

공동연구 네트워크의 폐쇄와 구조적 공백이 연구성과에 미치는 영향*

The Impact of Network Closure and Structural Holes on Research Performance in Collaboration Networks

이나리 (Nari Lee) **
박지홍 (Ji-Hong Park) ***

초 록

본 연구에서는 AI 의료영상 진단 분야를 중심으로 공동연구 네트워크의 특성을 살펴보고, 사회자본의 2가지 개념인 네트워크 폐쇄와 구조적 공백이 연구성과에 미치는 영향을 분석하였다. 분석 결과, 네트워크의 구조는 하나의 큰 컴포넌트를 가지고 있으며, 이를 제외하고는 클러스터 간의 분절이 심하고 각 클러스터 내의 응집성은 매우 높은 것으로 나타났다. 또한 네트워크 폐쇄는 밀도로, 구조적 공백은 효율성으로 측정하여 연구성과와의 관계를 QAP 회귀분석을 통해 확인한 결과, 네트워크 폐쇄와 구조적 공백은 모두 연구성과에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 영상의학의 한 분야인 의료영상 진단에 AI라는 새로운 분야가 접목될 때, 연구자들 간의 강한 연결뿐만 아니라 다양한 지식을 수용할 수 있는 구조적 공백 또한 연구 성과에 영향을 미친다는 것을 의미한다. 이러한 연구 결과는 공동 지식 생산을 위한 연구 협업에서 적절하게 조화를 이루는 네트워크의 필요성을 시사한다.

ABSTRACT

This study investigates the collaboration networks in the field of AI-driven diagnostic medical imaging, focusing on the influence of two social capital concepts – network closure and structural holes – on research performance. The analysis reveals a highly fragmented network structure with one dominant component, while individual clusters exhibit strong internal cohesion. Both network closure, measured by density, and structural holes, assessed through efficiency, positively impact research performance, as demonstrated by QAP regression analysis. The findings highlight that, in the integration of AI into diagnostic medical imaging, robust connections among researchers are vital, and the presence of structural holes, which enable the assimilation of diverse knowledge, also significantly enhances research outcomes. This underscores the importance of fostering a well-balanced network to optimize collaboration and knowledge production in this emerging interdisciplinary field.

키워드: 공동연구 네트워크, 네트워크 폐쇄, 구조적 공백, 사회자본, AI 의료영상 진단
collaboration network, network closure, structural holes, social capital, AI in diagnostic medical imaging

* 이 논문은 2024년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임
(NRF-2022S1A5C2A03093597).

** 연세대학교 문헌정보학과 박사과정, 서울성심병원 의학도서실 사서(narilee@yonsei.ac.kr) (제1저자)
*** 연세대학교 문헌정보학과 교수(jihongpark@yonsei.ac.kr) (교신저자)

▪ 논문접수일자 : 2024년 8월 16일 ▪ 최초심사일자 : 2024년 8월 27일 ▪ 게재확정일자 : 2024년 9월 3일
▪ 정보관리학회지, 41(3), 289-308, 2024. <http://dx.doi.org/10.3743/KOSIM.2024.41.3.289>

※ Copyright © 2024 Korean Society for Information Management
This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>) which permits use, distribution and reproduction in any medium, provided that
the article is properly cited. the use is non-commercial and no modifications or adaptations are made.

1. 서 론

과학 및 사회현상이 다양화되고 전문화 됨에 따라 공동연구 네트워크의 발전이 꾸준하게 증가하고 있다(이재윤, 2023; Jones et al., 2008; Larivière et al., 2015; Lee et al., 2012). 일반적으로 공동연구는 단일 연구자에 비해 더 높은 연구 영향력을 발휘하는 것으로 알려져 있는데(Aldieri et al., 2018; Hall et al., 2018), 이는 장비, 전문성, 지식 등 개인이 보유한 자원을 협업을 통해 다른 연구자들과 공유함으로써 공동연구에 필요한 자원을 효과적으로 조달할 수 있기 때문이다(Katz & Hicks, 1997; Li et al., 2013). 연구자들의 협업을 사회적 관계 속에 내재된 자원을 뜻하는 사회자본(social capital)의 측면에서 살펴보면, 협업을 통한 자원의 공동 활용은 개인뿐만 아니라 공동체 모두에게 혜택을 줄 수 있을 것이라 기대할 수 있다(Portes, 1998).

공동연구에서의 사회자본은 네트워크 폐쇄와 구조적 공백의 개념으로 살펴볼 수 있다. 전문지식을 바탕으로 진행되는 연구 협업의 경우 연구자들끼리 보유하고 있는 지식의 질적 수준과 다양성 사이에서 상충관계가 발생할 수 있는데(Porac et al., 2004), 밀집되고 폐쇄적인 네트워크는 혁신과 성과에 영향을 미치는 암묵적 지식 공유에 유리한 반면(Coleman, 1988; Morgan, 2004), 중복된 접촉이 적은 희소한(sparse) 네트워크는 정보의 다양성과 접근 비용의 절감 측면에서 이점을 제공한다.

폐쇄적 네트워크 내에서의 적절한 지식의 중복 수준은 지식을 교환하는 당사자 간의 공통된 지식 기반을 공유하는데 있어 불필요한 노력을

없애 주기 때문에 지적 맥락을 공유하기에 유리하다. 정보 교환에 참여하는 사람들이 서로 다른 사전 지식을 가지고 있는 경우 더 복잡한 상호작용이 필요할 수 있기 때문이다(Nahapiet & Ghoshal, 1998). 이와 같이 밀집된 협업 네트워크가 원활한 지식 공유를 촉진할 수 있지만 중복되는 지식으로 인해 공유되는 지식의 범위와 다양성이 좁아질 수 있다는 주장도 있다(Burt, 1992; Uzzi et al., 2013). 따라서 연구의 대상과 연구자 네트워크의 특징에 따라 어떤 부분이 우선적으로 고려되어야 하는지에 대해서 다양한 의견이 존재한다.

연구자들의 협업에 대한 연구는 네트워크 구조를 분석하는 방식으로 많이 연구되고 있다. 협업 네트워크의 특성과 연구의 성과 사이에서 유의미한 상관관계가 발견되기 때문인데, 이러한 연구들은 네트워크의 구조나 위치에 따라 상반된 결과를 제시하기도 한다(Choi, 2022). 이는 연구 협업에 대한 관점은 매우 다양하여 협업 활동과 연구 결과에 미치는 영향은 복잡하기 때문이다(Defazio et al., 2009; Sooryamoorthy, 2009). 일반적으로 학자들 간의 연구 협업이 많아지면 더 많은 인용을 받은 연구 논문이 생산되는 것으로 알려져 있지만 협업의 수준과 형태에 따른 효과가 연구 결과에 어떠한 영향을 미치는지에 대해서는 다양한 견해가 존재한다(He et al., 2009; Rigby & Edler, 2005). 이러한 다양한 견해와 논쟁으로 인해 특정한 연구 결과를 모든 네트워크에 동일하게 적용하기는 어렵다. 따라서 네트워크 내 구조적 관계의 다양한 특징을 찾아 이것이 연구 성과에 어떠한 영향을 미치는지를 밝히는 것이 협업 네트워크 연구에 더 적합하다고 할 수 있다.

최근 거의 모든 분야에서 주목을 받고 있는 AI는 의료 분야에서도 활발한 영향력을 미치고 있다. 특히, 의료영상 자료가 대부분 디지털 자료임을 고려해볼 때 의료영상 분야와 AI와의 결합은 질병 진단에 대한 접근방식을 근본적으로 변화시켜 더욱 정확하고 효율적인 진단 영상 환경을 만들 것으로 기대하게 한다(Khalifa & Albadawy, 2024). 영향력 있는 과학은 주로 기존 연구의 전통적인 조합을 기준으로 새로운 조합의 침입을 특징으로 하고 있다. 익숙한 지식 영역에 새로운 조합이 삽입되는 경우 더 많이 인용되는 연구가 될 가능성이 높기 때문이다(Uzzi et al., 2013). 따라서 영상의학의 한 분야인 의료영상 진단에 AI라는 새로운 지식의 조합이 가진 영향력을 측정하기 위해 해당 연구 분야의 네트워크의 구조 및 영향력에 대해 살펴보는 것은 의미가 있을 것이라 여겨진다. 이에 본 연구는 AI 의료영상 진단(AI in diagnostic medical imaging)과 관련된 분야에서의 공동연구 네트워크의 구조를 살펴보고, 네트워크 폐쇄 및 구조적 공백이 연구 성과에 미치는 영향을 살펴보자 한다.

2. 이론적 배경

2.1 공동연구 네트워크

연구활동에서 공동연구 네트워크의 발전은 광범위한 지식에 접근할 수 있는 기회를 확대하고 아이디어의 교환을 촉진하여 새로운 지식의 창출을 장려할 뿐 아니라, 연구 활동에서의 규모의 경제를 달성함에 따른 비용 절감에도

도움이 된다(Lee et al., 2012). 하지만 협업 네트워크의 개발과 확장이 반드시 연구의 긍정적 성과를 보장하는 것은 아니다. 분산된 환경에서의 복잡한 공동작업은 조정(adjustment) 비용을 증가시켜 공동 지식 생산에 오히려 역효과를 가져올 수도 있다(Porac et al., 2004). 연구 협업이 생산성에 미치는 관점이 일관되지 않은 결과를 보여주는 이유는 연구 협업의 관점뿐 아니라 그 수준과 목적, 유형이 매우 다양하여 협업 활동이 결과에 미치는 영향이 복잡하기 때문이다(Defazio et al., 2009; Sooryamoorthy, 2009).

공동저자 그 자체가 연구 협업의 정도를 나타내는 고유한 척도는 아니지만 변하지 않고 겸증 가능하며, 보다 비용 효율적이고 실용적 일 뿐 아니라 측정이 협업 과정에 영향을 미치지 않는다는 장점으로 인해 많은 연구에서 사용되고 있다(Katz & Martin, 1997).

공동연구 네트워크와 연구성과는 다양하게 측정 가능하다. 공동연구 네트워크의 경우 협력한 공동저자 수(Lee & Bozeman, 2005; Li et al., 2013), 공동 네트워크에서의 중심성(정태원 외, 2014; Abbasi et al., 2011; Li et al., 2013), 밀도(Rigby & Edler, 2005) 등으로 측정할 수 있다. 연구 성과의 경우 논문 수(김소민 외, 2020; 정태원 외, 2014), 총 인용빈도(Abbasi et al., 2011; Guan et al., 2017), h-지수(Abbasi et al., 2011) 등으로 측정 가능하다.

공동연구 네트워크의 구조를 살펴보면 거대 컴포넌트와 단절된 소규모 그룹으로 구성된 모습을 보이는 경우가 많다(Duffett et al., 2020; Molontay & Nagy, 2019; Vinayak et al., 2023). 거대 컴포넌트는 네트워크 내에서 가장 큰 구성요소를 의미하는데, 이 크기는 네트워크가

얼마나 응집화 되어 있는지 혹은 패편화 되어 있는지를 보여주는 중요한 지표이다. 거대 컴포넌트의 크기가 크다는 것은 네트워크 내 지식이 더 빠르게 확산될 수 있음을 의미한다 (Kumar, 2015). 일반적으로 학문이 발전하면서 네트워크 내에서의 연결 수가 증가함에 따라 거대 컴포넌트의 크기도 커지게 되는데 (Molontay & Nagy, 2019), 이는 커뮤니티 내의 서로 연결된 대규모 개인 그룹이 중간 지인의 경로를 통해서 거대 컴포넌트를 형성하기 때문이다 (Newman, 2001). Newman(2001)의 연구에 따르면 학문 분야에 따라 공저자 네트워크의 구조가 조금씩 다르게 나타나는데 생의학은 매우 높은, 컴퓨터 과학은 그보다 낮지만 여전히 절반 이상을 차지하는 거대 컴포넌트 비율을 보여준다. 하지만 동일한 학문 분야 내에서도 세부적인 연구 대상에 따라 네트워크의 구조는 조금씩 차이를 보인다. 의학 분야 연구 중 소아 중환자 치료연구 (Duffet et al., 2020)에서는 거대 컴포넌트의 비율이 61%로 나타났으나, 건선연구 (González-Alcaide et al., 2015)에서는 73%로 나타났다. 동일한 AI & Machine Learning 분야 연구와 하더라도 나라별로 거대 컴포넌트의 비율이 다르게 나타나는 것을 봤을 때 (Vinayak et al., 2023), 네트워크 구조는 연구 대상 학문의 성격과 특이성을 반영하면서 형성될 수 있음을 짐작할 수 있다.

2.2 AI 의료영상 진단(AI in diagnostic medical imaging)

AI 의료영상 분석이란 사전에 학습된 AI가 의료영상으로부터 특징(feature)을 추출하여

병변을 분석하는 기술이다 (홍준용 외, 2020). AI의 의료영상 분석을 활용한 진단이 영상의학 분야에 미치는 파급력은 꽤 크다고 할 수 있다. 모든 영상의학이 본질적으로 디지털화되어 있다는 것을 고려했을 때 AI는 영상의학 분야에서 다양한 잠재적 응용가능성을 지니기 때문이다 (Gore, 2020). 진단 영상에서의 AI 활용은 의료 이미지 분석의 속도를 가속화할 뿐 아니라, 진단의 정확성을 향상시키고, 과거 데이터를 분석해서 질병을 조기에 발견함에 따라 환자 예후를 개선하는데 핵심적인 역할을 할 것으로 기대되고 있다 (Khalifa & Albadawy, 2024).

의료영상 진단의 경우, 빅데이터 측면에서 볼 때 영상의학 전문의의 의사결정에 근거가 되는 실제 사례는 수백 건에 불과하지만 AI는 수백만 건의 데이터를 학습하여 의사결정에 도움을 줄 수 있다. 실제 AI 네트워크와 인간 관찰자의 연령 추정치의 평균 차이는 0세였으며 절대적인 평균 차이는 0.5세로 나타났으며 (Kulkarni et al., 2020), AI와 영상의학 전문가를 비교한 6건의 연구 중 5건은 종양 진단에서 AI의 우수성 입증하였다 (Huang et al., 2022). 이는 AI가 임상전문가를 대체한다기보다는 전문의의 정확도를 향상시키고, 워크플로우를 개선할 수 있는 도구로 사용할 수 있을 것으로 예상할 수 있다 (McKinney et al., 2020).

이와 같이 영상의학 분야에서의 AI 활용 및 이에 대한 연구가 최근 증가하고 있는 현실을 고려했을 때, 영상의학과 AI 분야를 접목한 AI 영상의료 진단의 연구자들 간의 협력 네트워크를 체계적으로 살펴볼 필요가 있다.

2.3 네트워크 폐쇄와 구조적 공백

네트워크 폐쇄와 구조적 공백은 사회자본의 측면에서 바라볼 수 있다. 사회자본이란 사회적 관계 속에 내재된 자원을 뜻하는 것으로 이 때의 사회적 관계의 형태가 폐쇄적인지 또는 공백이 존재하는지에 따라 구분해 볼 수 있다. 두 관점은 Coleman(1988)과 Burt(1992)의 연구를 통해 살펴볼 수 있다. Coleman(1988)은 밀집된 네트워크가 사회자본의 원천이라 말한다. 네트워크의 폐쇄성은 사회적 관계에 내재된 정보에 대한 접근을 원활하게 하고, 서로의 신뢰를 무너트리는 행위에 대한 제재를 용이하게 한다. 일반적으로 네트워크의 크기가 작을 수록, 밀도가 높을수록 그리고 강하게 연결될 수록 네트워크 폐쇄가 높다고 알려져 있다. 연구 협력의 밀도가 높을수록, 즉 폐쇄성이 높을수록 연구 정보에 대한 교류가 촉진될 가능성 이 높기 때문에 새로운 기술 및 문제해결을 위한 정보 공유 수준이 향상된다(Rigby & Edler, 2005). 하지만 폐쇄성이 높은 사회자본이 보편적인 상황에 모두 적용 가능한 유익한 자원 이라고 보기는 어렵다. 강력한 규범과 상호 이데올로기가 집단 성과에 영향을 미치기도 하지만 이는 개방성을 제한하여 집단에 좋지 않은 결과로 이어질 수 있기 때문이다(Nahapiet & Ghoshal, 1998).

사회자본의 폐쇄성에 대비되는 개념으로 Burt (1992)가 제시한 구조적 공백(Structural hole)은 서로 중복되지 않는 정보의 원천이 차별화 된 경쟁적 우위를 제공한다고 보고 있다. 구조적 공백은 공백을 가로지르는 중개로 가치를 추가할 수 있는 기회이며, 이는 성과와 연관된

다고 본다. 공백을 가로지르는 중개자의 위치는 네트워크 내 분리된 여러 부분으로부터 다양한 정보를 획득할 수 있게 하고, 여러 부분 간의 정보 흐름을 통제하기 때문이다.

구조적 공백의 개념은 매개중심성과 밀도의 개념과 밀접한 관계가 있다. 매개중심성은 기본적으로 구조적 공백과 유사한 아이디어를 바탕으로 하는데, 구조적 공백이 예고 네트워크를 대상으로 한다면 매개중심성은 전체 네트워크를 대상으로 계산된다. 구조적 공백을 활용하여 사회자본을 증가시킬 수 있는 기회는 예고가 보유한 알터의 수(즉, 연결정도)에 비례하여 증가하고, 알터들 간의 서로 연결되어 있는 정도(즉, 밀도)에 비례하여 감소한다(곽기영, 2017).

〈표 1〉은 네트워크 폐쇄와 구조적 공백이 성과에 미치는 영향에 대한 기존 연구를 정리한 표이다. 기업의 지식 네트워크, 특정 연구분야, 기관별 및 클러스터별 연구협력 등 여러 대상을 기준으로 연구가 진행되었는데, 그 결과에 있어 일관성을 보여주고 있지 않다. 대상에 따라 폐쇄적인 네트워크와 구조적 공백은 성과에 긍정적인 영향을 미치기도 부정적인 영향을 미치기도 한다. 일부의 경우 네트워크의 폐쇄성과 구조적 공백 모두 연구 성과에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 연구 대상에 따라 구별되는 네트워크의 구조적 특성을 가지고 있으며 이러한 특성이 연구 성과에 미치는 영향은 상이하기 때문이다. 따라서 본 연구에서는 기존의 지식에 새로운 지식과 결합하여 연구를 진행하는 AI 의료영상 진단 분야를 대상으로 네트워크 폐쇄와 구조적 공백이 연구 성과에 미치는 영향을 살펴보고자 한다.

〈표 1〉 네트워크 폐쇄와 구조적 공백 관련 선행연구

선행연구	연구초점	독립변수	종속변수	데이터분석 방법	결과
Wang et al. (2014)	협력 및 지식 네트워크가 연구자들의 탐색적 혁신에 미치는 영향	네트워크 중심성 및 구조적 공백	연구자의 탐색적 혁신성	음이항 회귀 분석 (negative binomial regression)	<ul style="list-style-type: none"> - 협력 네트워크에서는 네트워크 폐쇄가 탐색적 혁신에 부정적 영향을 미치며, 구조적 공백은 긍정적 영향을 미침 - 지식 네트워크에서는 네트워크 폐쇄가 역U자형 효과를 보이며, 구조적 공백은 새로운 지식 요소 탐색에 부정적 영향이 있음
Tan et al. (2015)	네트워크 수준의 사회적 자본이 혁신 성과에 미치는 영향	네트워크 중심성 및 구조적 공백	혁신성과	계층적 선행 회귀 분석 (hierarchical linear regression)	<ul style="list-style-type: none"> - 낮은 네트워크 밀도에서는 네트워크 중심성과 구조적 공백이 상호 보완적임 - 높은 네트워크 밀도에서는 네트워크 중심성의 긍정적 영향이 크게 감소하며, 구조적 공백은 부정적 영향을 미침
Guan et al. (2017)	협력 및 지식 네트워크가 논문 인용에 미치는 영향	네트워크 중심성 및 구조적 공백	정규화된 인용 횟수	OLS 회귀 분석	<ul style="list-style-type: none"> - 협력 네트워크에서는 네트워크 폐쇄가 역U자형 효과를 보이며, 구조적 공백은 유의미한 영향을 미치지 않음 - 지식 네트워크에서는 네트워크 폐쇄가 역U자형 효과를 보이며, 구조적 공백은 긍정적 영향을 미침
Choi & Zo (2022)	글로벌 지식 유출 네트워크가 국가 혁신 성과에 미치는 영향	네트워크 폐쇄 및 구조적 공백	승인된 특허 수	음이항 회귀 분석 (negative binomial regression)	<ul style="list-style-type: none"> - 네트워크 폐쇄는 부정적 영향을 미침 - 구조적 공백은 긍정적 영향을 미침
정태원 외 (2014)	정부출연연구기관의 협력 네트워크가 연구 성과에 미치는 영향	4가지 중심성 및 구조적 공백	SCI 논문 건수	고정효과 패널 회귀분석	<ul style="list-style-type: none"> - 4가지 중심성 모두 연구 성과에 긍정적 영향을 미침 - 구조적 공백도 긍정적 영향을 미침
안재광, 김진한 (2018)	구미 클러스터 내 기술지식 교류 네트워크가 기술적 급진성에 미치는 영향	네트워크 폐쇄 및 구조적 공백	급진적 혁신	다면향 회귀분석	<ul style="list-style-type: none"> - 네트워크 폐쇄는 급진적 혁신에 부정적 영향을 미침 - 구조적 공백은 긍정적 영향을 미침
김소민 외 (2020)	정부출연 연구기관의 공동논문 협력 네트워크가 연구 성과에 미치는 영향	네트워크 폐쇄 및 구조적 공백	SCI 논문 건수	고정효과 패널 회귀분석	<ul style="list-style-type: none"> - 네트워크 폐쇄는 연구 성과에 긍정적 영향을 미침 - 구조적 공백은 부정적 영향을 미침

이를 위한 연구 질문은 다음과 같다.

- (1) AI 의료영상 진단 분야의 공동연구 네트워크의 구조적 특징은 어떠한가?
- (2) AI 의료영상 진단 분야의 공동연구 네트워크의 폐쇄와 구조적 공백이 연구성과에 미치는 영향은 어떠한가?

3. 연구방법

3.1 데이터 추출

데이터 추출은 Web of Science(WoS)에서

AI, diagnostic medical imaging, 그리고 뇌분야를 AND 조건으로 검색한 후 최종 논문 1,518개를 선정하였다. AI in diagnostic medical imaging에 대한 검색식이 포함된 기존의 논문 (Kuo et al., 2022)과 뇌분야 논문들의 키워드를 참고하여 검색식을 작성하였다. 작성된 검색식은 영상의학과 전문의 검토를 받은 후 〈표 2〉와 같이 최종본을 확정하였다. 동향 연구의 데이터 추출 기간인 5년을 기준으로 2019년부터 2023년까지의 데이터를 추출하였으며, 세분화된 전문 분야에서 공동연구 협업이 이루어질 것이라 생각하여 영상의학의 다양한 분야 중 뇌분야로 세분화하였다.

〈표 2〉 데이터 추출 검색식

(검색일: 2024년 7월 17일)

순서	검색식	추출 데이터수
#1	TS=(“machine learning” OR “deep learning” OR “artificial neural network*” OR “deep neural network*” OR “convolutional neural network*” OR “neural network*” OR “random forest” OR “ensemble learning” OR “artificial intelligence” OR “AI”)	1,311,509
#2	TS=(“diagnostic imaging” OR “computer-assisted image interpret*” OR “computer assisted diagnos*” OR “radiograph*” OR “XR” OR “x-ray” OR “CT” OR “computed tomography” OR “CAT scan” OR “MRI” OR “magnetic resonance” OR “radiological image*” OR “PET” OR “PET-CT” OR “positron emission tomography” OR “SPECT” OR “magnetic resonance spectroscopy” OR “MRS” OR “functional MRI” OR “fMRI”)	3,447,260
#3	TS=(“sensitivity” OR “specificity” OR ((pre-test OR pretest) NEAR/2 “probability”) OR “post-test probability” OR “predictive value*” OR “likelihood ratio*”)	2,249,386
#4	TS=(“brain” OR “cerebral” OR “cerebro*” OR “brain imaging” OR “neuroimaging” OR “brain scan” OR “cerebral imaging” OR “neuro* imaging” OR “cerebrovascular imaging”)	2,056,969
#5	#1 AND #2 AND #3 AND #4	2,493
#6	#5 AND DOP=(2019-01-01/2023-12-31) AND LA=(English)	1,717
#7	#6 NOT TS=(“animal” OR “mouse” OR “mice” OR “rat” OR “rats” OR “dog” OR “dogs” OR “cat” OR “cats” OR “rabbit*” OR “monkey*” OR “in vivo”)	1,655
#8	#7 NOT DT=(“Retracted Publication” OR “Proceedings Paper” OR “Withdrawn Publication” OR “Editorial Material”)	1,518

이렇게 선정된 총 1,518개의 논문에서 9,695명의 저자 리스트를 추출한 후 Lee et al.(2012)이 제시한 가중치를 고려하여 가중치 2 이하, 즉 논문의 협업 횟수가 2 이하인 9,407명의 저자를 제외하였다. 이렇게 추출된 288명의 저자를 대상으로 다시 협업 매트릭스를 작성하여 협업 횟수가 1이하인 저자를 제외하였다. 이후에 동일한 이름을 가진 저자식별문제를 해결하기 위해 1차로 동일 저자의 소속을 확인하였다. 동일한 소속과 이름을 가진 경우 동일 저자로 간주하였으며, 특정 논문에서 소속이 변경된 경우 해당 저자가 포함된 논문들의 공저자 분석을 통해 공통의 타저자를 가진 경우 동일인으로, 그렇지 않은 경우 동명이인으로 구분하였다. 이를 통해 최종적으로 총 214명의 저자를

획정하였다. 214명의 저자를 노드로, 공동 논문 출판 횟수를 라인의 가중치로 하여 협업 매트릭스를 작성하여 분석을 진행하였다. 데이터 분석은 Python 3.12.4와 UCINET 6을 사용하였으며, UCINET 6의 NetDraw 프로그램을 이용하여 시각화 하였다.

추출된 데이터의 특징을 살펴보면 다음과 같다. 〈표 3〉은 출판연도 별 논문 수이다. 해당 분야의 연도별 논문 수는 2019년의 158건에서 2023년에는 398건으로 증가 추세를 보이고 있다. 이는 이 분야에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있음을 보여준다.

〈표 4〉는 논문 별 저자 수를 나타낸 것이다. 의학논문의 경우 단독저자의 논문이 많지 않고 대부분 공동 저자로 연구를 진행하고 있다. 1,518

〈표 3〉 출판연도 별 논문 수(뇌분야)

출판연도	2019	2020	2021	2022	2023	총합	
논문 수	158	217	332	413	398	1,518	
저자 수	1	2~5	6~10	11~20	21~30	31+	총합
논문 수	24	609	578	268	28	11	1,518

〈표 4〉 논문 별 저자 수

저자 수	1	2~5	6~10	11~20	21~30	31+	총합		
논문 수	24	609	578	268	28	11	1,518		
논문 수	1	2	3	4	5	6	7	8	총합
저자 수	8,546	861	173	77	19	12	6	1	9,695

〈표 5〉 저자 별 작성 논문 수

논문 수	1	2	3	4	5	6	7	8	총합
저자 수	8,546	861	173	77	19	12	6	1	9,695

개의 출판 논문 중 78%는 2~10명의 저자로 구성되어 있었으며, 가장 많은 저자를 가진 경우 77명이였다.

〈표 5〉는 저자 별 작성 논문 수이다. 저자의 97%는 1~2편의 논문을 작성한 것으로 나타났다. 앞서 언급한 것과 같이 가중치 2 이하를 제거함에 따라 논문을 2개 이하로 작성한 저자리스트는 분석에서 제외되었다.

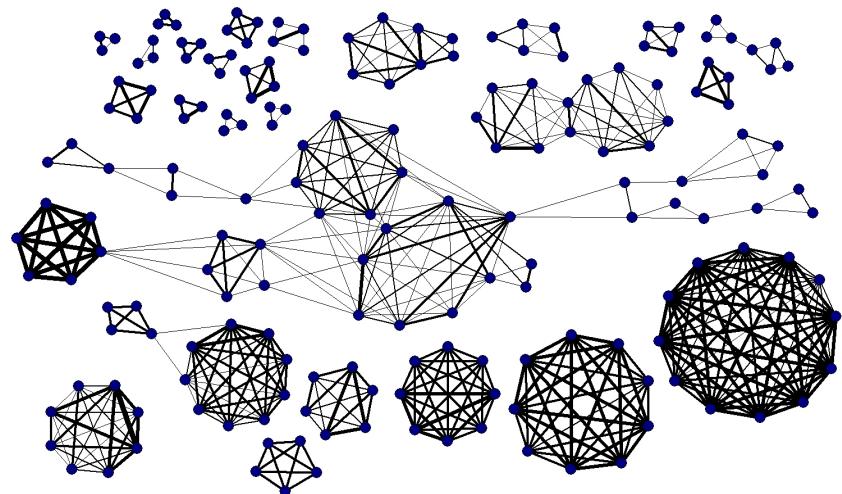
45,582)로 낮은 편이다. 이는 시각화에서 볼 수 있듯이 분절된 클러스터가 다수 존재함에 의한 것으로 보인다. 전체 네트워크의 구조를 살펴보면 중간에 위치한 하나의 큰 컴포넌트가 존재하며, 이를 제외하고는 클러스터들 간의 분절이 심하고 각 클러스터 내의 응집성이 매우 높게 나타난다. 클러스터 내의 라인의 굵기를 살펴봤을 때, 하나의 클러스터를 이룬 저자들 간의 공동 논문 협업이 자주 이루어지고 있음을 알 수 있다.

연결중심성은 액터가 소셜네트워크 내의 다른 액터에 연결되어 있는 정도로 측정하며, 응집성이 높은 클러스터 내의 노드들이 높은 연결중심성을 가지는 것으로 나타난다. 매개중심성은 네트워크 내 어디에 위치하고 있는지가 중심성을 결정하는 중요한 요소로 액터가 소셜네트워크 내 액터쌍 간의 최단경로 상에 위치하는 정도(즉 횟수)로 측정한다. 하나의 큰 클러스터 안에 소수의 매개중심성이 높은 노드가 나타나고, 이들은 다른 노드들을 매개하고 연결하는 역할을 담당하고 있다.

4. 분석 결과

4.1 AI 의료영상 진단 분야의 공동연구 네트워크의 구조적 특징은 어떠한가?

〈그림 1〉은 전체 네트워크를 시각화한 결과이다. 노드는 논문의 저자이고 라인의 굵기는 협업한 논문 수이다. 보다 정돈된 시각화를 위해서 연결정도(degree)가 1인 노드는 보여주지 않는 방식으로 시각화를 진행하였다. 가중치를 고려한 전체 네트워크 밀도는 5.77%(2,632 /



〈그림 1〉 공동연구 네트워크 구조

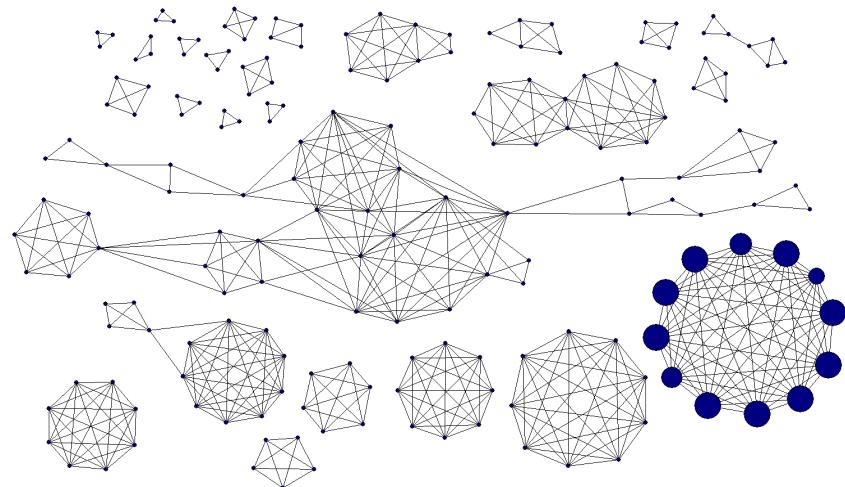
중앙에 위치한 하나의 거대 컴포넌트를 살펴보면 연결중심성이 높은 저자와 매개중심성이 높은 저자는 서로 상이하게 나타나는데, 이는 연결중심성이 높은 노드들이 특정 클러스터 내에 집중되어 있고, 매개중심성이 높은 노드들이 이들 클러스터 간의 연결을 담당하는 경우로 볼 수 있다. 연구자들이 특정 연구 주제에 전문화되어 있어, 각자의 전문 분야 내에서 높은 연결중심성을 가지지만, 다른 분야/주제 간의 협업은 소수의 연구자들을 통해 이루어지는 경우라고 볼 수 있다.

근접중심성은 한 노드가 다른 노드들과 얼마나 가까이 있는지를 측정한다. ‘근접’이란 한 액터가 다른 액터들과 직접적으로 또는 소수의 중개자를 통해 얼마나 빨리 소통할 수 있는지를 나타낸다. 근접중심성의 경우 연결중심성과는 달리 네트워크 내의 간접적 연결까지 고려하기 때문에 하나로 연결된 컴포넌트 내의 노드들이 근접중심성이 높게 나타났다.

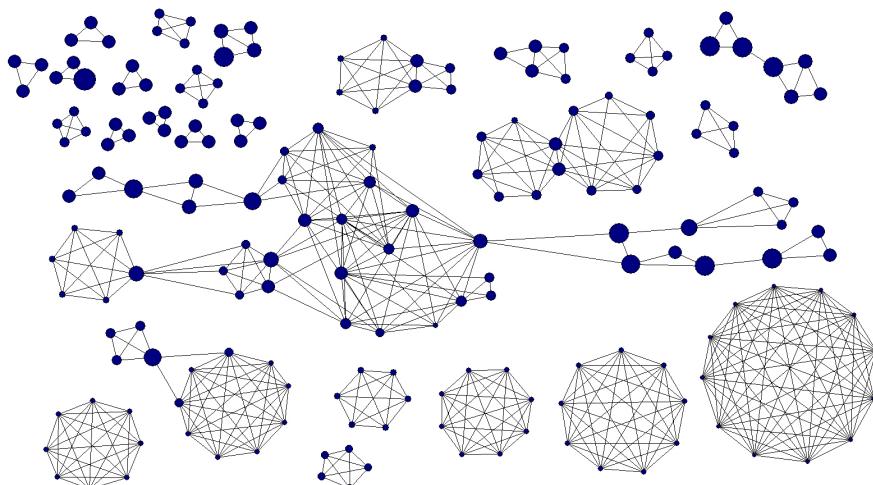
마지막으로 아이겐벡터 중심성의 경우 연결

된 액터의 개수뿐만 아니라 연결된 액터가 얼마나 중요한지도 함께 고려함으로써 연결중심성의 개념을 확장한다. 〈그림 2〉를 살펴보면 하나의 클러스터가 아이겐벡터 중심성이 높은 것으로 나타난다. 해당 클러스터의 경우 공동논문 협업이 자주 일어나는 연결중심성 최상위 노드들로, 이들이 네트워크 내에서 학술적으로 중요한 위치를 차지하고 있을 것이라 짐작할 수 있다.

〈그림 3〉과 〈그림 4〉는 에고 네트워크 밀도와 구조적 공백의 시각화 자료이다. 구조적 공백은 에고와 알터 간 연결 관계의 비중복 비율을 나타내는 효율성(efficiency) 혹은 에고에 이웃해 있는 알터들 간의 관계가 에고를 제약하는 정도를 나타내는 제약성(constraint)을 이용하여 설명할 수 있다. 효율성이 높을수록, 제약성이 낮을수록 구조적 공백은 높은 값을 보여준다. 〈그림 3〉의 구조적 공백을 살펴보면 클러스터들을 매개하는 중개자 역할을 하는 노드가 구조적 공백이 높게 나타나고 있다.



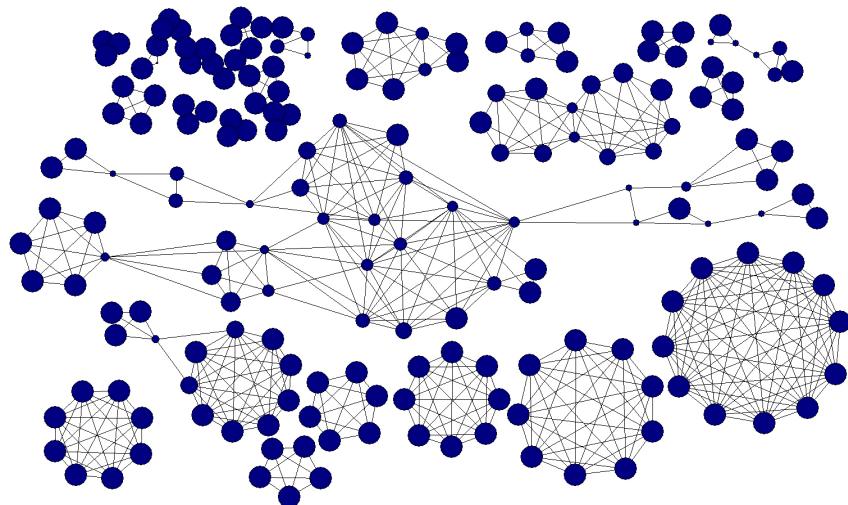
〈그림 2〉 아이겐벡터중심성



〈그림 3〉 구조적 공백

에고 네트워크 밀도는 로컬 군집화 계수(local clustering coefficient)로 네트워크 내에서 노드 간의 연결 정도 수준을 나타낸다. 에고네트워크 밀도는 에고 네트워크 내의 알터들이 서로 연결되어 있는 정도이다. 모든 노드가 서로 이웃하고 각 노드가 네트워크 내의 다른 모든 노드와 직접 연결되는 경우 이때의 에고 네트

워크 밀도는 1이 된다. 〈표 6〉은 에고네트워크 밀도 분포이다. 에고 네트워크 밀도가 1인 노드가 절반 이상으로 나타나는데, 이는 노드들이 모두 연결된 클러스터들이 많다는 것을 의미한다. 즉, 폐쇄적 네트워크의 경향이 높음을 보여준다.



〈그림 4〉 에고 네트워크 밀도

〈표 6〉 에고 네트워크 밀도

에고 네트워크 밀도	노드 수	노드 수 %
0 ~ < 0.5	41	19%
≤ 0.5 ~ < 0.7	24	11%
≤ 0.7 ~ < 0.9	12	6%
≤ 0.9 ~ < 1	4	2%
1	133	62%
Total	214	100%

4.2 AI 의료영상 진단 분야의 공동연구 네트워크의 폐쇄와 구조적 공백이 연구 성과에 미치는 영향은 어떠한가?

4.2.1 변수 선정 및 측정

독립변수는 각각 네트워크 폐쇄와 구조적 공백으로, 종속변수는 연구성과로 설정하였다. 독립변수인 네트워크 폐쇄는 에고 네트워크 밀도로, 구조적 공백은 효율성(efficiency)으로 측정하였다.

종속변수는 연구성과로 논문 수, 인용빈도

및 h-지수 등 다양한 방법으로 측정 가능하다. 본 연구에서는 인용빈도의 합으로 종속변수를 측정하였다. 출판된 후 시간이 지남에 따라 인용빈도가 누적되는 영향을 없애기 위해서 연도별로 정규화된 인용빈도를 사용하였다. 실제 인용빈도를 각 연도별 평균 인용빈도로 나누어, 각 연도별 정규화된 인용빈도의 평균을 1로 맞추었다.

4.2.2 분석 결과

본 연구는 상관관계 분석과 회귀분석을 QAP

분석으로 진행하였다. QAP(Quadratic Assignment Procedure)는 두 네트워크 간의 관련성을 검정하는 방식으로 퍼뮤테이션(permuation: 순열) 개념, 즉, 특정학률분포를 가정하지 않는 비모수 검정 기법의 개념을 이용하여 통계적 유의성을 검정한다(곽기영, 2017). 두개 이상의 네트워크 행렬 간의 연관성을 조사할 때에는 행위자가 여러 개의 관계(ties)를 주고받기 때문에 데이터 안에 내재된 의존성을 고려해야 한다. 독립성을 가정하여 OLS(Ordinary Least Squares) 상관관계 및 회귀분석을 이용하여 연관성을 추정할 수도 있지만 이러한 접근방식은 상관관계 및 회귀 계수의 표준 오차를 과소평가하여 부정확한 결과를 초래한다. 반면 QAP 방식은 두 매트릭스 사이에 상관관계가 없다는 귀무가설을 테스트하는 방법으로(van Duijn & Huisman, 2011) 네트워크 간의 관련성을 검증하는데 더 적합한 방식이라 할 수 있다.

QAP 분석을 위해서 독립변수와 종속변수를 네트워크 행렬 형식으로 변환하였다. 독립 변수인 예고 네트워크 밀도의 경우 각 노드(저자)의 밀도를 계산하여 네트워크 상에 노드들의 교차 지점에 두 노드의 예고 네트워크 밀도의 평균을 사용하였다. 구조적 공백의 측정값인 효율성의 경우 '유효규모/알터의 수'로 측정 가능하다. UCINET에서 매트릭스로 제공하는 중복정도(dyadic redundancy)의 각 셀 값을

'(1-중복정도)/알터의 수'로 변환하여 효율성을 계산하였다. 마지막으로 종속변수인 인용빈도의 경우, 공동저자가 출판한 논문의 정규화된 인용빈도를 계산한 후 매트릭스 내 각 셀에 입력하였다. 공동저자 활동이 1회 이상인 경우 인용빈도의 누적합으로 입력하였다.

QAP 상관관계 분석의 결과는 <표 7>과 같다. 상관관계의 과대 측정 가능성, 즉 다중공선성(multicollinearity)을 고려하여 진행했으며 이로 인해 상관관계 분석 결과는 다중공선성을 확인하는 절차적 분석으로 진행되었다. P-값은 0.000로 통계적으로 유의하며, 예고 네트워크 밀도와 구조적 공백 간의 상관계수는 0.63으로 둘은 양(+)의 상관관계를 가지는 것으로 나타났다.

네트워크 매트릭스 간의 회귀분석을 위해 QAP 회귀분석을 실시하였다. 각 독립변수가 종속변수에 미치는 개별적인 영향을 확인하기 위해 독립변수를 각각 넣어 분석한 결과는 <표 8>, <표 9>와 같다. 모형의 설명력을 뜻하는 R^2 값은 밀도와 구조적 공백, 각각 56%, 20%로 나타났다. R^2 값이 100%에 가까울수록 독립변수가 종속변수를 잘 설명할 수 있다고 본다. P-값은 둘 다 0.0002로 회귀모델은 통계적으로 유의하다. 밀도와 구조적 공백 각각은 인용빈도(연구성과)에 양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

<표 7> QAP 상관관계 분석

	예고 네트워크 밀도	구조적 공백	인용빈도
예고 네트워크 밀도	1.00		
구조적 공백	0.63***	1.00	
인용빈도	0.75***	0.50***	1.00

*** $p < .001$

〈표 8〉 QAP 회귀분석(밀도)

독립변수	종속변수 (연구성과)	QAP		
		R ²	B (비표준화계수)	B (표준화계수)
에고 네트워크 밀도	인용빈도	0.56	33.78***	0.75***

***p < .001

〈표 9〉 QAP 회귀분석(구조적 공백)

독립변수	종속변수 (연구성과)	QAP		
		R ²	B (비표준화계수)	B (표준화계수)
구조적 공백	인용빈도	0.20	196.28***	0.45***

***p < .001

노드 간 응집력이 높은 네트워크 즉 에고 네트워크 밀도가 높을수록 연구자들 간의 연구와 관련된 정보 교류가 활발하여 문제해결을 위한 정보의 공유 수준이 향상되고 이는 성과로 이어진다. 협력에 참여한 연구자들이 서로 협력한 경험이 있고, 관련 지식 영역에 대한 깊은 경험이 있으며, 학문적 배경과 전문 자격이 유사할 때 지식 공유와 협력이 더 용이해지기 때문이다(Porac et al., 2004). 특히, 의학 분야와 같이 전문적인 배경 지식이 많이 요구되는 분야에서는 이러한 경향이 더욱 뚜렷하게 나타난다고 볼 수 있다. 전체 네트워크 구조를 살펴보았을 때 에고 네트워크 밀도가 높고 폐쇄적인 클러스터 내에서 더 많은 협업이 이루어지는 것을 확인할 수 있었고, 이는 연구성과에 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. 하지만 지나치게 응집적인 관계는 기존 파트너와 잠금(lock-in)의 관계가 되어 새로운 혁신의 기회를 방해하기도 한다. 이와 대비하여 구조적 공백이 높은 경우 새롭고 다양한 지식과 정보의 흐름에 노출시킴으로써 응집적인 관계가 가지는 중복성을 깨고 다양한 분야의 신기술, 문제해결 소스에 효율적으로 액세스 함으로써 성과에 영향을

미치게 된다(He et al., 2009; Lee et al., 2012). 전통적인 의학 분야인 영상의학에 새로운 분야인 AI가 접목되었을 때 네트워크의 폐쇄성 뿐만 아니라 다양한 지식을 받아드릴 수 있는 구조적 공백 또한 연구 성과에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 즉, 응집력 있는 네트워크는 안정성과 지식의 풍부함, 구조적 공백이 있는 네트워크는 다양한 지식의 도달 범위를 가지게 되는데 AI 의료영상진단 분야에서는 이 두가지 측면 모두를 필요로 하는 것으로 해석할 수 있다.

〈그림 5〉는 Web of Science의 Research Area에 따른 네트워크 분석을 시각화한 자료이다. 노드는 Research Area, 라인의 굵기는 함께 출현한 빈도 수이다. 살펴보면 Computer Science - Engineering - Science and Technology 그리고 Neurosciences & Neurology - Surgery - Geriatrics & Gerontology 등이 함께 출현하는 빈도가 높은 것으로 나타난다. AI 의료영상 진단이라는 연구주제를 고려했을 때 의료영상 (Radiology, Nuclear Medicine & Medical imaging)이 둘 사이를 연결하는 것으로 보이며, 라인의 굵기를 살펴봤을 때 전반적으로 다

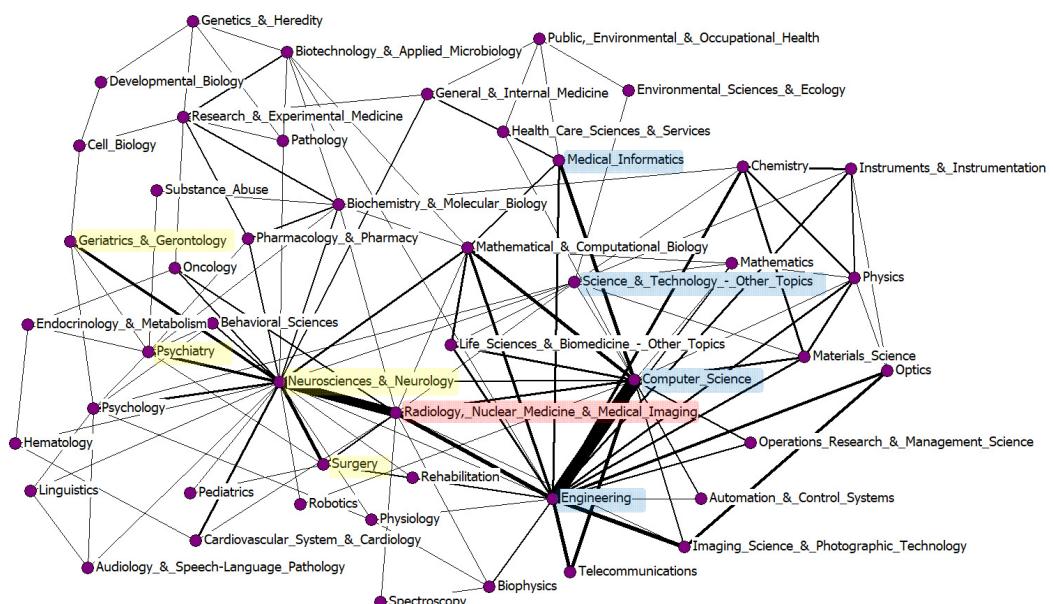
양한 학문분야에 걸쳐 교류와 협력이 이루어진
다기보다는 '의료 및 생명과학'과 '컴퓨터 및 공
학 과학' 분야에서 독자적으로 연구가 이루어지
는 경우가 많고 중심 Research area가 이들을
연결하는 것으로 보인다.

학문이 발전함에 따라 네트워크 내에서의 연결 수가 증가하면서 거대 컴포넌트의 크기도 커진다고 알려져 있다(Molontay & Nagy, 2019). 그러나 <그림 1>의 전체 네트워크 시각화 자료에서 보여지는 메인 컴포넌트의 크기가 충분히 크지 않은 것을 고려했을 때, 해당 분야는 아직 완전히 성숙한 공동 연구의 단계에 도달하지 않은 것으로 짐작된다. 이는 <그림 5>에서 확인할 수 있는 것과 같이 의학과 AI 분야가 완전히 연결되기보다는 아직은 각 분야가 분절된 형태로 연구가 진행되고 있기 때문으로 추정할 수 있다.

5. 결론 및 시사점

소셜네트워크 분석의 기본 원칙은 구조가 중요하다는 것이다. 구성원들의 역량이 동일한 팀이라 할지라도 구성원 간의 관계 패턴에 따라 성과가 매우 다르게 나타날 수 있기 때문에(Borgatti et al., 2009) 네트워크에서의 구조, 위치 혹은 관계의 특성을 살펴보는 것은 성과를 개선하는 데 있어 중요하다.

AI 의료영상 진단 분야의 네트워크 구조를 살펴본 결과는 다음과 같다. 하나로 연결된 큰 컴포넌트가 보이며, 클러스터 내의 응집성이 높으나 클러스터 간의 분절이 심한 것으로 나타났다. 이는 약한 연결의 연구자로부터의 다양한 정보의 획득보다는 강한 연결의 연구자 그룹 간의 협업을 더 중시하는 것으로 짐작할 수 있다.



〈그림 5〉 Research Area 키워드 공동 출현 네트워크 분석

네트워크 폐쇄에 해당하는 애고 네트워크 밀도, 즉 연구자들끼리의 강한 연결은 연구성과에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 영향을 미치는 정도는 높은 것으로 나타났다. 따라서 응집력 높은 네트워크를 형성하고 유지하기 위한 방안 마련이 필요할 것으로 생각된다. 구조적 공백 또한 연구성과에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 AI와 의료영상진단이라는 다학제적 성격의 연구분야의 결합으로 인한 것으로 보인다. 따라서 Padula(2008)의 주장처럼 공동지식 생산을 위한 연구협력에 있어 이 둘을 적절하고 조화롭게 갖춘 네트워크가 둘 중 하나만 갖춘 경우에 비해 더 빈번한 혁신의 결과를 가져올 것이라 기대할 수 있다.

학제 간 협업이 이루어지는 경우 다양한 지식과 정보를 받아드릴 수 있다는 장점이 있지만 상이한 배경지식으로 인하여 연구 결과 품질에 변동성이 커질 수 있다는 위험 요소도 존재한다. 이를 해소하기 위해서는 네트워크 내 주체들 간의 지식 격차를 줄이고 활발한 상호 작용 환경을 조성하는데 중요한 역할을 하는 핵심 노드를 선별하고 지원하는 것이 중요하다. 학제 간 원활한 지식 교환을 촉진하고, 혁신의

기반이 되는 공통의 지식을 형성하는데 다리 역할을 하는 핵심 노드는 다학제적 연구의 생산성에 큰 영향을 미칠 것이다.

본 연구는 다학제적 성격을 가진 네트워크의 구조적 특징을 중심으로 살펴보았다. 다만, 이러한 네트워크 구조가 형성되는 구체적인 원인에 대한 심층적인 연구는 아직 수행되지 않았다. 다양한 학문적 배경을 가지고 공동연구를 진행하는 연구자들을 대상으로 인터뷰 혹은 설문을 진행하여, 학문 분야가 가진 연구 행위적 특성이 공동연구 네트워크에 어떠한 영향을 미치며, 이것이 최종적으로 연구성과에 미치는 영향을 살펴보는 것도 의미가 있을 것이다.

또한 본 연구는 AI 영상의료 분야 중 뇌분야에 한정하여 연구를 진행하였다. 의학분야의 경우 전문 분야가 존재하여 연구 분야를 세분화할 필요성이 있다고 느꼈으나, 지나치게 세분화하여 데이터를 추출할 경우 융합연구의 진행 가능성을 간과할 가능성도 있다고 생각된다. 따라서 데이터 추출 시 학문분야의 특성에 맞는 세분화와 융합가능성 사이에서 적절한 균형점을 찾는 것이 중요할 것이라 생각된다.

참 고 문 헌

- 곽기영 (2017). 소셜네트워크 분석. 서울: 청람.
- 김소민, 이혜경, 김정흠 (2020). 네트워크 폐쇄와 구조적 공백이 정부출연연구기관 협력 네트워크에 미치는 영향. *기술혁신학회지*, 23(6), 1222-1239. <https://doi.org/10.35978/jktis.2020.12.23.6.1222>
- 안재광, 김진한 (2018). 기술지식 교류 네트워크의 네트워크 폐쇄와 구조적 공백이 급진적 혁신에 미치는 영향. *Journal of Digital Convergence*, 16(4). <https://doi.org/10.14400/JDC.2018.16.4.095>

- 이재윤 (2023). 저자집단 분석을 통한 한국 문헌정보학의 학술커뮤니케이션 동향 연구. *한국문헌정보학회지*, 57(2), 409-434. <http://doi.org/10.4275/KSLIS.2023.57.2.409>
- 정태원, 정동섭, 김정흠 (2014). 공동논문 현황을 통한 정부출연(연)의 협력네트워크 구조와 논문성과의 관계 분석. *기술혁신학회지*, 17(1), 242-263.
- 홍준용, 박상현, 정영진 (2020). AI 의료영상 분석의 개요 및 연구 현황에 대한 고찰. *방사선기술과학*, 43(3), 195-208.
- Abbasi, A., Altmann, J., & Hossain, L. (2011). Identifying the effects of co-authorship networks on the performance of scholars: A correlation and regression analysis of performance measures and social network analysis measures. *Journal of Informetrics*, 5(4), 594-607. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2011.05.007>
- Aldieri, L., Kotsemir, M., & Vinci, C. P. (2018). The impact of research collaboration on academic performance: An empirical analysis for some European countries. *Socio-Economic Planning Sciences*, 62, 13-30. <https://doi.org/10.1016/j.seps.2017.05.003>
- Borgatti, S. P., Mehra, A., Brass, D. J., & Labianca, G. (2009). Network analysis in the social sciences. *Science*, 323(5916), 892-895. <http://doi.org/10.1126/science.1165821>.
- Burt, R. S. (1992). *Structural holes*. Social Stratification, Routledge, 659-663.
- Choi, H. & Zo, H. (2022). Network closure versus structural hole: The role of knowledge spillover networks in national innovation performance. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 69(4), 1011-1021. <https://doi.org/10.1109/TEM.2020.2972347>
- Coleman, J. S. (1988). Social capital in the creation of human capital. *American Journal of Sociology*, 94, S95-S120. <https://doi.org/10.1086/228943>
- Defazio, D., Lockett, A., & Wright, M. (2009). Funding incentives, collaborative dynamics and scientific productivity: Evidence from the EU framework program. *Research Policy*, 38(2), 293-305. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2008.11.008>
- Duffett, M., Brouwers, M., Meade, M. O., Xu, G. M., & Cook, D. J. (2020). Research collaboration in pediatric critical care randomized controlled trials: A social network analysis of coauthorship. *Pediatric Critical Care Medicine*, 21(1), 12-20. <http://doi.org/10.1097/PCC.0000000000002120>
- González-Alcaide, G., Park, J., Huamani, C., Belinchon, I., & Ramos, J. M. (2015). Evolution of cooperation patterns in psoriasis research: Co-authorship network analysis of papers in Medline (1942-2013). *PLoS ONE*, 10(12), e0144837. <http://doi.org/10.1371/journal.pone.0144837>
- Gore, J. C. (2020). Artificial intelligence in medical imaging. *Magnetic Resonance Imaging*, 68, A1-A4. <https://doi.org/10.1016/j.mri.2019.12.006>
- Guan, J., Yan, Y., & Zhang, J. J. (2017). The impact of collaboration and knowledge networks

- on citations. *Journal of Informetrics*, 11(2), 407-422. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.02.007>
- Hall, K. L., Vogel, A. L., Huang, G. C., Serrano, K. J., Rice, E. L., Tsakraklides, S. P., & Fiore, S. M. (2018). The science of team science: A review of the empirical evidence and research gaps on collaboration in science. *American Psychologist*, 73(4), 532-548. <https://psycnet.apa.org/doi/10.1037/amp0000319>
- He, Z. -L., Geng, X. -S., & Campbell-Hunt, C. (2009). Research collaboration and research output: A longitudinal study of 65 biomedical scientists in a New Zealand university. *Research Policy*, 38(2), 306-317. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2008.11.011>
- Huang, J., Shlobin, N. A., Lam, S. K., & DeCuyper, M. (2022). Artificial intelligence applications in pediatric brain tumor imaging: A systematic review. *World Neurosurgery*, 157, 99-105. <https://doi.org/10.1016/j.wneu.2021.10.068>
- Jones, B. F., Wuchty, S., & Uzzi, B. (2008). Multi-university research teams: Shifting impact, geography, and stratification in science. *Science*, 322(5905), 1259-1262. <https://doi.org/10.1126/science.1158357>
- Katz, J. S. & Hicks, D. (1997). How much is a collaboration worth? A calibrated bibliometric model. *Scientometrics*, 40, 541-554. <https://doi.org/10.1007/BF02459299>
- Katz, J. S. & Martin, B. R. (1997). What is research collaboration?. *Research Policy*, 26(1), 1-18. [https://doi.org/10.1016/S0048-7333\(96\)00917-1](https://doi.org/10.1016/S0048-7333(96)00917-1)
- Khalifa, M. & Albadawy, M. (2024). AI in diagnostic imaging: Revolutionising accuracy and efficiency. *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*, 100146. <https://doi.org/10.1016/j.cmpbup.2024.100146>
- Kulkarni, S., Seneviratne, N., Baig, M. S., & Khan, A. H. A. (2020). Artificial intelligence in medicine: Where are we now?. *Academic Radiology*, 27(1), 62-70. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2019.10.001>
- Kumar, S. (2015). Co-authorship networks: a review of the literature. *Aslib Journal of Information Management*, 67(1), 55-73. <https://doi.org/10.1108/AJIM-09-2014-0116>
- Kuo, R. Y. L., Harrison, C., Curran, T. A., Jones, B., Freethy, A., Cussons, D., Stewart, M., Collins, G. S., & Furniss, D. (2022). Artificial Intelligence in Fracture Detection: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Radiology*, 304(1), 50-62. <https://doi.org/10.1148/radiol.211785>
- Larivière, V., Gingras, Y., Sugimoto, C. R., & Tsou, A. (2015). Team size matters: Collaboration and scientific impact since 1900. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 66(7), 1323-1332. <https://doi.org/10.1002/asi.23266>
- Lee, D. H., Seo, I. W., Choe, H. C., & Kim, H. D. (2012). Collaboration network patterns and

- research performance: The case of Korean public research institutions. *Scientometrics*, 91, 925-942. <https://doi.org/10.1007/s11192-011-0602-8>.
- Lee, S. & Bozeman, B. (2005). The impact of research collaboration on scientific productivity. *Social Studies of Science*, 35(5), 673-702. <https://doi.org/10.1177/0306312705052359>
- Li, E. Y., Liao, C. H., & Yen, H. R. (2013). Co-authorship networks and research impact: A social capital perspective. *Research Policy*, 42(9), 1515-1530. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2013.06.012>
- McKinney, S. M., Sieniek, M., Godbole, V., Godwin, J., Antropova, N., Ashrafiyan, H., Back, T., Chesus, M., Corrado, G. S., Darzi, A., Etemadi, M., Garcia-Vicente, F., Gilbert, F. J., Halling-Brown, M., Hassabis, D., Jansen, S., Karthikesalingam, A., Kelly, C. J., King, D., Ledsam, J. R., Melnick, D., Mostofi, H., Peng, L., Reicher, J. J., Romera-Paredes, B., Sidebottom, R., Suleyman, M., Tse, D., Young, K.C., De Fauw J., & Shetty, S. (2020). International evaluation of an AI system for breast cancer screening. *Nature*, 577(7788), 89-94. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1799-6>
- Molontay, R. & Nagy, M. (2019). Two decades of network science: As seen through the co-authorship network of network scientists. In Proceedings of the 2019 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining, 578-583. <https://doi.org/10.1145/3341161.3343685>
- Morgan, K. (2004). The exaggerated death of geography: Learning, proximity and territorial innovation systems. *Journal of Economic Geography*, 4(1), 3-21. <https://doi.org/10.1093/jeg/4.1.3>
- Nahapiet, J. & Ghoshal, S. (1998). Social capital, intellectual capital, and the organizational advantage. *Academy of Management Review*, 23(2), 242-266. <https://doi.org/10.5465/amr.1998.533225>
- Newman, M. E. (2001). The structure of scientific collaboration networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 98(2), 404-409. <https://doi.org/10.1073/pnas.98.2.404>
- Padula, G. (2008). Enhancing the innovation performance of firms by balancing cohesiveness and bridging ties. *Long Range Planning*, 41(4), 395-419. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2008.01.004>
- Porac, J. F., Wade, J. B., Fischer, H. M., Brown, J., Kanfer, A., & Bowker, G. (2004). Human capital heterogeneity, collaborative relationships, and publication patterns in a multidisciplinary scientific alliance: A comparative case study of two scientific teams. *Research Policy*, 33(4), 661-678. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2004.01.007>

- Portes, A. (1998). Social capital: Its origins and applications in modern sociology. *Annual Review of Sociology*, 24(1), 1-24.
- Rigby, J. & Edler, J. (2005). Peering inside research networks: Some observations on the effect of the intensity of collaboration on the variability of research quality. *Research Policy*, 34(6), 784-794. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2005.02.004>
- Sooryamoorthy, R. (2009). Do types of collaboration change citation? Collaboration and citation patterns of South African science publications. *Scientometrics*, 81(1), 177-193. <https://doi.org/10.1007/s11192-009-2126-z>
- Tan, J., Zhang, H., & Wang, L. (2015). Network closure or structural hole? The conditioning effects of network-level social capital on innovation performance. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 39(5), 1189-1212. <https://doi.org/10.1111/etap.12102>
- Uzzi, B., Mukherjee, S., Stringer, M., & Jones, B. (2013). Atypical combinations and scientific impact. *Science*, 342(6157), 468-472. <https://doi.org/10.1126/science.1240474>
- Van Duijn, M. A. & Huisman, M. (2011). Statistical Models for Ties and Actors. *The Sage Handbook of Social Network Analysis*. London: Sage, 459-483.
- Vinayak, Raghuvanshi, A., & Kshitij, A. (2023). Signatures of capacity development through research collaborations in artificial intelligence and machine learning. *Journal of Informetrics*, 17(1), 101358. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2022.101358>
- Wang, C., Rodan, S., Fruin, M., & Xu, X. (2014). Knowledge networks, collaboration networks, and exploratory innovation. *Academy of Management Journal*, 57(2), 484-514. <https://doi.org/10.5465/amj.2011.0917>

• 국문 참고문헌에 대한 영문 표기
(English translation of references written in Korean)

- Ahn, Jae-Gwang & Kim, Jin-Han (2018). The effect of network closure and structural hole in technological knowledge exchange on radical innovation. *Journal of Digital Convergence*, 16(4), 95-105. <https://doi.org/10.14400/JDC.2018.16.4.095>
- Chung, Taewon, Chung, Dongsub, & Kim, JeongHeum (2014). A study on the relationship between cooperation network and publication performance of Korean government-funded research institutes through collaborative paper status. *Journal of Korea Technology Innovation Society*, 17(1), 242-263.
- Hong, Jun-Yong, Park, Sang-Hyun, & Jung, Young-Jin (2020). Artificial intelligence based medical

- imaging: An Overview. *Journal of Radiological Science and Technology*, 43(3), 195-208.
- Kim, Somin, Lee, Hyekyung, & Kim, Jeongheum (2020). The effects of network closure and structural holes on the efficiency of a cooperation network: The case of Korean government-funded research institutes. *Journal of Korea Technology Innovation Society*, 23(6), 1222-1239. <https://doi.org/10.35978/jktis.2020.12.23.6.1222>
- Kwahk, Kee-Young (2017). *Social Network Analysis*. Seoul: Chungram.
- Lee, Jae Yun (2023). A study on scholarly communication trends in Korean library and information science studies through author group analysis. *Journal of the Korean Society for Library and Information Science*, 57(2), 409-434. <http://doi.org/10.4275/KSLIS.2023.57.2.409>