

Arena

최 성 훈[†]

상명대학교 경영공학과

A Study on the Development of a Simulator for Social Networks in Organizations Using Arena

Seong-Hoon Choi[†]

Dept. of Management Engineering, Sangmyung University

This thesis proposes a new social network simulator, which can be used for the social network analysis (SNA). It is composed of three modules; initialization, network evolution, and output generation. For the network evolution module, we suggest a modified JGN (MJGN) based on JGN, the network evolution model developed by Jin, Girvan, and Newman. Arena, one of the most popular simulation tools, was used to model the agent based social network simulator. Lastly, some test results were presented to show the value of the proposed simulator when one performs SNA at the longitudinal point of view.

Keywords : Social Network, Social Network Analysis, Simulation

1. 서 론

많은 시스템이 점(node 또는 vertex)들과 이들을 연결하는 연결선(link 또는 edge)들로 구성되는 망(network 또는 graph)으로 표현될 수 있다. 흔히 언급되는 예로 인터넷이나 전화망 같은 통신망, World-Wide Web(WWW) 같은 정보망, 항공로나 도로와 같은 교통망, 배달 트럭이나 혈액 운반차량의 이동과 같은 배송망, 먹이사슬이나 신진대사와 같은 자연에서 발생하는 망 등이 있다[12]. 사람을 점으로 나타내고 사람들 사이의 관계를 연결선으로 표현하면, 사람들이 살아가는 사회를 망으로 나타낼 수 있다.

사회연결망(social network)이란 이런 망들 중에서 사람들 사이의 관계가 인위적으로 형성된 것이 아니라 다

양한 행위자들이 상호작용을 하면서 만들어진 관계망을 의미한다[1].

사회의 관심 있는 부분을 사회연결망으로 표현하고 분석해냄으로써 개인 측면에서 인맥, 활동력, 영향력, 정보 획득 능력이 사회연결망 내에서 어떤 의미가 있는지 알아낼 수 있으며, 망 전체 측면에서는 구속 및 자율성, 단결력, 파당이나 파벌과 같은 하위 네트워크이나 계층구조에서 다양한 내용들을 파악할 수 있다[http://fvortal.cimerr.net/bpedia/] 이러한 분석을 사회연결망 분석(social network analysis, 이하 SNA)이라고 부르며 다양한 과학적인 분석기법들이 동원되고 있다. SNA의 대표적인 기법으로 Neighbor 분석, Centrality 분석, Clique 분석, Structural Equivalence 분석이 있다.

논문접수일 : 2012년 05월 29일 게재확정일 : 2012년 07월 12일

[†] 교신저자 shchoi@smu.ac.kr

※ 본 논문은 상명대학교 2012 교내선발과제 연구비 지원에 의하여 연구되었음.

SNA는 다양한 분야에서 적용되고 있으나, 사회연결망은 시간 경과에 따라 진화하기 때문에 실질적인 SNA를 위해서는 횡단적 연구(cross-sectional study)뿐만 아니라 종단적 연구(longitudinal study)가 필요하다[4]. 사회연결망 진화와 관련해서 기존의 연구는 주로 자료 수집이 비교적 용이한 학술전문지의 논문 공동 연구나 인터넷 기반의 WWW 또는 온라인 커뮤니티로 구성되는 사회연결망을 대상으로 수리 모형이나 시뮬레이션 모형 연구가 진행되어 왔다[3, 7].

그러나 실제 조직을 대상으로 시간 경과에 따른 연구를 수행하기 위해서는 많은 시간과 비용이 소요되는 관계로 종단적 연구가 미미한 실정으로 시뮬레이션이 매우 유용한 연구 툴이 될 수 있다. 이진창 등[4]은 다중 에이전트 모형 개발 툴인 NetLogo[14]를 이용하여 사회연결망과 조직의 창의성에 대한 시뮬레이션 연구를 수행하였는데, 조직 대상 사회연결망에 대해 시뮬레이션 모형을 적용하여 종단적 연구를 수행한 의의는 있으나, 무작위로 망 링크 수가 증감하는 단순한 망 진화 모형을 적용한 관계로 망 진화 모형 관점에서 초보적인 수준에 머물고 있다. 본 연구에서는 다양한 파라미터와 좀 더 현실적인 망 진화 모형을 적용한 사회연결망 시뮬레이터를 제안한다.

많은 WWW의 망 성장은 연결수 분포가 멱함수 분포(power-law distribution), $P(k) \sim k^{-\gamma}$ 를 따르는 것으로 알려져 있으며, 척도 없는 망(scale-free networks)으로 불린다[3, 6, 11]. 이를 설명하는 모형으로 유명한 것이 선호적 연결 모형(preferential attachment)이다. 이 모형의 핵심은 두 가지로 요약된다. 첫 번째로 시간이 경과함에 따라 멤버와 이들이 연결이 지속적으로 추가되고 두 번째로 선호적 연결, 즉 연결수가 큰(high degree) 멤버에게 새로운 연결이 이루어질 가능성이 연결수가 작은 경우보다 더 크다는 것이다.

그러나 Jin et al.[12]의 연구에 따르면, 많은 사회연결망들의 연결수 분포는 웹 망과 달리 멱함수 분포를 따르지 않으며 선호적 연결 모형은 사회연결망의 진화 모형으로 적합하지 않다. 일례로 김진홍 등[3]의 미투데이 친구 맺기 연결망과 댓글 연결망에 대한 실증 연구 결과, 연결수가 낮은 영역에서는 선호적 연결 모형이 비교적 잘 맞는데, 연결수가 큰 영역에서는 연결수가 추가로 거의 늘어나지 않는 것으로 파악되었다. 대부분의 이용자가 일정 기간 동안만 활동을 하고 이탈해서 추가적인 링크 생성이 되지 않기 때문으로 해석하고 있다.

좀 더 일반적으로 Jin et al.[12]은 다음과 같은 이유를 들고 있다. 먼저, 멤버 간의 사회적 연결이 생성되고 삭제되는 시간의 척도는 시간이나 일로 짧은 반면에 새로운 멤버가 사회연결망에서 추가되거나 삭제되기 위해서

는 이보다 더 긴 시간(보통 몇 년)이 소요되기 때문에 멤버의 추가나 삭제는 사회연결망의 구조를 결정하는 주요 인자는 아니다. 그리고 친구를 유지하기 위해서는 시간과 노력이 투입되기 때문에 비용이 수반되고, 이에 따라 특정 멤버가 유지하는 친구의 수에는 정점이 존재하기 때문에 많은 사회연결망들의 연결수 분포는 웹 망과 달리 멱함수 분포를 따르지 않는다. 마지막으로 아마도 가장 중요한 이유는 사회연결망은 결집(clustering)을 보인다는 점이다. 한 사람의 두 친구가 서로 친구가 되는 것은 우리 사회에서 흔히 있는 일이다. 웹 망의 선호적 연결 모형은 약한 결집을 보이고 있으나, 조직의 사회연결망에 대한 진화 모형이 적절하려면 높은 결집계수(제 2.3절 참조)를 수용해야 한다. 본 연구의 사회연결망 시뮬레이터에는 Jin et al.[12]이 제안하고 있는 모형(이하 JGN) 기반의 망 진화 모형(이하 MJGN)을 개발하여 적용하기로 한다.

본 논문에서 제안하는 사회연결망 시뮬레이터는 에이전트 기반 모형화 기법을 사용한다. 이 기법은 복잡한 사회나 자연 시스템을 개체들 간의 상호작용으로 보고, 개체들을 간단한 행동규칙에 따라 움직이는 가상의 에이전트로 처리하여 에이전트들 간의 상호작용을 모형화 하는 시뮬레이션 모델링의 한 형태로 조직 시스템 연구에 잘 적용되는 것으로 알려져 있다[5]. 에이전트 모형 개발을 위해 전용 툴인 NetLogo가 많이 사용되고 있다[2, 4, 5, 14]. 예로 김신태 등[2]은 에이전트 모형 기반의 시뮬레이션 기법을 이용하여 국내 중형자동차 시장의 제품확산 패턴을 예측하는 연구를 수행하였다. 본 연구의 시뮬레이터는 범용 시뮬레이션 툴인 Arena를 이용하여 개발되었다. 범용 툴을 사용함으로써 다양한 방향으로 확장이 용이한 장점이 있다.

본 연구에서 제안하는 시뮬레이터는 초기화 모듈, 망 진화 모듈, 성능평가척도 계산 및 출력 모듈의 세 부분으로 구성된다. 타임래그(time-lag)별로 망 진화 모듈을 통해 시뮬레이션이 수행되고 퍼포먼스 척도의 계산과 출력이 이루어진다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 제 2장은 시뮬레이터 설계와 개발에 대해 다룬다. 제 3장에서는 간단한 적용 예를 제시한다. 마지막으로 제 4장에서는 결론으로 본 연구의 한계와 향후 연구방향을 제안한다.

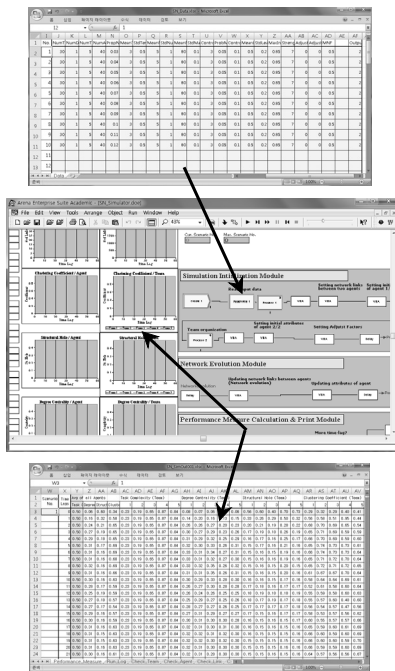
2. 시뮬레이터 설계 및 개발

2.1 전체 구성

본 절에서는 먼저 시뮬레이션 모형의 개체를 정의하고 모형화를 위해 적용한 개념에 대해 기술하기로 한다.

그리고 입력 데이터와 시물레이션 산출물을 정의한다. 이를 바탕으로 시물레이션 모형을 크게 초기화, 망 진화, 그리고 성능평가적도 계산 및 출력의 세 가지 모듈로 구분하여 서술한다.

본 연구에서 제안하는 시물레이터의 전체 구성도가 <그림 1>에 제시되어 있다. 시물레이션 모형은 널리 쓰이고 있는 범용 시물레이션 소프트웨어의 하나인 Rockwell사의 Arena[17]를 사용하였으며, 입출력은 Microsoft사의 엑셀 파일로 처리하여 사용 편의성을 높였다.



<그림 1> 시물레이터 전체 구성도

2.1 개체 정의 및 모형 개념

본 연구에서 제안하는 시물레이터는 에이전트 기반으로 작동되므로 모형을 구성하는 핵심 개체는 에이전트이다. 에이전트의 주요 특성치가 <표 1>(기호 정의는 <표 3>을 참조하기 바람)에 정리되어 있다. 그리고 각 팀이 고유 정보를 보유한다는 측면에서 보면, 명시적으로 개체로 모형화 되지는 않지만 팀 또한 개체로 볼 수 있다. 팀 개체의 특성치에는 팀에 소속되어 에이전트의 번호들과 구성원 수가 있다.

일반적인 시물레이션에서 개체는 특성치를 가지고 모형 로직을 따라 시스템 내부를 돌아다닌다. 그러나 본 논문의 시물레이션 모형은 에이전트 개체 기반으로 작동되지만, 시물레이션 모형 구현 측면에서 보면 실질적으로 모형을 돌아다니는 개체는 에이전트들이 아니고 시스템 전체를 제어하는 논리적인 ‘제어 개체’ 한 개이다. 즉, 제어

개체가 ‘시물레이션 초기화 모듈’을 구동하고 매 타임래그 때마다 ‘망 진화 및 특성치 갱신 모듈’과 ‘성능평가적도 계산 및 출력 모듈’을 실행하는 방식으로 시물레이션을 진행하게 된다. 따라서 에이전트 개체들은 실제로 모형 내에 존재하는 것은 아니고 개념상으로만 존재하고, 개체들의 정보 즉, 특성치들은 배열 형태(<표 2>의 $A(N, P)$ 참조)로 모형화 된다.

<표 1> 에이전트 개체의 특성치

특성치	설명
근속년수	$N(\mu_1, \sigma_1)^{\dagger}$
과업 복잡성	과업 복잡성(task complexity)은 어떤 조직의 구성원이 주어진 문제를 해결하기 위해 노력하는 정도를 나타내는 지표이다[10]. 과업 복잡성은 과업 분석 가능성(task analyzability)과 과업 다양성(task variety)으로 구분하여 표현할 수 있으나, 본 연구에서는 정규화 하여 0~1사이의 값으로 처리하기로 한다.
지식	지식은 시간이 증가함에 따라 증가한다. 여기서는 Zoethout et al.[18]의 지식 증가 모형을 적용하기로 한다. $e_{i,t+1} = e_{i,t} + \lambda \frac{e_{\max} - e_{i,t}}{e_{\max}}, \quad (1)$
이질성	에이전트들의 근속년수 유사성을 반영한 식 (2)를 적용하여 이질성(heterogeneity) 또는 다양성을 계산한다[5, 16]. $H_i = 1 - \sum_{j \in S_i} w_{ij} y_{ij} \quad (2)$ <p>여기서, S_i는 에이전트 i가 속한 팀 k에 속해 있는 에이전트들의 집합이고, y_{ij}는 에이전트 i가 속한 팀 k에서 i가 동료 j에게 할당하는 상호작용비율로 본 연구에서는 모두 동일한 것으로 처리하여 $y_{ij} = \frac{1}{N_k}$이다. 여기서 분모는 팀 k의 구성원 수이다. w_{ij}는 에이전트 i와 j사이의 근속년수 유사성 정도로 ‘1- 두 에이전트의 근속년수 차이/두 에이전트의 근속년수 평균’이다.</p>
개인성향	각 에이전트는 5가지의 ‘개인 성향(individual cultural characteristics)’ 특성치를 갖는 것으로 가정한다. 각 ‘개인 성향’ 특성치는 유무를 표현하는 1 또는 0 값을 갖는다.

주) $\dagger N(\mu, \sigma)$ 는 평균과 표준편차가 각각 μ 와 σ 인 정규분포이다.

본 연구의 시물레이터는 $A(N, P)$ 이외에 <표 2>에서 볼 수 있는 것처럼 망 링크 표현, 팀 정보 저장 등 다양한 용도로 변수 배열을 이용하고 있다. 표에서 사용되는 기호의 정의는 다음과 같다.

- M 에이전트의 수
- N 타임래그 수
- K 팀의 수
- P 에이전트의 최대 특성치 개수
- Q 팀의 최대 특성치 개수

<표 2> 변수 배열

변수 배열명	설명
A(M, P)	각 에이전트의 근속년수, 소속 팀 번호 등 에이전트와 관련된 특성치들을 저장한다.
L(M, M)	에이전트 사이의 망 연결(링크)을 표현한다. 에이전트 i 와 j 사이에 링크가 설정되어 있으면(즉, 친구이면), $L(i, j) = 1$ 이고 그렇지 않으면 0이다.
S(M, M)	에이전트 사이의 Strength(제 2.4절 참조) 값을 보관한다.
F(M, M)	에이전트 사이의 조정계수(제 2.4절 참조) 값을 보관한다.
T(K, Q)	각 팀에 소속되어 있는 에이전트 번호, 구성원 수 등 팀과 관련된 특성치들을 저장한다.

배열을 사용하는 목적은 사회연결망 시뮬레이션 특성 상 수시로 시스템 내 전체 에이전트 개체들의 특성치 또는 유사 특성치(예를 들어 망 연결 상황)를 검색하고 망을 진화시키기 위한 계산과 성능평가적도 계산을 수행해야 하는데, 반복 계산이 많이 요구된다. 따라서 검색에 소요되는 시간을 최소화 하는 모형을 개발하지 않으면, 에이전트 수가 증가함에 따라 지수적으로 증가하는 계산 시간을 감당하기 어렵게 된다. 메모리 필요량은 증가할 수 있지만, 검색을 하지 않고 개체나 팀과 관련된 정보를 직접 인덱싱 할 수 있는 간편한 방법이 배열을 이용하는 것이다.

2.2 입력 데이터 정의

본 연구의 시뮬레이터에서 사용되는 입력 데이터가 <표 3>에 정리되어 있다. 입력 데이터는 엑셀 파일에 시나리오 별로 입력되므로 다양한 시나리오를 준비한 후, 간편하게 시뮬레이션을 한번만 수행하여 결과를 얻을 수 있다.

2.3 산출물 정의

본 연구의 시뮬레이터가 제공하는 주요 산출물에는 과업 복잡성, 연결정도 중심성 척도(degree connectivity), 구조적 공백(structural hole), 결집계수(clustering coefficient)가 있다. 여기서는 지면 관계상 연결정도 중심성 척도(이하 중심성)와 결집계수에 대해서만 의미와 산출 방법을 알아보기로 하자.

먼저, 에이전트 i 의 중심성은 에이전트들이 특정 중심에 위치한 멤버에 연결된 것을 나타내는 척도로 식 (3)과 같이 계산된다[4, 8].

$$d_i = \frac{\sum_{\forall j \neq i} x_{ij}}{N-1}, \tag{3}$$

여기서 N 은 전체 에이전트의 수이고, x_{ij} 는 아래 식 (4)와 같이 정의된다.

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{만일 } i \text{와 } j \text{가 직접 연결되어 있으면} \\ 0, & \text{그렇지 않으면} \end{cases} \tag{4}$$

<표 3> 입력 데이터

입력 데이터	설명	범위
N	타임래그 수	양의 정수
K	팀 수	1~60사이 정수
M	에이전트 수	1~300사이 정수
r_0	초기 망 링크 비율	0~1사이 실수
μ_1, σ_1	근속년수 정규분포의 모수	양의 실수
μ_2, σ_2	팀당 초기 멤버 수 정규분포의 모수	양의 실수
z^*	에이전트가 보유 가능한 친구의 최대 수	양의 실수
β	z^* (제 2.4.2절 참조)에서 감소하는 정도를 제어하는 모수	양의 실수
p_0	친분이 없는 두 에이전트가 만날 확률	0~1사이 실수
α	$g(m_{ij})$ 의 증가율을 제어하는 모수	양의 실수
μ_3, σ_3	지식에 대한 학습률, λ 값(0~1사이의 실수) 설정을 위한 정규분포의 모수	양의 실수
e_{\max}	지식의 최대값	0~1사이 실수
MT	서로 만나지 않고 친구로 유지되는 최대 기간 (단위 : 타임래그)	양의 정수
AC	두 에이전트 간의 과업복잡성 차이에 따른 만날 확률을 조정하는 모수	0~1사이 실수
AT	두 에이전트 간의 팀 차이에 따른 만날 확률을 조정하는 모수	0~1사이 실수

결집계수는 멤버들끼리 연결되어서 함께 묶여 있는 결집도를 나타내는 지표로 친구의 친구들 간에 얼마나 서로 친구인가를 나타내는 계수라고 할 수 있다. 에이전트 i 의 결집계수, c_i 는 식 (5)를 이용하여 구할 수 있다 [3]. 여기서 k_i 는 에이전트 i 와 연결되어 있는 에이전트 수이고, E_i 는 현재 k_i 명의 에이전트들 사이에 연결되어 있는 링크 수를 나타낸다. 분모는 k_i 명의 이웃 사이에 연결 가능한 모든 링크의 개수로 $k_i(k_i-1)/2$ 이다.

$$c_i = \frac{E_i}{\frac{k_i(k_i-1)}{2}} \tag{5}$$

2.4 시뮬레이션 모형 구성 모듈

시뮬레이션 모형은 초기화 모듈, 망 진화 모듈, 성능평가척도 계산 및 출력 모듈의 세 부분으로 구성된다. 그리고 망 진화 모듈은 망 링크 갱신 서브모듈과 특성치 갱신 서브모듈로 이루어진다. 여기서는 지면관계상 처음 두 모듈에 대해서만 기술하기로 한다.

2.4.1 시뮬레이션 초기화 모듈

본 모듈은 시뮬레이션 초기에 1회만 실행되는 절차로 모수 입력, 초기 망 링크 설정, 에이전트의 특성치 설정, 그리고 팀 구성을 수행한다. 초기화 모듈을 상세히 아래의 기술하면 [Init_Module]과 같다.

[Init_Module]

- 1) 시뮬레이션 모수(<표 3> 참조)를 입력한다.
- 2) 에이전트의 특성치, ‘근속년수’, ‘지식’, ‘개인 성향’ 값을 1차로 배정한다. 과업복잡성과 이질성 특성치는 모든 에이전트의 팀이 결정된 이후에 계산할 수 있으므로 에이전트의 팀 배정 이후에 2차로 배정한다.
- 3) 에이전트 사이의 초기 망 링크를 설정한다. 본 연구에서는 전체 에이전트 쌍 중에서 임의로 r_0 (<표 3> 참조) 비율을 선택하여 초기 링크를 설정한다.
- 4) 모든 에이전트가 팀에 배정될 때까지 아래의 절차에 따라 각 팀의 구성 멤버를 결정한다.

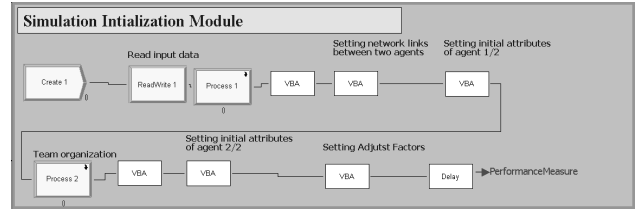
- ① $[M \cdot N(\mu_2, \sigma_2)]$ 값에 따라 초기 멤버를 임의로 선택한다. 단, 여기서 $[a]$ 는 a 에 가장 가까운 양의 정수이다.
- ② 팀에 배정되지 않은 에이전트 i 와 각 팀의 중심점(소속 멤버들의 특성치별 평균) 사이의 유클리디언 거리를 계산한다. 에이전트 i 와 팀 j 의 유클리디언 거리, d_{ij} 계산식은 식 (6)과 같다. 여기서 a_{ik} 와 a'_{jk} 는 각각 에이전트 i 의 k 번째 특성치와 팀 j 의 k 번째 가상의 특성치이다.

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{\forall k} (a_{ik} - a'_{jk})^2} \quad (6)$$

- ③ 유클리디언 거리가 가장 작은 팀에 에이전트 i 를 배정한다.
 - ④ 팀 멤버가 추가된 팀의 중심점을 재계산한다.
- 5) 에이전트의 ‘과업복잡성’, ‘이질성’ 특성치를 2차로 배정한다.

초기화 모듈, [Init_Module]에 대한 Arena 플로차트 모

듈이 <그림 2>이다. 그런데, 그림에서 [Init_Module]의 자세한 로직을 볼 수 없다. 그 이유는 로직의 대부분이 반복 계산으로 구성된 관계로 모델링을 효율적으로 하기 위해 VBA 코드화 되었기 때문이다. 예를 들어 에이전트 사이의 초기 망 링크를 설정하는 절차 3)은 윗부분 플로차트의 두 번째 VBA 블록으로 모형화 된다.



<그림 2> 초기화 모듈에 대한 Arena 플로차트 모듈

2.4.2 망 진화 모듈

망 진화 모듈은 에이전트 사이의 망 링크를 갱신하는 서브모듈과 에이전트의 특성치를 갱신하는 서브모듈로 구성된다. 여기서는 전자에 대해서 기술하기로 한다. 본 논문의 시뮬레이터는 망 링크 갱신을 위한 모형으로 Jim et al.[12]이 제안한 JGN 모형 기반의 망 진화 모형, MJGN을 적용하므로, 먼저 JGN에 대해 알아보기로 하자.

두 에이전트가 만나게 되면, 망 링크가 형성된다. Jim et al.[12]에 따르면, 이번 타임래그에 에이전트 i 와 j 가 만날 확률, p_{ij} 는 아래의 세 항목에 기초하여 식 (7)과 같이 유도된다.

- 서로 아는 사람을 가진 두 사람이 만날 가능성이 그렇지 않은 경우보다 크다.
- 사람들이 만나지 않으면 시간이 지남에 따라 친분이 감소되거나 사라진다.
- 한 사람이 친분을 유지하는 친구의 수에는 한계가 있다.

$$p_{ij} = f(z_i)f(z_j)g(m_{ij}) \quad (7)$$

식 (7)에서 $f(z_i)$ 는 다음과 같이 정의된다. $f(z_i)$ 는 작은 z 값에 대해서는 크고 대략적으로 상수이지만, z^* 부근에서는 급격하게 감소하는 특성을 갖는 함수이다.

$$f(z_i) = \frac{1}{e^{\beta(z_i - z^*)} + 1} \quad (8)$$

여기서, z_i 는 에이전트 i 가 이미 가지고 있는 친구의 수이고, z^* 는 에이전트 i 가 가질 수 있는 친구의 최댓수이다. 그리고 β 는 한 에이전트의 친구수가 z^* 에 도달한 이후에 감소하는 정도를 제어하는 모수이다.

$g(m_{ij})$ 는 아래의 식 (9)로 정의되는 함수로 두 에이전트 i 와 j 가 서로 동시에 아는(상호 공유하는) 친구를 m_{ij} 명 보유하고 있을 때, 둘이 만날 가능성을 나타낸다.

$$g(m_{ij}) = 1 - (1 - p_0)e^{-\alpha m_{ij}} \quad (9)$$

여기서, p_0 는 알지 못하는 두 에이전트가 만날 확률이고, α 는 $g(m_{ij})$ 함수가 증가하는 속도를 제어하는 모수이다. 참고로 m_{ij} 는 $L(i, k) \times L(j, k)$ 를 모든 k 에 대해 더하면 간단히 구할 수 있다.

일단 망 링크가 형성되면, 일정기간 서로 만나지 않더라도 링크가 끊어지지 않는 것이 현실적이다. 이를 설명하는 개념이 strength이다[12]. strength의 역치, MT보다 만나지 않은 기간이 길어지면(즉, 타임래그의 수가 많아지면), 링크가 끊어지는 것으로 모델링 된다.

본 연구에서 제안하는 MJGN에는 JGN에 다음 두 항목을 추가로 적용한다. 먼저 업무 복잡성이 유사한 두 에이전트가 만날 확률이 그렇지 않은 경우보다 높을 것이라는 점이다. 그리고 같은 팀에 있는 에이전트들 사이의 만날 확률이 다른 팀의 에이전트 사이의 확률보다 높을 것이라는 점이다. MJGN에 위의 두 개념을 에이전트 i 와 j 가 특정 타임래그 동안 만날 확률, p_{ij} 에 반영하여 현실성을 높였다. 즉, 조정계수 $F(i, j)$ 만큼 p_{ij} 를 보정한다. $F(i, j)$ 는 식 (10)과 같이 복잡성 조정계수 af_{ij}^C 와 팀 조정계수 af_{ij}^T 를 곱하여 계산된다.

$$F(i, j) = af_{ij}^C \cdot af_{ij}^T \quad (10)$$

먼저 복잡성 조정계수에 대해 알아보기로 한다. C_i 와 C_j 를 각각 에이전트 i 와 j 의 과업복잡성이라고 할 때, 만일 $|C_i - C_j| \leq g_1$ 이면 $af_{ij}^C = 1 + AC$, 만일 $g_1 \leq |C_i - C_j| \leq g_2$ 이면 $af_{ij}^C = 1$, 그리고 만일 $g_2 < |C_i - C_j|$ 이면 $af_{ij}^C = 1 - AC$ 이다. 이제 팀 조정계수를 구해보자. 에이전트 i 와 j 의 팀 번호를 각각 T_i 와 T_j 라고 할 때, 만일 $T_i = T_j$ 이면 $af_{ij}^T = 1 + AT$, 그렇지 않으면, $af_{ij}^T = 1 - AT$ 이다.

현재 타임래그를 n 이라고 할 때, MJGN의 구체적인 작동절차는 아래와 같다.

[MJGN]

- 1) 모든 에이전트 쌍 (i, j) 에 대해 $F(i, j)$ 를 구한다.
- 2) 두 에이전트 i 와 j 의 모든 조합에 대해 다음 절차를 적용한다.
 - ① 에이전트 쌍 (i, j) 에 대해 p_{ij} 를 구한다.
 - ② 만일 $p_{ij}F(i, j) \leq U(0, 1)$ 이면, (i, j) 가 이번 n 번째 타임래그에 만났으므로 다음을 수행한다. 만일 그

렇지 않으면, ③으로 간다.

- $S(i, j) = MT$
- 만일 $L(i, j) = 0$ 이면, $L(i, j) = 1$, 그리고 $L(j, i) = 1$ 로 한다. 즉, (i, j) 에 대해 링크를 설정한다.
- ①로 간다.

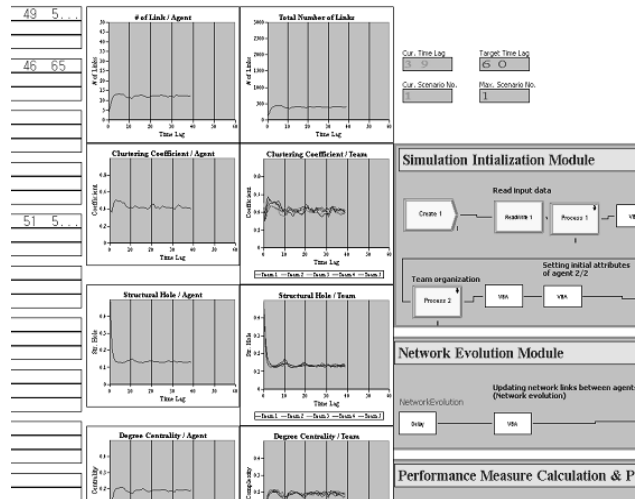
③ (i, j) 가 이번 타임래그에 만나지 않았으므로 다음을 수행한다.

- $S(i, j) = \text{Max}(S(i, j) - 1, 0)$
- 만일 $S(i, j) = 0$ 이고 $L(i, j) = 1$ 이면, $L(i, j) = 0$ 과 $L(j, i) = 0$ 으로 한다. 즉, (i, j) 에 대해 링크를 삭제한다.
- ①로 간다.

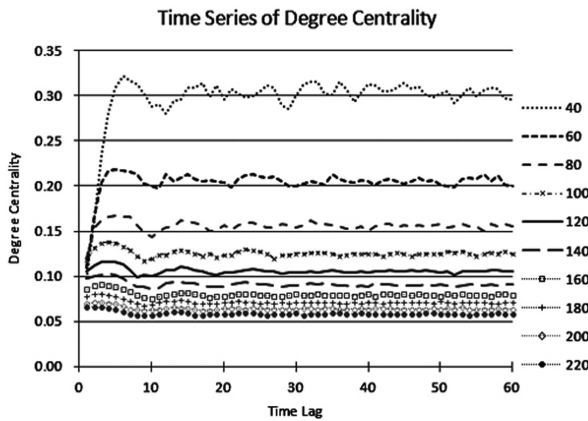
3. 실행 사례

이제 MJGN 기반 시뮬레이터를 이용하여 두 가지 평가척도 중심성과 결집계수를 중심으로 실행 사례를 알아보기로 한다.

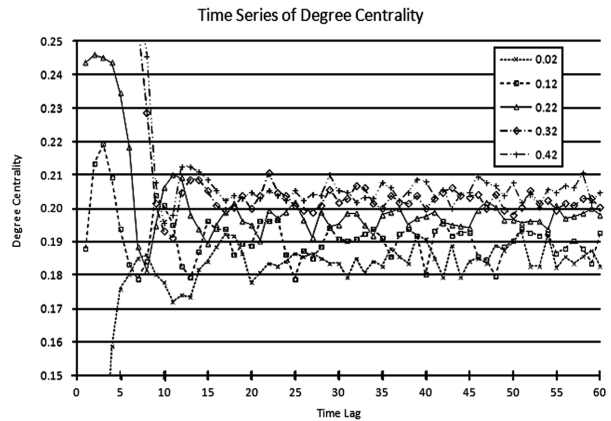
먼저 <그림 3>은 에이전트 65명, 5개 팀으로 구성되는 사회연결망에 대하여 $N, \beta, p_0, \alpha, MT$ 의 값을 각각 60, 2, 0.05, 0.05, 8로 설정하여 시뮬레이션을 수행하는 경우, 타임래그가 39일 때의 애니메이션 화면의 일부이다. <그림 3>의 좌측에서 5개 각 팀에 소속되어 있는 에이전트의 수와 에이전트의 고유번호를 확인할 수 있으며, 중간 부분에서 성능평가 척도인 결집계수, 구조적 공백, 중심성, 과업복잡성에 대한 전체 평균과 팀별 평균의 추이를 표현하는 동적 그래프를 볼 수 있다.



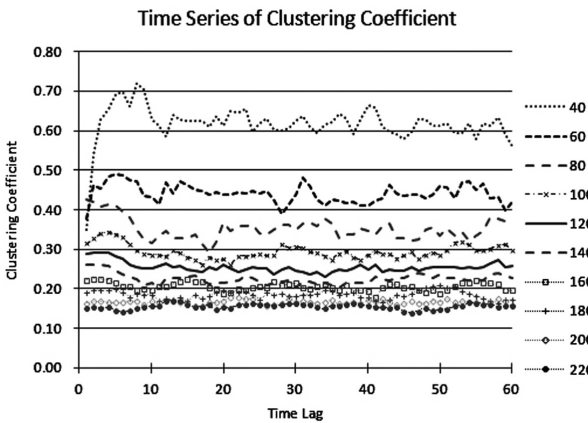
<그림 3> 실행 애니메이션 화면 예



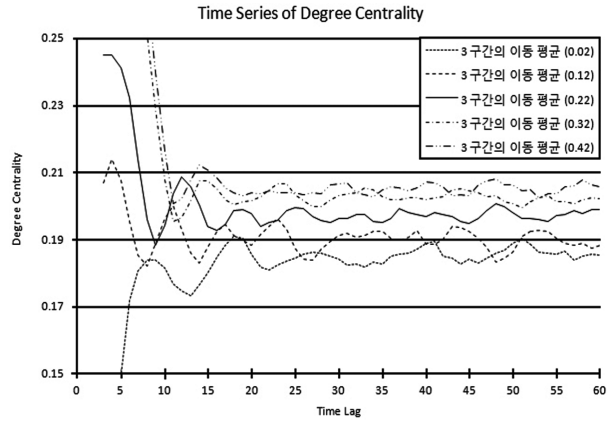
<그림 4> M 변화에 따른 중심성 시계열 그래프



<그림 6> p_0 변화에 따른 중심성 시계열 그래프



<그림 5> M 변화에 따른 결집계수 시계열 그래프



<그림 7> p_0 변화에 따른 중심성에 대한 이동평균

참고로 Arena 버전 13.50을 적용하고 평범한 PC(Windows 7 운영체제, CPU 속도 2.1 GHz, 주메모리 3.0GB)를 사용하여 타임래그를 60으로 설정하고 시뮬레이션을 수행하는 경우, 에이전트 수가 60명, 120명, 그리고 180명으로 증가됨에 따라 실행 소요시간은 각각 55초, 302초, 그리고 442초로 파악되었다. 에이전트 수가 증가함에 따라 시뮬레이션 실행 소요 시간은 지수적으로 증가함을 알 수 있다.

조직의 구성 인원이 증가하는 경우의 영향을 파악하기 위해 에이전트 수, M을 40명에서 220명까지 변경시켜 가면서 시뮬레이션을 실시하여 <그림 4>와 <그림 5>를 얻었다. 그림에서 볼 수 있듯이 작은 인원의 조직이 성장하면서 구성원이 늘어남에 따라 중심성과 결집계수가 급격히 감소한다. 이는 흔히 조직 태동 초기에는 모든 구성원을 알고 서로 사이가 좋아서 분위기가 좋았는데 조직의 규모가 커지면서 옛날 같지 않고 많이 달라졌다고 느끼는 현상을 정량적으로 설명해주고 있다.

마지막으로 사회연결망이 활성화 되어 친분이 없는 두 에이전트가 만날 확률, 즉 p_0 가 커짐에 따라 발생하는 현상을 알아보기 위하여 p_0 값을 0.02~0.42로 변경시켜 가

면서 시뮬레이션을 수행하였다. 조직의 구성원들이 참여하는 운동, 예술, 여행 등의 비공식 여가활동을 간접 지원함으로써 p_0 값을 높일 수 있을 것이다. 시뮬레이션 결과, <그림 6>에서 볼 수 있듯이 p_0 가 증가함에 따라 p_{ij} 가 커지므로 임의의 두 에이전트가 더 자주 만나게 되고, 이에 따라 중심성이 향상되는 긍정적인 효과가 발생하는 것을 알 수 있다. <그림 6>의 시계열 자료 그래프를 이동평균으로 변환하면(<그림 7> 참조), p_0 가 증가함에 따라 중심성이 증가하는 것을 좀 더 명확히 확인할 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 좀 더 현실적으로 SNA에 도움을 줄 수 있도록 하기 위해 다양한 모수를 포함하면서 망 링크 갱신을 위한 모형으로 JGN에 기반을 망 진화 모형, MJGN을 수용한 사회연결망 시뮬레이터를 제안하였다. 시뮬레이터는 초기화 모듈, 망 진화 모듈, 성능평가척도 계산 및 출력 모듈의 세 부분으로 구성되며, 범용 시뮬레이션 툴

인 Arena를 이용하여 에이전트 기반으로 개발되었다. 시간이 흘러감에 따라 진화해가는 사회연결망에 대한 종단적 관점의 SNA를 위해 활용될 수 있을 것으로 사료된다.

본 연구는 진입과 진출에 따른 조직 구성 멤버 변화, 소속 팀 변경 등을 수용하고 있지 못한 한계를 가지고 있다. 이는 앞으로의 연구방향이 될 것이다. 또한 조직에서의 사회연결망을 연구하는 목적은 사회연결망이 조직의 성과에 미치는 영향을 분석하는 것이므로 조직의 성과와 관련된 다양한 성능평가 척도를 시뮬레이터에 포함시켜야 하는 연구가 필요하다. 조직의 성과 관련 척도에는 이견창 등[4]이 제시한 것처럼 재무적 성과와 비재무적 성과로 구분할 수 있다. 끝으로 다양한 망 진화 모형을 시뮬레이터에 포함시키는 연구를 향후 연구방향으로 제안한다. 예를 들어 에이전트 쌍 (i, j) 가 만날 확률, p_{ij} 를 사용하지 않고, 유사성이 높을수록 만날 확률이 커지는 거리 기반 망 진화 모형을 고려할 수 있다.

참고문헌

- [1] 김상국; “사회연결망 분석(SNA)과 산업공학”, IE 매거진, 18(1), 2011.
- [2] 김신태, 김창욱; “국내 자동차 시장에서 소비자 에이전트 모형 기반의 제품 확산 다이나믹스 민감도 분석”, 한국시뮬레이션학회 논문지, 20(2) : 29-40, 2011.
- [3] 김진홍, 강석원, 전상현; “온라인 사회연결망의 진화와 소통의 동역학”, 제5회 복잡계 컨퍼런스, 사단법인 복잡계 네트워크, 중앙대학교, 서울, 1-12, 2010.
- [4] 이견창, 서영욱, 송석우; “네트워크 구조와 과업복잡성이 조직창의성 및 성과에 미치는 영향에 관한 중단효과 분석-다중에이전트 시뮬레이션 관점”, 한국지능정보시스템학회 2010년 추계학술대회, 서울, 367-378, 2010.
- [5] 이견창, 한민희, 서영욱; “탐색 및 활용을 통한 컴퓨터 매개 커뮤니케이션의 팀 창의성에 관한 연구-에이전트 모델링 기법을 중심으로”, 한국경영과학회, 28(1) : 91-105, 2011.
- [6] Albert, R., Jeong, H., and Barabasi, A. L.; “Diameter of the world-wide web,” *Nature*, 401 : 130-131, 1999.
- [7] Barabasi, A. L., Jeong, H., Neda, Z., Ravasz, E., Schubert, A., and Vicsek, T.; “Evolution of the social network of scientific collaborations,” *Physica A*, 311 : 590-614, 2002.
- [8] Batallas, D. and Yassine, A.; “Information Leaders in Product Development Organizational Networks : Social Network Analysis of the Design Structure Matrix,” *IEEE Transaction on Engineering Management*, 43(4), 2006.
- [9] Burt, R.; *Structural Holes : The Social Structure of Competition*, Harvard University Press, MA., 1992.
- [10] Campbell, D. J.; “Task complexity : A review and analysis,” *Academy of Management Review*, 13(1) : 40-52, 1988.
- [11] Huberman, B. A. and Adamic, L. A.; “Growth dynamics of the world-wide web,” *Nature*, 401 : 131, 1999.
- [12] Jin, E. M., Girvan, M., and Newman, M. E.; “Structure of growing social networks,” *Physical Review Letters E*, 64 : 046132, 2001.
- [13] Nerkar, A. and Paruchuri, S.; “Evolution of R&D Capabilities : The Role of Knowledge Networks Within a Firm,” *Management Science*, 51(5) : 771-785, 2005.
- [14] Nikolai, C. and Madey, G.; “Tools of the Trade : A Survey of Various Agent Based Modeling Platforms,” *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 12(2), Available at <http://jasss.soc.surrey.ac.uk/12/2/2.html>, 2009.
- [15] Qiu, B., Ivanova, K., Yen, J., Liu, P., and Ritter, F. E.; “Event-driven modelling of evolving social networks,” *International Journal of Social Computing and Cyber-Physical Systems*, 1(1) : 13-32, 2011.
- [16] Reagans, R. E. and Zuckerman, E. Z.; “Networks, Diversity, and Productivity : The Social Capital of Corporate R&D Teams,” *Organization science*, 12(4) : 502-517, 2001.
- [17] Rossetti, M. D.; *Simulation Modeling and Arena*, (장성용, 문덕희, 이영해, 최성훈, 홍성조 옮김, ARENA를 활용한 시스템 모델링 및 시뮬레이션, 텍스트북스, 서울), John Wiley and Sons, NJ., 2009.
- [18] Zoethout, K., Jager, W., and Molleman, E.; “Task dynamics in self-organizing task groups : Expertise, motivational, and performance differences of specialists and generalists,” *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 16(1) : 75-94, 2008.