한국산학기술학회논문지
Vol. 11, No. 8 pp. 2882-2887, 2010

사회 네트워크 분석을 이용한 대학 자체학술지원 프로그램 성과 평가

최승일[1*]
[1]공주대학교 산업시스템공학과

Evaluation of university funding research program via social network analysis

Seung-il Choi[1*]
[1]**Department of Industrial & Systems Engineering, Kongju National University**

요 약 전통적인 프로그램 성과 평가 방법에서 간과되었던 사회 네트워크 분석을 프로그램 성과 평가에 활용할 수 있도록 평가 모형을 정립하고 이를 K대학 자체학술지원 프로그램에 적용하여 네트워크 관점에서의 성과를 측정한다. 네트워크 관점에서의 성과 목표를 공동연구의 활성화 정도를 나타내는 지표인 연결정도의 향상으로 설정한 후, 자유공모 형태로 자체학술지원 프로그램의 지원을 받은 연구자들의 연결정도 향상이 통계적으로 유의미한 변화를 나타내고 있음을 일원분산분석과 순열을 이용한 시뮬레이션을 활용하여 보인다. 본 연구는 대학 공동연구 활성화에 자체학술지원 프로그램이 기여한 정도를 정량적으로 측정하여 관리할 수 있는 도구를 제공한다.

Abstract This research develops an evaluation framework of social network analysis, overlooked in traditional program evaluation, and applies to university funding research program. By setting degree increase, an indicator of level of research collaboration, as a goal from the viewpoint of network, we can conclude that researchers funded by university in a form of competition show statistically significant changes in degree increase via one-way ANOVA and permutation-based simulation. This research provides a tool for measuring and managing the degree of contribution of university funding to promoting research collaboration.

Key Words : Social Network Analysis, Program Evaluation, University Funding

1. 서론

공공 연구개발 프로그램에 대한 평가는 정부 및 공공연구기관에서 중요한 관심사로 다양한 평가 기법들을 적용해 왔다. 미국의 국가측정표준기관인 NIST에서는 Advanced Technology Program의 평가 연구들로부터 일관된 평가 Framework을 도출하여 "A Toolkit for Evaluating Public R&D Investment"를 책으로 발간하였다[16]. 이 책에서는 10년간 45개 평가 연구들에서 적용한 81개 평가 기법에 대해 분석하였는데, 사회 네트워크 분석(Social Network Analysis: SNA)은 적용 빈도가 매우 낮았다. 사회 네트워크 분석은 기존의 공공 연구개발 프로그램 이해관계자들에게 매우 생소한 방법으로 파급효과를 경제적인 수치로 나타내고자 하는 경우에는 사회 네트워크 분석으로 주어지는 결과가 만족스럽지 못 할 수도 있다[15].

국내에서는 한국산업기술평가원에서 2006년 발간한 전략기획보고서 "공공 R&D투자 효과 평가 연구방법론 조사・분석"에서 사회 네트워크 분석 방법을 소개하고 있다[5]. 연구방법론을 실제로 적용한 보고서들을 분석한 결과는 공공 R&D투자 효과 분석에 소수의 연구방법론들만을 사용하였고, 2~3개 방법론들이 순차적으로 적용되

이 논문은 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2009-0066318).
*교신저자 : 최승일(sichoi@kongju.ac.kr)
접수일 10년 06월 17일 수정일 (1차 10년 07월 09일, 2차 10년 07월 30일) 게재확정일 10년 08월 10일

는 방법론의 다각화·복합화의 양상을 보였다. 국내에서도 설문조사, 계량서지분석, 사례분석, 비용편익분석, 계량경제 분석 등의 소수의 연구방법론들만이 사용되어, 사회 네트워크 분석이 확산되지 않은 것을 알 수 있다.

본 논문에서는 전통적인 프로그램 성과 평가 방법에서 간과되었던 사회 네트워크 분석 방법을 프로그램 성과 평가에 활용할 수 있도록 평가 모형을 정립하고 이를 K 대학의 자체학술지원 프로그램에 적용하여 네트워크 관점에서의 성과를 측정한다. 사회 네트워크 분석은 과학자와 기술자들의 영향력 범위, 연구 결과로 밝혀진 지식의 전파 경로, 공동 연구의 성공 가능성, 프로그램으로 인한 인적 자본의 개발과 확산 등을 이해하는 데 매우 중요한 것으로, 프로그램을 어떻게 구성하여 평가하고 파급시킬 것인가를 용이하게 분석할 수 있게 한다[3,6,7,10,12,14].

2. SNA를 이용한 평가방법

2.1 SNA 평가 프레임워크

프로그램의 평가는 변화를 측정하고 이러한 변화가 프로그램의 성과로 인해 이루어졌는지를 판단해야 한다. 효과적인 평가는 목표관점에서 변화를 조사하고 이렇게 발견된 변화와 의도한 결과들을 비교하게 된다[8,9]. 사회 네트워크 분석을 이용하여 평가를 하기 위해서는 네트워크 관점에서 성과 목표를 설정하고, 노드와 링크에 대한 자료 수집 방법을 구체화하는 것이 필요하다[11]. 네트워크 관점에서 성과 목표를 설정하기 위해서는 다음 절에서 설명되는 사회 네트워크 지표를 이용한다. 예를 들어 연결성을 측정하는 네트워크 밀도를 성과 목표로 설정하면 프로그램 전후의 네트워크 밀도의 변화를 통해 프로그램의 성과를 측정하는 것이 가능하다. 또한 네트워크 분석을 위해서는 노드와 링크를 구성하는 기초자료를 수집해야 하는데, 이러한 자료들은 문서나 데이터베이스를 통해 수집하기도 하지만 설문조사를 사용하기도 한다. 노드와 링크의 기초자료들은 main nodeset, sub nodeset, 1-mode network data, 2-mode network data 등의 형태로 저장되며, 연결구조 탐색, 중앙성 탐색, 소속집단 탐색, 등위성 탐색 등의 네트워크 지표를 활용하여 프로그램의 결과와 영향을 분석하고 평가한다.

2.2 SNA 평가 지표

사회 네트워크 분석에 주로 사용되는 여러 지표와 방법들은 다음과 같다[1,2,4,13].

1) 연결망의 전반적인 연결구조 및 흐름과 관련된 연결구조 탐색에서는 이웃(neighbor), 경로(path), 연결성(connectivity), 최대 흐름(maximum flow) 등의 지표가 있다. 연결성을 측정하는 네트워크 밀도(density)는 네트워크의 저자 간 연결정도로 네트워크의 응집력 정도를 측정하는 지표로서 0과 1사이의 값을 가진다. 즉 밀도는 (연결 수/최대 가능 연결수)로 계산되는데, 일반적으로 밀도가 높은 네트워크에서의 연구자들은 보다 많고 다양한 정보에 접하게 된다. 응집력이 높은 네트워크가 지니는 강점은 감정적 지원, 정보 교류의 활성화, 배신행위의 약화 등의 사회적 자본을 높이는데 유용하다. 때로는 네트워크 밀도가 별 의미가 없는 경우도 있는데, 이러한 경우에는 관계의 강도 등을 살펴보기도 한다.
2) 중앙성 지표와 관련된 중앙성 탐색에서는 연결정도(degree), 사이(betweenness), 흐름사이(flow betweenness), 거리(closeness), 위세(eigenvector), 지위(status), 페이지랭크(pagerank), HITS 등의 지표가 있다. 중심성(centrality)을 측정하는 이러한 여러 가지 방법 중 가장 많이 사용하는 지표에는 한 행위자가 얼마나 많은 다른 행위자들과 연결되어 있는가에 기초한 연결 중심성(degree centrality), 다른 행위자들 사이의 통로가 되는가를 재는 매개 중심성(betweenness centrality), 다른 행위자들과의 거리를 측정하는 인접 중심성(closeness centrality) 등이 있다. 중심성은 네트워크 전체가 한 중심으로 집중되는 정도를 표현하는 지표이다. 네트워크 밀도가 연구자들과 얼마나 다양하게 연계되는 지를 측정하는 평균 개념인데 반하여, 중심성은 특정 연구자에게 얼마나 몰리는가를 표현하는 분산개념이다. 밀도가 높은 네트워크는 연구자들의 상호작용이 균등하게 활발하게 일어남을 의미하며, 중심성이 낮은 경향을 보인다. 중심성이 높은 네트워크는 특정 연구자가 다른 연구자들보다 훨씬 많은 연계를 갖는다. 중심성이 높은 네트워크는 소수의 연구자들이 네트워크 허브로써 중요한 역할을 수행하나, 허브들에게 정보가 과잉 집중됨으로 인한 정보 처리의 부실화, 허브들의 정보독식 등이 있어 전체 네트워크 성능을 저해할 수도 있다.
3) 전체 연결망 내에서 국지적으로 응집된 결점들의 관계구조를 파악하는 소속집단 탐색에는 컴포넌트(component), 바이컴포넌트(bi-component), 결속집단(clique), n-결속집단 (n-clique), n-클랜(n-clan), k-코어(k-core), 커뮤니티(community), 람다셋(lambda set) 등의 지표가 있다. 소속집단 분석은 집단들이 어떻게 나뉘고 연결되어 있는가를 찾아내는 방법

이다. 전체 체계가 몇 개의 집단으로 나뉘어 있는지, 집단 사이에 중첩은 있는지, 혹은 각 집단의 크기는 어떻게 분포되어 있는지 등은 사회구조의 특징을 나타내는 중요한 단서이다. 가령 집단 사이의 중첩이 전혀 없이 완전하게 결별된 집단으로 구성된 체계는 갈등과 대립이 심각하며, 새로운 혁신이 들어와도 체계의 전체 구성원들에게 받아들여지기가 어렵다.

4) 연결망 내에서 관계패턴의 유사성을 파악하는 지표와 관련된 등위성 탐색에서는 구조적 등위성(structural), 역할 등위성(role), 정규적 등위성(regular) 등의 지표가 있다. 구조적 등위성은 두 행위자 사이의 관계 유무와 상관없이, 각 행위자가 다른 사람들과 맺는 관계의 유형으로 정의된다. 역할 등위성은 구조적 위치를 조금 더 추상화시킬 필요가 있을 때 사용하는데, 모두 연결망에서의 위치를 측정한다는 점에서는 비슷하지만 역할 관계를 고려한다는 차이가 있다. 정규적 등위성은 등위성의 세 가지 개념 중 가장 제한적이지 않은 것으로 사회적 역할이 중요한 의미를 갖는다. 앞의 연결구조 탐색, 중앙성 탐색, 소속집단 탐색에 비해 프로그램 성과 평가에서의 활용도는 다소 떨어진다.

5) 네트워크 직경(diameter)은 네트워크를 구성하고 있는 어떤 두 연구자 간의 최단경로의 거리에서 가장 큰 것으로 정의된다. 일반적으로 네트워크의 밀도가 높으면 직경은 짧아지는 경향이 있다. 직경이 짧은 네트워크에서는 직경이 큰 네트워크에 비하여 네트워크에 존재하는 사회적 자본에 보다 쉽게 접근할 수 있다. 만약 직경이 크다면 연구자를 이전시키거나 신규로 네트워크에 진입시켜 네크워크 구조를 변경시킴으로써 직경을 일정 범위 이내로 조정할 수 있을 것이다. 이는 비구조적인 지식의 창출이 특히 중요한 R&D 조직에서 주목해야 할 지표이다.

3. 대학 자체학술지원 프로그램 평가

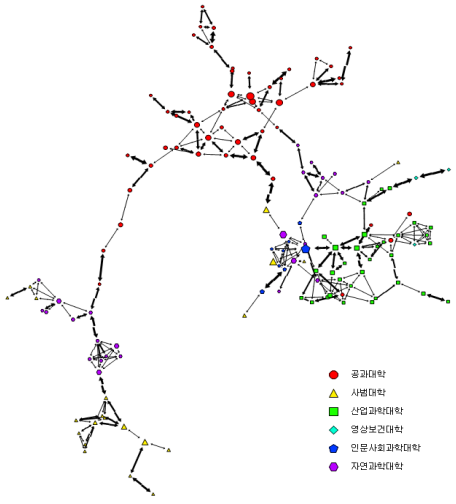
3.1 연구대상 및 데이터

교수의 연구풍토 조성과 연구의욕 고취, 학문연구 활동 진흥과 연구수준 향상, 대학발전 및 행정발전을 위한 정책연구 지원을 목적으로 하는 K대학 자체학술지원 프로그램에 사회 네트워크 분석을 적용한다. 대학 자체학술지원 프로그램에는 학술연구, 단기해외연수, 연구서적 발간, 정책연구, 행정발전연구 등이 있는데, 학술연구 부문에 초점을 맞추어 자체학술지원 프로그램 이후의 변화를 측정한다. 매년 1학기에 지원이 이루어지는 일반연구비와 2학기에 지원이 이루어지는 자유공모과제 연구비의 성과에도 차이가 있는지 살펴본다. 노드는 2010년 1월 1일을 기준으로 K대학에 재직하고 있는 교수 534명을 대상으로 하였으며, 링크는 타 대학과의 통합이 이루어진 2005년 1월 1일부터 2009년 12월 31일까지 발표된 KCI급 이상의 논문들 중 K대학 교수들이 2인 이상 공동으로 참여한 462편을 대상으로 구성하였다. 논문에 공저자로 참여한 경우 링크를 부여하는데 제1저자 여부에 대한 자료가 정확하지 않아, 가능한 모든 공저자 조합에 동일한 가중치를 부여한다. 예를 들어 연구 대상 논문 462편 중 K대학 교수들이 공저자로 참여한 최대 인원은 10명인데, 이 경우 가능한 공저자 조합은 45(= C(10,2))개로 각각의 링크에 1/45의 가중치를 부여한다. 이러한 방법으로 462편의 논문들로 부터 886개의 링크를 구성하였다.

3.2 네트워크 분석

3.2.1 연결구조 탐색

K대학 연구 네트워크는 534개의 노드와 886개의 링크로 구성되는데, 이 중 고립된 노드는 277개로 절반 정도가 K대학 교수들과 공동으로 논문을 발표한 경우가 없는 것으로 나타났다. 이 경우 단독으로 논문을 주로 발표하거나 타 대학이나 연구기관과 공동연구를 진행하는 경향이 있었다. 고립된 노드를 제외한 컴포넌트의 수는 34개로 가장 큰 컴포넌트는 139개의 노드로 이루어지며, 이 컴포넌트를 제외하면 크기가 12이하인 소규모 컴포넌트들이다. [그림 1]은 139개의 노드로 구성된 가장 큰 컴포넌트를 보여주는데, 단과대학별로 인접한 위치에 있는 것을 확인할 수 있다.



[그림 1] K대학 연구 네트워크

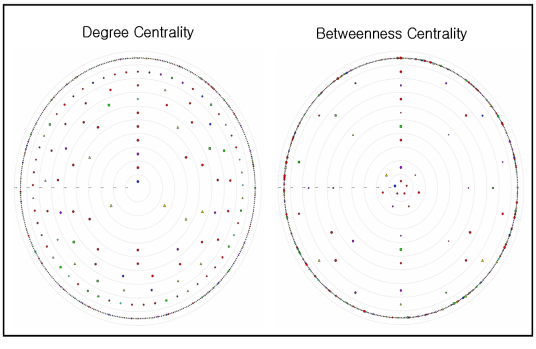
또한 전체 네트워크 밀도는 0.001이며 단과대학별 네트워크 밀도는 [표 1]과 같다.

[표 1] 단과대학별 네트워크 밀도

구분	노드수	네트워크 밀도	연결노드 비율
공과대	181	0.006	56.4%
사범대	119	0.004	31.1%
산업과학대	59	0.01	62.7%
영상보건대	43	0.011	46.5%
인문사회대	76	0.004	23.7%
자연과학대	56	0.01	55.4%

3.2.2 중심성 탐색

한 행위자가 얼마나 많은 다른 행위자들과 연결되어 있는가에 기초한 연결중심성(degree centrality)을 살펴보면 평균이 0.001, 표준편차 0.003, 최대값 0.019이며, 연결중심화 지수(degree centralization index)는 1.742%로 나타난다. [그림 2]의 왼쪽 그림은 연결중심성을 동심원으로 표현한 것으로 가운데에 연결중심성의 최대값 0.019를 가지는 노드 N422가 존재한다. 한 행위자가 다른 행위자들 사이의 통로가 되는가를 재는 노드 매개중심성(betweenness centrality)을 살펴보면 평균이 0.001, 표준편차 0.004, 최대값 0.025이며, 매개중심화 지수(betweenness centralization index)는 0.024%로 나타난다. 모든 노드의 매개중심성이 같으면 매개중심화 지수는 0이 되며, 별 모양(star graph)의 중심에 있는 노드가 존재하면 매개중심화 지수는 1이 된다. [그림 2]의 오른쪽 그림은 매개중심성을 동심원으로 표현한 것으로 가운데에 매개중심성이 0.023이상이 되는 노드 N098, N348, N397, N412, N422들이 존재한다.



[그림 2] 연결중심성과 매개중심성

3.2.3 소속집단 탐색

전체 연결망 내에서 국지적으로 응집된 결점들의 관계구조를 파악하는 소속집단 탐색에는 컴포넌트(component), 바이컴포넌트(bi-component), 결속집단(clique), n-결속집단 (n-clique), n-클랜(n-clan), k-코어(k-core), 커뮤니티(community), 람다셋(lambda set) 등의 지표가 있다.

컴포넌트 분석을 하면 [표 2]와 같이 고립된 노드 277개를 제외한 컴포넌트의 수는 34개이고 가장 큰 컴포넌트는 139개의 노드로 이루어지는 것을 알 수 있다.

[표 2] 컴포넌트 분석

컴포넌트 규모	컴포넌트 수
139	1
12	1
8	1
6	3
5	3
4	3
3	9
2	13
합계	34

바이컴포넌트(bi-component)는 하나의 노드를 제거하더라도 분리되지 않는 최대의 부분그래프로 동일한 바이컴포넌트에 있는 두개의 노드는 그 사이에 최소한 두 개의 다른 경로가 존재한다. 바이컴포넌트 분석을 하면 23개의 바이컴포넌트가 있고 가장 큰 바이컴포넌트는 62개의 노드로 이루어진다.

[표 3] 바이컴포넌트 분석

바이컴포넌트 규모	바이컴포넌트 수
62	1
10	1
7	1
6	3
4	4
3	13
합계	23

3.2.4 등위성 탐색 및 네트워크 직경

연결망 내에서 관계패턴의 유사성을 파악하는 지표와 관련된 등위성 탐색에서는 구조적 등위성(structural), 역할 등위성(role), 정규적 등위성(regular) 등의 지표가 있는

데, 프로그램의 성과 평가에는 유용성이 높지 않다. 네트워크 직경은 네트워크를 구성하고 있는 어떤 두 연구자 간의 최단경로 거리(geodesic distance)에서 가장 큰 것으로 정의된다. 139개의 노드로 구성되는 가장 큰 컴포넌트의 네트워크 직경을 구하면 26이고, 최단경로 거리의 평균값은 9.684, 표준편차는 5.662로 나타난다.

3.3 프로그램 성과 평가

K대학 자체학술지원 프로그램의 네트워크 관점에서의 성과 목표를 공동연구의 활성화 정도를 나타내는 지표인 연결정도(degree) 향상으로 설정하고, 자체학술지원 프로그램의 지원을 받은 연구자들의 연결정도 향상이 통계적으로 유의미한 차이를 나타내는지 살펴보고자 한다. 2005년 K대학 자체학술지원 프로그램 학술연구 부문의 지원을 받은 38명을 상반기자체학술(2005.05.01 ~ 2006.04.30) 지원대상인 19명, 하반기자체학술(2005.11.01 ~ 2006. 10.31) 지원대상인 14명, 인문사회과학분야(2005.12.01 ~ 2006.11.30) 지원대상인 5명으로 구분하여 연결정도의 평균값의 변화를 [표 4]에 정리하였다.

[표 4] 연결정도 평균값 변화

구분	2005	2006	2007	2008	2009
전체 (534명)	0.1	0.114	0.158	0.216	0.176
미지원 (496명)	0.101	0.113	0.159	0.224	0.182
상반기 (19명)	0.105	0.062	0.007	0	0.072
하반기 (14명)	0.071	0.183	0.282	0.266	0.142
인문 (5명)	0.067	0.236	0.267	0.133	0.133

[표 4]를 살펴보면 단과대학별로 교수수를 기준으로 배정되는 일반연구비 성격의 상반기 자체학술지원 프로그램은 자유공모로 선정되는 하반기 자체학술 및 인문사회과학분야 지원 프로그램에 비해 네트워크 관점에서의 성과가 떨어지며, 상반기 자체학술지원 프로그램을 제외하면 자체학술지원 프로그램의 성과가 선정 이후 2년 정도 지속되는 것을 관찰할 수 있다. 자체학술 프로그램 미지원 대상과 [표 4]에서 자유공모과제와는 다른 형태를 보이는 일반연구비 성격의 상반기 자체학술 지원 대상을 하나의 그룹(Group 1)으로 설정하고 자유공모 형태로 선정되는 하반기자체학술과 인문사회과학 지원 대상을 또 하나의 그룹(Group 2)으로 설정한 후 공동연구 활성화 정도의 차이를 확인하기 위해 다음과 같이 귀무가설을 설정한다.

가설: Group 1과 Group 2의 연결정도 증가분은 동일하다.

두 그룹간의 연결정도 증가분이 차이가 없다는 가설을 검정하기 위한 일원분산분석의 p-value는 [표 5]와 같다. 2006년과 2007년에는 가설이 틀렸다고 결론을 내리기에는 부족하지만 p-value가 상당히 작아지는 것을 확인할 수 있다.

[표 5] 일원분산분석

구분	2006	2007	2008	2009
p-value	0.194	0.135	0.725	0.958

일원분산분석과 다른 접근방법으로 사회 네트워크 분석 소프트웨어 UCINET에서는 순열을 이용한 시뮬레이션을 통해 Group 1과 Group 2의 연결정도 증가분의 차이가 없다는 가설을 검정할 수 있다. 시뮬레이션은 20,000번을 시행하여 [표 6]을 얻는다. 2006년과 2007년에 연결정도의 증가분 평균이 Group 2에서 Group 1 보다 각각 0.116, 0.156 크게 나타나는데, 이러한 정도의 차이가 발생할 확률은 시뮬레이션을 통해 0.086, 0.074로 나타나고 있다. 단측 검정에서 통계적 유의수준을 5%로 하면 가설을 기각하기에 부족하지만, 10%의 유의수준에서는 Group 2의 연결정도 증가분이 Group 1의 연결정도 증가분보다 크다고 할 수 있다.

[표 6] 시뮬레이션을 이용한 가설검정

구분	2006년		2007년		2008년		2009년	
	G1	G2	G1	G2	G1	G2	G1	G2
평균	0.010	0.127	0.052	0.208	0.115	0.161	0.076	0.070
표준편차	0.383	0.359	0.437	0.585	0.571	0.370	0.557	0.467
가설검정	P(G1>G2) =0.914 P(G1<G2) =0.086		P(G1>G2) =0.926 P(G1<G2) =0.074		P(G1>G2) =0.672 P(G1<G2) =0.328		P(G1>G2) =0.514 P(G1<G2) =0.486	

4. 결론

전통적인 프로그램 성과 평가 방법에서 간과되었던 사회 네트워크 분석을 프로그램 성과 평가에 활용할 수 있도록 평가 모형을 정립하고 이를 대학 자체학술지원 프로그램에 적용하여 네트워크 관점에서의 성과를 측정하였다. 연구개발 프로그램 이해관계자들이 이해하기 쉬운

사회 네트워크 분석을 이용한 평가 모형을 만들고 사례 연구를 통해 이를 확산시킴으로써, 그동안 경제적 효과를 입증하기 어려웠던 공공 연구개발 프로그램의 재원 확보에 필요한 근거를 마련할 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문에서는 K대학 자체학술지원 프로그램의 네트워크 관점에서의 성과 목표를 연결정도의 향상으로 설정한 후, 자체학술지원 프로그램의 지원을 받은 연구자들의 연결정도 향상이 통계적으로 유의미한 차이를 나타내는지 일원분산분석과 순열을 이용한 시뮬레이션을 통해 살펴보았다. 먼저 자유공모 형태로 지원되는 하반기 자체학술 및 인문사회과학분야 지원 프로그램은 일반연구비 형태로 지원되는 상반기 자체학술지원 프로그램 및 미지원 대상과 연결정도의 평균값 추이에 큰 차이를 보였다. 2005년 하반기 자체학술 및 인문사회과학분야의 지원을 받은 그룹은 미지원 대상과 상반기 자체학술 지원 대상으로 구성된 그룹과 과제 선정 이후 2년 정도(2006년, 2007년) 통계적으로 유의미한 차이를 보여주었고 2008년부터는 그 차이가 급격히 줄어들었다.

대학의 학술지원 프로그램의 성과는 주로 발표 논문의 수로 평가되어 왔는데, 본 연구는 사회 네트워크 분석을 적용하여 네트워크 관점에서의 성과를 측정하였다. 본 연구는 자유공모 형태의 과제 선정이 공동연구 활성화에 도움이 된다는 것을 보이고, 대학 공동연구 활성화에 자체학술지원 프로그램이 기여한 정도를 정량적으로 측정하고 관리할 수 있는 도구를 제공하고 있다. 또한 사회 네트워크 분석은 프로그램의 사후적 평가뿐만 아니라 기획단계에서 사전적 평가에도 활용할 수 있으며, 이러한 사전적 평가를 통해 연구개발 네트워크가 목표로 하는 형태로 변화하도록 효율적으로 자원을 배분할 수 있을 것이다.

참고문헌

[1] 김용학, 사회 연결망 분석, 박영사, 2007.

[2] 김용학, 사회 연결망 이론, 박영사, 2007.

[3] 박한우, 인터넷과 국제 학술정보 네트워크 하이퍼링크 분석, 집문당, 2005.

[4] 손동원, 사회 네트워크 분석, 경문사, 2002.

[5] 한국산업기술평가원, 공공 R&D투자 효과 평가 연구 방법론 조사분석, 2006.

[6] B. Bozeman and E. Corley, “Scientists' collaboration strategies: Implications for scientific and technical human capital", Research Policy, 33(4), pp.599-616, 2004.

[7] B. Bozeman and J. Rogers, “Strategic management of government-sponsored R&D portfolios", Environment and Planning C, 19(3), pp.413-442, 2001.

[8] R. J. Davies, “Scale, Complexity and the Representation of Theories of Change", Evaluation, 10(1), pp.101-121, 2004.

[9] R. J. Davies, “Scale, Complexity and the Representation of Theories of Change Part Ⅱ", Evaluation, 11(2), pp.133-149, 2005.

[10] J. S. Dietz, “Building a social capital model of research development: The case of the experimental program to stimulate competitive research", Science and Public Policy, 27(2), pp.137-145, 2000.

[11] Maryann M. Durland and Kimberly A. Fredericks, Social Network Analysis in Program Analysis: New Directions for Evaluation, Wiley, 2006.

[12] M. Girvan and M. E. J. Newman, “Community structure in social and biological networks", Proceedings of the National Academy of Sciences, 99(12), pp.7821-7826, 2002.

[13] David Knoke and Song Yang, Social Network Analysis, Sage Publications, 2007.

[14] M. E. J. Newman, The Structure of Scientific Collaboration Networks, Proceedings of the national Academy of Sciences, 98(2), pp.404-409, 2001.

[15] J. Rogers, B. Bozeman and I. Chompalov, “Obstacles and opportunities in the application of network analysis to the evaluation of R&D”, Research Evaluation, 10(3), pp.161-172, 2001.

[16] Rosalie Ruegg and Irwin Feller, A Toolkit for Evaluating Public R&D Investment : Models, Methods, and Findings from ATP's First Decade, NIST, 2003.

최 승 일(Seung-il Choi) **[정회원]**

- 1996년 2월 : 서울대학교 수학과 (학사)
- 2000년 12월 : University of Michigan, Mathematics (MS)
- 2001년 12월 : University of Michigan, Financial Engineering (MSE)
- 2002년 8월 : University of Michigan, Mathematics (Ph.D)
- 2005년 3월 ~ 현재 : 공주대학교 산업시스템공학과 조교수

<관심분야>
경제성공학, 금융공학, 게임이론, 네트워크분석