

키워드 네트워크 분석을 통한 문헌정보학 분야 생성형 AI에 관한 연구 동향 분석*

An Analysis of Research Trends on Generative AI in Library and Information Science through Keyword Network Analysis

김 후 정 (Hoo jeong Kim)**

김 성 희 (Seonghee Kim)***

초 록

본 연구는 문헌정보학 분야에서 생성형 AI에 관한 연구 동향을 파악하기 위해 키워드 네트워크 분석 기반의 계량 서지학적 분석을 수행하였다. Web of Science 데이터베이스에서 '생성형 AI'를 주제로 한 논문을 수집한 후 단어 빈도분석, TF-IDF 분석을 하고 중심성 지표를 적용하여 주요 키워드를 도출하였다. 이어서 구조적 등위성 개념에 기반한 CONCOR 알고리즘을 활용하여 유사한 의미 구조를 지닌 블록을 생성하고, 각 블록의 주제적 특성을 분석하였다. 분석 결과 첫째, 문헌정보학 분야에서 생성형 AI에 대한 활용 및 교육이 가장 보편적으로 사용되는 동시에 가장 영향력 있는 주제 영역으로 나타났다. 둘째, GPT에 RAG 기술 등을 적용한 검색 및 응답 생성, 의사결정 지원 등의 주제 영역, 교육 및 의료 분야와의 융합에 관련된 주제 영역으로 연구가 확장되고 있는 것으로 나타났다.

ABSTRACT

This study conducted a bibliometric analysis based on keyword network analysis to identify research trends on generative AI in the field of library and information science. After collecting articles on the topic of "generative AI" from the Web of Science database, word frequency analysis and TF-IDF analysis were performed. Centrality measures were also applied to extract key keywords. In addition, the CONCOR algorithm, based on the concept of structural equivalence, was used to create blocks with similar semantic structures, and the thematic characteristics of each block were analyzed. The results of the analysis are as follows: First, the application and education of generative AI were found to be the most commonly used and influential subject areas in the field of library and information science. Second, The research was shown to be expanding into areas such as response generation using RAG technology applied to GPT, decision support systems, and convergence with domains such as education and healthcare.

키워드: 생성형 인공지능, 서지분석, 중심성 분석, 구조적 등위성, CONCOR 분석

Generative Artificial Intelligence, Bibliometric Analysis, Centrality Measures, Structural Equivalence, CONCOR Analysis

* 이 논문은 2025년도 중앙대학교 CAU GRS 지원에 의하여 작성되었음.

** 중앙대학교 일반대학원 문헌정보학과 석사과정 (letterssss@cau.ac.kr) (제1저자)

*** 중앙대학교 사회과학대학 문헌정보학과 교수 (seonghee@cau.ac.kr) (교신저자)

논문접수일자 : 2025년 8월 22일 논문심사일자 : 2025년 8월 26일 게재확정일자 : 2025년 8월 28일
한국비블리아학회지, 36(3): 227-245, 2025. <http://dx.doi.org/10.14699/kbiblia.2025.36.3.227>

※ Copyright © 2025 Korean Biblia Society for Library and Information Science

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. 서론

생성형 AI(생성형 인공지능, Generative AI)는 대량의 데이터로부터 학습한 확률분포를 기반으로 새로운 텍스트, 이미지, 오디오 등의 콘텐츠를 만들어내는 인공지능 기술로, 2010년대 중반 제안된 생성적 적대 신경망(GAN)이 이미지 생성 분야에서 현실성 높은 데이터를 창출하며 생성 모델 연구의 기틀을 마련하였다(Goodfellow et al., 2014). 이후 트랜스포머(transformer) 구조에 기반한 초거대 언어모델 GPT 시리즈가 방대한 언어 데이터로부터 사람과 유사한 자연어 문장 생성에 성공하여 생성형 AI 발전을 견인하였다. 아울러 확산 모델(diffusion model)의 도입으로 고품질의 이미지 합성이 가능해지면서 생성 AI 기술의 응용 범위가 텍스트에서 이미지·영상 등 멀티모달 분야로까지 확대되었다(Ho et al., 2020).

생성형 AI의 대표적인 예시로는 GPT 계열이 있다. 2022년 11월 공개된 Open AI의 인공지능 서비스인 ChatGPT는 불과 2개월 만에 1억 명의 사용자를 모으며 전 세계의 이목을 집중시키고 있다(한국과학기술기획평가원(KISTEP), 2023). GPT 모델은 거대한 데이터 세트를 활용한 사전 학습(Pre-training)과 적절한 미세 조정(Fine-tuning)을 통해 높은 수준의 자연어 생성 능력을 보여준다. 생성형 AI의 비약적인 발전을 이끈 주요 동력 중 하나는 이런 대규모 언어모델의 진화이다. GPT-3, GPT-4, GPT-5와 같은 초거대 모델들은 파라미터 수와 학습 데이터의 확장을 통해 이전 세대 모델과 구분될 정도로 뛰어난 텍스트 이해력과 생성 능력

을 확보했다. 이러한 대규모 언어 모델(LLM)들은 문제 해결 능력이 향상되었으며, 번역, 요약, 글쓰기 지원, 교육용 챗봇 등 다양한 분야에서 폭넓게 활용되고 있다.

이처럼 생성형 AI 기술의 비약적 발전에 힘입어 최근 국내외 관련 연구가 폭발적으로 증가하여 2018년 이후 전 세계적으로 5만 편이 넘는 관련 논문이 발표되었고(KISTEP, 2023), 그 활용 분야도 대화형 챗봇, 예술 창작, 의료 진단 지원, 교육 콘텐츠 생성 등 다양한 영역으로 퍼지고 있다. 지식과 정보를 생성하는 인공지능의 등장으로 이른바 인공지능의 시대가 등장하였으며 AI 기술의 발전은 인간 능력의 상당 부분을 대체할 것으로 예상된다. 특히 육체노동과 단순 사무노동을 주로 대체해온 과거 기술과 달리 인공지능 기술은 인간만이 할 수 있는 고도의 인지적 노동까지도 대체할 것으로 관측되고 있다(반가운 외, 2021). 이에 따라 문헌정보학 분야에서도 AI와 관련된 연구 주제들은 유망 연구 주제로써 긍정적인 평가를 받고 있다(구본진, 장덕현, 2023).

따라서, 본 연구에서는 문헌정보학 분야의 생성형 AI에 관한 연구 동향을 계량적 분석을 통해 살펴보았다. 구체적으로 Web of Science에서 문헌정보학 분야의 생성형 AI에 관한 논문을 수집 후 주요 키워드를 파악하기 위하여 단어 빈도분석 및 중심성 분석을 수행하였다. 이어서, 세부 주제 영역을 살펴보기 위하여 대표적인 구조적 등위성 분석 기법 중 CONCOR(Convergence of Iteration Correlation) 분석을 수행하였다.

2. 이론적 배경

2.1 생성형 AI

생성형 AI란 주어진 훈련 데이터의 패턴을 학습하여 텍스트, 이미지, 오디오 등 새로운 콘텐츠를 자동으로 생성하는 인공지능 기술을 말한다. 생성형 AI의 기술 발전은 주로 딥러닝 기반 생성 모델 연구로부터 시작되었다. 2014년에 제안된 적대적 생성 모형(Generative Adversarial Network, GAN)은 서로 경쟁하는 생성자와 판별자를 통해 실제와 구분하기 어려운 이미지를 창출하는 혁신을 보여주었다(Goodfellow et al., 2014). 이어 대규모 언어 모델(Large Language Model, LLM)이 등장했는데, 특히 2017년 제안된 트랜스포머 구조를 기반으로 한 언어모델의 경우 모델의 크기를 기하급수적으로 확장하며 성능이 크게 향상했다(Vaswani et al., 2017). 한편, 이미지 생성 분야에서는 확산 모델(Diffusion model)이 부상하여 고해상도 이미지를 안정적으로 생성하는 기술이 발전하였고, 2022년 공개된 스테이블 디퓨전(Stable Diffusion)은 이러한 확산모델을 활용하여 텍스트 생성에서 이미지 생성 방식으로 큰 반향을 일으켰다(Ho et al., 2020). 이처럼 적대적 생성 모형(GAN), 대규모 언어 모델(LLM), 확산 모델로 대표되는 생성형 AI 기술의 발전은 텍스트에서 영상까지 다양한 데이터 생성에 있어 비약적인 성능 향상을 이루었다.

문헌정보학 분야에서도 생성형 AI에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. Lund와 Wang(2023)은 생성형 AI의 대표주자인 ChatGPT의 기술을 소개하고 학술계와 도서관에 미칠 영

향을 토론했다. 이들은 GPT 계열 언어모델이 도서관의 검색, 참고 정보서비스, 목록 및 메타데이터 작성, 콘텐츠 생성 등 다양한 업무에 도움을 줄 수 있다고 주장하였다. 또한, 이 연구에서는 프라이버시와 편향 문제 같은 윤리적 고려사항도 함께 제시했다.

Stepanov et al.(2023)은 과학 논문의 초록이 없는 경우 ChatGPT로 초록을 작성해 본 결과 응답자의 74.4 %는 ChatGPT가 생성한 초록이 유익하다고 평가하였다. 이 같은 결과는 생성형 AI가 문헌 내용을 요약·정리해 자동 생성할 잠재력이 높음을 시사한다.

Panda와 Kaur(2023)는 ChatGPT를 참고 서비스에 활용할 가능성에 관하여 연구 한 결과 대화형 AI가 기존 규칙 기반 챗봇보다 풍부하고 유연한 응답을 제공해 이용자 만족도를 높일 수 있음을 제시하였다. 또는 이 연구에 의하면, 대규모 언어 모델은 문헌 내용을 분석하여 주제어를 자동 생성하거나 적합한 분류 기호를 제안함으로써 색인 업무를 보조할 수 있다고 밝혔다. 한편, Lappalainen와 Narayanan(2023)은 실제 도서관에서 ChatGPT API 기반 챗봇을 구축한 사례 연구를 기술 구현과 운영상의 과제로 구분하여 기술하였다.

국내에서도 문헌정보학 분야에서 생성형 AI에 관한 연구가 다수 진행되었다. 이정미(2023)는 ChatGPT와 같은 대규모 언어 모델의 기술적 특징을 정리하고, 이러한 생성형 AI의 시대에서 도서관이 이용자 데이터 리터러시 교육을 어떻게 구성해야 하는지 방향을 제시하였다. 그리고 이를 통해 이용자가 생성형 AI 기반 서비스를 활용하는 경우 어떤 데이터 리터러시 요소를 요구하는지 도출하였다. 또한 생성형

AI 기술이 정보 활용에 미칠 영향이 크므로, 도서관 서비스의 장단점과 문제점을 선제적으로 고민하여 이용자 교육에 반영해야 함을 강조하였다. 김선옥 외(2023)는 ChatGPT를 통해 더블린 코어 메타데이터를 생성하고 그 품질을 평가하였다. 이를 통해 ChatGPT의 한국어 메타데이터 생성 능력과 한계를 발견하였으며, 특히 한국어 자료에서는 영어 위주로 학습된 모델의 한계로 인해 일부 요소에서 오류가 발생함을 지적하였다. 강지혜(2023)는 문헌정보학 수업에 생성형 AI를 도입한 교육 실험을 보고하여, 학생들이 생성형 AI 활용에 느끼는 효과와 우려 점을 분석했다. 김성희와 이승민(2024)은 사서 165명을 대상으로 한 설문조사를 진행하였다고, 생성형 AI의 개인화, 상호작용성 그리고 맥락에 대한 인지적 수준이 사서의 생성형 AI 사용 의도에 긍정적 영향을 미치며, 이때 개인 혁신성과 AI 사용 경험도 중요한 요인으로 분석하였다. 이 외에도 생성형 AI 도입 및 활용에 관한 연구가 진행되었다(윤정임, 최상희, 2024).

본 연구에서는 이러한 선행 연구를 기반으로 하여 문헌정보학 분야에서 생성형 AI에 관한 연구 동향이 어떻게 진행되고 있는지를 중심성 분석과 구조적 등위성 분석을 이용하여 종합적으로 살펴보고자 한다.

2.2 중심성 분석과 구조적 등위성

중심성 분석(Centrality analysis)은 네트워크 분석에서 어떤 노드(node)가 네트워크 내에서 얼마나 중심적인 위치에 있는지를 파악하는 기법으로 특정 네트워크에서 어느 한 단어

가 갖고 있는 상대적 중요성을 수치화한 것이다. 중심성 분석의 대표적인 지표로는 연결 중심성(degree centrality), 근접 중심성(closeness centrality), 매개 중심성(betweenness centrality), 그리고 아이겐벡터 중심성(Eigenvector centrality) 등 다양하며 지표마다 고유의 특징이 있다.

연결 중심성은 가장 대표적인 중심성 지표라 할 수 있으며, 특정 노드가 다른 노드와 얼마나 많이 연결되었는지를 정량화한 지표이다. 연결 중심성이 높다는 것은 네트워크 내에서 해당 노드의 영향력이 크다는 것을 의미한다(조성용, 변기식, 2020). 연결 중심성은 특정 분야에서 자주 언급되는 주제 혹은 연구에 가장 자주 등장하는 단어를 찾고자 할 때 사용된다. 근접 중심성은 해당 노드가 다른 노드들과 얼마나 짧은 거리로 연결되어 있는지를 평가하는 지표이다(김보연, 최지영, 2021). 이 점에서 근접 중심성은 네트워크 내의 모든 노드에 쉽게 도달할 수 있는 정도를 수치화한 개념이라고 볼 수 있다. 매개 중심성은 해당 노드가 얼마만큼 매개자의 역할을 잘 해주는가에 대한 지표이다. 키워드 분석에서 매개 중심성이 높다는 것은 네트워크 내에서 정보의 흐름을 원활하게 하는데 해당 단어가 중요한 역할을 한다는 의미이다(윤민영, 정진우, 2024). 아이겐벡터 중심성은 네트워크 분석에서 각 노드의 중요도를 평가하는 대표적인 중심성 지표 중 하나로 연결 중심성뿐 아니라, 연결된 이웃 노드의 중요도까지 함께 고려하여 영향력을 측정하는 방식이다(안경민, 이영찬, 2023). 아이겐벡터 중심성은 연결된 노드의 개수뿐만 아니라 연결된 노드가 얼마나 중요한지도 함께 고려하면서 연결 중심성의 개념을 확장한 개념이다(곽기영, 2019). 아이겐

벡터 중심성은 특정 네트워크에서 가장 영향력 있고 핵심적인 노드와 연결된 노드를 찾고자 할 때 활용된다.

구조적 등위성(structural equivalence)은 네트워크 내에서 두 노드가 다른 모든 노드와 동일한 연결패턴을 가질 때(동일한 방식으로 다른 노드들과 연결되어 있을 때) 성립하는 관계를 의미한다(Lorrain & White, 1971; Wasserman & Faust, 2009). 즉, 수학적으로 인접 행렬의 행 또는 열이 동일할 때 구조적으로 등위성을 갖는다고 판단하며, 두 노드가 네트워크 내에서 이들은 유사한 기능을 수행한다고 간주한다(엄성원, 임병학, 2021). 구조적 등위성 개념을 실증적으로 파악하기 위한 대표적 방법으로 CONCOR 분석이 있다. CONCOR 분석은 복잡한 연결망에서 블록을 찾아주는 대상 간 관계 패턴 도출을 위해 상관관계를 사용하는 구조적 등위성 측정 방법으로 노드 간의 연결패턴이 유사한 것끼리 묶어주는 기법이다(성윤아, 2023). 이 기법을 활용하면 네트워크 내에서 의미 있는 노드 집단을 도출하고, 각 집단의 특성을 파악하는 데 유용하다(성윤아, 2023). 즉, CONCOR 분석은 노드 간 네트워크 구조에 대해 직관적으로 파악할 수 있게 해주며 구조적으로 유사한 역할이나 기능을 하는 집단을 도출함으로써 특정 집단의 특성을 파악하는 데 유용하다고 할 수 있다(Lee & Choi, 2020). 예를 들어 엄성원과 임병학(2021)의 연구에서는 대학생의 강의평가에 있는 학생들의 피드백을 군집화하여 교육환경, 강의방식 등 주요 주제를 구분하였다. 본 연구에서는 문헌정보학 분야에 있어서 생성형 AI의 연구 동향을 블록화하였고, 이 과정에서 CONCOR 분석을 활용하였다.

3. 연구설계

본 연구의 목적은 문헌정보학 분야에서 생성형 AI 관련 연구 동향을 분석하여 주요 키워드와 주제 영역을 확인하고, 그 규모와 상호 관계를 규명하는 데 있다. 이를 위해 Web of Science에서 수집한 생성형 AI에 관한 논문에 대하여 단어 빈도분석 및 네트워크 분석을 수행한 후 구조적 등위성을 분석하였다.

데이터에 대한 수집은 Web of Science DB를 활용하였고, 검색 기간을 2001년부터 2025년 4월 25일로 한정하여 Web of science Core Collection에 게재된 논문 데이터들을 수집하였다. 이때 검색식은 'ALL=(“generative ai” OR “gen ai” OR “gen artificial intelligence” OR “generative artificial intelligence”) AND ALL=(“library science” OR “information science” OR “library and information science” OR “information” OR “library”)'으로 설정하여 생성형 AI와 문헌정보학의 교집합에 있는 영역들을 최대한 수집하고 이를 Plain text file 양식을 통해 추출하였다. 수집 결과 문헌정보학 분야에서의 생성형 AI에 관한 논문 수는 <표 1>과 같이 2,329개가 검색되었다.

데이터 수집은 본래 제목, 초록, 저자 키워드 등을 포함하여 다양한 항목들을 수집하였으나, 초록이나 제목 등을 대상으로 분석하면 다소 평이한 결과가 나타난다는 선행 연구(김예원, 최윤정, 2023) 결과를 반영하여 연구의 핵심 주제라 생각하는 저자 키워드를 분석 대상으로 선정하였다. 따라서 추출한 저자 키워드에 한정하여 분석하되 수집된 데이터는 토큰으로 분리한 후 불용어를 제거하고, 유의미한 단어들을 추

〈표 1〉 생성형 AI 논문 수

년도	문헌정보학 분야
2025	523
2024	1,464
2023	300
2022	31
2021	9
2020	0
2019	0
2018	1
2017	0
2017년 이전	1
합계	2,329

출하였다. 구체적으로 살펴보면, Web of science Core Collection에서 수집한 논문 데이터를 텍스트를 이용하여 명사형 단어 위주로 변환 및 추출하였다. 이후 중복되는 단어들을 제거하고 시소러스를 활용하여 동의어와 유의어를 제거 및 처리하는 방식의 데이터 전처리 과정을 진행한 후 빈도분석, TF-IDF 분석을 진행하였다. 그 이후 Ucinet6을 이용하여 중심성 분석을 수행하였다. 빈도분석은 특정 텍스트 내 단어의 출현 빈도를 측정하고 이를 빈도순으로 정렬하

는 기초적인 방법론이다(이승록 외, 2024). 단어 가중치(TF-IDF) 분석은 단순 빈도(TF)와 역문헌 빈도(IDF)를 모두 고려하는 방식으로 각 문서의 단어 출현 빈도뿐만 아니라 전체 문서의 중요도까지 고려한 것이다. 이상의 데이터 분석 절차를 표로 기술하면 〈표 2〉와 같다.

데이터 전처리 및 빈도분석은 텍스트를 활용하였는데 텍스트는 네덜란드의 라이다스도르프(Leydesdorff) 교수가 자국어 텍스트 분석 도구로 개발한 전문(full text) 패키지를 한국

〈표 2〉 연구 절차

절차	분석 내용	활용 툴
텍스트 마이닝	논문 데이터 구축	텍스툼
텍스트 마이닝	관련 단어 추출 및 정제	텍스툼
텍스트 마이닝	빈도분석 및 TF-IDF 분석	텍스툼
소셜 네트워크 분석	중심성 분석	Ucinet6
소셜 네트워크 분석	CONCOR 분석	Ucinet6
종합분석	생성형 AI 연구동향	

어 분석에 맞게 변형·개선한 KrKwic 프로그램을 활용하여 개발한 데이터 분석 도구이다. 텍스트 솔루션은 한국어의 텍스트 연구에 대한 편의성을 크게 개선 시키는 것으로 평가받고 있으며(오창우, 2017), 자체적으로 지속적인 성능 개선이 이루어지고 있다.

본 연구에서는 중심성 분석을 위해 Ucinet을 사용하였다. Ucinet은 보편적으로 사회과학 방법에서 영향력 측정에 사용되는 도구로, Ucinet을 활용하여 분석하면 특정 주제의 연구 분야에서 단어의 응집력과 영향력을 쉽게 이해할 수 있어 주로 사용되어 왔다(오관석, 2009). 본 연구에서는 Ucinet의 6번째 버전인 Ucinet6 프로그램을 사용하여 네트워크 중심성을 분석하였다. 더 나아가 Netdraw를 활용하여 주요 단어의 연결 구조를 파악하고 유사한 역할을 하는 단어 간의 군집을 도출하기 위하여 CONCOR 분석을 수행하였다.

4. 연구 결과

본 연구에서는 문헌정보학 분야의 생성형 AI에 관한 논문 2,329개에 대한 저자 키워드를 대상으로 분석하였다. 빈도분석과 단어 가중치(TF-IDF) 분석을 통해 중점 연구 주제 분야를 살펴본 후, 중심성 분석을 수행하였다. 그 후 구조적 등위성 분석을 통해 연구 주제 동향을 심층적으로 분석하였다.

4.1 단어 빈도와 TF-IDF 분석

문헌정보학 분야에서 생성형 AI에 관한 논

문 2,329개의 논문을 전처리 과정을 진행한 결과, 전체 단어는 120,309개이고, 중복을 제외한 단어는 7,075개이며, 동의어 및 유의어를 제외한 고유 단어는 7,025개이다. 또한 고유 단어당 평균 출현 빈도는 17.04회이다. 단어빈도(TF)와 단어 가중치(TF-IDF)를 기준으로 상위 20개 단어를 추출한 결과는 <표 3>과 같다.

<표 3>에서와 같이 문헌정보학 분야에서 생성형 AI와 관련하여 가장 많이 출현한 단어는 'chatbot', 'datum', 'tool'로 각각 1위부터 3위까지 차지하였다. 이어서 'student', 'method', 'user', 'learning', 'use', 'healthcare', 'image' 등의 단어가 상위권에 출현함으로써 챗봇 기반 서비스, 데이터 분석 도구의 활용, 이용자, 학습 등이 문헌정보학 분야의 생성형 AI 연구의 핵심축이라는 것을 알 수 있다. 문헌정보학 분야에서 생성형 AI에 관한 TF-IDF 분석 결과에서는 'chatbot'이 1위에 고정된 가운데 'student', 'datum', 'healthcare', 'image', 'tool', 'user', 'education', 'learning', 'method' 순으로 특히 'healthcare'와 'image' 단어가 상대적으로 상위에 등장함을 할 수 있다. 이는 최근 생성형 AI의 적용 분야가 텍스트를 넘어서 이미지를 생성하고 검색하는 이미지 처리 분야와 의료 정보학 분야로 응용 영역이 확장되고 있음을 보여준다. 이어서 TF-IDF 분석한 결과, 'student', 'teacher', 'question', 'response', 'design' 등 정보서비스 및 소양 교육 영역이 비교적 상위에 포진함으로써, 빈도분석 결과로는 포착하기 어려운 하위 연구 주제 분야 추세의 변화와 특이 사항을 효과적으로 파악할 수 있었다.

특히, 단어분석과 TF-IDF 분석에서 모두 생성형 AI의 의학적 활용에 관한 단어들이 중

〈표 3〉 생성형 AI 관련 단어 빈도(TF) 및 TF-IDF 분석

문헌정보학 분야의 생성형 AI			
TF (순위)	단어	TF-IDF (순위)	단어
1	chatbot	1	chatbot
2	datum	2	student
3	tool	3	datum
4	student	4	healthcare
5	method	5	image
6	user	6	tool
7	learning	7	user
8	use	8	education
9	healthcare	9	learning
10	image	10	method
11	education	11	teacher
12	design	12	response
13	content	13	use
14	task	14	design
15	framework	15	content
16	knowledge	16	generation
17	generation	17	knowledge
18	response	18	task
19	quality	19	question
20	question	20	framework

상위권으로 등장했는데 이는, 문헌정보학 분야의 주된 응용 분야 중 하나인 의료 및 건강 정보학에서 환자 상담용 챗봇, 의료 기록 자동 요약, 원격 진료 지원 시스템 등 생성형 AI의 의학적 활용에 대한 논문들이 다수 등장했기 때문으로 해석된다.

4.2 중심성 분석

문헌정보학 분야에서 생성형 AI에 관한 논문 2,329개의 논문을 전처리 과정을 진행한 후, 상위 20개 단어를 기준으로 연결 중심성과 아이겐벡터 중심성 분석을 수행하였으며 그 결과는 〈표 4〉와 같다.

먼저, 연결 중심성은 특정 분야에서 가장 많이 등장하고 연결되는 단어는 무엇인지를 의미하며, 자주 언급되는 주제 혹은 가장 활발하게 다뤄지는 주제에 관한 단어를 알아보고자 할 때 활용된다. 〈표 4〉를 보면 연결 중심성 분석 결과, 문헌정보학 분야에서는 ‘use’, ‘method’, ‘tool’ 순위로, “도서관·정보 서비스 맥락에서의 활용(use)”이 최우선 연구 주제 축으로 확인되었다. 이어서 ‘task’, ‘framework’ ‘data’, ‘knowledge’, ‘content’, ‘education’ 순으로 나타나 업무 관련 프레임워크, 데이터 및 지식 콘텐츠, 교육 관련 단어가 상대적으로 높은 값으로 나타났다. 이와 관련된 연구로 Yan et al. (2025)는 SCOPUS 데이터베이스에 수록된 문

〈표 4〉 연결 중심성

문헌정보학 분야의 생성형 AI					
순위	단어	연결 중심성	순위	단어	아이겐벡터 중심성
1	use	0.994	1	use	0.329
2	method	0.974	2	method	0.321
3	tool	0.868	3	tool	0.293
4	learning	0.756	4	learning	0.26
5	task	0.749	5	task	0.26
6	framework	0.742	6	framework	0.259
7	datum	0.663	7	datum	0.232
8	knowledge	0.661	8	knowledge	0.231
9	content	0.658	9	content	0.227
10	education	0.653	10	education	0.223
11	generation	0.633	11	generation	0.219
12	question	0.59	12	user	0.205
13	user	0.587	13	design	0.202
14	design	0.57	14	question	0.2
15	teacher	0.459	15	teacher	0.162
16	student	0.444	16	student	0.156
17	response	0.438	17	response	0.151
18	chatbot	0.432	18	chatbot	0.15
19	healthcare	0.312	19	healthcare	0.113
20	image	0.306	20	image	0.111

헌정보학 분야의 생성형 인공지능에 관한 논문을 대상으로, CiteSpace와 SciVal 소프트웨어를 활용하여 논문의 출판 현황, 주요 연구자, 학술지, 주요 단어 등을 시각적으로 분석하였다. 그 결과, 생성형 인공지능은 주로 정보서비스, 정보에 대한 교육, 스마트도서관 분야에 적용되고 있음을 확인하였다. 이런 중심성 분석 결과는 문헌정보학 분야의 경우 서비스 활용과 챗봇 이용 및 교육 등의 단어 들을 중심축으로 하는 연구 네트워크를 형성하고 있음을 정량적으로 알 수 있다.

아이겐벡터 중심성은 특정 네트워크에서 가장 영향력 있고 핵심적인 노드와 연결된 노드를 찾고자 할 때 활용된다. 〈표 4〉를 보면, 아이겐

벡터 중심성 결과, 문헌정보학 분야에서 ‘use’, ‘method’, ‘tool’ 단어가 문헌정보학 분야의 다양한 연구 주제들과 연결되는 영향력 있고 핵심적인 단어인 점을 알 수 있다. 이는 생성형 AI를 기반으로 한 정보서비스 및 도서관 서비스 제공으로 대표되는 도서관 서비스의 변화 및 이용에 관한 연구 분야가 문헌정보학 분야의 생성형 AI라는 연구 영역에서 주도적인 영향을 이끈다고 볼 수 있는 부분이다. 그리고 연결 중심성과 아이겐벡터 중심성 분석 결과 전반적으로 매우 유사한 결과를 나타내는 것으로 보아, 많이 언급되는 연구 주제일수록 가장 영향력 있고 가장 핵심적인 주제로 여겨진다고 볼 수 있다.

4.3 CONCOR 분석

문헌정보학 분야에서 생성형 AI에 관한 논문 2,329개의 논문을 전처리 과정을 진행한 후,

문헌정보학 분야의 생성형 AI에 관한 코사인 (cosine) 분석 결과를 기준으로 상위 50개 단어에 대해 CONCOR 분석을 시행한 결과 <표 5>, <표 6>, <표 7>과 같다.

<표 5> 문헌정보학 분야 생성형 AI 블록 특성

블록(block)	단어	특징
①	chatbot, student, article, level, teacher, tool, use, education, design, practice	챗봇 기반 교육 설계 · 실행
②	participant, group, intention	이용자 이용 의도 분석
③	care, management, patient, healthcare	의료적 활용
④	question, response, risk, review	질의응답 위험 관리 · 검토
⑤	method, generation, learning, accuracy, domain, framework, datum, work, training, task, evaluation, time, quality, technique	데이터 및 모델 학습 · 평가
⑥	network, image, text, dataset, media	멀티모달 네트워크 · 미디어 분석
⑦	service, content, search, user	이용자 중심 콘텐츠 검색 서비스
⑧	knowledge, field, gpt, retrieval, decision, potential	GPT 기반 검색을 통한 의사결정 도움 및 지원

<표 6> 문헌정보학 생성형 AI 주제 분야의 밀도 행렬

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	0.02	0.018	0.026	0.035	0.016	0.023	0.034
2	0.02	1	0.011	0.012	0.018	0.009	0.013	0.014
3	0.018	0.011	1	0.02	0.023	0.008	0.012	0.026
4	0.026	0.012	0.02	1	0.028	0.014	0.019	0.03
5	0.035	0.018	0.023	0.028	1	0.036	0.029	0.047
6	0.016	0.009	0.008	0.014	0.036	1	0.018	0.024
7	0.023	0.013	0.012	0.019	0.029	0.018	1	0.026
8	0.034	0.014	0.026	0.03	0.047	0.024	0.026	1

<표 7> 문헌정보학 생성형 AI 주제 분야의 이미지 행렬

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	0	0	1	1	0	0	1
2	0	1	0	0	0	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0	0	1
4	1	0	0	1	1	0	0	1
5	1	0	0	1	1	1	1	1
6	0	0	0	0	1	1	0	1
7	0	0	0	0	1	0	1	1
8	1	0	1	1	1	1	1	1

먼저, 문헌정보학 분야 생성형 AI에 관한 세부 연구 영역을 구조적 등위성을 이용하여 살펴본 결과 <표 5>와 같다. 이때 평균 밀도는 0.022이다. 각 세부 연구 영역이라고 볼 수 있는 블록별 특징을 살펴보면 <표 5>에 나타난 바와 같이 블록은 총 8개로 구성되어 있다. 블록 ①은 'chatbot', 'student', 'teacher', 'education', 'design', 'practice' 단어로 구성되어 있으며, 주로 생성형 AI가 교육이나 학습에 활용되는 영역이라고 볼 수 있다. 선행 연구에서도 생성형 AI를 활용한 다양한 연구가 진행되었음이 확인된다. 블록 ②는 'participant', 'group', 'intention' 단어로 구성되어 있으며, 생성형 AI 이용자 및 이용 의도와 관련된 연구 주제를 다룬다. 이 부분과 관련된 연구의 예로 김성희와 이승민(2024)은 생성형 AI의 기술적 특성과 사서의 개인적 특성이 생성형 AI 사용 의도에 영향을 미치는 요인에 관해 연구하였다. 블록 ③은 'care', 'management', 'patient', 'healthcare' 단어로 구성되어 있으며, 생성형 AI의 의료적 활용에 관한 연구 영역이다. 관련 연구로 Laymouna et al.(2024)은 의료 분야 챗봇 활용의 장단점을 분석하였다. 블록 ④는 'question', 'response', 'risk', 'review' 단어로 구성되어 있으며, 질의응답 시스템의 위험 관리 및 검토와 관련된 연구 영역이다. 예를 들어, Choi et al.(2024)은 GenAI 생성 정보에 대한 신뢰성을 대학생을 대상으로 인터뷰하여 평가하였다. 블록 ⑤는 'method', 'generation', 'learning', 'accuracy', 'domain', 'framework', 'datum', 'work', 'training', 'task', 'evaluation', 'time', 'quality', 'technique' 단어로 구성되어 있으며, 대규모 데이터 기반 모델 학습과 평가에 관한 연구 영역이다. Jahani et al.(2024)의 연구가

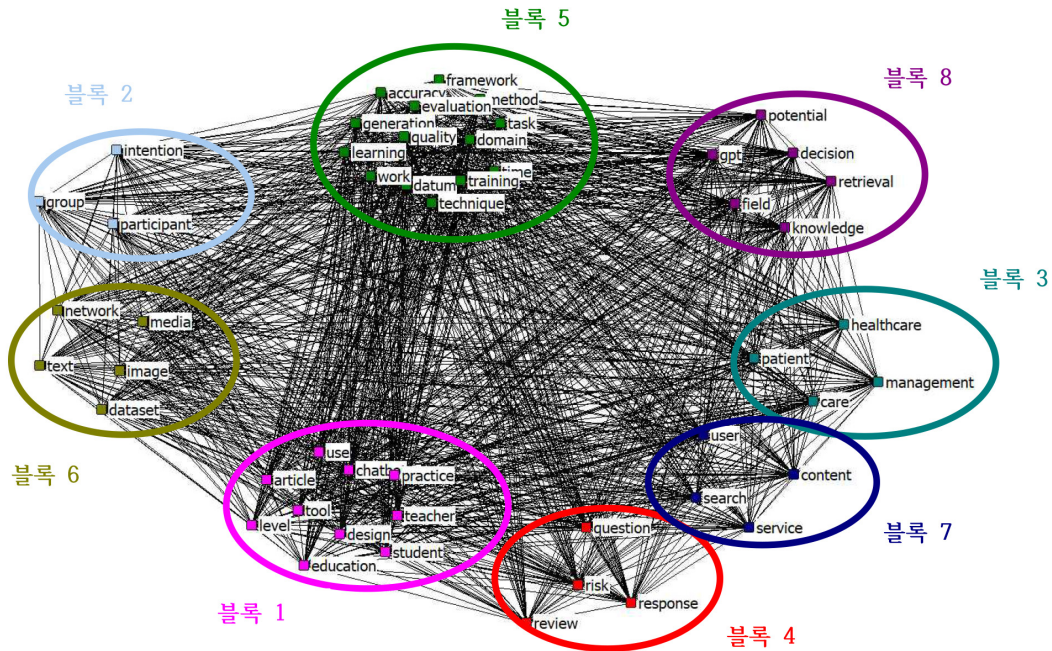
이에 해당한다. 블록 ⑥은 'network', 'image', 'text', 'dataset', 'media' 단어로 구성되어 있으며, 다양한 정보 유형 및 멀티모달 데이터를 활용한 연구 영역이다. 앞으로는 학술 콘텐츠 검색, 추천, 정보서비스 등 문헌정보학 분야에서도 텍스트뿐만 아니라 다양한 유형의 데이터를 결합한 멀티모달 응용서비스가 증가할 것으로 예상된다. 블록 ⑦은 'service', 'content', 'search', 'user' 단어로 구성된 정보 서비스 관련 연구 영역이다. 이는 생성형 AI를 활용한 이용자 맞춤형 서비스 및 추천 서비스 등을 포함한다. Wani와 Astunkar(2024)는 ChatGPT를 자료 추천 서비스, 연구 지원 서비스, 참고 서비스 등 도서관 서비스에 적용할 수 있다고 제안하였다. 마지막으로, 블록 ⑧은 'knowledge', 'field', 'gpt', 'retrieval', 'decision', 'potential' 단어로 구성되어 있으며, GPT 기반 지식 검색과 의사결정 지원에 관한 연구 영역이다. 특히 최근에는 외부 학술 데이터베이스에서 검색한 정보를 기반으로 응답을 생성하는 RAG 모델을 도입한 연구가 증가하고 있다(이은빈, 배호, 2024). 이상과 같이 문헌정보학 분야에서 생성형 AI에 관한 연구 영역을 분석한 결과 총 8개의 세부 영역으로 이루어짐을 알 수 있다. <표 6>과 <표 7>은 밀도 및 이미지 매트릭스 분석에 관한 내용으로 블록 사이의 관계를 시각적으로 표현하여, 어떤 블록들이 서로 밀접하게 연결되어 있는지, 또는 분리되어 있는지를 한눈에 볼 수 있게 해준다. 이를 통해 연구 분야 내의 구조적 특징 및 연구 주제 간의 관계 등을 명확하게 이해할 수 있다. <표 6>은 문헌정보학 분야에서의 생성형 AI에 관한 50개 단어에 대한 밀도 행렬(density matrix)로 총 8개의 블록으로 구성되

있으며 <표 7>은 전체 네트워크 밀도의 평균값을 기준으로 기준값보다 작으면 '0', 크면 '1'로 표시한 이미지 행렬(image matrix)로 변환한 것이다. <표 6>과 <표 7>에서 보듯이 블록 ①은 블록 ④, ⑤, ⑧과 관련이 있는 것으로 나타났다. 블록 ②는 어떤 블록과도 연결되지 않았으며 블록 ③은 ⑧과만 관련이 있는 것으로 나타났다. 블록 ④는 블록 ①, ⑤, ⑧과 관련이 있는 것으로 나타났으며 블록 ⑤는 ①, ④, ⑥, ⑦, ⑧과 관련이 있고 블록 ⑥과 ⑦은 각각 블록 ⑤, ⑧과 관련이 있는 것으로 나타났다. 블록 ⑧은 블록 ①, ③, ④, ⑤, ⑥, ⑦과 관련이 있는 분야로 나타났다. 이러한 밀도 행렬을 통해 살펴본 결과 평균 밀도 값 이상의 밀도를 가진 블록 중 가장 관련이 있는 주제 분야로 블록 ⑤와 블록 ⑧이 밀도 0.047로 가장 높게 나타났다. 앞서 기술한 것처럼 블록 ⑤는 대규모 언어 모델 학습과 평가에 관한 연구 영역이고 블록 ⑧은 GPT가 검색 후 응답을 생성하고 의사결정을 지원하는 주제 분야 영역이다. 이는 Jahani et al.(2024)의 연구처럼 블록 ⑤와 블록 ⑧이 '생성형 AI 언어모델과 성능 검증'이라는 공통된 연구 목표 아래 긴밀히 상호 연결되기 때문으로 보인다. 블록 ⑤에서는 평가지표, 학습 기법을 통해 모델의 정확도와 품질을 체계적으로 검증하는 연구 주제이며, 블록 ⑧에서는 이러한 검증 결과를 바탕으로 GPT 모델이 검색·의사결정을 지원하는 주제 분야 영역이다. 이런 과정에서, 데이터 학습 기법, 데이터 품질에 관한 부분들이 중요한 요소로 관계가 높은 것으로 볼 수 있다. 이때 블록 ⑧은 블록 ⑤에 비해 중심으로 블록 ①, ③, ④, ⑤, ⑥, ⑦이 연결된 것을 볼 때, 블록 ⑧이 네트워크의 중요한 허브

이고 생태계 전반을 매개함을 알 수 있다. 또한, 블록 ⑤는 평가지표와 학습 기법을 적용해 대규모 데이터 기반 모델의 정확도와 품질을 체계적으로 검증하는 분야이며, 블록 ⑥은 텍스트·이미지·네트워크 분석을 통합 처리함으로써 멀티모달 미디어 간 상호 관계를 심층적으로 탐구하는 영역인데, 블록 ⑤와 블록 ⑥도 연결 강도가 높게 나타났다. 이는 멀티모달 분석에 필요한 고품질 데이터 준비와 평가에 관한 내용은 블록 ⑤의 연구 결과를 직접 활용하기 때문이다. 또한 반대로 네트워크·미디어 분석 과정에서 드러난 데이터 편향이나 등 품질 문제는 블록 ⑤의 평가지표와 학습 기법 개선에 대한 영역에 다시 영향을 주기 때문에, 상호 관계가 높게 나타날 수 있다고 생각한다. 반면 블록 ②, ③, ④, ⑦은 0.008~0.023 수준의 낮은 밀도로 허브 축과 느슨히 연결된 채 다른 주제 영역과는 다소 고립된 독립 연구 영역으로 자리매김하고 있다.

이상의 분석 내용을 Ucinet6의 Netdraw를 활용하여 시각화하면 <그림 1>과 같다.

<그림 1>은 <표 8>의 문헌정보학 분야 생성형 AI 블록 특성을 시각화한 것이다. 블록 ①은 챗봇을 중심으로 생성형 AI를 교육이나 학습에 활용하는 연구 영역이다. 블록 ②는 생성형 AI에 대한 참여자의 이용 의도와 관련된 연구 영역이다. 블록 ③은 생성형 AI의 의료적 활용에 관한 연구 영역이며, 블록 ④는 생성형 AI의 질의응답 시스템 전반에 관한 연구 영역이다. 블록 ⑤는 생성형 AI 모델을 구축하고 학습·평가하는 연구 영역이며, 블록 ⑥은 멀티모달 데이터를 기반으로 연구 영역이다. 블록 ⑦은 생성형 AI를 활용하여 이용자 맞춤형



〈그림 1〉 CONCOR 분석 결과

서비스와 콘텐츠를 제공하는 시스템 관련 연구 영역이며, 마지막으로 블록 ⑧은 대표적인 대규모 언어모델인 GPT를 기반으로 지식 및 정보를 검색하고, 이를 기반으로 응답을 생성하며 의사결정을 지원하는 연구 영역이다.

5. 논의 및 결론

본 연구는 2018년부터 2025년까지 Web of Science에 등재된 문헌정보학 분야의 생성형 AI 관련 논문 2,329편을 대상으로 텍스트 마이닝과 네트워크 분석을 수행하여 연구 분야의 구조와 발전 양상을 파악하였다. 이를 위해 빈도 분석, TF-IDF 분석, 중심성 분석, CONCOR 분석을 하였다. 주요 결과는 다음과 같다.

첫째, 빈도 분석 및 TF-IDF 분석 결과, 'chatbot', 'datum', 'tool', 'method', 'learning' 등의 단어가 상위에 나타나면서 높은 빈도와 연결 중심성을 보였다. 이는 챗봇과 데이터 분석을 중심으로 한 교육 분야가 문헌정보학 내 생성형 AI 연구의 주요 축임을 시사한다. 특히 TF-IDF 분석에서는 'chatbot'이 1위로 고정된 가운데 'student', 'datum', 'healthcare', 'image', 'tool', 'user', 'education', 'learning', 'method' 등이 순차적으로 상위에 도출되었다. 그중 'healthcare'와 'image'도 상대적으로 높은 순위를 차지하였는데, 이를 통해 최근 생성형 AI의 적용 분야가 확장되고 있음을 알 수 있다.

둘째, 중심성 분석에서는 연결 중심성의 경우 'use', 'method', 'tool'이 주요 허브 단어로 나타났다. 이는 도서관 및 정보서비스 분야에서 생

성형 AI의 활용이 가장 일반적인 연구 주제로 인식되고 있음을 보여준다. 아이겐벡터 중심성 역시 동일하게 'use', 'method', 'tool'이 허브 단어로 도출되었으며, 이를 통해 이러한 주제들이 단순히 빈도가 높은 것뿐만 아니라 영향력 있는 핵심 연구 영역임을 확인할 수 있다.

셋째, CONCOR 분석에서는 총 8개의 블록이 도출되었다. 블록 ①은 챗봇 기반 교육 설계 및 실행, 블록 ②는 생성형 AI 이용자 이용 의도, 블록 ③은 의료적 활용, 블록 ④는 질의응답 위험 관리, 블록 ⑤는 데이터 및 모델 학습·평가, 블록 ⑥은 멀티모달 기반 주제 영역, 블록 ⑦은 이용자 중심 콘텐츠 검색 서비스, 블록 ⑧은 GPT 기반 지식 검색과 의사결정 지원에 관한 영역으로 분류되었다.

밀도 행렬과 이미지 행렬을 통한 블록 간 상관관계 분석 결과, 블록 ⑧(GPT 기반 지식 검색 및 의사결정 지원)이 가장 많은 블록과 연결된 영향력 있는 블록으로 확인되었다. 블록 ⑧은 중심 허브 역할을 하며 6개 블록과 연결되어 있었으며, 특히 블록 ⑤(데이터 및 모델 학습·평가)와의 연결 강도가 0.047로 가장 높았다. 이는 ChatGPT가 생성형 AI의 대표 언어모델로 자리매김하면서 해당 영역이 독자적인 연구 분야로 발전하였음을 보여준다. 아울러, RAG (Retrieval-Augmented Generation, 검색 증

강 생성)와 같은 새로운 연구 주제가 등장하고 있음을 확인할 수 있다.

본 연구 결과는 학술적·실무적·정책적 차원에서 다음과 같은 시사점을 제공한다. 학술적으로는 문헌정보학 내 생성형 AI 연구 동향을 종합적으로 파악할 수 있는 기초자료가 된다. 실무적으로는 도서관이 추천 시스템이나 인공지능 기반 정보서비스를 구축할 때 활용 가능한 근거를 제공한다. 정책적으로는 생성형 AI의 효과성과 위험성을 평가할 수 있는 지표 마련 및 관련 정책 수립을 위한 자료가 될 수 있다.

한편, 본 연구에는 몇 가지 한계가 존재한다. 첫째, 분석 대상이 Web of Science에 등재된 영어 논문에 국한되어 비영어권 연구 흐름을 반영하지 못하였다. 둘째, 텍스트 네트워크 분석만으로는 생성형 AI 연구의 인용 구조 및 학술적 협력 관계를 충분히 파악하기 어렵다. 셋째, 본 연구에서는 특정 토픽 보다는 “generative AI”라는 개념 전반의 연구 동향을 분석하기 위해 개념어 위주의 검색식을 작성하여 ChatGPT, Gemini, Midjourney 등 주요 생성형 AI 도구를 검색식에 포함하지 않았다는 제한이 있다. 따라서 향후 연구에서는 다양한 언어와 생성형 AI 도구 관련 키워드를 포함하여 보다 종합적인 분석을 수행하고, 인용 및 협력 네트워크와의 교차 검증이 필요하다.

참 고 문 헌

- 강지혜 (2023). 생성형 AI를 활용한 문헌정보학 수업 설계에 대한 탐험적 연구. 디지털콘텐츠학회논문지, 24(8), 1907-1917. <https://doi.org/10.9728/dcs.2023.24.8.1907>
- 곽기영 (2019). 소셜네트워크분석(제2판). 서울: 청람.

- 구본진, 장덕현 (2023). 문헌정보학분야 해외 연구 동향 및 유망 주제 분석 연구. 한국문헌정보학회지, 57(3), 71-96. <https://10.4275/KSLIS.2023.57.3.071>
- 김보연, 최지영 (2021). 빅데이터를 통해서 본 COVID-19이후 유아 원격 관련 이슈 분석을 통한 지원 방향: 키워드와 연결·근접·매개 중심성을 중심으로. 한국지식정보기술학회 논문지, 16(3), 443-452. <https://doi.org/10.34163/jkits.2021.16.3.006>
- 김선욱, 이혜경, 이용구 (2023). ChatGPT가 자동 생성한 더블린 코어 메타데이터의 품질 평가: 국내 도서를 대상으로. 정보관리학회지, 40(2), 183-209. <https://10.3743/KOSIM.2023.40.2.183>
- 김성희, 이승민 (2024). 생성형 AI의 기술적 특성과 사서의 개인적 특성이 생성형 AI 사용의도에 미치는 영향. 한국비블리아학회지, 35(2), 109-133. <https://10.14699/kbiblia.2024.35.2.109>
- 김예원, 최윤정 (2023). 키워드 네트워크 분석을 활용한 교사 역량 연구동향 분석: 코로나19 전후 학술지 논문을 중심으로. 교육비평, 51, 348-392.
- 반가운, 김봄이, 남재욱, 김영빈, 오계택, 최혜란, 조은상 (2021). AI 시대, 미래의 노동자는 어떠한 역량이 필요할까?. 한국직업능력개발원 연구보고서.
- 성윤아 (2023). 텍스트마이닝 기법을 활용한 일본어교육연구 동향분석: 2012~2021년 일본어교육연구 한국 어논문을 중심으로. 한국일어교육학회, 62, 141-160.
- 안경민, 이영찬 (2023). 데이터 기반 접근법을 활용한 중소기업 기술혁신자원의 네트워크 분석. 지식경영연구, 24(4), 103-129.
- 엄성원, 임병학 (2021). 구조적 등위성 분석을 활용한 강의평가 연구. 경영교육연구, 36(4), 25-47. <https://10.21184/jbe.2021.10.36.4.25>
- 오관석 (2009). 지역사회 엘리트의 영향력 측정에 관한 연결망 분석: UCINET과 PAJEK의 비교 분석을 중심으로. 지역사회연구, 17(4), 53-73.
- 오창우 (2017). 한국에서의 사회갈등 논의의 의미연결망 분석: 주요 포털에서의 핵심어간 네트워크를 중심으로. 정치커뮤니케이션 연구, 45, 37-67. <https://doi.org/10.35731/kpca.2017..45.002>
- 윤민영, 정진우 (2024). 중심성 분석의 개념을 적용한 디자인 태동기 인적 네트워크 분석: 니콜라스 페브스너의 『근대디자인의 선구자들』(1936)을 배경으로. 한국공간디자인학회 논문집, 19(8), 771-782.
- 윤정임, 최상희 (2024). ChatGPT를 활용한 대학도서관의 한국어 학습지원 도서 추천 방안에 대한 연구. 정보관리학회지, 41(3), 145-169. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2024.41.3.145>
- 이승록, 강선미, 유경훈, 박정환 (2024). 텍스트마이닝을 활용한 진로 탐색행동의 국내 연구 동향 분석. 한국산학기술학회논문지, 25(8), 539-549. <https://doi.org/10.5762/KAIS.2024.25.8.539>
- 이은빈, 배호 (2024). 검색 증강 생성(RAG) 기술의 최신 연구 동향에 대한 조사. 정보처리학회 논문지, 13(9), 429-436.
- 이정미 (2023). ChatGPT 시대 도서관의 데이터 리터러시 교육 연구. 한국문헌정보학회지, 57(3),

- 303-323. <https://10.4275/KSLIS.2023.57.3.303>
- 조성용, 변기식 (2020). 중심성 분석을 이용한 식품 미세플라스틱의 최근 연구동향. *한국산학기술학회논문지*, 21(5), 508-515. <https://doi.org/10.5762/KAIS.2020.21.5.508>
- 한국과학기술기획평가원(KISTEP) (2023). 생성형 AI 관련 주요 이슈 및 정책적 시사점 (2023-66).
- Choi, W., Bak, H., An, J., Zhang, Y., & Stvilia, B. (2024). College students' credibility assessments of GenAI-generated information for academic tasks: an interview study. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 76(6), 867-883. <https://doi.org/10.1002/asi.24978>
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 27, 2672-2680.
- Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising diffusion probabilistic models. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 6840-6851.
- Jahani, H., Azzopardi, L., & Sanderson, M. (2024). Measuring the retrievability of digital library content using analytics data. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 75(11), 1233-1248. <https://doi.org/10.1002/asi.24886>
- Lappalainen, Y. & Narayanan, N. (2023). Aisha: a custom AI library chatbot using the ChatGPT API. *Journal of Web Librarianship*, 17(3), 37-58. <https://doi.org/10.1080/19322909.2023.2221477>
- Laymouna, M., Ma, Y., Lessard, D., Schuster, T., Engler, K., & Lebouché, B. (2024). Roles, users, benefits, and limitations of chatbots in health care: rapid review. *Journal of Medical Internet Research*, 26, e56930. <https://doi.org/10.2196/56930>
- Lee, S. & Choi, N. (2020). A big data analysis of social perceptions of childhood obesity. *Journal of the Korean Society of Child Welfare*, 69(1), 57-80. <https://doi.org/10.24300/jkscw.2020.3.69.1.57>
- Lorrain, F. & White, H. C. (1971). Structural equivalence of individuals in social networks. *The Journal of Mathematical Sociology*, 1(1), 49-80.
- Lund, B. D. & Wang, T. (2023). Chatting about ChatGPT: How may AI and GPT impact academia and libraries?, *Library Hi Tech News*, Available: <https://ssrn.com/abstract=4333415>
- Panda, S. & Kaur, N. (2023). Exploring the viability of ChatGPT as an alternative to traditional chatbot systems in library and information centers. *Library Hi Tech News*, 40(3), 22-25. <https://doi.org/10.1108/LHTN-02-2023-0032>

- Stepanov, P., Lee, N., Frieske, R., Bang, Y., & Su, D. (2023). ChatGPT-generated versus author-written abstracts: a comparative user study. *Journal of Information Science*. Advance online publication.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA.
- Wani, A. G. & Astunkar, G. S. (2024). Open Artificial Intelligence(AI) of ChatGPT for library services and library science professionals. *Library Scholar*, 4(1), 1-10.
- Wasserman, S. & Faust, K. (2009). *Social Network Analysis: Methods and Applications*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Yan, E., Gao, M., & Tang, M. (2025). Analysis and research on generative artificial intelligence in the field of international library and information science. *Proceeding of the 2024 5th International Conference on Computer Science and Management Technology*, 679-686. <https://doi.org/10.1145/3708036.3708151>

• 국문 참고자료의 영어 표기

(English translation / romanization of references originally written in Korean)

- An, Kyungmin & Lee, Young-Chan (2023). A data-driven approach and network analysis of technological innovation resources in SMEs. *Knowledge Management Research*, 24(4), 103-129.
- Ban, Gaun, Kim, Bomi, Nam, Jaewook, Kim, Youngbin, Oh, Gyetaek, Choi, Hyeran, & Jo, Eunsang (2021). What competencies will future workers need in the era of artificial intelligence? Korea Research Institute for Vocational Education & Training, Research Report.
- Cho, Sung-Yong & Byun, Ki-Sik (2020). Research trends of microplastic in food via centrality analysis method. *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 21(5), 508-515. <https://doi.org/10.5762/KAIS.2020.21.5.508>
- Eum, Seongh-Won & Leem, Byung-Hak (2021). A study on lecture comments using CONCOR analysis. *Korean Business Education Review*, 36(4), 25-47. <https://10.21184/jbe.2021.10.36.4.25>
- Kang, Ji-Hei (2023). Exploratory study on designing a library and information science course using generative AI. *Digital Contents Society*, 24(8), 1907-1917.

- <https://doi.org/10.9728/dcs.2023.24.8.1907>
- Kim, Boyeon & Choi, Ji-Young (2021). A direction of support through analysis of Win-Win issues for children after COVID-19 through big data: focusing on keyword connection, proximity, and medial center. *Journal of Knowledge Information Technology and Systems*, 16(3), 443-452. <https://doi.org/10.34163/jkits.2021.16.3.006>
- Kim, Seonghee & Lee, Seung-Min (2024). The impact of generative AI's technical characteristics and librarians' personal traits on intention to use generative AI. *Journal of the Korean Biblia Society for Library and Information Science*, 35(2), 109-133. <https://10.14699/kbiblia.2024.35.2.109>
- Kim, Seon-Wook, Lee, Hyekyung, & Lee, Yong-Gu (2023). Quality evaluation of automatically generated metadata using ChatGPT: focusing on Dublin Core for Korean monographs. *Journal of the Korean Society for Information Management*, 40(2), 183-209. <https://10.3743/KOSIM.2023.40.2.183>
- Kim, Yewon & Choi, Youn-Jeng (2023). A study on research trends of teacher competency using the keyword network analysis: focusing on papers in Korean academic journals before and after COVID-19. *Education Review*, 51, 348-392.
- KISTEP (2023). *Key Issues and Policy Implications of Generative AI (2023-66)*.
- Koo, Bonjin & Chang, Durk-Hyun (2023). Research on overseas trends and emerging topics in field of library and information science. *Journal of Korean Library and Information Science Society*, 57(3), 71-96. <https://10.4275/KSLIS.2023.57.3.071>
- Kwak, Ki-Young (2019). *Social Network Analysis (2nd edition)*, Seoul: Cheongram.
- Lee, Eunbin & Bae, Ho (2024). A survey on the latest research trends in retrieval-augmented generation. *The Transactions of the Korea Information Processing Society*, 13(9), 429-436.
- Lee, Jeong-Mee (2023). A study on the data literacy education in the library of the Chat GPT, generative AI era. *Journal of Korean Library and Information Science Society*, 57(3), 303-323. <https://10.4275/KSLIS.2023.57.3.303>
- Lee, Seungrok, Kang, Seon-Mi, Lew, Kyung-Hoon, & Park, Jung-Hwan (2024). Analysis of domestic research trends on career exploration behavior using text mining. *Journal of Korea Academia-Industrial Cooperation Society (JKAIS)*, 25(8), 539-549. <https://doi.org/10.5762/KAIS.2024.25.8.539>
- Oh, Chang-Woo (2017). Analysis of meaning of social conflict discussion in Korea: focusing on key word network in major portals. *Journal of Political Communication*, 45, 37-67. <https://doi.org/10.35731/kpca.2017..45.002>

- Oh, Kwan-Suk (2009). A network analysis on the measurement of community elite's influence: focus on the comparative analysis of UCINET and PAJEK. *Journal of Regional Studies*, 17(4), 53-73.
- Sung, Yun-A (2023). An analysis of the trends of Japanese education using textmining methods: focusing on 2012~2021 Korean papers published in *The Korean Journal of Japanese Education*. *The Korea Journal Japanese Education*, 62, 141-160.
- Yoon, Minyoung & Jung, Jinwoo (2024). An analysis of network structure in the early designer society through centrality analysis focusing on 『Pioneers of Modern Design』(1936) described by Nikolas Pevsner. *Korean Institute of Spatial Design*, 19(8), 771-782.
- Yun, Jung Im & Choi, Sanghee (2024). ChatGPT-based book recommendation system for learning Korean in a university library. *Journal of the Korean Society for Information Management*, 41(3), 145-169. <https://doi.org/10.3743/KOSIM.2024.41.3.145>

