

개방형 혁신 네트워크의 동태적 모형*

박 철 순[†]

숙명여자대학교 경영학부

Dynamic Model for Open Innovation Network

Chulsoon Park

Department of Business Administration, Sookmyung Women's University

■ Abstract ■

Literatures on open innovation have two major limitations. First, either on a firm level or on an industry level did they analyze the open innovation issues. The results of a firm's innovation can be diffused through the whole network and the firm can learn back from the network knowledge. Prior literatures did not consider the feedback loop among firms and network in which the firms are involved. Second, most open innovation research had a static perspective on firm's innovation performance. Since the diffusion, spill-over and learning among network members are involved over time, the open innovation is intrinsically dynamic. From the dynamic perspective, we can appreciate the fundamental attributes of the open innovation network which involves diverse firms, research institutes, and universities. In order to overcome the limitations, we suggest a dynamic model for open innovation network. We build an agent-based model which consists of heterogeneous firms. The firms are connected through a scale-free network which is formed by preferential attachment. Through the diverse scenario of simulation, we collect massive data on the firm level and analyze them both on firm and industry level. From the analysis, we found that, on industry level, the overall performance of open innovation increases as the internal research capability, absorptive capacity, and learning curve coefficient increase. Noticeably, as the depreciation rate of knowledge increases, the variability of knowledge increases. From the firm level analysis, we found that the industry-level variables had a significant effect on the firm's innovation performance lasting through all the time, whereas the firm-level variables had only on the early phase of innovation.

Keywords : Open Innovation Network, Dynamic Model, Agent-Based Modeling and Simulation

논문접수일 : 2014년 03월 20일 논문게재확정일 : 2014년 06월 25일

논문수정일(1차 : 2014년 05월 28일)

* 이 논문은 2014년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 연구되었음(NRF-2014S1A5A8018353).

† 교신저자, cspark@sookmyung.ac.kr

1. 서 론

개방형 혁신(open innovation)이란 기업이 혁신을 위해 기업 내부 및 외부 경로를 통해 내부 지식뿐 아니라 외부 지식을 사용하는 패러다임을 말한다[15]. Lichtenthaler[29]의 연구에 따르면 독일, 오스트리아, 스위스의 제조업 중 32.5%가 개방형 혁신을 실천하고 있다. 대기업뿐만 아니라 중소기업에서도 개방형 혁신은 널리 실천되고 있다[13]. 이러한 개방형 혁신의 확산에 따라 국내외 학계의 관련 연구도 최근 10여 년간 활발하게 이뤄져왔다[2, 3, 5, 30].

하지만, 기존의 개방형 혁신 연구들은 시공간의 관점에서 두 가지 약점을 갖고 있다. 첫째, 지금까지의 개방형 혁신 연구들은 기업 또는 산업 중 하나의 관점만으로 연구가 이뤄졌을 뿐 기업과 산업 요인 간의 “순환 과정(feedback loop)”을 반영한 개방형 혁신 연구는 드물다. 개별 기업이 내부적으로 생산한 연구 개발 지식은 기업 간 제휴 또는 협업을 통해서 다른 기업으로 전파된다. 특히, 개방형 혁신에 참여하는 기업 간 지식의 공유 또는 누수(spill-over) 효과는 산업 전반의 지식수준에 영향을 미치며, 그 효과는 다시 개별 기업에게 영향을 미치는 순환 과정을 거치게 된다[37]. 그러므로 개방형 혁신을 지식 기반 경제(knowledge-based economy)의 관점에서 볼 때 기업과 산업 간의 순환 과정을 모형에 반영한 연구가 필요하다. 더불어 기존의 연구들이 기업 수준 또는 산업 수준 중 하나 만의 관점으로 한 연구들의 근본적인 한계는 한 수준 내에서만 이질성(heterogeneity)이 존재함을 가정했다는 것이다. 예를 들어 기술 혁신 관련 연구들을 살펴보면 대개 산업 간 이질성은 가정하면서도 산업 내 기업들 간 이질성은 무시한다[16, 25, 40]. 이러한 가정은 혁신이 이뤄지는 기업과 기업이 속한 산업의 이질성을 함께 가정하지 못하는 오류를 범하고 있다. Van de Vrande et al.[41]에 따르면 2004년~2008년까지 개방형 혁신 연구들의 분석 단위는 기업 수준 분석이 대부분인 50%를 차지했고, 산업 수준에서 바라보는 연구는 7%에 불과했다. Gupta et al.[24]과 Lich-

tenthaler[30]은 과거 개방형 혁신 연구들을 리뷰하면서 개인 수준, 프로젝트 수준, 기업 수준을 넘나드는 범 계층적(cross-level) 연구가 필요하다고 역설했다. 이에 본 연구는 개방형 혁신이 이뤄지는 과정 중 기업과 산업 간의 순환 과정과 기업 간 이질성을 반영하고자 한다.

둘째, 기존의 개방형 혁신 연구들이 개방형 혁신을 이해하는데 많은 도움을 주긴 했지만, 대부분 정적인 관점(static perspective)에서 이루어져서 개방형 혁신이 시간에 따라 어떻게 도입되고 적용되는지에 대한 모습을 설명하기에는 한계가 있다[14]. 결국 개방형 혁신이란 혁신의 과정을 개방하는 동적인 움직임이기 때문에[22], 개방형 혁신을 동적인 관점(dynamic perspective)에서 살펴보는 연구가 필요하다. 이는 기업을 둘러싼 혁신 환경이 시간과 경쟁 구도에 따라 기업이 필요로 하는 자원과 제한된 자원의 할당 방법, 필요한 역량도 시간과 상황에 따라 변해가기 때문이다[26].

기존의 개방형 혁신 연구들이 갖는 시공간적 단점을 극복하기 위해 본 연구에서는 개방형 혁신을 기업과 산업의 순환 과정을 반영한 동적인 관점으로 살펴볼 것이다. 특히, 시간이 흐름에 따라 지식 수준의 변화를 산업 수준뿐 아니라 개별 기업 수준에서도 살펴볼 것이다. 이러한 연구 목적을 달성하기 위해 본 연구는 행위자 기반 모형(agent-based model)을 바탕으로 동태적 모형을 제시하고 모의실험을 통해 개별 기업 및 산업 전반에 대한 동태(dynamic behavior)를 살펴보고자 한다. 행위자 기반 모형은 개별 기업을 행위자로 지정하고 행위자의 의사결정 규칙을 설정함으로써 자율적인 행위자들의 상호작용이 그들이 참여하는 네트워크 전체에 어떤 영향을 미치는지 살피기에 적합하다[4]. 특히, 행위자 기반 모형을 사용하면 개별 행위자의 미시적인 동기(micro motive)가 어떻게 거시적인 행태(macro behavior)로 발현되는지 살펴볼 수 있다[38]. 즉, 행위자 기반 모형은 기업들의 상호 작용으로 산업 수준의 이질성이 자연스럽게 창발하게 할 수 있는 장점을 갖고 있다. 이렇듯 행위자 기반 모형은 행위자

들 간의 상호작용을 바탕으로 하고 있어 과거 문헌에서 반영되지 못했던 기업과 산업의 “순환 과정”을 표현하기에 적합하다. 네트워크로 연결되어 있는 기업들이 서로 상호 작용하여 산업 수준의 성과를 창출시키며 그 성과가 다시 기업에게 되돌아오는 상호 작용을 반영하게 되는 것이다. 또한 행위자 기반 모형은 기업들의 이질성(heterogeneity)을 모델에 반영할 수 있어, 기존의 동질(homogeneous) 기업을 가정한 기존 연구들의 한계를 극복할 수 있다 [1]. 행위자 기반 모형을 사용한 시뮬레이션은 기존의 다른 시뮬레이션 방법들(시스템 다이내믹스, 이산사건 시뮬레이션)에 비해서 행위자들의 이질성을 표현하기에 적합하다[31]. 개별 행위자들에게 다른 특성들을 부여함으로써 현실의 이질성을 표현할 수 있다. 예를 들어, 기업들이 가지고 있는 연구 개발 능력이 서로 다를 수 있는데 이를 모수로 설정하고 서로 다른 값들을 부여함으로써 기업들이 가지고 있는 이질적인 자원을 표현할 수 있다. 이러한 특징 덕분에 행위자 기반 모형은 이질적 인간들의 상호작용을 탐구하는 사회학, 이질적 기업들의 상호작용을 대상으로 연구하는 경영학을 비롯하여 생물학, 경제학, 물리학을 비롯한 여러 학문에서 다양하게 활용되고 있다.

이에 본 연구는 행위자 기반 모형을 사용한 모의 실험을 통해 개별 기업에 대한 데이터를 수집하고 이를 분석하여 다음의 두 가지 연구 문제를 살펴보고자 한다.

- (1) 기업 특성 변수 및 산업 특성 변수가 개방형 혁신 네트워크에 미치는 동태적 영향은 무엇인가?
- (2) 개방형 혁신 네트워크에 참여하는 기업들의 지식수준의 차이를 결정하는 요인은 무엇인가?

첫 번째 연구문제는 산업 수준에서 다양한 변수에 따른 네트워크 전반적 동태 분석을 하는 것이며, 두 번째 연구문제는 기업 수준에서 기업의 개방형 혁신 성과의 결정 요인을 찾고자 하는 것이다. 이처럼 산업 수준과 기업 수준에서 개방형 혁신을 살펴

봄으로써 개방형 혁신에 대해 여러 측면에서 더욱 깊이 이해하고자 하였다. 더불어 동태적 분석을 실시함으로써 개방형 혁신 네트워크의 시간적 변화 모습을 살펴보고자 하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제 2장에서는 개방형 혁신 네트워크와 관련된 문헌 연구를 정리했고, 제 3장은 행위자 기반 모형을, 제 4장에서는 시뮬레이션 결과를 정리함으로써 두 연구문제에 대한 답을 밝혔다. 마지막으로 제 5장에서는 연구 결과를 요약하고 시사점 및 향후 연구 방향을 제시하였다.

2. 문헌 연구

2.1 개방형 혁신 네트워크

개방형 혁신 네트워크란 개방형 혁신을 위해 기업 또는 개인이 서로 연결된 네트워크를 의미한다. 예를 들어, 혁신을 위한 기업간 협력망(interfirm collaboration network, [6])은 연구 개발 협력을 위해 기업들 간에 서로 협력을 위한 계약으로 맺어진 네트워크를 의미하는데 이것이 개방형 혁신 네트워크의 한 예라 할 수 있다. 비단 영리를 추구하는 기업들 간 협력뿐 아니라 영리 추구를 목적으로 하지 않고 자발적으로 모여 연구 개발을 수행하고 그 과정을 공개하는 개방형 혁신 커뮤니티(open innovation community, [21])도 개방형 혁신 네트워크라 할 수 있다. Lichtenthaler[30]은 개방형 혁신이란 ‘혁신 프로세스가 이뤄지는 동안 기업의 내부 및 외부에서 지식을 탐색(exploration), 보유(retention), 활용(exploitation)하는 체계적인 접근법’이라고 정의하였다. 이는 개방형 혁신의 핵심에 지식이 자리 잡고 있으며 개방형 혁신에 관한 연구는 곧 지식을 습득하고 활용하는 과정을 강조하고 있다. 또한 저자는 개방형 혁신에 관한 연구가 개별 기업 수준에 대부분 머무르고 있으며 산업 수준에서 이뤄지는 연구는 매우 드물다고 지적하면서 개방형 혁신에 관한 연구가 개별 기업 수준, 프로젝트 수준, 산업

수준 등 여러 수준에서 분석되어야 한다고 주장했다. Van De Vrande et al.[41]도 개방형 혁신 연구가 개별 기업 수준을 넘어 산업 전체의 관점에서 분석되어야 한다고 주장했다. 이러한 노력 중 하나가 Christensen et al.[17]인데, 저자들은 개방형 혁신을 산업 역동성 측면에서 바라보았다. 기술적 상황에 따라 개방형 혁신을 취하는 태도가 달라질 수 있음을 가진 산업 사례를 통해 주장하였다. 개방형 혁신에 관한 효과는 산업별로 다를 수가 있는데, 산업의 속도가 빠르고, 암묵지(tacit knowledge)가 중요한 산업, 망외부성(externality)을 창출하는 산업의 경우 폐쇄형 혁신보다 개방형 혁신이 적합하다[22]. Robertson and Langlois[36]은 산업마다 적합한 네트워크 형태가 있다고 주장했다. 수직 통합된 형태가 산업 발전에 이로운지 아니면 그 반대로 작은 기업들의 네트워크 형태가 더 나은 혁신 성과를 이뤄내는지에 대한 논쟁에서 저자들은 만병통치약은 없으며 산업별로 적합한 형태가 따로 있다고 주장한다. 특히, 산업의 기술 혁신의 속성, 혁신의 범위, 제품 수명 주기, 규모의 경제 여부 등에 따라서 적합한 네트워크의 형태는 다를 수 있다고 언급했다. 요컨대 기존의 개방형 혁신 연구들은 소수의 연구를 제외하고는 산업 전체 또는 개방형 혁신 네트워크 전체를 분석 대상으로 하는 연구는 드물었다. 이에 본 연구는 산업 수준에서 개방형 혁신 네트워크 분석을 수행함으로써 개방형 혁신 연구에 기여하고자 한다.

한편, 현실의 개방형 혁신 네트워크는 일반적으로 척도 없는 네트워크(scale-free network)의 형태를 하고 있다[8]. 네트워크에서 어떤 노드에 연결된 링크 수를 해당 노드의 차수(node degree)라고 한다. 척도 없는 네트워크란 굉장히 큰 차수를 갖는 소수의 허브와 차수가 낮은 다수의 노드로 구성돼 있는 네트워크를 말한다[10]. 일반적인 개방형 혁신 네트워크는 여러 기업들과 관계를 맺고 있는 소수의 허브 기업 또는 허브 연구소를 중심으로 연결되어 있으며, 나머지 다수의 기업들은 주변의 몇몇 기업, 연구소, 대학과 연결되어 있다. 이를 뒷받침하는

실증 연구 결과들은 다음과 같다. Newman[33]은 과학자들의 협력 네트워크가 척도 없는 네트워크 성질을 가진 작은 세상 네트워크(small world network)임을 보였다. Powell et al.[35]는 생명 공학 분야의 네트워크를 종단 데이터를 기반으로 연구한 결과 척도 없는 네트워크의 성질을 갖고 있음을 발견했다. Gay and Dousset[23]도 생명 공학 분야의 연구 개발 제휴 네트워크가 척도 없는 네트워크임을 보였는데, 이는 핵심 기술을 확보한 기업과의 제휴를 선호하기 때문에 새로운 기업이 제휴할 때 이미 많은 회사와 제휴한 허브 기업과 제휴할 가능성이 높다고 설명했다. Wagner and Leydesdorff[44]는 과학 분야의 협력 네트워크가 평판과 보상을 기준으로 한 선호적 연결(preferential attachment) 방식에 의해 만들어짐을 보였다. Brantle and Fallah[11]은 실험을 통해 특허 정보의 네트워크는 척도 없는 네트워크임을 보였다. 저자들은 특정한 허브 발명자들이 많은 특허들과 연결되어 있는 멱함수 형태의 차수 분포(degree distribution)를 갖는다고 설명했다. 이렇듯 개방형 혁신 네트워크는 척도 없는 네트워크의 모습을 갖고 있으며 본 연구에서도 척도 없는 네트워크 형태를 갖는 개방형 혁신 참여 기업들의 행태를 분석하고자 한다.

2.2 개방형 혁신을 위한 행위자 기반 모형

기존에 개방형 혁신을 행위자 기반 모형으로 모형화한 연구는 그리 많지 않다. Phelps et al.[34]은 지식 네트워크(knowledge network)에 관한 연구를 리뷰하면서, 행위자 기반 모형이 지식 네트워크 연구에 적합한 연구 방법론이며 향후 많은 적용이 필요한 방법론임을 주장하였다. Carley et al.[12]는 행위자 기반 모형을 사용해 지식의 전파를 위한 다양한 미디어의 효과를 살펴봤다. 특히, 네트워크 구성 형태(network topology)의 차이에 대해서 살펴봤는데 작은 세상 네트워크의 경우 랜덤(random) 또는 셀룰러 네트워크(cellular network)보다 지식의 확산이 더 빨랐다. 전문지식(Expertise)은 작은 세상 네

트위크의 허브(hub)와 셀룰러 네트워크의 클러스터(cluster)로 인해 더 빨리 전파된다. Villarroel and Taylor[43]는 느슨하게 연결된 네트워크(loosely coupled network)에서 개방형 혁신이 성과에 미치는 영향을 행위자 기반 모형을 이용하여 모의 실험하였다. 느슨하게 연결된 네트워크란 노드 간의 링크 즉, 혁신 네트워크 참여자 간의 관계가 맺어지고 끊기는 빈도가 상당히 높은 네트워크를 말하는데, 대표적인 예로서 바이오 기술 산업에서의 협력적 연구 개발 네트워크가 있다[35]. Villarroel and Taylor[43]는 학습곡선 이론을 기반으로 하여 행위자 기반 모형을 만들고, 개방형 혁신이 혁신 성과에 정의 영향을 미침을 보였다. 저자들은 프로젝트 수행 시간을 혁신 성과의 지표로 삼았으며 네트워크의 크기가 커질수록, 다시 말해 네트워크에 참여하는 기업이 늘어날수록 개방형 혁신의 성과가 더욱 향상됨을 보였다. 다만, 저자들은 각 기업들의 흡수 역량(absorptive capacity[18])이 모두 동일하다고 가정하는 등 기업들의 이질성(heterogeneity)과 지식의 비대칭(knowledge asymmetry)을 가정하지 않은 한계를 지니고 있다. Kim and Park[28]는 네트워크 구조가 지식의 확산에 어떠한 영향을 미치는지 살펴보기 위해 행위자 기반 모형을 세웠다. 저자들은 Watts and Strogatz[45]의 네트워크 구조를 기반으로 확산 지식의 평균과 분산을 살폈는데, 작은 세상 네트워크가 지식 확산에 있어 가장 효율적인 구조임을 보였다. 하지만, 이들의 연구에서 사용한 네트워크 모형은 선호적 연결 방식이 아닌 원형의 네트워크를 변형한 형태로 구성했다는 점이 본 연구와의 큰 차이점 중 하나이다. 한편, 척도 없는 네트워크를 구성하는 방식으로 많이 사용되는 것은 Watts and Strogatz[45]가 제안한 재연결(rewiring) 방식과 Barabási and Albert[9]가 제안한 선호적 연결 방식이 있다. 재연결 방식은 일정 수의 노드를 연결하는 정규(regular) 네트워크를 먼저 만든 다음에 임의의 노드를 확률적으로 선택하여 해당 노드에 연결된 링크 중의 일부를 확률적으로 선택한 다른 노드에 재연결하여 네트워크를 구성하는 방식이다. 반면에

선호적 연결 방식은 두 노드를 연결하는 하나의 링크를 먼저 만든 후 새로운 노드를 하나씩 추가해 나가는 방식으로 네트워크를 구성하는데, 노드를 추가할 때 차수(node degree)가 큰 노드에 연결된 확률이 더 높게 하는 방식을 말한다. 본 연구에서는 선호적 연결 방식을 사용해 네트워크를 구성했는데 그 이유는 두 가지다. 첫째, 선호적 연결 방식으로 생성된 척도없는 네트워크가 개방형 협력 네트워크의 모양을 잘 반영한다는 것이 실증되었고 다른 사회 과학 연구에서도 활용되고 있다. Wagner and Leydesdorff[44]는 의하면 과학 분야의 협력 네트워크는 선호적 연결 방식으로 생성되었음을 보였다. 이외에도 선호적 연결 방식을 이용한 사회과학 분야의 연구들로는 Nair and Vidal[32], van Eck et al.[42] 등이 있다. 둘째, 선호적 연결방식은 허브의 존재를 명확히 드러낼 수 있다. 혁신 네트워크에는 새로운 기술을 선도해 나가거나 시장에 대한 앞선 지식을 보유하고 있는 리더들이 있기 마련인데[42] 이러한 허브의 존재를 모형화 하기에 재연결 방식보다는 선호적 연결 방식이 더 적합하다. 이에 본 연구에서는 Barabási and Albert [9]가 제시한 선호적 연결 방식으로 개방형 혁신 네트워크를 구성하였다.

3. 행위자 기반 모형

하나의 기업을 하나의 행위자(agent)로 설정하고, 각 행위자는 개방형 혁신망의 노드(node)에 해당한다. 개방형 혁신을 위해 협력하는 기업들, 즉 노드들은 링크(link)로 연결된다. 각 기업이 연구 개발 지식을 쌓는 방식은 두 가지다. 하나는 자신 스스로 기업 내부의 연구 개발을 통해 지식을 쌓는 방식이고, 다른 하나는 자신과 링크로 연결된 노드들의 지식을 받아들여 자신의 지식으로 쌓는 방식이다. 먼저 기업 내부의 연구 개발을 통해 지식을 쌓는 식은 Epple et al.[19]의 조직 학습 곡선(organizational learning curve) 식을 기반으로 다음 식 (1)과 같이 세웠다.

$$k_{i,t} = \alpha_i K_{i,t}^\lambda \quad (1)$$

$k_{i,t}$ 는 기업 i 가 t 시점에 쌓는 지식의 증분(increment)이고, $K_{i,t}$ 는 기업 i 가 t 시점까지 쌓은 누적 지식(cumulative knowledge)의 수준이다. α_i 는 기업 i 의 내부 연구 역량으로서 기업의 누적 지식을 바탕으로 기업 내적인 연구를 통해 얻어낼 수 있는 역량을 의미한다. α_i 가 클수록 기업 i 는 내적 연구 역량이 더 크음을 의미한다. λ 는 학습 곡선 계수를 뜻하는데 λ 가 클수록 기존의 지식을 통해서 얻어낼 수 있는 학습 역량을 의미한다. 이러한 학습 곡선 계수는 기업이 속한 산업에 따라 달라지며 동일한 산업에 속한 기업의 학습 곡선 계수는 동일하다고 가정한다[7, 19].

기업이 연구 개발 지식을 쌓을 수 있는 두 번째 원천은 자신과 연결된, 즉 협력하는 기업들의 지식을 받아들여 자신의 지식으로 쌓는 방식이다. 식 (1)에 이 두 번째 지식 원천을 반영하면 아래 식과 같아진다.

$$k_{i,t} = \alpha_i K_{i,t}^\lambda + \beta_i \max[(K_{\max,t} - K_{i,t}), 0] \quad (2)$$

$K_{\max,t}$ 는 기업 i 와 연결된 기업들, 즉 이웃(neighborhood) 노드 중 누적 지식이 가장 큰 기업의 누적 지식 값을 의미한다. 만약 누적 지식의 최댓값이 둘 이상의 이웃 노드에서 나타난다면 임의의 한 기업을 선택한다. β_i 는 기업 i 의 흡수 역량(absorptive capacity)으로서 기업 외부의 지식을 얼마나 내부 지식으로 흡수할 수 있는지를 의미한다. β_i 값이 클수록 기업 i 는 외부 지식을 자신의 내부 지식으로 더 잘 흡수함을 뜻한다. 따라서 식 (2)의 두 번째 항은 기업 자신 보다 더 많은 지식을 가지고 있는 협력 기업이 있다면 그 지식의 차이 중에서 흡수 역량만큼 기업 내부의 지식으로 축적함을 의미한다.

이와 함께 기업이 가지고 있는 지식 중 일정 부분은 시간이 흐름에 따라 사라지거나 쓸모없게 된다[20]. 이것을 반영하여 기업 i 의 누적 지식수준을 나타내면 식 (3)과 같다.

$$K_{i,t+1} = (1-\delta)K_{i,t} + \alpha_i K_{i,t}^\lambda + \beta_i \max[(K_{\max,t} - K_{i,t}), 0] \quad (3)$$

δ 는 지식의 감모율(depreciation rate)을 나타내며 이전 기(period)의 누적 지식에서 사라지거나 쓸모없게 되는 비율을 말한다. 혁신과 변화가 빠른 산업일수록 δ 값은 상대적으로 크고 기술이 성숙기에 접어든 산업은 그 값이 상대적으로 작다. 식 (3)은 결국 $t+1$ 시점에서 기업 i 가 가진 지식은 이전 시점의 누적 지식에 대한 감모율만큼 줄어들고 기업 내부의 연구 역량에 비례하여 증가하고 마지막으로 자신과 협력하는 다른 기업의 지식을 어느 정도 흡수하여 증가함을 표현한 것이다.

본 모형에서 네트워크의 노드는 행위자로서 하나의 기업을 의미하며 100개로 구성했다. 식 (3)의 모수들은 기업별 이질성(heterogeneity)을 반영할 수 있도록 Kim and Park[28]를 따라 아래 <표 1>과 같이 확률 변수를 사용해 지정했다. 먼저 내부 연구 역량 α_i 는 $[0, \alpha_{\max}]$ 구간에서, 흡수 역량 β_i 는 $[0, \beta_{\max}]$ 구간에서 균등분포를 따르는 확률변수로 지정하였으며 α_{\max} 값은 0.02로 β_{\max} 값은 0.2를 기본 값으로 지정하였다. 각 기업이 가지고 있는 초기 지식 $K_{i,0}$ 는 $[0, 0.1]$ 사이의 균등분포를 따르는 확률변수로 지정했다. 산업별 모수로서 학습 곡선 계수 λ 는 0.02, 감모율 δ 는 0.001로 지정했다. 본 연구의 모형에서 각 기업의 지식수준은 특별한 단위가 없으며 상대적인 크기로 해석할 수 있다. 예를 들어, $t = 0$ 에서 $K_{i,0} =$

<표 1> 시뮬레이션에 사용된 모수들의 기본 값

모수(parameters)		값(value)
기업 모수	α_i	$\sim U[0, \alpha_{\max}]$
	α_{\max}	0.02
	β_i	$\sim U[0, \beta_{\max}]$
	β_{\max}	0.2
	$K_{i,0}$	$\sim U[0, K_{\max}]$
산업 모수	학습 곡선 계수, λ	0.02
	감모율, δ	0.001

0.03인 기업이 $t = 1000$ 에서 $K_{i,1000} = 30$ 이라면 처음 보다 10,000배의 지식을 쌓았다는 의미이다. 본 연구에서 제시한 행위자 기반 모형은 NetLogo 5.0.4 [46]를 이용해 구현했다.

4. 시뮬레이션 결과

시뮬레이션의 결과는 서론에서 제시한 두 개의 연구문제와 상응하도록 둘로 나뉘어서 분석하였다. 먼저 동태적 관점으로 개방형 혁신 네트워크의 연구 개발 지식의 변화 모습을 살펴보았고, 다음으로 상이한 기업들의 특성과 기업별 누적 지식수준과의 관계를 다중 회귀 분석을 통해 분석하였다.

4.1 개방형 혁신 네트워크의 동적 행태

개방형 혁신 네트워크 모형에서 전체 지식수준이 시간에 따라 어떻게 변하는지 살피기 위해 각 기업들의 지식수준의 평균과 변동성을 살펴보았다. 지식수준의 평균은 각 노드들의 지식수준의 산술 평균으로, 변동성은 각 노드들의 지식수준에 대한 변동 계수(coefficient of variation)로 측정하였다. 모의실험에 대한 시나리오는 각 모수(parameter)별로 다섯 개의 값으로 변화시켰고 나머지 모수들은 <표 1>의 기본 값을 사용하였다. 예를 들어, α_{max} 값은 0.01부터 0.05까지 0.01간격으로 변화 시켰으며 나머지 모수들은 <표 1>의 값으로 지정하였다. 실험은 각 시나리오마다 30번씩의 시뮬레이션 런을 수행한 다음 평균을 구하였다.

전체적인 결과를 살펴보면, [그림 1](a)부터 [그림 4](a)에서 공통적으로 확인할 수 있듯이 개방형 혁신 네트워크에 참여하는 전체 기업의 평균 지식수준은 시간이 흐름에 따라 증가하다가 시간이 흐를수록 그 증가 폭이 줄어들어 결국 평형 상태에 이르게 됨을 확인하였다. 이러한 평균값의 변화는 식 (3)을 통해서 어느 정도 예측이 가능하다. 만약 평형 상태가 존재 한다면, 즉 $K_i = \lim_{t \rightarrow \infty} K_{i,t} = \lim_{t \rightarrow \infty} K_{i,t+1}$ 가 존재한다면 식 (3)은 아래 식(4)와 같이 쓸 수 있다.

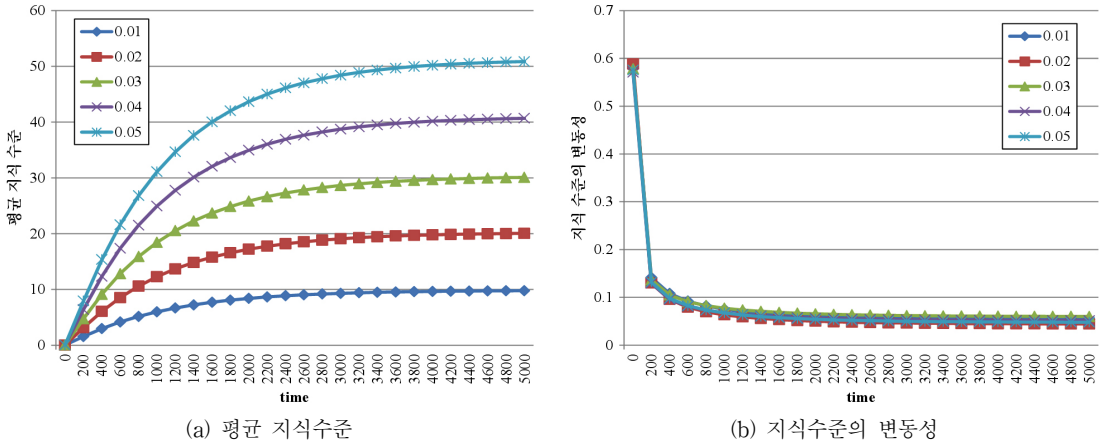
$$K_i = (1 - \delta)K_i + \alpha_i K_i^\lambda \quad (4)$$

이를 다시 K_i 에 관해 정리하면 식 (5)와 같다.

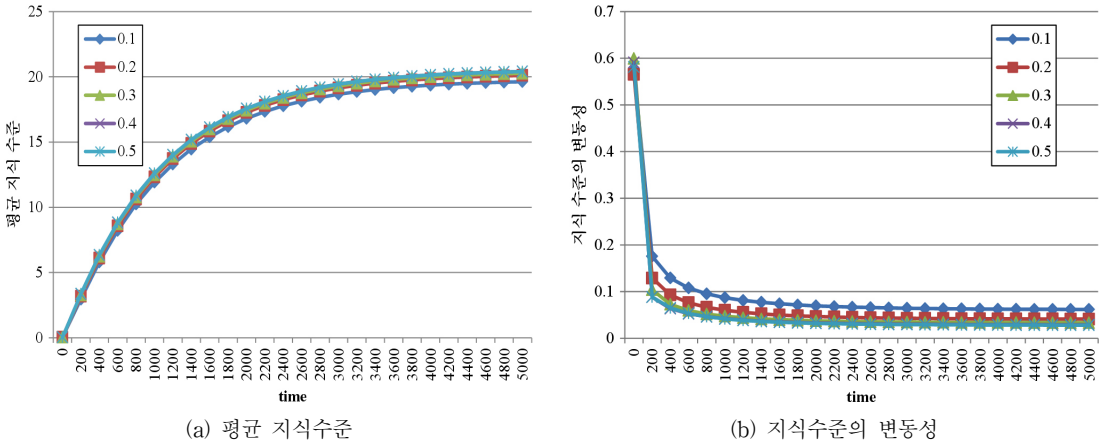
$$K_i = \left(\frac{\alpha_i}{\delta} \right)^{\frac{1}{1-\lambda}} \quad (5)$$

위 식 (5)를 살펴보면 알 수 있듯이, λ 값이 작은 경우라면 평형 상태의 지식수준 K_i 는 α_i 값에 비례할 것이고, δ 값에 반비례할 것이다. 이러한 예측은 실험 결과 [그림 1](a), [그림 4](a)에서 확인할 수 있다. 한편, 기업들이 가지고 있는 지식의 이질성은 각 기업들이 가지고 있는 지식수준의 변동계수(= 표준편차/평균)로 측정했는데 이 변동계수가 시간이 흐름에 따라 어떤 방향으로 변할지는 식 (4), 식 (5)로부터 쉽게 예측하기 어렵다. 모의실험 결과는 [그림 1](b)부터 [그림 4](b)에서 확인할 수 있으며, 시간이 흐를수록 감소하는 경향을 보였다. 이 두 지표를 살펴봤을 때, 개방형 혁신 네트워크에 참여하는 기업들의 지식수준은 시간이 흐름에 따라 전반적으로 높아지며 기업들 간의 지식수준의 차이가 점점 줄어들음을 확인하였다.

기업 수준의 모수 변화에 따른 개방형 혁신 성과의 동태는 [그림 1]과 [그림 2]에 정리하였다. [그림 1]은 기업의 내부 역량의 최댓값(α_{max})에 따라 변하는 지식수준의 평균과 변동성을 보여준다. α_{max} 값이 커지면 식 (3)에 포함된 개별 기업들의 α_i 값들의 평균과 분산이 동시에 커지게 된다. α_i 값의 평균이 커지면 평균 지식수준은 상승할 것으로 예측이 가능하지만, 개별 기업들의 지식수준 변동성의 방향은 예측하기 어렵다. 모의실험 결과, α_{max} 값이 커질수록 평균 지식수준은 상승하였다. 전반적으로 기업들의 내부 연구 역량이 상승할 경우 혁신 네트워크 전반의 역량 또한 상승함을 의미한다. 반면에 변동성은 시간이 흐름에 따라 급격히 줄어들다가 일정한 수준에서 안정된 모습을 보였다. 변동성의 추이는 기업의 내부 역량에



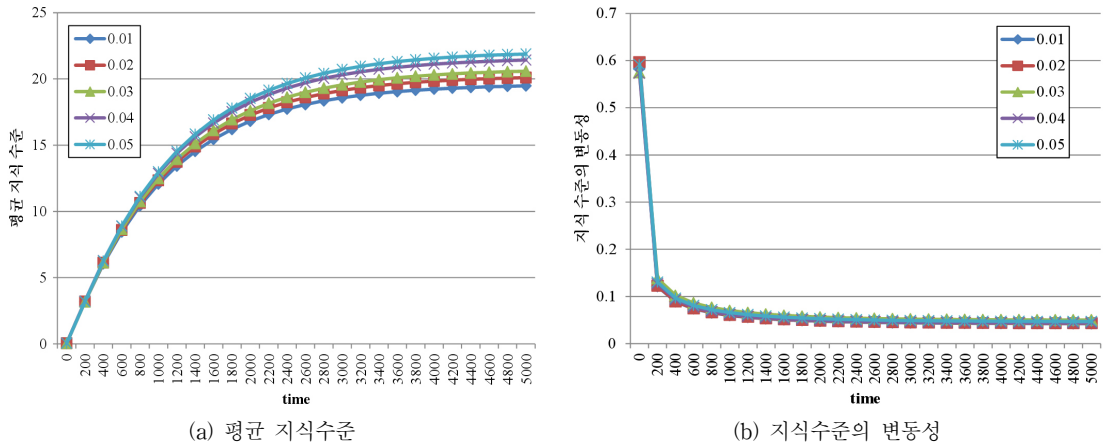
[그림 1] 내부 연구 역량 최댓값(α_{max})에 따른 지식수준의 변화



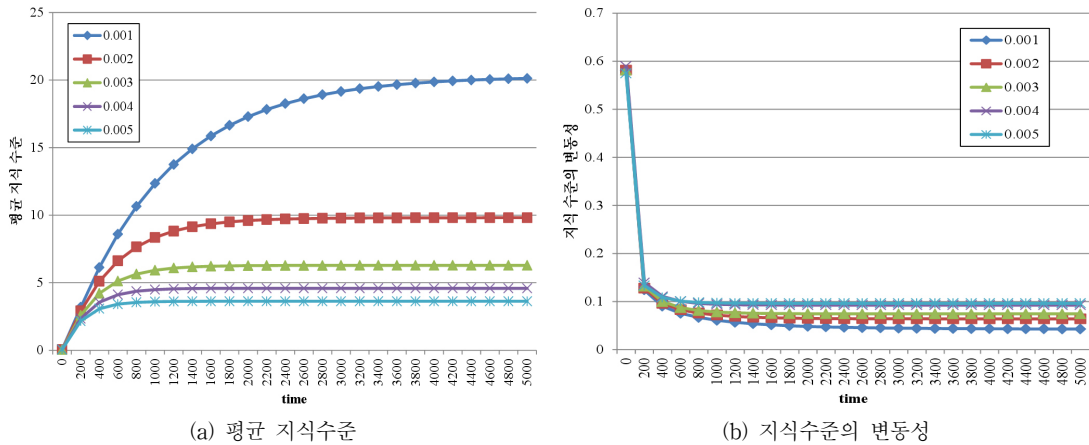
[그림 2] 흡수역량 최댓값(β_{max})에 따른 지식수준의 변화

따라 크게 차이를 보이지 않았는데, 이는 개방형 혁신 네트워크로 연결돼 있는 기업들의 내부 역량의 차이가 크더라도 일정 시간이 흐르면 그 차이는 매우 근소하게 줄어든다는 점을 시사한다. 기업의 흡수 역량의 최댓값(β_{max})의 변화에 따른 지식수준의 평균과 변동성의 변화는 [그림 2]에 나타냈다. α_{max} 값과 마찬가지로 β_{max} 값이 커지면 식 (3)에 포함된 개별 기업들의 β_i 값들의 평균과 분산이 동시에 커지게 되며 식 (3)만으로 그 결과를 예측하기 어렵다. 모의실험 결과, β_{max} 값이 커질수록 평균 지식수준은 상승하였으나 그 폭은 매우 미미한 수준이었다. 반면 지식수준의 변동성

은 점점 줄어드는 경향을 확인할 수 있었다. 이는 기업들의 전반적인 흡수 역량이 높아지고 동시에 분산이 커질수록 개방형 혁신 네트워크에 참여하는 기업들의 지식수준 격차는 줄어들게 되며 동시에 전반적인 수준은 다소 높아짐을 의미한다. 요컨대, 기업 수준의 모수를 변화한 결과 기업 내부 역량의 평균과 분산이 늘어날 경우 산업의 지식 평균은 증가한 반면 개별 기업 간 지식 변동성은 변화가 없었다. 기업들의 흡수 역량의 평균과 분산이 늘어날 경우 산업의 지식 평균은 변화가 없었던 반면 기업 간 지식 변동성은 감소하는 경향을 보였다.



[그림 3] 학습 곡선 계수(λ) 값에 따른 지식수준의 변화



[그림 4] 지식 감모율(δ) 값에 따른 지식수준의 변화

다음으로 산업 수준의 변수에 따른 개방형 혁신 성과의 동태는 [그림 3]과 [그림 4]에 정리했다. 학습 곡선 계수 (λ)값에 따른 네트워크 전체 지식수준의 평균과 변동성을 나타낸 것이 [그림 3]이다. λ 값이 커질수록 평균 지식수준은 상승하였으며 이는 식 (5)를 통해 이해할 수 있다. 반면에 지식수준의 변동성은 차이가 보이지 않았다. 이는 학습 곡선 효과가 큰 산업일수록 기업의 특성에 상관없이 각 기업들의 지식수준이 전반적으로 상승함을 의미한다. 지식의 감모율 (δ)값에 따른 지식수준의 평균과 변동성은 [그림 4]에 나타나 있다. δ 값이 커질수록 평균 지식수준은 감소하였다. 이 역시 식 (5)로부터 예측

할 수 있는 결과이다. 반면에 δ 값이 커질수록 지식수준의 변동성도 커지는 결과를 얻었는데 이는 상당히 놀라운 결과이다. 왜냐하면 δ 는 λ 와 같이 산업 수준의 모수이므로 모든 기업에 미치는 영향이 동일할 것이라는 게 직관적인 예측이기 때문이다. 평균과 변동성 결과를 종합하면 산업 전반의 지식 감모율이 커질수록 전반적인 지식수준은 낮아짐과 동시에 기업들의 지식수준 차이가 벌어진다. 지식의 감모율이 크다는 것은 과거의 지식이 빠른 속도로 쓸모없게 되는 상황을 말하는데 기술적 발전이 매우 급변하는 산업이 이에 해당한다. 다시 말해, 기술 발전이 매우 빠른 산업일수록 개방형 혁신 네

트위크에 참여하는 기업들의 지식수준 격차는 커짐을 의미한다. 이러한 그 지식수준 격차를 일으키는 요인은 무엇인지 다음 절에서 광범위한 데이터를 수집한 결과를 바탕으로 분석하였다.

4.2 기업의 지식수준 결정 요인

개방형 혁신 네트워크에 참여하는 기업들의 지식수준의 차이를 결정하는 요인은 무엇인지 확인하기 위해 모의실험을 통해 방대한 데이터를 만들고 이를 다중 회귀 모형을 통해 분석하였다. 먼저 기업들의 모수 값들을 다양하게 발생시키도록 K_{max} 는 0.5, α_{max} 는 0.05, β_{max} 는 0.5으로 조정하였다. 또한 다양한 산업의 상황을 살펴볼 수 있도록 산업별 모수인 λ 와 δ 도 각각 $\lambda \sim U[0, 0.05]$, $\delta \sim U[0, 0.005]$ 인 확률변수로 발생시켰다. 하나의 네트워크는 100개의 기업으로 구성하였으며, 각 네트워크에 대해서 5,000단위 시간까지 모의실험을 수행했으며 매 500단위 시간마다 각 기업의 지식수준을 기록했다. 모의실험은 총 100종의 척도 없는 네트워크를 구성하여 진행하였으므로 총 100,000개(= 100네트워크×100기업/네트워크×10번 기록/기업)의 기업 수준 데이터를 모을 수 있었다. 이를 다음의 다중 회귀 모형으로 분석하였다. 아래의 기호에서 시간을 나타내는 첨자 t 는 가독성을 위해 생략하였다.

$$K_i = b_{0i} + b_{1i}K_{0i} + b_{2i}\alpha_i + b_{3i}\beta_i + b_{4i}D_i + b_5\lambda + b_6\delta + e_i \quad (4)$$

종속변수는 기업의 지식수준(K_t)이며, 독립변수로는 기업의 초기 지식수준(K_{0i}), 내부 연구 역량(α_i), 흡수 역량(β_i), 연결된 이웃 수(node degree, D_i)의 기업별 변수를 포함하였고, 네트워크의 특성을 반영하기 위한 통제 변수로서 학습 곡선 계수(λ)와 감모율(δ)을 포함하였다. 시간이 흐름에 따라서 결정 요인들의 유의성이 어떻게 변하는지 살펴보기 위하여 각 시간대별로 다중 회귀 분석을 실행하였다. 그 결과 표준화 회귀 계수 값을 정리한 것이 <표 2>이다.

회귀 모형의 적합도는 R^2 값으로 확인할 수 있는데 시간이 흐를수록 다소 낮아지는 것을 확인하였다. 하지만, 모든 모형은 유의수준 0.001에서 유의한 것으로 나타났다. 기업별 변수를 살펴보면, 먼저 기업의 초기 지식수준(K_{0i})은 모든 시간대에서 유의하지 않았다. 이는 네트워크로 연결된 개방형 혁신 기업들에게 있어 자신이 가지고 있는 초기의 지식은 자신의 혁신 성과를 이뤄내는데 유의한 영향을 미치지 않음을 의미한다. 개방형 혁신에 의해서 기업이 원래 가지고 있는 지식보다는 외부로부터 얻는 지식이 더욱 중요하기 때문으로 해석할 수 있다. 이것은 결국 개방형 혁신의 장점이라 할 수 있으며 이를 실험 결과로 보여준 것이다. 기업의 내부역량(α_i)과 흡수 역량(β_i)은 초기부터 $t = 3000$ 까지는 모두 양의 값으로 유의하다가 계수의 값이 점점 줄어들면서 $t = 3500$ 이후로는 유의하지 않았다. 연결된 이웃 수(D_i)는 초기부터 $t = 1000$ 까지만 유의하고

<표 2> 다중회귀분석 결과(표준화 회귀 계수의 값)

Independent Variables	t = 500	t = 1000	t = 1500	t = 2000	t = 2500	t = 3000	t = 3500	t = 4000	t = 4500	t = 5000
inin_know K_{0i}	.003	.004	.004	.005	.004	.004	.004	.003	.003	.003
alpha, α_i	.050***	.025***	.019***	.016**	.014*	.013*	.012	.011	.011	.010
beta, β_i	.063***	.030***	.021***	.017***	.015**	.014*	.012*	.012	.011	.010
node_degree, D_i	.017***	.008*	.005	.004	.004	.003	.003	.002	.002	.002
learning_rate, λ	.070***	.026***	-.003	-.023***	-.039***	-.052***	-.063***	-.072***	-.081***	-.088***
depreciation_rate, δ	-.943***	-.926***	.894***	-.860***	-.829***	-.803***	-.780***	-.760***	-.742***	-.727***
R^2	.915***	.871***	.801***	.737**	.684**	.640**	.604**	.574**	.548**	.525**

주) * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

그 이후로는 유의하지 않았다. 요컨대, 기업의 지식 수준(K_i)을 결정하는데 있어 기업별 특성을 나타내는 독립변수들은 초기에는 유의한 결정 요인이지만 시간이 흐름에 따라 그 영향력이 점점 줄어들어 유의하지 않음을 확인하였다.

반면에 네트워크 특성을 나타내는 학습 곡선 계수(λ)와 감모율(δ)은 모든 시간대에서 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 특히, 학습 곡선 계수는 초기에 양의 값을 가지다가 점점 줄어들어 음의 값으로 변화였고, 감모율은 계속해서 음의 값을 가졌지만 시간이 흐름에 따라 점점 증가하였다. 즉, 초기에는 학습 곡선 계수가 큰 네트워크일수록 네트워크에 참여하는 기업들의 지식수준이 높지만, 일정 시간이 흐르고 나면 학습 곡선 계수가 큰 네트워크일수록 기업들의 지식수준은 낮아진다. 감모율에 대한 표준화 회귀 계수의 크기는 다른 변수들에 비해서 상대적으로 큰 값을 가졌는데, 감모율이 큰 네트워크일수록 네트워크에 참여하는 기업들의 평균 지식수준은 낮아짐을 확인하였다. 또한 시간이 흐를수록 감모율이 기업의 지식수준에 미치는 영향은 다소 줄어드는 것으로 나타났다. 분석 결과를 요약하자면, 개방형 네트워크 초기에는 기업의 역량이 지식수준을 결정하는 요인이 되지만 일정 시간이 흐르면 기업의 역량보다는 네트워크의 특성에 따라 각 기업들의 지식수준이 결정됨을 확인하였다.

5. 결 론

5.1 결과 요약 및 시사점

본 논문은 개방형 혁신 네트워크의 성과를 결정하는 기업 수준의 특성과 네트워크 수준의 특성으로 구분하여 살펴보았다. 개방형 혁신 네트워크는 보통 척도 없는 네트워크의 형태를 갖춘 하는데[33] 이 네트워크에 행위자 기반 모형을 세워 모의실험을 수행하였다. 먼저 여러 변수들에 따라 개방형 혁신 네트워크의 성과가 시간에 따라 어떻게 변하는지 살폈으며 결과는 <표 3>에 요약하였다. 기업 수

<표 3> 변수들과 개방형 혁신 네트워크 성과와의 관계

변수		성과의 평균	성과의 변동성
기업 수준	기업 내부 역량 최댓값	+++	변화 없음
	흡수 역량 최댓값	변화 없음	-
산업 수준	학습 곡선 계수	+	변화 없음
	지식의 감모율	--	+

준의 변수인 기업 내부 역량의 최댓값이 늘어날수록 성과의 평균은 증가한 반면 변동성에는 영향이 없었다. 이는 네트워크에 참여하는 기업들의 내부 연구 역량의 평균이 상승하면 산업 수준의 평균 성과도 따라서 상승하는 반면, 내부 연구 역량의 분산이 늘어나더라도 기업들 간의 성과 격차는 큰 영향을 받지 않음을 의미한다. 반면에 흡수 역량의 최댓값이 증가하면 네트워크 성과의 평균에는 변화가 없었으나, 변동성은 오히려 줄어드는 경향을 보였다. 이는 개별 기업들의 흡수 역량이 전반적으로 상승한다고 해도 네트워크 성과를 전반적으로 끌어올리지는 못함을 의미한다. 반면에 개별 흡수 역량이 전반적으로 상승하면 기업 간 성과 격차가 다소 줄어들음을 의미한다. 이 결과를 종합하면, 개방형 혁신 네트워크의 전반적인 성과를 높이기 위해서는 기업들의 흡수 역량을 높이기보다는 기업의 내부 역량을 높이는 것이 더 효과적임을 시사한다. 더불어 개방형 혁신 네트워크에 참여하는 기업들의 성과 격차를 줄이기 위해서는 기업 내부 역량을 끌어올리기보다 흡수 역량을 신장시키는 것이 더 효과적임을 말해준다. 기업으로서 연구 개발 역량을 갖춘 인력을 확보하는 등 연구 개발에 투자하고, 기업 내 지식 전달 시스템을 확충함으로써 지식들이 잘 전달, 유통되도록 노력함으로써 흡수 역량을 높일 수 있다[18]. 산업 수준에서 볼 때는 개별 기업의 혁신 산물인 지식을 잘 유통시킬 수 있도록 연구 개발 센터와 같은 지식 중개자들을 설립하고 운영함으로써 산업 전반의 흡수 역량을 높일 수 있다. 특히 연구 개발 자원이 부족한 중소기업이나 혁신에 대한 큰 동인이 없는 전통적인 산업의 경우 이러한 연구 센터(collective research center)가 흡수 역량을 높이는 데 큰 도움을

줌으로써 결국 더 많은 혁신 성과를 이끌어낼 수 있다[39].

산업 수준의 변수 중 학습 곡선 계수가 상승할수록 네트워크 성과의 평균은 다소 증가한 반면 기업 간 성과의 변동성에는 큰 영향을 미치지 않았다. 반면에 지식의 감모율이 큰 네트워크일수록 성과의 평균은 낮아져서 예상과 크게 벗어나지 않았다. 다만, 주목할 만한 점은 지식의 감모율이 증가함에 따라 성과의 변동성이 커진다는 결과였다. 지식의 감모율이 큰 산업일수록 개방형 혁신 네트워크에 참여하는 기업들의 성과 차이가 뚜렷해짐을 의미한다. 이는 산업 전반에 적용되는 변수라 할지라도 그 효과가 개별 기업에 동일하게 적용되는 것이 아니라 기업별로 상이하게 나타날 수 있음을 시사하며, 동시에 개방형 혁신에 참여하는 기업들의 성과가 산업의 특성에 따라서도 달라질 수 있음을 보여줬다.

이렇듯 개방형 혁신 네트워크에 참여하는 기업의 성과는 기업별 특성뿐 아니라 네트워크의 특성에 따라 달라질 수 있음을 확인하였다. 본 연구는 여기에서 더 나아가 두 번째 연구문제를 통해 개방형 혁신 기업들의 성과를 결정하는 요인을 밝히고자 하였다. 다양한 모의실험 시나리오를 통해 얻어진 대량의 데이터를 회귀 분석한 결과, 개방형 혁신 기업의 성과를 결정하는 요인은 시간에 따라 달라짐을 확인했다. 기업 수준의 변수 중 내부 역량과 흡수 역량, 자신과 연결된 다른 기업의 수는 처음에는 유의한 영향을 미쳤으나 시간이 흐를수록 그 영향력이 사라졌다. 반면에 학습 곡선 계수와 지식의 감모율과 같은 산업 수준의 변수는 지속적으로 기업의 혁신 성과에 유의한 영향을 미쳤다. 이러한 결과를 종합해 보면, 시간이 흐름에 따라 개방형 혁신이라는 지식의 확산 작용에 의해 기업의 개별적인 차이는 줄어드는 반면 기업이 속한 산업의 특성은 여전히 유효한 영향을 미침을 확인한 것이다.

5.2 연구의 한계 및 향후 연구 방향

본 연구의 한계점 및 이를 보완하기 위한 향후 연

구 방향은 다음과 같다. 첫째, 개방형 혁신에 참여하는 기업과 네트워크 수준의 속성을 다양하게 고려하지 못했다. 개방형 혁신 성과에 영향을 줄 수 있는 요인은 다양하다[27]. 본 연구에서는 내부 연구 역량과 흡수 역량, 초기 지식, 연결된 기업 수와 같은 변수만을 고려하는데 그쳤으나, 향후 연구에서는 기업의 크기, 인구 통계학적 특성, 전략적 포지셔닝과 같은 기업별 특성뿐 아니라 산업의 기술 특성, 세계화 정도, 리스크 특성 등을 고려할 필요가 있다. 더불어, 본 연구에서는 혁신 네트워크 참여자를 기업으로 국한하였으나 개방형 혁신의 특성상 기업뿐 아니라 연구소, 대학, 공공기관 등으로 참여자의 속성을 확대할 필요가 있다. 둘째, 개방형 혁신의 여러 방식을 고려하지 못했다. 특히 본 연구에서는 외부의 기술을 기업 내로 가져오는 내향형(inbound) 혁신을 대상으로 하였는데, 내향형 혁신에도 라이선스 도입, 기술 협력, 아웃소싱 등 여러 방식이 있으므로 향후 발전된 모형에 다양한 변수를 통해 반영할 수 있다면 연구의 타당성을 향상시킬 수 있겠다. 셋째, 본 연구의 혁신 모형은 개방형 혁신의 예측 불가능한 속성을 반영하지 못했다. 다시 말해, 개방형 혁신은 기업의 혁신을 내부 자원에 국한하지 않고 외부 자원을 동원하는 것인데, 이 외부 자원은 기업에게 예측 불가능한 성과 또는 실패를 안겨줄 수 있다. 향후 연구에서는 이러한 외부 자원의 예측 불가능성을 반영하기 위해서 외부 지식 습득 과정에서 확률적(stochastic) 요소를 추가함으로써 본 연구의 한계를 극복할 수 있을 것이라 기대한다. 마지막으로 지식의 속성을 세분화하지 못했다. 본 연구에서는 단순히 지식을 하나의 차원(dimension)으로만 정의하였다. 하지만, 지식은 여러 차원으로 구성될 수 있으며 하나의 기업은 여러 차원에서 각기 다른 강점과 약점을 가질 수 있다. 예컨대, 하나의 기업은 응용 기술은 뛰어나지만 기초 기술은 부족할 수 있다. 이 기업은 자신과 연결된 기업 중에서 응용 기술이 높은 기업과 협력할 경우 큰 성과를 내지 못할 수 있지만, 기초 기술 역량이 뛰어난 연구소 등과 협력한다면 더 나은 성과를 낼 수 있을

것이다. 이렇듯 연구 개발 지식을 다양하게 분류하고 그 특성에 적합한 지식 이전 모형을 구축한다면 연구의 타당성을 높일 수 있을 것으로 기대한다.

참고 문헌

- [1] 김대영, 강복영, 강석호, “구조적 공백 기반 주문 분배 전략의 에이전트 기반 모델링 및 시뮬레이션”, 『경영과학』, 제29권, 제1호(2012), pp.153-168.
- [2] 김한중, 박준영, “사례분석을 통한 신제품 개발 환경에서의 크라우드소싱 활용 가이드라인 구축”, 『대한산업공학회지』, 제39권, 제6호(2013), pp.517-534.
- [3] 손동원, “개방형 혁신과 흡수역량의 공진화”, 『경영과학』, 제29권, 제3호(2012), pp.169-182.
- [4] 이건창, 한민희, 서영욱, “탐색 및 활용을 통한 컴퓨터 매개 커뮤니케이션의 팀 창의성에 관한 연구”, 『경영과학』, 제28권, 제1호(2011), pp.91-105.
- [5] 조찬우, 이성주, “융합기술 개발을 위한 중소기업 간 협업모형 제안”, 『대한산업공학회지』, 제39권, 제3호(2013), pp.198-203.
- [6] Ahuja, G., “Collaboration Networks, Structural Holes, and Innovation : A Longitudinal Study,” *Administrative Science Quarterly*, Vol.45, No.3(2000), pp.425-455.
- [7] Argote, L., S.L. Beckman, and D. Epple, “The Persistence and Transfer of Learning in Industrial Settings,” *Management Science*, Vol. 36, No.2(1990), pp.140-154.
- [8] Barabási, A.-L., “Scale-Free Networks : A Decade and Beyond,” *Science*, Vol.325, No. 5939 (2009), pp.412-413.
- [9] Barabási, A.-L. and R. Albert, “Emergence of Scaling in Random Networks,” *Science*, Vol. 286, No.5439(1999), pp.509-512.
- [10] Barabási, A.-L. and E. Bonabeau, “Scale-Free Networks,” *Scientific American*, Vol.288, No.5 (2003), pp.60-69.
- [11] Brantle, T. and M.H. Fallah, Complex Knowledge Networks and Invention Collaboration. IN MINAI, A., BRAHA, D. AND BAR-YAM, Y. (Eds.) *Unifying Themes in Complex Systems*, Springer Berlin Heidelberg, (2008), pp. 106-113.
- [12] Carley, K.M., M.K. Martin, and B.R. Hirshman, “The Etiology of Social Change,” *Topics in Cognitive Science*, Vol.1, No.4(2009), pp.621-650.
- [13] Chesbrough, H. and A.K. Crowther, “Beyond High Tech : Early Adopters of Open Innovation in Other Industries,” *R&D Management*, Vol.36, No.3(2006), pp.229-236.
- [14] Chesbrough, H., W. Vanhaverbeke, and J. West, *Open Innovation : Researching a New Paradigm*, Oxford University Press, New York, 2006.
- [15] Chesbrough, H.W., *Open Innovation : The New Imperative for Creating and Profiting from Technology*, Harvard Business Press, Boston, MA, 2003.
- [16] Christensen, C., *The Innovator's Dilemma : When New Technologies Cause Great Firms to Fail*, Harvard Business Review Press, 1997.
- [17] Christensen, J.F., M.H. Olesen, and J.S. Kjær, “The Industrial Dynamics of Open Innovation—Evidence from the Transformation of Consumer Electronics,” *Research Policy*, Vol. 34, No.10(2005), pp.1533-1549.
- [18] Cohen, W.M. and D.A. Levinthal, “Absorptive Capacity : A New Perspective on Learning and Innovation,” *Administrative Science Quarterly*, Vol.35, No.1(1990), pp.128-152.
- [19] Epple, D., L. Argote, and R. Devadas, “Organizational Learning Curves : A Method for

- Investigating Intra-Plant Transfer of Knowledge Acquired through Learning by Doing," *Organization Science*, Vol.2, No.1(1991), pp.58-70.
- [20] Epple, D., L. Argote, and K. Murphy, "An Empirical Investigation of the Microstructure of Knowledge Acquisition and Transfer through Learning by Doing," *Operations Research*, Vol.44, No.1(1996), pp.77-86.
- [21] Fleming, L. and D.M. Waguespack, "Brokerage, Boundary Spanning, and Leadership in Open Innovation Communities," *Organization Science*, Vol.18, No.2(2007), pp.165-180.
- [22] Gassmann, O., "Opening up the Innovation Process : Towards an Agenda," *R&D Management*, Vol.36, No.3(2006), pp.223-228.
- [23] Gay, B. and B. Dousset, "Innovation and Network Structural Dynamics : Study of the Alliance Network of a Major Sector of the Biotechnology Industry," *Research Policy*, Vol.34, No.10(2005), pp.1457-1475.
- [24] Gupta, A.K., P.E. Tesluk, and M.S. Taylor, "Innovation at and across Multiple Levels of Analysis," *Organization Science*, Vol.18, No.6 (2007), pp.885-897.
- [25] Henderson, R.M. and K.B. Clark, "Architectural Innovation : The Reconfiguration of Existing Product Technologies and the Failure of Established Firms," *Administrative Science Quarterly*, Vol.35, No.1(1990), pp.9-30.
- [26] Hite, J.M. and W.S. Hesterly, "The Evolution of Firm Networks : From Emergence to Early Growth of the Firm," *Strategic Management Journal*, Vol.22, No.3(2001), pp.275-286.
- [27] Huizingh, E.K.R.E., "Open Innovation : State of the Art and Future Perspectives," *Technovation*, Vol.31, No.1(2011), pp.2-9.
- [28] Kim, H. and Y. Park, "Structural Effects of R&D Collaboration Network on Knowledge Diffusion Performance," *Expert Systems with Applications*, Vol.36, No.5(2009), pp.8986-8992.
- [29] Lichtenthaler, U., "Open Innovation in Practice : An Analysis of Strategic Approaches to Technology Transactions," *Engineering Management, IEEE Transactions on*, Vol.55, No.1(2008), pp.148-157.
- [30] Lichtenthaler, U., "Open Innovation : Past Research, Current Debates, and Future Directions," *The Academy of Management Perspectives*, Vol.25, No.1(2011), pp.75-93.
- [31] Macal, C.M. and M.J. North, "Tutorial on Agent-Based Modelling and Simulation," *Journal of Simulation*, Vol.4, No.3(2010), pp.151-162.
- [32] Nair, A. and J.M. Vidal, "Supply Network Topology and Robustness against Disruptions -an Investigation Using Multi-Agent Model," *International Journal of Production Research*, Vol.49, No.5(2011), pp.1391-1404.
- [33] Newman, M.E.J., "The Structure of Scientific Collaboration Networks," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol.98, No.2 (2001), pp.404-409.
- [34] Phelps, C., R. Heidl, and A. Wadhwa, "Knowledge, Networks, and Knowledge Networks : A Review and Research Agenda," *Journal of Management*, Vol.38, No.4(2012), pp.1115-1166.
- [35] Powell, W.W., D.R. White, K.W. Koput, and J. Owen-Smith, "Network Dynamics and Field Evolution : The Growth of Interorganizational Collaboration in the Life Sciences," *American Journal of Sociology*, Vol.110, No.4(2005), pp.1132-1205.
- [36] Robertson, P.L. and R.N. Langlois, "Innovation, Networks, and Vertical Integration," *Re-*

- search Policy*, Vol.24, No.4(1995), pp.543-562.
- [37] Rothaermel, F.T. and A.M. Hess, "Building Dynamic Capabilities : Innovation Driven by Individual-, Firm-, and Network-Level Effects," *Organization Science*, Vol.18, No.6(2007), pp.898-921.
- [38] Schelling, T.C., *Micromotives and Macrobehavior*, W.W. Norton, New York, 1978.
- [39] Spithoven, A., B. Clarysse, and M. Knockaert, "Building Absorptive Capacity to Organise Inbound Open Innovation in Traditional Industries," *Technovation*, Vol.31, No.1(2011), pp.10-21.
- [40] Tushman, M.L. and P. Anderson, "Technological Discontinuities and Organizational Environments," *Administrative Science Quarterly*, Vol.31, No.3(1986), pp.439-465.
- [41] Van De Vrande, V., W. Vanhaverbeke, and O. Gassmann, "Broadening the Scope of Open Innovation : Past Research, Current State and Future Directions," *International Journal of Technology Management*, Vol.52, No.3/4(2010), pp.221-235.
- [42] Van Eck, P.S., W. Jager, and P.S.H. Leeftang, "Opinion Leaders' Role in Innovation Diffusion : A Simulation Study," *Journal of Product Innovation Management*, Vol.28, No.2 (2011), pp.187-203.
- [43] Villarroel, A. and J. Taylor, "An Agent-Based Approach to Examine the Network Knowledge Advantage in Open Innovation Networks : Firm Openness and Interorganizational Network Performance," *Proceedings of Agent 2006 Annual Conference*, Citeseer, 2006.
- [44] Wagner, C.S. and L. Leydesdorff, "Network Structure, Self-Organization, and the Growth of International Collaboration in Science," *Research Policy*, Vol.34, No.10(2005), pp.1608-1618.
- [45] Watts, D.J. and S.H. Strogatz, "Collective Dynamics of 'Small-World' Networks," *Nature*, Vol.393, No.6684(1998), pp.440-442.
- [46] Wilensky, U., Netlogo, Center for Connected Learning and Computer-Based Modeling, Northwestern University, 1999.