, D
AB	Auxiliary/Normal	A*0.3		A
AC	Auxiliary/Normal	A*0.7		A
AD	Auxiliary/Normal	A*0.5		A
BA	Auxiliary/Normal	B*0.2		B
BD	Auxiliary/with Lookup	B*0.6		B
CB	Auxiliary/Normal	C*0.7		C
DC	Auxiliary/Normal	-D*6		D
DF	Auxiliary/Normal	D*0.3		D
AA, BB, CC, DD, EE → Constant/Normal 1				
A0	Constant/Normal	10		

그림 3. 모델의 변수 설정값

Fig. 3 Variable list and setting value

F node는 퍼지집합에 의해 설정된 노드이다. 이번 모델에서 부분적으로 적용한 퍼지집합의 개념이 적용된 부분이다. 준비 단계에서의 관찰값을 근거로 F노드에 대한 퍼지집합을 구해야 한다. 이를 위하여 자데교수의 Max-* 합성법의 3가지 (Max-Min, Max-Product, Max-Average) 중에서 선형 문제에 많이 사용되는 Max-Min 방법을 적용하였다. 자세한 내용은 그림 4를 참조하라. 그림 4의 새로운 퍼지집합은 그림 3에 적용되어 있다

<F's fuzzy set>			<F's new fuzzy set>		
	B	E		B	E
A	0.3	0.2	A	0.3	0.2
C	0.7	0.4	C	0.7	0.4
DF	0.2	0.8	DF	0.2	0.6
			Final	0.7	0.4

At Simulation time, A/C/DF's value is checked (A,C,DF)→(0.4, 0.8, 0.6).then we can get F's new fuzzy set using by Max-Min method.

그림 4. Max-Min 방법에 의한 퍼지집합 생성

Fig. 4 Fuzzy set generation using max-min method

4.3 입력의 반복에 대한 전체 구성 노드 반응 분석

소셜네트워크(예: 페이스북, 트위터)은 모바일 환경과 연계하여 운영된다. 현재에는 소셜네트워크를 마케팅에 활용하고자 하는 요구는 지속적으로 발생하고 있다. 이런 경우에 특정 소셜네트워크를 대상으로 최적의 효과

를 거두기 위한 전략이 중요하다. 즉, 인센티브나 할인을 포함한 다양한 마케팅 행사를 몇 번, 누구에게, 얼마나 강하게 하느냐가 중요한 문제가 된다. 그림 5는 그림 3에서 제시한 모델에 분석을 수행한 결과이다. 총 10회의 프로모션 행사를 10의 강도로 진행 하였을 때, 각 노드의 반응을 그래프로 보여주고 있다.

그림 5의 결과를 정리하면 아래와 같다.

- 모델에 특정 입력이 제공되면 A, C, F, D, G는 시간이 지날수록 긍정적으로 반응한다.
- 모델에 특정 입력이 주어지면, B, E는 시간이 지나면서 부정으로 돌아선다.

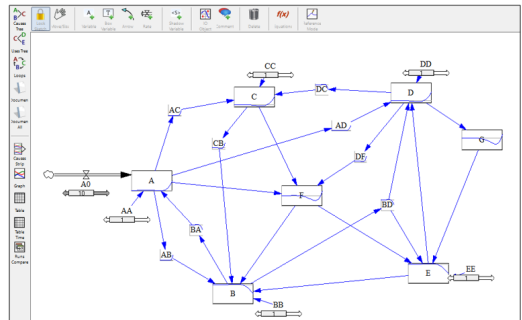


그림 5. 특정 입력의 반복에 대한 전체 노드의 반응 분석

Fig. 5 Analysis of response of whole node to repetition of specific input

모델에 대한 시뮬레이션을 통하여 특정 입력이 반복적으로 주어진 상태에서 네트워크를 구성하는 노드들의 반응을 미리 점검할 수 있다. 특히, 부정적인 반응을 보이는 노드를 미리 찾아냄으로써 이들에 대한 별도의 조치를 취하는 것이 가능하다. 그림 5의 경우에는 대상이 되는 노드들이 인센티브나 자극에 대하여 긍정 또는 부정적인 반응을 보이는 노드가 있다. 그러면 이들의 반응을 바꾸기 위해서는 어떤 작업을 하는 것이 필요할까? 이것에 대한 해답은 여러 가지가 있지만 특정 노드에 대한 지원을 강화함으로써 달성할 수 있다. 이것이 이번 연구의 한 분야이다.

이번 연구에서 특정 노드에 대한 지원 강화를 시뮬레이션하기 위하여 해당하는 노드에 별도의 가중치를 부여하는 방안이 도입되었다. 예가 그림 3의 AA, BB, CC, DD, EE, GG 변수이다. 그림 5에서는 관련 변수의 값을 1로 설정하여 전체적인 시뮬레이션에 영향을 미치지 않도록 하였다.

4.4 특정 노드의 가중치를 변경한 경우 다른 노드의 반응 분석

고정되고 반복적인 입력에 대한 전체 노드들의 반응을 확인하였다. 이것을 통하여, 노드들에 대한 공통적인 문제나 또는 특정 노드의 경향이 파악되었다면, 이것을 기반으로 보다 나은 결과를 위한 방법을 발견해야 한다. 부정적인 노드에 대한 지원을 강화하여 그 노드와 다른 노드의 반응을 살펴보는 것과 같은 작업이 좋은 예가 될 것이다. 그 외에 특정 노드가 다른 노드와 어떤 연관성을 가지는지를 파악하는 것도 중요한 작업이다. 이런 과정은 문제가 되는 상태나 노드에 대한 처리 방법을 결정하기 위한 기본적인 단계이다.

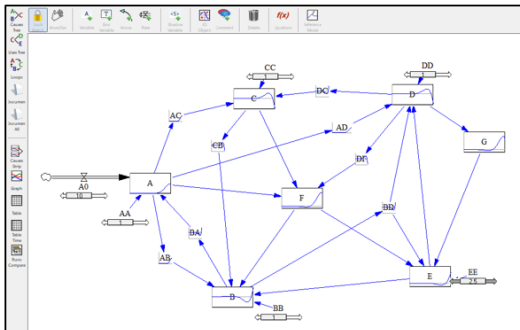


그림 6. E 노드의 가중치를 높이는 경우, 다른 노드의 반응 분석

Fig. 6 The case of increasing the weight of B node, reaction analysis of other node

그림 6은 특정 노드의 가중치를 높이는 경우에 다른 노드의 반응을 살펴보는 사례이다. 그림 6에서 부정적인 반응을 보인 E 노드에 대한 지원을 강화하였다.(1 → 2.5) 이때, 각 노드의 반응을 요약해 보자.

- 노드 E는 긍정으로 돌아선다
- 노드 C, D는 부정적으로 반응한다.
- 노드 G는 여전히 긍정적이다.

결국, 노드 E에 대한 지원이 늘어나면 대부분의 노드들이 기존과는 반대의 반응을 보인다. 이를 통하여 E에 대한 가중치의 변화는 전체 네트워크에 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. E에 대한 변화가 다른 노드에 미치는 영향이 최적화 되는 시점은 E에 대한 가중치를 변경하면서 다른 노드의 변화를 살펴봄으로써 확인할 수 있다.

이외에 그림 5에 있는 다른 노드들의 가중치를 실시간으로 변경함으로써 각각의 경우에 다른 노드들이 보이는 반응을 점검할 수 있다. 이것을 기반으로 대상이 되는 환경에 대하여 비즈니스를 수행하기 위한 방향(예: 마케팅 전략, 홍보 전략)을 설정할 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구 방향

최근에 페이스북이나 트위터와 같은 소셜네트워크를 많은 사람들이 사용하면서, 이를 사업에 접목하고자 하는 요구가 많아지고 있다[10]. 특히, 특정 입력(인센티브, 프로모션 등)이 제공되었을 때, 전체 노드가 어떻게 반응하는지를 아는 것, 그리고 특정 입력이 주어진 상태에서 관심이 가는 노드를 집중 관리 했을 때 다른 노드가 보이는 반응은 마케팅을 포함한 실무 담당자들이 알고 싶어 하는 것이다.

이런 실무자들을 위하여 소셜네트워크를 모델링하고, 이것을 활용하고자 하는 것이 이번 연구의 목적이다. 실제 환경과 유사하게 구현하기 위하여 시스템 다이내믹스의 피드백 개념과 부분적이기는 하지만 퍼지집합을 적용하였다. 이미 설명한 모델링 방법에 의해서 환경을 구성하고 분석을 진행하면, 전체 모델에 투입되는 입력에 대하여 전체 노드들의 반응을 즉시 확인할 수 있으며, 특정 노드와 다른 노드들의 연계성도 실시간으로 점검할 수 있다. 이번에 제안하는 모델은 현실 환경이 가지는 방향성과 각 노드와 링크의 특성을 설정할 수 있는 기능(예: 숫자, 수식, 퍼지집합) 그리고 직접/간접 피드백을 통한 노드간 연계성을 사용하였으므로 다양한 현실 환경을 표현할 수 있다.

만약, 소셜네트워크 환경이 커서 모델링에 어려움이 있다면, 얻고자 하는 결과에 기반을 두어 환경을 재구성하는 방법이 있다. 예를 들면, 노드당 링크를 2개 이상 가지는 것만을 대상으로 분석할 수 있다. 이때는 그룹노드[11] 기법을 활용하면 큰 네트워크를 특정 조건에 맞는 작은 네트워크로 축소할 수 있다. 간단한 소셜네트워크 분석을 위하여 단방향에 기본적인 기능만을 가진 것을 분석해 보고자 하면 관련 논문을 참고할 수 있다[12]. 향후, 노드간의 Time Delay를 고려하게 되면, Vensim의 SFD(Stock Flow Diagram)을 도입해야 할 것으로 예상된다. 특정 노드에만 적용했던

퍼지집합을 전체 노드를 대상으로 확대하는 것도 꼭 필요한 작업이다. 향후, 이 부분에 대한 연구를 보완하여 공유하도록 하겠다.

References

- [1] A. Louni and K. Subbalakshmi, "Diffusion of Information in Social Networks," *Social Networking Intelligent System Reference Library* 65, 2014, pp. 1-22.
- [2] F. Squazzoni, W. Jager, and B. Edmonds, "Social Simulation in the Social Science," *Social Science Computer Review*, vol. 32, Issue 3, 2014, pp. 279-294.
- [3] S. Ghosh and N. Ganguly, "Structure and Evolution of Online Social Networks," *Social Networking Intelligent System Reference Library* 65, 2014, pp. 23-44.
- [4] C. Cioffi-Revilla, "Computational Social Science," *WILEY Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, vol. 2, no. 3, May/June 2010, pp. 259-271.
- [5] S. Tisse and U. Wilensky, "NetLogo: A Simple Environment for Modeling Complexity," *Int. Conf. on Complex Systems*, Boston, USA, May 2004, pp. 16-21.
- [6] P. Otto and M. Simon, "Dynamic perspectives on social characteristics and sustainability in online community networks," *System Dynamic Review*, vol. 24, no. 3, June 2008, pp. 321-347.
- [7] J. Forrester, "The Begining of System Dynamics," *Banquet Tal at the Int. Meeting of the System Dynamics Society*, Stuttgart, Germany, July 1989.
- [8] I. Lee and K. Shin, "A Study on Forecasting Accuracy Improvement of Case Based Reasoning Approach Using Fuzzy Relation," *J. of the Intelligence and Information System*, vol. 16, no. 4, Dec. 2010, pp. 67-84.
- [9] M. Trusov, R. Buckin, and K. Pauwels, "Effects of word-of-mouth versus traditional marketing: Finding from an internet social networking site," *J. of Marketing*, vol. 73, 2009, pp. 90-102.
- [10] Y. Song, H. Hee, and K. Hwang, "A study on the Social Media Marketing 4 Type Model: Case Study and Marketing Effect Evaluation," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 10, no. 9, 2015, pp. 1071-1078.
- [11] M. Cho, "Identificaton of Group Node using Genetic Algorithm and Re-Construction Technique of Social Network," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 10, no. 7, 2015, pp. 837-843.
- [12] M. Cho, "Modeling and Simulation of Social Network using Correction between Node and Node Weight," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 11, no. 10, Oct. 2016, pp. 949-954.

저자 소개



조민호(Min-Ho CHO)

1989년 인하대학교 산업공학과 졸업(공학사)
HP Korea, Openwave, SK C&C 등 산업체 근무

2003년 숭실대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)

2012년~ 중원대학교 컴퓨터공학과 교수

※ 관심분야 : 소셜네트워킹, 소프트웨어공학, 데이터 마이닝 및 통계분석

