

인공지능의 기술 혁신 및 확산 패턴 분석: USPTO 특허 데이터를 중심으로

Analysis of Artificial Intelligence's Technology Innovation and Diffusion Pattern: Focusing on USPTO Patent Data

백서인*, 이현진**, 김희태***

과학기술정책연구원 다자협력연구단*, 한국과학기술원 산업 및 시스템공학과**, 한국기계연구원 연구전략실***

Seoin Baek(baekseoin@stepi.re.kr)*, Hyunjin Lee(uhyh9002@kaist.ac.kr)**
Heetae Kim(htya91@kimm.re.kr)***

요약

인공지능(Artificial Intelligence, AI) 분야는 거의 모든 산업과 결합하여 미래 초연결 및 초지능 시대를 이끌어갈 기술로 주목받고 있다. 우리나라는 미국, 일본, 독일과 함께 인공지능 강국에 손꼽히지만, 인공지능 G2인 미국, 중국에 비해서는 특허 경쟁력이 낮은 것이 사실이다. 본 연구에서는 인공지능 산업의 기술 추이를 유추하고 인공지능 기술의 분야 별 수명주기와 발전 속도를 가능해보고자 IPC 기술분류코드를 USPTO의 2008년부터 2018년까지 등록된 인공지능 관련특허를 수집하여 1차원 통계분석, 2차원 통계분석, 네트워크 분석을 통해 기술 혁신과 확산 패턴을 분석하였다. 연구결과 현재 인공지능 관련 기술은 디지털 컴퓨팅, 데이터 처리, 음성인식 등 분야에 집중된 것으로 나타났으며, 응용분야의 특허가 증가하고, 전기 통신, 의료, 운수/물류 등에 활발한 융·복합이 일어나고 있는 것을 알 수 있었다. 본 연구를 통하여 분석된 인공지능 산업의 발전 추이와 기술동향은 인공지능 기술과 관련한 기업의 전략과 국가의 정책 입안에 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

■ 중심어 : | 인공지능 | 기술 혁신 | 기술 확산 | 특허 통계분석 | 지식 네트워크 |

Abstract

The artificial intelligence (AI) is a technology that will lead the future connective and intelligent era by combining with almost all industries in manufacturing and service industry. Although Korea is one of the world's leading artificial intelligence group with the United States, Japan, and Germany, but its competitiveness in terms of artificial intelligence patent is relatively low compared to others. Therefore, it is necessary to carry out quantitative analysis of artificial intelligence patents in various aspects in order to examine national competitiveness, major industries and future development directions in artificial intelligence technology. In this study, we use the IPC technology classification code to estimate the overall life cycle and the speed of development of the artificial intelligence technology. We collected patents related to artificial intelligence from 2008 to 2018, and analyze patent trends through one-dimensional statistical analysis, two-dimensional statistical analysis and network analysis. We expect that the technological trends of the artificial intelligence industry discovered from this study will be exploited to the strategies of the artificial intelligence technology and the policy making of the government.

■ keyword : | Artificial Intelligence | Technology Innovation | Technology Diffusion | Patent Analysis | Knowledge Network |

접수일자 : 2020년 03월 10일
수정일자 : 2020년 03월 27일

심사완료일 : 2020년 03월 27일
교신저자 : 김희태, e-mail : htya91@kimm.re.kr

I. 서론

인공지능(Artificial Intelligence, AI)은 4차 산업혁명의 핵심 기술로 주목받고 있다. 글로벌 기업들은 인공지능과 관련 핵심 기술과 산업 주도권 확보를 위한 경쟁에 주력하고 있으며, 주요국의 정부 또한 인공지능 관련 법제도 정비 및 연구개발 투자에 매우 적극적인 모습을 보이고 있다. 우리나라도 2019년 말 인공지능 국가전략을 발표하며, 세계를 선도하는 AI 생태계 구축, AI를 가장 잘 활용하는 나라, 사람 중심의 AI 구현 등 3대 분야의 9대 전략과 100대 실행 과제 마련 계획을 발표했다[1].

하지만 주요 선형 연구에 따르면 한국의 인공지능 경쟁력은 매우 부족한 것이 사실이다. 이병기(2017)[2]는 한국의 인공지능 응용 분야의 특허 수가 미국, 일본에 비하여 적어, 향후 인공지능 기술의 산업화가 본격화 될 경우, 특허 절벽을 경험할 가능성이 높다고 지적하였으며, 양희태(2018)[3]는 한국의 인공지능 역량이 이미지/인식 분석, 텍스트 언어 인식/분석, 신호 인식/분석, 데이터 보유/처리, 컴퓨팅 등 5개 분야에서 모두 미국과 중국에 비해 낮아 국가차원의 지원정책이 필요하다고 강조했다. 중국 칭화대학교 과학기술정책센터에서 발간한 'AI 발전 보고서'에 따르면, 한국의 인공지능 관련 경쟁력은 상위 10개국에 포함되지 못하는 것으로 나타났으며[4], 한국정보화진흥원(NIA)에서 2019년에 발표한 '우리나라 인공지능 수준 조사' 에서 역시 한국의 AI 기술 수준은 최상위 국가 대비 80% 수준인 것으로 조사되었다[5].

특히, 인공지능 최강국인 미국은 데이터 의존성과 인재 부족의 한계를 극복하고자 DARPA(고등방위계획국) 주도의 인공지능 프론티어 연구를 본격화하고 있으며, MIT는 인공지능 단과대학을 설립해 인공지능 연구에 박차를 가하고 있다. 인공지능 분야에서도 중국의 추격이 매우 빠르게 진행되고 있는데, 발표된 총 논문 수는 이미 미국을 추월하였고 인공지능 분야 인재의 수 또한 미국의 뒤를 이어 세계 2위를 기록했다[6][7]. 아직 질적 측면에서는 미국과의 격차가 존재 하지만[8], 인공지능 기술과 산업의 성장에 친화적인 생태계를 보유하고 있어, 향후 지속적인 성장이 기대된다. 실제로 중국의

인공지능 유니콘 센스타임은 세계 최고수준의 안면인식기술의 연구개발과 상용화에 성공했으며, 바이두는 2019년 MS와 구글을 제치고 세계 자연어 이해 평가대회에서 1위를 차지하였다[9].

향후 한국이 IT 강국을 넘어 인공지능 강국으로 거듭나기 위한 효과적인 정책 수립을 위해서는, 인공지능의 핵심 영역과 응용 분야에 대한 근거 기반의 분석이 필요하다. 이러한 목적을 달성하기 위해 본 연구는 2008년부터 2018년까지 미국특허청(USPTO)에 등록된 인공지능 특허를 선별한 후 분석을 진행하였다. 시계열적 관점에서 1차원 통계 분석, 2차원 통계 분석, 네트워크 분석을 진행하여 인공지능 분야의 기술 혁신과 확산의 특성에 대해 분석하였다. 본 연구에서 진행한 인공지능 관련 특허와 상호인용정보에 대한 정량적 분석과 네트워크 분석이 인공지능 산업의 전반적인 발전 형태를 보다 구체적으로 관찰 할 수 있게 하고 나아가 핵심 기술 분야와 발전 방향에 대한 시사점을 제공할 수 있을 것으로 기대한다.

II. 선행연구 고찰

기술 혁신(Technology Innovation)이란, 기본적으로 새로운 기술의 발전을 통해 생산성을 제고하고 가치를 창출하는 것을 의미한다. 혁신 분야의 가장 대표적인 학자인 슈페터는 기술 혁신을 공정, 시장, 재료 및 조직 등 생산수단의 새로운 결합을 통하여 신제품이나 서비스를 생산하고 마케팅 및 판매하는 일련의 현상으로 정의하였다[10-12]. 기술 혁신은 그 속도와 속성, 수행의 주체, 협업의 방식에 따라 다음과 같이 구분할 수 있다.

- 급진적(Radical) 혁신과 점진적(Incremental) 혁신
- 공정(Process) 혁신과 제품(Product) 혁신
- 연속적(Continuous) 혁신과 불연속적(Discontinuous) 혁신
- 수요자/시장 주도형(User/Market Driven) 혁신과 공급자 주도형(Supplier Driven) 혁신
- 폐쇄형(Closed) 혁신과 개방형(Open) 혁신

이외에도 다양한 관점의 분류가 존재하는데, 디지털 전환의 본격화와 기하급수적 기술들의 출현으로 인해 기술 혁신 특성이 과거에 비해 더욱 복잡해져, 과거의 이분법적인 틀로 분석하고 해석하기 어려워진 것이 사실이다. 본 연구의 분석 영역인 인공지능의 경우 기반 기술적인(General Purpose Technology) 특성과 파괴적인(Disruptive) 성질을 보유하고 있어, 급진적 혁신과 점진적 혁신, 연속과 불연속 혁신이 동시다발적으로 일어나는 경우가 많다. 개방형 혁신이 필수적이지만, 미중 패권경쟁으로 인해 플랫폼은 분리되는 역설적인 현상도 일어나고 있다.

기술의 실질적인 응용 측면을 살펴보는 기술의 확산(Technology Diffusion) 개념은 기술이 속한 시스템 내에서 매개체와 교류를 통해 지식이 교류되는 것을 의미한다[13]. 기술의 확산을 실현하는 방법은 크게 목표 지향형과 서비스 지향형 정책으로 구분할 수 있는데, 목표 지향형 기술 확산 정책은 기술 중심, 기관 중심, 산업 중심, 지역 중심으로 구성되고, 서비스 중심 기술 확산 정책은 기술지원, 전시 지원, 기술 정보, 인력 훈련, 경영 지원 등으로 구분할 수 있다[14].

이러한 기술의 혁신과 확산의 패턴의 연구에는 다양한 데이터와 기법이 활용되고 있으며, 특허 데이터를 활용한 분석은 신뢰성이 높은 대표적인 방법으로 사용되어 왔다[15]. 기술발전에 직접적으로 연관되어 있는 특허 정보가 지속적으로 축적됨에 따라 많은 수의 경제, 기술 관련 문헌들이 특허정보를 활용하여 정량적인 분석을 진행 하였으며 기업 수준, 산업 수준, 국가 수준에 이르기 까지 다양한 관점에서 시사점을 제공하였다[16][17]. 박준형과 광기영(2013)[17]은 특허 인용을 기반으로 IT 및 통신서비스기업 간의 특허네트워크를 도출하고 네트워크에서 차지하는 기업의 위치적 특성이 기업성과에 미치는 영향을 분석하여 네트워크의 중심성 지표가 높을수록 기업 성과가 긍정적인 영향을 미친다는 것을 밝혀냈다. 최병철 외(2015)[18]는 정보통신기술이 기술간 특허인용에 있어 주요한 역할을 수행함을 확인하였으며, 기술인용이 빈번하게 이루어지는 기술관계일수록, 정보통신기술간의 인용일수록 인용이 활발하게 이루어짐을 확인하였다. Kim et al.(2014)[19]는 특허기술간 인용정보를 활용하여 인쇄 전자

(Printed Electronics) 기술발전이 대부분 디바이스의 발전에 집중되어있고 제어, 소프트웨어 등의 기술발전을 통하여 기술 융합이 이루어 졌음을 밝혀냈다. 특허의 인용정보를 단순히 활용한 방법 외에 특허 데이터를 추가로 가공하여 기술 분석을 진행한 국내외 연구 또한 존재한다. 윤병운 외(2001)[20]는 텍스트 마이닝을 통해 특허 문서들의 주제어를 이끌어 내어 특허들의 주제어 벡터를 구성하였다. 구해진 주제어 벡터는 특허간 연관성의 정도를 측정하기 위해 활용되었다. Erdi et al.(2012)[21]은 특정 기술특허들과 다른 기술 분야 특허들과의 인용수를 가지고 해당 특허의 거리벡터를 만들었고, 거리기반 클러스터링 기법으로 해당 분야의 기술적 성숙도를 시각적으로 표현하고 기술 변화 및 새로운 기술 분야의 생성을 예측하는데 사용하였다. 특허정보 활용하여 지표를 만들거나 특허에 대한 새로운 평가 지표를 제안하는 연구로는 Phelps(2010)[22]와 남영준과 정의섭(2006)[23]의 연구를 예시로 들 수 있다. Phelps(2010)[22]는 특허인용 정보를 사용하여 기업의 탐색적 혁신(Exploratory Innovation)을 나타냈으며, 남영준과 정의섭(2006)[23]은 특허의 기술영향력지수가 갖고 있는 정보적 가치와 의미를 재해석하고 상대적 반감기 평가지수, 특허기술 활용 통합지수 등 새로운 지표를 제안하였다.

특허 데이터 외에도 신문기사를 비롯한 다양한 데이터를 활용한 연구가 존재한다. Kim et al.(2015)[24]은 1989년부터 2012까지의 약 200여만 건의 관련 신문기사를 텍스트 마이닝 하여 미국 산업의 동향과 특징을 하였고, 다수의 기술 분야에서 기술융합이 이루어지고 경제에도 상당한 변화를 야기하였지만 이러한 기술 융합이 아직 전체 산업에서 보편적으로 이루어지고 있는 않다는 점을 발견하였다.

기술 분석에 있어서 신문기사와 같은 데이터 대신 특허데이터가 자주 사용되는 이유는 특허데이터는 확실한 분류코드(IPC, International Patent Classification)를 가지며, 인용정보(citation)를 통하여 상호연관성을 측정하기 용이하기 때문이다. 이러한 인용정보를 활용하면 개인 및 기업 간의 지식흐름을 측정할 수도 있는데, Breschi and Lissoni(2005)[16]는 로짓 회귀모형을 사용하여 기술 인용과 사회적 근접성이 양의 관계를

나타냄을 발견하였다. 이와 같이, 특허데이터와 인용정보는 경쟁사 모니터링과 특정 기술 분야의 영향력을 측정할 수 있는 지표[25]로 사용되고 있으며, 국가 기술정책 수립에 있어서도 중요한 역할을 한다[26].

본 연구는 인공지능이라는 미래 유망 기술을 기술 혁신과 기술 확산의 관점에서 가장 신뢰도 있는 특허 데이터를 활용하여 그 특성을 분석해 보고자 한다. 보다 전략적인 분석을 위해 특허 등록 수와 성숙도 측정을 통해 어떤 영역에서 어떤 형태의 기술 혁신이 집중되는지 살펴보고, 융·복합 패턴 분석을 통해 인공지능 기술이 어떤 영역으로 확산되는지 살펴보고자 한다.

III. 데이터 수집 및 연구방법론

1. 인공지능 특허 분류

인공지능 기술은 추상적이고 관련 기술이 광범위하기 때문에 분석결과가 분류체계에 의존적인 경향이 있는 것이 사실이다. 또한 새로운 분류체계에 맞춰 과거의 특허가 아직 정리되지 않았고, 국제표준화가 진행중이기 때문에 본 연구에서는 최신 연구[3]에서 인공지능 분야 주요 IPC 기술 분류 코드로 선정한 코드를 참고하였다. 또한 인공지능 분야의 산·학·연 전문가 10인의 자문과 검토를 거쳐 최종적으로 아래와 같은 특허 검색식을 도출했다.

〈분석에 활용된 특허 검색 식〉

((인공지능 AI "artificial intelligence" 기계학습 "machine learning" 신경망 "neural network" 알고리즘 algorithm 지도학습 교사학습 "supervised learning" 비지도학습 비교사학습 "unsupervised learning" "semi-supervised learning" 최적화 optimization 강화학습 "reinforcement learning" ((데이터 data 정보 information 언어 language 자연어 신호 시그널 signal 문자 text 패턴 pattern 이미지 사진 picture photo 영상 그림 vision image video 소리 음성 sound 오디오 audio 목소리 voice) ADJ5 (인식 인지 recognize 추론 이해 모델링 학습 식별 판별 판독 identify sense 확인 감별 처리 process 분석 analyze 판단 학습 분류 구분 category class 클러스터 cluster 군집 group 추천 recommend 계획 plan control 응용 apply)).key. AND (G06N-005/00 G06N-003/00 G06F-017/00 G06N-099/00 G06N-007/00 G06F-015/00 G06Q-010/00 G06F-019/00 G10L-015/00 G06F-009/00).IPC.M.)

특허 검색식은 인공지능 관련 주요 키워드인 인공지

능, 기계학습, 신경망, 알고리즘, 지도학습/비지도학습, 교사학습/비교사학습, 최적화, 강화학습을 포함하였고, 이외에도 인공지능의 발전에 핵심적인 데이터, 정보, 언어, 자연어, 신호, 문자, 패턴, 이미지, 영상, 소리, 목소리 등에 대한 인지, 인식, 추론, 이해, 모델링, 학습, 식별, 판별, 확인, 처리, 분석, 판단, 분류, 클러스터, 군집, 추천, 계획, 응용 분야의 키워드 등이 포함되었다.

2. 인공지능 특허 데이터

특허 데이터는 특허 사무소 별 유의미한 차이가 존재할 수 있으므로, 가장 대표적인 특허 사무소인 미 특허청(USPTO)에 등록된 특허를 기준으로 수집하였다. 실제 미 특허청 등록 특허는 국제 특허로서의 타당성을 인정받으며 지식재산 및 특허에 관련한 연구에서 그 대표성을 인정받고 있다. 해당 분류코드들을 사용하여 2018년 5월까지의 특허 데이터(총 27,700건)를 수집하였다. 본 연구에서 포함하고 있는 IPC 기술 분류별 출원 현황은 아래 [표 1]과 같다.

표 1. IPC 기술분류별 출원현황

IPC 코드	IPC 코드 설명	출원 건 수	비중(%)
G06F-017	디지털 컴퓨팅 또는 데이터 프로세싱 장비, 방법으로서 특정 기능을 위해 특히 적합한 형태의 것	8603	31.1
G06F-019	특수한 어플리케이션에 특히 적합한 디지털 컴퓨팅 또는 데이터 처리 장치 또는 방법	8389	30.3
G06F-015	음성 인식	3772	13.6
G06Q-010	경영 관리와 관련된 데이터 처리 시스템 또는 방법	3524	12.7
G10L-015	디지털 컴퓨터 일반	1197	4.3
G06F-009	프로그램 제어를 위한 장치	975	3.5
G06N-005	지식기반모델을 이용한 컴퓨터	447	1.6
G06N-003	생체모델기반 컴퓨터 시스템	394	1.4
G06N-099	이 서브클래스의 다른 그룹으로 분류되지 않은 주제사항	307	1.1
G06N-007	특정 수리모델에 기반을 둔 컴퓨터 시스템	92	0.3

기술 분류별 출원 현황을 살펴본 결과, 디지털 컴퓨팅 또는 데이터 프로세싱 장비, 방법으로서 특정 기능을 위해 특히 적합한 형태의 것(G06F-017), 특수한 어플리케이션에 특히 적합한 디지털 컴퓨팅 또는 데이터 처리 장치 또는 방법(G06F-019), 음성 인식

(G06F-015), 경영 관리와 관련된 데이터 처리 시스템 또는 방법(G06Q-010) 분야(상위 네 개 분야)에서 대부분(87.7%)의 출원 활동이 일어난 것으로 나타났다.

특허 출원인별 분석을 위해 인공지능 관련 특허출원 기업 중 상위 30개 기업을 추출한 결과는 [표 2]와 같다. 주요 출원인으로는 IBM, 캐논, MS, 구글, 후지쯔, 소니, 쉘컴, 제록스, SAP, 아마존, 오라클, 애플, GE, 인텔 등과 같은 글로벌 IT 기업이 인공지능의 연구개발에 적극적인 것으로 나타났다. 본 연구의 특허 비중으로 볼 때는 IBM이 압도적으로 높은 비중의 특허를 보유하고 있는 것으로 나타났으며, 그 뒤를 캐논과 마이크로소프트, 구글 등이 추격하고 있는 것으로 나타났다. 한국 기업으로는 삼성전자가 상위 10위권에 랭크되어 있으며, LG전자가 30위권에 진입한 것으로 나타났다.

표 2. 출원인별 특허 등록 현황

출원인	등록 건 수	비중 (%)	비중 부분합(%)
INTERNATIONAL MACHINES CORP(IBM) BUSINESS	1392	6.4	6.4
CANON KK	776	3.6	9.9
MICROSOFT CORP	546	2.5	12.4
GOOGLE INC	334	1.5	14.0
RICOH CO LTD	303	1.4	15.4
SONY CORP	232	1.1	16.4
SAP SE	218	1.0	17.4
SAMSUNG ELECTRONICS CO LTD	213	1.0	18.4
FUJI XEROX CO LTD	192	0.9	19.3
XEROX CORP	170	0.8	20.1
BROTHER KOGYO KK	156	0.7	20.8
ORACLE INTERNATIONAL CORP	155	0.7	21.5
AMAZON TECHNOLOGIES INC	144	0.7	22.1
Fusitsu	144	0.7	22.8
HEWLETT PACKARD CO	143	0.7	23.5
APPLE INC	132	0.6	24.1
FUJITSU LTD	130	0.6	24.7
MICROSOFT TECHNOLOGY LICENSING LLC	129	0.6	25.2
SEIKO EPSON CORP	129	0.6	25.8
BOEING CO	124	0.6	26.4
Hitachi, Ltd	117	0.5	26.9
GENERAL ELECTRIC CO	116	0.5	27.5
ADOBE SYSTEMS INC	112	0.5	28.0
HITACHI LTD	111	0.5	28.5
SIEMENS AG	107	0.5	29.0
KONICA MINOLTA BUSINESS TECHNOLOGIES INC	100	0.5	29.4
SILVERBROOK RESEARCH PTY LTD	98	0.4	29.9
LG ELECTRONICS INC	96	0.4	30.3
INTEL CORP	92	0.4	30.8
NUANCE COMMUNICATIONS	90	0.4	31.2

3. 연구방법론

3.1 기술혁신: 특허 인용/피인용 분석

본 연구에서는 대표적인 기술 혁신의 특성을 분석하기 인공지능 특허의 기술의 성숙도와 중요도를 중점적으로 살펴보았다[3][27]. 기술군의 인용과 피인용 정도는 해당 기술의 성숙도를 측정하는 가장 효과적인 수단이며 이 변수들은 기술 혁신의 특성이 제품 혁신의 단계인지, 공정혁신의 단계인지 측정할 수 있는 근거를 제공한다. 다수의 선행연구에서도 인용도와 피인용도의 비율을 산출하여 해당기술이 성숙기에 진입하였는지 판단하고 있다.

본 연구에서 기술 성숙도를 분류한 기준은 다음과 같다. 어떠한 특허가 많은 수의 특허를 인용할 수 있다면 이는 이미 그 분야에 다양한 특허가 존재하기 때문에 해당 분야의 기술이 성숙되었다고 볼 수 있다. 반대로, 해당 기술이 다양한 특허로부터 인용된다면(피인용) 그 특허가 상당히 중요하기 때문에 다른 특허가 해당 특허를 인용한다고 판단할 수 있다. 이에 근거하여 본 연구에서는 인용 수(Backward Citation)를 기준으로 특허의 성숙도(Maturity)를, 피인용 수(Forward Citation)를 기준으로 중요도와 파급력(Impact)을 분석하였다 [3][27].

이 때 두 개의 기준을 동시에 고려하여 인용 특허가 많고 피인용 특허가 적은 경우 성숙기의 개량 기술(폭넓게 성숙된 분야에서 일부를 개량한 기술)로 간주하였고, 반대로 피인용 특허가 많고 인용 특허가 적은 경우 원천 기술(기준에 인용할 수 있는 특허가 별로 없기에 이 특허를 반드시 인용해야 하는 경우)로 보았다. 인용·피인용 지수가 모두 높으면 경쟁기에 있는 기술이거나 성숙기의 빠르게 성장하고 있는 기술로 보았고, 인용/피인용 지수가 모두 낮은 경우엔 초기성숙도의 기술이거나 변방 기술로 판단하였다[3][27]. 본 연구에서는 전체 모집단의 인용수와 피인용수를 각각 전체 평균으로 나눠 표준화 하였으며, 표준화 값이 1보다 큰 경우엔 high로 낮은 경우엔 low로 분류하였다. 이 기준에 따르면, 해당 특허 27,700건 중 경쟁기의 성숙단계에 있는 특허가 6.9%로 가장 적고, 미성숙 단계의 변방 기술(인용이나 피인용 모두 평균보다 적은 특허)에 속하는 경우가 가장 많았다(71.8%). 분석대상의 모수가

27,700건으로 소수의 높은 인용수나 피인용수를 가진 특허로 인한 결과값 왜곡의 가능성은 상대적으로 낮다고 할 수 있다[3][27].

3.2 기술확산: 특허 네트워크 분석

특허를 활용한 지식 네트워크는 지식 경영 및 혁신 연구 분야에서 폭 넓게 활용되는 방법으로, 특정 지식이 형성되는 데에 있어 지식 간 상호작용을 분석할 수 있다는 강점이 있다[28]. 본 연구에서는 개별 IPC 클래스를 하나의 노드로 규정한 후, 특정 특허의 공동특허 분류를 서로 다른 IPC 클래스를 연결해 주는 타이로 정의하였다[16]. 공동특허분류는, 특정 특허가 복수의 IPC의 지식 요소를 모두 포함하고 있음을 뜻하므로 만약 특정 특허의 공동특허분류가 복수의 IPC 클래스로 이루어져있다면 해당 특허의 IPC 클래스가 다른 기술 영역을 연결하는 위치에 있다고 볼 수 있다[29]. 이러한 논리에 기반하여 주요 선행연구들에서는 지식의 융합 및 창출 메커니즘 연구에 네트워크 분석을 적극 활용해 왔다[30-33].

본 연구에서는 인공지능 관련 특허 IPC 클래스를 활용한 특허 네트워크 분석을 수행하였다. 우선 앞서 제시된 인공지능 검색식을 통해 특허 데이터를 추출한 후, 연도별로 해당 특허의 공동특허분류를 활용한 네트워크를 도출하였다. 일차적으로 UCINET 네트워크 분석 프로그램을 활용하여 행렬 1-모드 네트워크 행렬 매트릭스를 구성한 후 Gephi 프로그램을 활용해 네트워크를 시각화 하였다.

이를 통해 연도별 특허 네트워크를 도출하였으며, 각 네트워크에서 주요 기술 요소의 네트워크 특성 지표를 함께 살펴 보면서 기술의 확산의 특성을 분석했다. 먼저, 예고 네트워크를 분석하여 네트워크 내부의 특정 노드별 특성을 살펴보았으며, 개별 노드의 연결 중심성(Closeness Centrality) 및 매개 중심성(Betweenness Centrality)을 연도별로 관찰해 봄으로써 각 기술요소의 성숙도와 중요도의 추이를 관찰했다.

먼저, 예고 네트워크란 특정 노드에 직접적으로 연결된 노드와 해당 노드 간 연결까지를 네트워크의 범위로 한정된 네트워크를 의미한다[35]. 연결 중심성이란 네트워크 분석에서 가장 널리 사용되는 측정변수 중 하나

로, 특정 노드가 다른 노드와 얼마나 많은 직접적인 노드를 가지고 있는지를 측정하는 변수이다. 연결 중심성은 일반적으로 직접적으로 연결된 노드의 수(Degree)를 가지고 측정하는데, 네트워크의 사이즈 별로 차이가 있을 수 있으므로 표준화된 값을 사용하기도 한다. 본 분석에서 사용된 지식 네트워크에서는 연결중심성이 높을수록 그 파급력과 중요도가 높은 특허로 해석해볼 수 있다. 연결 중심성을 도출하기 위한 공식은 아래와 같다[34].

$$C_D(N_i) = \sum_{j=1}^g x_{ij}, i \neq j \quad (1)$$

$C_D(N_i)$: 노드 i의 노드 연결 중심성, g: 전체 노드의 수
 $\sum_{j=1}^g x_{ij}$: 노드 i가 (g-1)개의 노드와 직접 연결되는 수
 x_{ij} : i노드와 j노드를 직접 연결하는 네트워크, $x_{ij}=0, 1$

매개 중심성은 특정 노드가 직접 연결이 되어 있지 않은 노드 간의 연결을 통제하는 역할을 하는 정도를 의미한다. 특정 노드가 다른 두 노드 간 최단거리에 얼마나 개입하고 있는지에 대한 정도를 가지고 측정하며, 네트워크 내에서 특정 노드에 대한 다른 노드들의 의존성과 연관된다고 볼 수 있다. 매개 중심성을 도출하기 위한 공식은 아래와 같다[34].

$$C_B(N_i) = \sum_{j < k} \frac{g_{jk}(N_i)}{g_{jk}}, i \neq j \neq k \quad (2)$$

$C_B(N_i)$: 노드 i의 매개 중심성
 i: 특정 노드
 N_i : 노드 i를 포함하는 경로 수
 g_{jk} : 노드 j와 노드 k 간 최단경로의 개수
 $g_{jk}(N_i)$: 노드 j와 k 간 최단경로 중 i가 포함된 경로 수

기술 융합이 일어나는 초기에는 특정 코어 노드를 중심으로 기술 융합이 발생하므로 해당 노드의 매개 중심성이 매우 높아지는 경향이 있으며, 특정 기술 영역이 성숙기에 도달할수록 이러한 의존성이 분산되는 경향을 관찰할 수 있다.

IV. 연구결과

1. 인공지능 기술의 혁신 특성

기술성숙도를 기준으로 연도별 등록현황을 분석한 결과는 [표 3]과 같다. 원천기술은 2010년까지 증가하다가 점차 감소하고 있으며, 응용/개량 특허는 2017년까지 지속적으로 증가하고 있다. 경쟁기/성숙 특허의 경우 2010년까지 증가하다가 감소세에 있으며, 미성숙/변방 기술에 대한 특허는 2013년까지 증가하다가 감소세를 보이고 있다. 특허의 종류와 청구항의 분야, 그리고 우수성 등에 따라 상이하지만 일반적으로, 특허가 최신의 것일수록, 기술의 성숙도가 높아짐에 따라 인용할 수 있는 공개·등록 특허 수가 많아지기 때문에 특허 인용수가 많아질 가능성이 높다. 피인용수는 특허를 공개·등록한 이후에 특허를 인용하는 특허들이 늘어날 수 있기 때문에 특허가 오래될수록 피인용수가 많아질 가능성이 높다.

표 3. 기술성숙도에 따른 연도별 특허 등록 현황

등록연도	경쟁기/성숙	미성숙/변방	원천기술	응용/개량
-		4528		
2008	173	1023	488	75
2009	182	1075	503	100
2010	297	1267	524	180
2011	276	1490	420	222
2012	252	1680	417	250
2013	218	1992	355	312
2014	213	1843	257	321
2015	141	1590	157	338
2016	90	1397	50	326
2017	58	1445	40	420
2018	12	548	7	148
합계	1912	19878	3218	2692

즉, 지난 10년간 인공지능 기술의 발전과정을 살펴보면, 현재 제품 혁신 기술에 속하는 초기 기술이 가장 많고, 성숙하다고 판단할 수 있는, 공정혁신 기술이 가장 적다. 이는 현재 인공지능을 도입하는 대다수의 연관분야에서 지배적 디자인(Dominant Design) 또는 킬러 애플리케이션(Killer Application)이 부재한 상태에서 다양한 혁신 주체들이 인공지능 활용한 새로운 제품/서비스 개발에 집중하고 있음을 의미한다. 향후 인공지능 기술의 발전이 계속되면서, 공정 혁신의 성질을 띠고

있는 경쟁기/성숙기의 특허가 크게 증가할 것으로 보인다. 또한 기술과 산업의 급진적 혁신을 견인하는 원천 기술은 줄어들고 있고, 점진적 혁신의 성질을 띠는 응용/개량 기술 분야의 특허 수는 크게 증가한 것을 알 수 있는데, 이는 인공지능 기술의 기본 개념은 이미 오래전에 제시되었고, 지금 현재는 이를 구현할 수 있는 컴퓨팅 파워와 데이터가 확보된 상태에서 응용/개량형 기술이 많이 개발 되고 있기 때문이다. 기술의 성숙도를 통해 살펴 본 인공지능 기술의 발전은 미성숙한 영역(제품 혁신)과 응용/개량(점진적 혁신)의 영역에 집중되고 있음을 알 수 있다. 이후 특허 등록 수가 어떻게 변화하며 어느 영역에 집중되는지 분석하기 위하여 2차원 교차통계 분석을 진행하였다. 가장 먼저, 연도별로 어느 분야의 특허가 많이 등록되고 있는지를 IPC코드를 일곱 자리까지 분류하여 분석한 결과는 아래 [표 4]와 같다.

표 4. IPC 일곱자리 기준, 연도별 특허 등록 현황

등록 연도	G06F-009	G06F-015	G06F-017	G06F-019	G06Q-010	G10L-015
-	41	111	958	2993	194	87
2008	76	505	463	410	157	76
2009	95	437	578	370	227	72
2010	126	376	762	496	342	61
2011	108	374	768	556	428	80
2012	103	398	843	608	467	93
2013	131	437	869	644	594	105
2014	84	335	887	633	482	119
2015	64	319	823	601	177	127
2016	58	217	741	415	137	135
2017	64	207	685	459	239	165
2018	25	56	226	204	80	77
합계	975	3772	8603	8389	3524	1197

가장 많은 특허는 디지털 컴퓨팅 또는 데이터 프로세싱 장비, 방법으로서 특정 기능을 위해 특히 적합한 형태의 것(G06F-017)에 관한 특허이고, 특수한 어플리케이션에 특히 적합한 디지털 컴퓨팅 또는 데이터 처리 장치 또는 방법(G06F-019)에 관한 특허가 그 뒤를 이었다. 두 개의 분류에서 약 61.3%의 특허가 등록되었고, 디지털 컴퓨터 일반(세부사항 1/00에서 13/00); 데이터 처리 장비 일반(G06F-015)과 경영; 관리

(G06Q-010)에 대한 특허까지 합하면 87.7%로 거의 대다수의 특허가 네 개의 분류에 집중되고 있었다.

종합하면 인공지능 기술의 혁신은 데이터, 컴퓨팅 등 분야에 집중되어 있으며 새로운 응용 영역을 탐색하는 제품 혁신과 이론적으로 존재하던 개념을 현실화 시키는 점진적 혁신에 집중되고 있음을 알 수 있다.

2. 인공지능 기술의 확산 특성

인공지능 기술의 확산 특성을 분석하기 위해 2008년, 2012년, 2015년, 2018년까지 USPTO에 등록된 특허데이터를 사용하여 특허 네트워크를 도출하여 살펴보았다.

본 분석에서는 데이터베이스의 왜곡을 최소화하기 위해 2015년 이후에는 노드의 임계치(Threshold)를 조정하여 이전 연도의 그래프와의 복잡성의 정도를 표준화하였다. 각 노드는 특정 IPC 클래스를 의미하며, 타이 특정 특허가 공동특허분류로 두 IPC 클래스를 동시에 분류하였을 경우에 해당한다. 노드 색상의 진하기는 연결 중심성, 노드의 크기는 매개중심성의 크기를 의미한다.

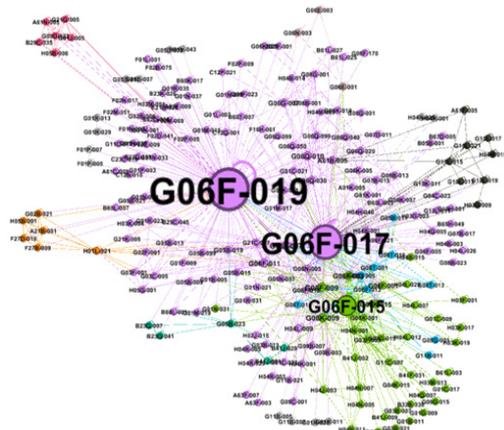


그림 1. USPTO 2008년 특허 네트워크 분석

2008년의 특허 네트워크를 분석한 결과 G06F-019 (특수한 어플리케이션에 특히 적합한 디지털 컴퓨팅 또는 데이터 처리 장치 또는 방법), G06F-017 (디지털 컴퓨팅 또는 데이터 프로세싱 장비, 방법으로서 특정 기능을 위해 특히 적합한 형태의 것), G06F-015 (디지털

컴퓨터 일반 및 데이터 처리 장비 일반)가 순서대로 가장 큰 예고네트워크 사이즈(각각 92, 91, 77)를 가진 것으로 나타났으며, 인공지능 분야의 네트워크는 해당 클래스들을 중심으로 어느 정도 클러스터화가 되어 있는 것을 볼 수 있었다.

해당 기술 영역은 인공지능 분야 소프트웨어 및 알고리즘 분야에서 원천기술의 역할을 하고 있는 기술 영역으로서, 대부분의 응용 기술들이 해당 기술을 기반으로 생성되었음을 알 수 있다. 처음 특허 검색식에 포함된 G06N-005/00, G06N-003/00, G06F-017/00, G06N-099/00, G06N-007/00, G06F-015/00, G06Q-010/00, G06F-019/00, G10L-015/00, G06F-009/00의 IPC 클래스 외에도 전기 통신 기술에 해당하는 H04J, H04B, H04L 등의 H 섹션의 특허 영역부터 의약학(A61) 등의 클래스가 포함되어 있는 A 섹션, 운수 관련 물리 처리작업 영역인 섹션 B 까지 여러 특허 섹션의 기술 영역이 융합되어 특허가 형성되어 있는 것을 알 수 있다. 해당 예고 네트워크 사이즈로 비교해 볼 경우 G06F-019, G06F-017, G06F-015 세 개의 클래스에 관계도가 매우 집중되어 있음을 볼 수 있다. 반면, 해당 클래스들의 밀도(Density)는 각각 8.6, 5.7, 3.6으로 상위 20개 평균(41.1)에 비하여 매우 낮게 나타나 해당 노드에 연결된 예고네트워크 노드 간의 연결성은 매우 낮고, 중앙집권형의 기술 융합이 이루어진 것을 볼 수 있었다.

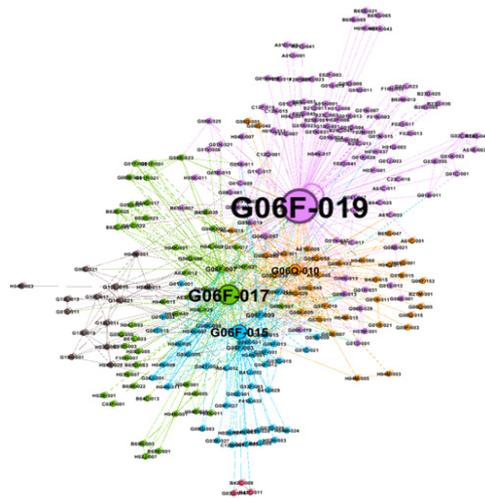


그림 2. USPTO 2012년 특허 네트워크 분석

2012년의 특허 네트워크는 이전에 비해 주요 기술 요소의 예고 네트워크 사이즈와 타이의 개수가 감소한 것을 볼 수 있다. G06F-019, G06F-017, G06F-015 외에 G06Q-010이 새로운 메이저 클래스로 등장하였으며, 주요 기술 요소의 예고네트워크의 사이즈가 감소함으로써 기술의 클러스터화가 다소 모호해지는 현상을 관찰할 수 있다. 새롭게 등장한 G06Q-010 클러스터는 경영/관리에 관한 클러스터로서 원천기술의 사업화와 관련되는 영역인데, 이는 성숙기 기술의 사업화로 인해 다양한 응용 기술이 파생되어 창출되는 것을 의미한다.

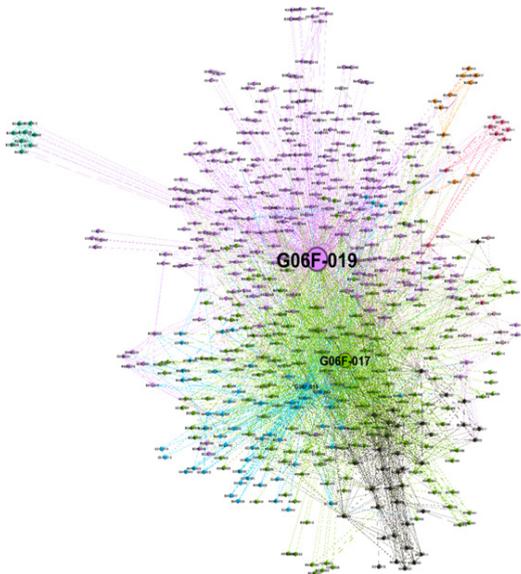


그림 3. USPTO 2015년 특허 네트워크 분석

2015년의 특허 네트워크는 이전 대비 지속적인 성장을 이루고 있는 것을 확인해볼 수 있다. 상위 20개 노드(G06F, G06K, G06Q, G06G, G10L, H04L, G05B, G06N 등) 모두 크게 증가한 모습을 볼 수 있었으며, 노드 간 타이의 숫자도 크게 증가하여 높은 연결성을 지니게 되었다. 시계열 분석 중 2015년의 네트워크 관련 지표가 가장 높은 것을 볼 수 있는데, 해당 시기가 각 노드의 기술들이 성숙기의 가장 정점에 있으며 높은 정도의 기술 융합이 진행되고 있는 것을 알 수 있다. 이후 2016년과 2017년의 네트워크는 주요 지표가 다소 감소하지만 안정적인 상태의 점진적 기술 발전이 이루어

지고 있음을 알 수 있고, 지속적으로 응용 기술이 개발되고 있는 것을 관찰할 수 있다. 응용/개량 분야로 분류된 특허의 숫자는 2015년 이후에도 계속 규모가 유지되지만, 원천기술 등 타 분야의 특허 수는 급격히 감소하고 있는 것으로 보인다. 이는 본 연구에서 사용한 기술성숙도 분류기준의 타당성을 가지고 있는 것을 의미하기도 한다.

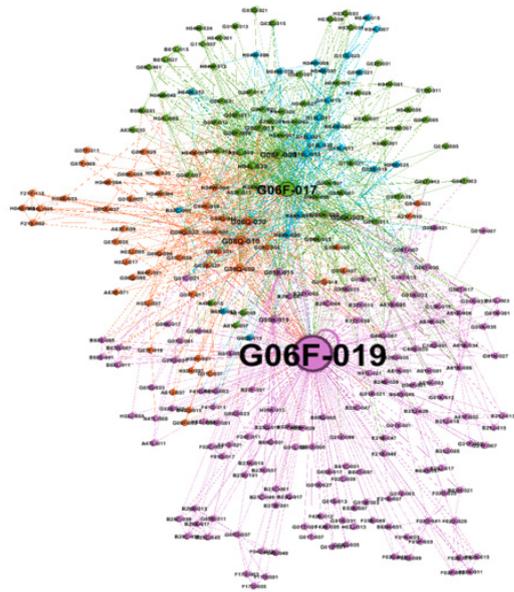


그림 4. USPTO 2018년 특허 네트워크 분석

2018년 5월까지 등록된 특허의 특허 네트워크의 예고네트워크 특성을 살펴보면 2015년의 최성숙기 이후 점진적으로 혁신이 나타나고 있음을 알 수 있다. 특허 네트워크의 모듈화와 클러스터화가 점점 모호해지는 현상을 관찰할 수 있으며, 융합의 분야 또한 보다 다양해지고 넓어지고 있는 것을 알 수 있다.

연도별 연결중심성의 추이를 살펴보면 [표 5]와 같다. 2008년에는 G06F-009, G06F-015, G06F-017, G06F-019 등의 주요 클래스의 연결중심성이 매우 높게 나타나고 이외 주요 클래스의 연결 중심성은 다소 낮은 것을 확인할 수 있다. 이후 연도 별 측정에서는 소폭의 증감은 있지만 대체적으로 모든 주요 클래스의 연결중심성이 평준화되고 있는 현상을 관찰할 수 있다. G06F-009, G06F-015의 연결 중심성이 큰 폭으로 감

소한 것에 대비하면 기술 동향의 변화 및 기술의 성숙도 변화로 인한 기술 영역 간 융합이 보다 활발해지고, 파급력이 평준화되고 있는 현상을 보여준다. 또한, 프로그램 제어를 위한 장치 및 디지털 컴퓨팅 등 인공지능 분야의 알고리즘 및 원천기술 중심의 개발 형태가 음성 인식 기술과의 융합을 통해 인공지능 비서 서비스 등의 제품화로 이어지고, 경영/관리 데이터 처리 시스템 영역과의 융합을 통한 패키지 형 기술 개발이 진행되는 등 인공지능 기술이 널리 상용화 되고 있는 패턴도 관찰할 수 있다.

표 5. 미국 연도/IPC코드별 nDegree 변화

등록 연도	G06F-009	G06F-015	G06F-017	G06F-019	G06N-003	G06N-005	G06N-007	G06Q-010	G10L-015
2008	0.01	0.03	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2009	0.01	0.04	0.03	0.02	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00
2010	0.01	0.03	0.03	0.03	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00
2011	0.01	0.02	0.03	0.02	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00
2012	0.01	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00
2013	0.01	0.02	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00
2014	0.01	0.02	0.03	0.02	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00
2015	0.01	0.01	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01
2016	0.00	0.01	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01
2017	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01
2018	0.01	0.01	0.04	0.02	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02

[표 6]의 매개 중심성을 살펴보면, 데이터 처리 및 디지털 프로세싱과 관련된 G06F-019, 017 등이 가장 높은 매개 중심성을 기록하며 인공지능 분야 특허 네트워크에서의 교두보(Bridge) 역할을 하는 것을 알 수 있고, G06Q-010 및 G10L-015 등 경영/관리 및 음성인식 분야의 기술 영역의 중요도가 급격히 증가한 것을 관찰할 수 있었다. 반면, 데이터 처리 장비 및 디지털 컴퓨터 하드웨어와 관련한 기술 영역(G06F-015), 프로그램 제어를 위한 제어장치(G06F-009) 부분은 매개중심성이 크게 감소한 것을 확인할 수 있었다. 이는 인공지능 분야의 기술이 성숙기 이후 다양한 융합 기술 및 상업화가 진행되며 매개중심성이 몇몇 기술 영역으로 분산되었기 때문으로 해석할 수 있다.

표 6. 미국 연도/IPC코드별 매개 중심성 변화

등록 연도	G06F-009	G06F-015	G06F-017	G06F-019	G06N-003	G06N-005	G06N-007	G06Q-010	G10L-015
2008	533	6015	7499	8945	1	301	0	194	512
2009	647	4575	9374	12105	63	81	6	452	40
2010	526	6356	10869	22118	4	233	0	435	517
2011	777	4491	11443	21399	13	301	9	637	274
2012	763	4835	8146	16022	0	35	9	3204	348
2013	1050	4068	11355	16614	52	492	0	2608	264
2014	746	8843	27798	58637	13	722	126	3150	1485
2015	733	12451	45369	81679	170	1237	13	5762	1699
2016	1191	10154	31061	66281	199	898	67	4047	1023
2017	984	8769	34012	58424	523	149	159	7494	1426
2018	502	850	6325	21788	151	43	213	2042	659

V. 결론 및 향후 연구 방향

1. 인공지능 기술의 혁신 특성

본 연구에서는 2008년부터 2018년까지 등록된 인공지능 관련 특허 데이터를 분석함으로써 인공지능 기술의 혁신과 확산 패턴을 중점적으로 살펴보았다.

그 결과 현재 대부분의 인공지능 기술의 혁신은 핵심 영역인 G06F-019(특수한 어플리케이션에 특히 적합한 디지털 컴퓨팅 또는 데이터 처리 장치 또는 방법), G06F-015(음성 인식), G06F-017(디지털 컴퓨팅 또는 데이터 프로세싱 장비, 방법으로서 특정 기능을 위해 특히 적합한 형태의 것) 분야에 집중되어 있으며, 다소 정적인 형태를 보여주고 있는 것으로 나타났다.

또한 전체적인 네트워크 사이즈의 증가 및 추이의 변화를 통해 인공지능 분야의 기술이 원천기술에 관련된 특허의 성장세는 줄어드는 반면에 응용분야의 특허 수는 지속적으로 성장되는 것을 알 수 있었는데, 이는 인공지능 기술의 혁신이 제품 혁신과 점진적 혁신의 형태를 띠고 있음을 시사하고 있다.

프로그램 제어를 위한 장치 및 디지털 컴퓨팅 등 인공지능 분야의 경우 알고리즘 및 원천기술 중심의 개발 형태에서 음성인식 기술과의 융합을 통한 인공지능 비서 제품화, 경영/관리 데이터 처리 시스템 영역과의 융합을 통한 패키지형 서비스 등과 같은 상용화에 집중되

고 있는 것을 알 수 있었다.

특히 간의 네트워크 분석결과 인공지능 기술이 다른 기술과의 융·복합을 통해 여러 분야(예: 전기, 의료, 군사 등)로 확산되고 있다는 것을 알 수 있었다. 가장 확산이 활발히 일어나고 있는 영역은 H섹션(전기 통신 기술)의 과 A섹션(의약학 등), B섹션(운수 관련 물리 처리 조작) 등이며, 그 외에 다른 영역에 연관된 특허도 점점 확산되고 있음을 알 수 있다.

이는 인공지능의 기술혁신은 자체적인 알고리즘의 혁신 단계를 거쳐 응용과 활용에 집중되고 있으며, 그 대표적인 응용 영역 분야인 지능형 비서와 스마트 모빌리티 등 영역으로 확산되고 있음을 말해주고 있다.

세계적으로 인공지능 기술의 어떠한 혁신을 통해 어느 영역에 도입될 것이며, 어느 국가에서 어떤 기업/대학/연구소가 핵심 적인 역할을 할 것인지에 대해 많은 관심이 집중되고 있다. 세계 주요국들은 모두 인공지능 육성을 위한 국가 전략을 수립하여 실행하고 있으며, 인공지능 패권을 둘러싼 경쟁과 협력은 치열하고 복잡하게 전개될 것으로 전망된다. 우리나라도 인공지능의 중요성에 대한 공감대는 형성되어 있지만 아직 국가차원의 인공지능 전략이 수립되지 않아 많이 뒤쳐져 있는 것이 사실이다.

본 연구에서 분석한 인공지능 기술의 혁신과 확산 패턴을 활용한다면 향후 국내 인공지능기술의 발전과 응용 분야를 미리 예측하고 대응하여 국가 인공지능 경쟁력을 강화할 수 있을 것으로 예상된다.

본 연구에서는 특허사무소가 표준화 된 특허를 제공하지 못한다는 점과, 특허데이터의 출원인 데이터가 명확하게 제시되어 있지 않다는 점 등의 한계로 인해 표준화된 미 특허청(USPTO)의 등록 특허만을 가지고 분석을 진행하였다. 향후에 해당 문제점을 보완하여 출원인(법인 포함)별 특허 역량과 전략의 비교 및 국가별 네트워크 비교분석, 또는 주요국 또는 주요 출원인 중심의 기업생태계와 제품 또는 서비스 동향을 분석할 수 있다면 인공지능기술과 융합된 새로운 응용 영역을 예측할 수 있을 것으로 예상된다[36]. 또한 후속연구에서는 인공지능의 주요 연구 영역인 자연어 처리, 음성인식, 이미지 인식 등으로 나누어 분석하거나, 강화 학습, 딥러닝, 액티브 러닝 등의 방법론 적 관점에서 분석을

통해 국가 인공지능 정책 수립에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] 과학기술정보통신부, 2019년 업무계획, 2019.
- [2] 이병기, *인공지능기술의 특허 경쟁력과 기술*, 서울: 한국경제연구원, 2017.
- [3] 양희태, 최병삼, 이제영, 장훈, 백서인, 김단비, *인공지능 기술 전망과 혁신정책 방향 - 국가 인공지능 R&D 정책 개선방안을 중심으로*, 과학기술정책연구원, 정책연구 18-13, 2019.
- [4] China Institute for Science and Technology Policy at Tsinghua University, *China AI development report*, Tsinghua University, 2018.
- [5] 한국정보화진흥원, 2019년 NIA AI Index - 우리나라 인공지능(AI) 수준 조사, IT & Future Strategy, 제6호, 2019.
- [6] <http://www.irobotnews.com/news/articleView.html?idxno=15809>
- [7] <https://www.yna.co.kr/view/AKR20190110033000003>
- [8] D. Barton, J. Woetzel, J. Seong, and Q. Tian, *Artificial Intelligence: Implications for China*. McKinsey Global Institute, New York, pp.1-20, 2017.
- [9] https://biz.chosun.com/site/data/html_dir/2019/12/30/2019123002557.html
- [10] J. Schumpeter, *The Theory of Economic Development*, Harvard, Cambridge, 1934
- [11] 이공래, *기술 확산정책의 전개 방안*, 과학기술정책연구원, 정책자료, 98-02, 1988.
- [12] 홍사균, *기술혁신의 패러다임 변화에 대응하는 국가 과학기술혁신전략 탐색연구*, 과학기술정책연구원 정책연구, 2016.
- [13] S. E. M. Roger, *Diffusion of Innovations (2nd ed.)*, New York : The Free Press, 1971.
- [14] 이공래, 황정태, *다분야 기술융합의 혁신시스템 특성 분석*, 정책연구, 1-140, 2005.
- [15] Z. Griliches, *Patent statistics as economic*

- indicators: a survey. In R&D and productivity the econometric evidence*, University of Chicago Press, 1998.
- [16] S. Breschi and F. Lissoni, *Knowledge networks from patent data. In Handbook of quantitative science and technology research*, Springer, Dordrecht, 2004
- [17] 박준형, 광기영, “특허 인용 관계가 기업 성과에 미치는 영향,” *지능정보연구*, 제19권, 제3호, pp.127-139, 2013.
- [18] 최병철, 백현미, 김명숙, “특허 인용 네트워크 분석을 통한 기술지식의 확산 경로 분석,” *벤처창업연구*, 제10권, 제1호, pp.143-151, 2015.
- [19] E. Kim, Y. Cho, and W. Kim, “Dynamic patterns of technological convergence in printed electronics technologies patent citation network,” *Scientometrics*, Vol.98, No.2, pp.975-998, 2014.
- [20] 윤병운, 백재호, 박용태, *[Session C8. 기술경영] 데이터 마이닝을 이용한 특허 인용 분석*, 한국경영과학회 학술대회논문집, pp.583-586, 2001.
- [21] P. Érdi, K. Makovi, Z. Somogyvári, K. Strandburg, J. Tobochnik, P. Volf, and L. Zalaiyi, *Prediction of emerging technologies based on analysis of the US patent citation network*, Scientomet, 2013.
- [22] C. C. Phelps, “A longitudinal study of the influence of alliance network structure and composition on firm exploratory innovation,” *Academy of management journal*, Vol.53, No.4, pp.890-913, 2010.
- [23] 남영준, 정의섭, “인용정보를 이용한 신 특허지수 개발에 관한 연구,” *정보관리학회지*, 제23권, 제1호, pp.221-241, 2006.
- [24] N. Kim, H. Lee, W. Kim, H. Lee, and J. H. Suh, “Dynamic patterns of industry convergence: Evidence from a large amount of unstructured data,” *Research Policy*, Vol.44, No.9, pp.1734-1748, 2015.
- [25] H. Ernst, “Patent information for strategic technology management,” *World patent information*, Vol.25, No.3, pp.233-242, 2003.
- [26] T. S. Cho and H. Y. Shih, “Patent citation network analysis of core and emerging technologies in Taiwan: 1997-2008,” *Scientometrics*, Vol.89, No.3, pp.795-811, 2011.
- [27] 백서인, 박환일, 송치용, 최해옥, 홍성범, 손은정, *2018년 중국(중화권) 첨단기술 모니터링 및 DB 구축 사업: 로봇·3D 프린팅·드론*, 과학기술정책연구원, 조사연구 18-09, 2018.
- [28] A. B. Jaffe, M. Trajtenberg, and M. S. Fogarty, “Knowledge spillovers and patent citations: Evidence from a survey of inventors,” *American Economic Review*, Vol.90, No.2, pp.215-218, 2000.
- [29] J. Lerner, “The importance of patent scope: an empirical analysis,” *The RAND Journal of Economics*, Vol.25, No.2, pp.319-333, 1994.
- [30] 문진희, 금영정, *특허 네트워크 분석을 활용한 사물 인터넷 기술융합 분석*, 한국경영과학회 학술대회논문집, 2460-2466, 2016.
- [31] 백현미, 김명숙, “특허 네트워크 분석을 통한 융합 기술 트렌드 분석,” *벤처창업연구*, 제8권, 제2호, pp.11-19, 2013.
- [32] 조용래, 김의석, “특허 네트워크와 전략지표 분석을 통한 기업 기술융합 전략 연구,” *지식재산연구*, 제9권, 제4호, pp.191-221, 2014.
- [33] M. A. Schilling and C. C. Phelps, “Interfirm collaboration networks: The impact of large-scale network structure on firm innovation,” *Management science*, Vol.53, No.7, pp.1113-1126, 2007.
- [34] 광기영, *소셜네트워크분석*, 서울: 청담, 2014.
- [35] M. Everett and S. P. Borgatti, “Ego network betweenness,” *Social networks*, Vol.27, No.1, pp.31-38, 2005.
- [36] T. U. Daim, G. Rueda, H. Martin, and P. Gerdri, “Forecasting emerging technologies Use of bibliometrics and patent analysis,” *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.73, No.8, pp.981-1012, 2006.

저 자 소 개

백 서 인(Seoin Baek)

정회원



- 2011년 월 : 칭화대 정밀기계공학과(공학사)
- 2013년 2월 : KAIST 기술경영전문대학원(공학석사)
- 2017년 2월 : KAIST 기술경영전문대학원(공학박사)
- 2017년 3월 ~ 현재 : STEPI 부연

구위원

〈관심분야〉 : 글로벌 이노베이션 시스템, 기술 혁신

이 현 진(Hyunjin Lee)

정회원



- 2013년 8월 : 칭화대 산업공학과(공학사)
- 2016년 2월 : KAIST 산업 및 시스템공학과(공학석사)
- 2016년 3월 ~ 현재 : KAIST 산업 및 시스템공학과 박사과정

〈관심분야〉 : 데이터기반 의사결정, 공공의료시스템 설계

김 희 태(Heetae Kim)

정회원



- 2012년 2월 : 성균관대학교 전자전기공학과(공학사)
- 2014년 2월 : KAIST 기술경영전문대학원(공학석사)
- 2017년 2월 : KAIST 기술경영전문대학원(공학박사)
- 2017년 1월 ~ 현재 : 한국기계연구원 선임연구원

원 선임연구원

〈관심분야〉 : 기계기술정책, 에너지경제성 등