

5개국 바이오헬스 산업의 기술융합과 트렌드 분석 : 특허 동시분류분석과 텍스트마이닝을 활용하여

박수현¹, 윤영미², 김호용³, 김재수^{4*}

¹과학기술연합대학원대학교(UST) 과학기술경영정책학과 박사과정, 한국과학기술정보연구원(KISTI) 학생연구원

²과학기술연합대학원대학교(UST) 과학기술경영정책학과 석사과정, 한국과학기술정보연구원(KISTI) 학생연구원

³광주과학기술원(GIST) AI대학원 박사과정

⁴과학기술연합대학원대학교(UST) 과학기술경영정책학과 교수, 한국과학기술정보연구원(KISTI) 책임연구원

Technology Convergence & Trend Analysis of Biohealth Industry in 5 Countries : Using patent co-classification analysis and text mining

Soo-Hyun Park¹, Young-Mi Yun², Ho-Yong Kim³, Jae-Soo Kim^{4*}

¹Ph. D. Student, Division of S&T Management Policy, UST / Student Researcher, KISTI

²Master Student, Division of S&T Management Policy, UST / Student Researcher, KISTI

³Ph. D. Student, Artificial Intelligence(AI) Graduate School, GIST

⁴Professor, Division of S&T Management Policy, UST/ Director, Division of National S&T Data, KISTI

요약 본 연구는 IP5국가(KR, EP, JP, US, CN)의 바이오헬스 분야 특허데이터를 기반으로 기술의 융합과 트렌드를 파악하여 해당 산업 분야의 발전 방향을 제시하는 것을 목적으로 한다. 기술융합 현황 파악을 위해 특허 동시분류분석 기반의 네트워크분석과 TF-IDF 기반의 텍스트마이닝을 주요 방법론으로 활용하였고, 분석 결과 바이오헬스 산업의 기술융합 클러스터는 크게 (A)치료용 의료기기, (B)의료데이터프로세싱, (C)생체체측용 의료기기의 세 가지 형태로 도출되었다. 또한 기술융합 결과를 토대로 한 트렌드 분석의 결과에서 우리나라는 (B)의료데이터프로세싱 분야에서 시장선도국으로 도출됨에 따라 향후 상업적 가치가 높은 특허로 시장 우위를 선점할 수 있는 가능성이 높다고 분석되었다. 특히 해당 분야는 2019년 1월 국회에서 통과된 '데이터3법'이라는 정책적 변화와 더불어, 국내 바이오헬스 기업들의 의료데이터 활용 가능성이 확대됨에 따라 해당 기술에 대한 기술융합 활성화 정책 수립과 R&D 지원 전략이 필요할 것으로 전망된다.

주제어 : 동시분류분석, 텍스트마이닝, 바이오헬스, 기술융합, 기술트렌드

Abstract The study aims to identify convergence and trends in technology-based patent data for the biohealth sector in IP5 countries (KR, EP, JP, US, CN) and present the direction of development in that industry. We used patent co-classification analysis-based network analysis and TF-IDF-based text mining as the principal methodology to understand the current state of technology convergence. As a result, the technology convergence cluster in the biohealth industry was derived in three forms: (A) Medical device for treatment, (B) Medical data processing, and (C) Medical device for biometrics. Besides, as a result of trend analysis based on technology convergence results, it is analyzed that Korea is likely to dominate the market with patents with high commercial value in the future as it is derived as a market leader in (B) medical data processing. In particular, the field is expected to require technology convergence activation policies and R&D support strategies for the technology as the possibility of medical data utilization by domestic bio-health companies expands, along with the policy conversion of the "Data 3 Act" passed by the National Assembly in January 2019.

Key Words : Co-classification analysis, Text mining, Bio-health, Technology convergence, Technology trend

*This research was funded by 「Construction project of a national research data sharing and diffusion system (K20-L01-C04-S01)」 of Korea Institute of Science and Technology Information.

*Corresponding Author : Jae-Soo Kim(jaesoo@kisti.re.kr)

Received January 19, 2021

Accepted April 20, 2021

Revised March 4, 2021

Published April 28, 2021

1. 서론

전 방위적 산업분야에 걸친 기술 간 융합은 무궁무진한 신산업의 기회를 창출하고 있다. 특히 ICT를 중심으로 한 기술의 융합은 경제적 가치창출과 사회문제 해결에 대한 기대감을 높이고 있으며, 기존의 전통적 단일 기술을 기반으로 한 산업의 생태계에도 큰 변화를 불러일으키고 있다[1]. 두 개 이상의 서로 다른 성격을 가진 기술의 융합은 고부가가치의 혁신적인 신기술이나 관련 서비스를 창출하며, 기술융합에 성공한 기업은 시장에서 주도권을 선점한다. 따라서 특정 산업의 기술 융합 형태와 동향을 파악하는 것은, 기술경쟁력을 기반으로 한 국가나 기업의 성패를 좌우하는 중요한 역할을 담당한다. 최근 산업 및 과학기술 분야에서는 온라인상에 존재하는 기술문헌 및 논문 등을 이용하여 특정 산업의 기술융합 현황과 동향을 확인하는 연구가 상당수 진행되고 있으며, 그 중에서도 각국의 특허청에서 발행하는 특허문서를 이용한 연구가 활발히 진행되고 있다[2]. 특허는 많은 연구에서 기술의 대용지표(proxy)로 활용되어 온 바 있으며[3], 특허 데이터 확보의 수월성과 탁월한 정보량 때문에 타 지표보다 상대적으로 유용성이 높아 기술융합 연구에 빈번하게 활용되고 있다[4].

본 연구의 대상이 되는 바이오헬스 산업 분야의 경우, 인구 고령화에 따른 의료비 지출 증가와 건강 증진에 대한 인식고조 등으로 세계적인 산업 발전 가능성에 대한 관심이 높은 분야다. 세계 주요 국가들은 맞춤형 헬스케어 산업에 투자를 확대하고 있으며, 우리 정부 역시 2017년 국가혁신 성장동력 중 하나로 '맞춤형 헬스케어'를 제시하였고, 2022년까지 개인 맞춤형 정밀의료 시스템과 융합 의료기기 개발을 목표로 규제 개선, 기술개발 등을 추진하고 있다. 또한 최근에는 코로나 19(COVID-19)로 인한 이례적인 팬데믹(Pandemic) 현상에서 이미 주요 국가들은 코로나19에 보다 신속하고 정확히 대응하기 위해 관련 논문과 기사 등을 통한 텍스트마이닝 기술을 통해 선제적으로 기술 동향 파악에 앞장섰다. 이처럼 빅데이터 분석기법을 활용한 기술동향 파악의 중요성은 더욱 더 높아질 것으로 예측된다.

본 논문은 전 세계 특허 출원의 80% 이상을 차지하는 한국, 미국, 중국, 일본 및 유럽 5개국 특허청 간 협의체로 출범한 IP5 (Intellectual Property 5) 국가들의 바이오헬스 산업분야 특허데이터를 대상으로 기술융합의 클러스터를 도출하고 기술동향을 진단해 해당 분야의 산업 활성화에 기여하는 것을 목적으로 한다. 연구방법으

로는 동시분류분석 기반의 클러스터 생성을 위한 네트워크분석과, 기술융합 클러스터별 핵심 키워드를 추출하기 위한 TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency) 기반의 텍스트마이닝을 주요 방법론으로 하였으며, 두 가지 방식을 통해 도출된 기술융합 결과를 기반으로 기술동향에 대해 정량분석을 실시하였다. 본 논문의 2장에서는 관련 이론 및 선행연구를 확인하고, 3장에서는 연구의 방법론에 대해 서술하며 4장에서는 연구의 결과, 5장에서는 연구의 결론에 대해 서술한다. 본 연구가 향후 바이오헬스 분야의 핵심 기술 확보를 위한 정부와 민간의 신속한 대응에 활용되고, 해당 분석 프로세스가 향후 다양한 분야의 기술 트렌드 분석에 활용될 수 있길 기대한다.

2. 이론 및 선행연구

2.1 동시분류분석 기반의 기술융합 연구

특허데이터 기반의 다양한 분석 방법론 중에서 특허, 융합연구에 주로 활용되는 방법으로는 특허 인용 분석과 특허 동시분류분석을 들 수 있다[5]. 특허 인용 분석의 경우에는 특허의 인용정보를 이용하여 특정 기술을 갖고 있는 연구자의 기술 수준과 함께 해당 연구자와 유사한 연구를 수행하는 일련의 연구 집단을 객관적으로 확인할 수 있다[6]. 반면 특허 동시분류 분석의 경우에는 하나의 특허가 두 개 이상 분류코드에 분류되는 특징을 기반으로 하는 분석 방법이다. 하나의 기술이 두 개 이상의 분류코드에 분류된다는 것은 그 자체로 해당 기술이 다수의 산업 및 기술영역에 관련되어 있다는 것을 의미한다 [7-10]. 또한, 서로 다른 기술 분야에 동시 할당된 특허들이 많다면 두 기술 분야는 상호 연관성이 높으며 기술 간 융합의 가능성이 높다고 할 수 있다[11].

특허 정보 기반의 동시분류분석 연구로는 국가별 고분자 소재의 기술융합 형태와 기술수준 분석을 위해 공개등록 기준으로 2004년부터 2014년까지의 PCT를 수집하여 동시분류분석을 실시한 연구가 있으며[12], 분석 결과 일본과 한국은 기술의 분야를 넘어서는 대분류(섹션) 수준의 융합이 더 많은 반면, 미국과 유럽은 화학분야 내에서 중분류(Field) 수준의 융합이 더 많이 나타나고 있다는 점을 밝혀낸 바 있다. 또한 본 논문의 연구 분야와 일치하는 바이오 헬스 분야 경우, 기술융합구조와 핵심 기술 연구 분야를 파악하기 위해 국가 R&D 수행으로 창출된 특허성과를 기반으로 IPC를 기준으로 동시분류분

석을 실시하여 타 분야와의 비교를 통해 국가R&D 분야의 연구비 투자에 대한 방향을 제시한 연구[13]가 확인되었다.

2.2 특허데이터 기반의 텍스트마이닝 연구

각종 문헌정보들이 디지털변환이라는 시대적 흐름과 함께 온라인 기반의 텍스트로 생성됨에 따라 텍스트마이닝은 다양한 산업분야의 동향분석에 활발히 사용되게 되었다. 특히 기술융합의 동향을 파악하기 위해 특허데이터를 기반으로 한 텍스트마이닝 연구들이 다수 존재하는데, 바이오 연료에 관한 특허데이터 기반의 텍스트마이닝 분석을 통해 해당 분야는 바이오 연료의 원천 기술이 개발된 후 유전공학 분야를 응용하여 발전하였으며, 향후 미세조류와 관련된 기술 개발이 지속될 것으로 전망될 것이라는 결론을 도출한 연구[14], 핀테크(Fin-Tech) 산업 내의 화두인 모바일 결제 시장을 대상으로 한 특허데이터 기반의 텍스트마이닝 분석으로 모바일 결제 시장 내 핵심기술 세 가지를 도출한 연구[15], 그리고 바이오 분야의 미래유망기술 도출을 위해 해당 분야의 국내외 특허데이터를 바탕으로 텍스트마이닝 기법을 통해 미국과 우리나라의 특허등고선을 비교분석하여 바이오분야의 전반적 기술개발 분야를 도출한 연구[16] 등이 확인되었다.

앞서 살펴본 관련 선행연구 조사에 따르면 대부분의 연구에서 특정 기술분야의 융합 형태를 확인하기 위한 분석을 위해 동시분류분석을 중심으로 하는 네트워크분석을 활용하거나, 텍스트마이닝을 통해 특허 기술 개발의 동향을 파악하는 연구가 주를 이루는 것으로 나타났다. 그러나 두 가지 분석방법론을 함께 적용하여 기술융합을 분석하는 연구는 심도 있게 다루어지지 않은 것으로 나타났고, 기술동향 분석까지 심화되어 진행된 연구는 많지 않은 것으로 확인된다. 따라서 본 연구는 바이오헬스 분야의 기술융합 형태를 파악하기 위해 동시분류분석과 텍스트마이닝을 함께 접목시켰다는 점에서 타 연구와 차별성을 갖는다.

3. 연구방법

3.1 분석대상

본 연구에 활용된 데이터는 KISTA(한국특허전략개발원)에서 2019년「국가 특허전략 청사진 구축활용 사업」의 일환으로 특허 빅데이터 기반 바이오헬스 산업혁신전략 수립을 위해 수집한 11,827건의 특허 데이터를 대상

으로 하고 있다. 해당 데이터셋은 IP5의 5개 국가코드(KR, EP, JP, US, CN)의 2005년부터 2018년까지의 특허데이터로 구성되어 있다. 본 특허데이터 11,827건에는 총 5개 국가코드로 구성됨에 따라 특허데이터 내 텍스트에는 한글과 영어가 혼재되어 있다.

따라서 본 연구에서는 한글과 영어의 통합적인 분석을 진행하기 위하여 한글을 영어로 번역하였고, 이를 위해 구글 번역 API를 사용할 수 있는 python 라이브러리 “googletrans”를 이용하여 번역 프로그램을 작성하였다.

3.2 분석모형

본 연구의 개요는 아래 Fig. 1과 같다.

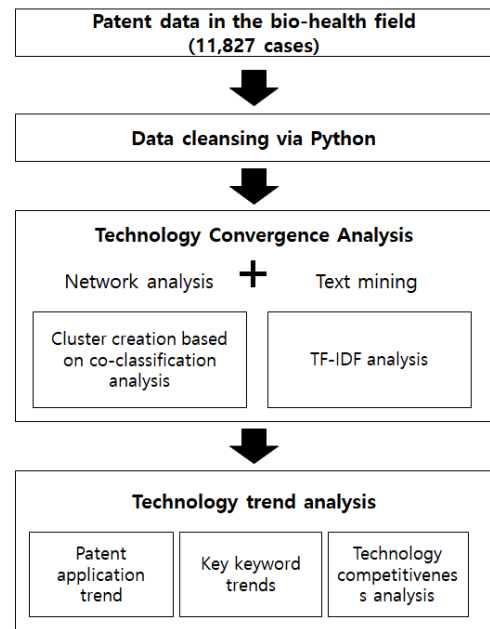


Fig. 1. Analysis model

3.3 분석방법

본 연구는 기술융합의 형태를 파악하기 위해 IPC 네트워크분석을 기반으로 한 클러스터분석과, 클러스터별 텍스트마이닝을 주요 방법론으로 활용하였다. 빅데이터 기반의 특허분석은 일반적으로 네트워크 기반 방법과 키워드 기반 방법으로 나뉜다. 그러나 네트워크 기반의 특허분석은 내부에 존재하는 세부 기술정보에 대한 분석이 불가능하다는 단점이 있고, 키워드 기반의 분석은 기술정보간의 상호관계를 규명하지 못한다는 단점이 있다 [17]. 따라서 본 연구에서는 기존에 제시된 네트워크 기

반 특허 분석과 키워드 기반 분석의 한계를 극복하기 위해서 두 방법을 혼합한 방법을 통해 단일적 방법론이 가진 단점을 보완 한다는 점에서 방법론적 타당성을 가진다고 할 수 있다.

3.3.1 동시분류 기반의 네트워크 분석

본 연구에서 활용된 IPC 기반의 특허 동시분류 네트워크(co-classification) 분석은 동시출현(co-occurrence) 분석방법을 응용한 방식이며, 동시출현 분석 중에서도 학술분류체계 또는 기술분류체계 상의 코드들의 동시 출현을 바탕으로 분야 간 융합 관계를 측정하는 동시분류 분석이라 할 수 있다. 이 방법론은 어떤 특허 분류코드의 동시출현 빈도를 측정함으로써, 어떤 연구 영역의 네트워크 관계를 파악한다. 이는 특정한 키워드(IPC)가 하나의 발명에서 얼마나 자주 동시출현 하였는가를 기준으로 동시출현행렬을 만들어 이를 기초로 클러스터링(Clustering) 및 맵핑(Mapping)을 생성하는 방식으로 수행된다.

IPC 네트워크 분석은 IPC들 간의 연결이며, 공동 출현을 기준으로 연결 관계를 규정하며, 다음 시각화된 결과는 단어동시출현 행렬을 가지고 유사도 수치를 계산한 결과를 반영하며, 단어들이 서로 가까운 곳에 위치해 있을수록 높은 유사성을 가지고 있는 특징을 지닌다[18]. 본 연구에서는 이와 같은 과정을 통해 생성된 네트워크를 시각화 했으며, 해당 클러스터에서 연결정도(Degree) 기준 상위 IPC들을 기반으로 기술융합 클러스터별 개념을 정리하는 과정을 거쳤다.

3.3.2 텍스트마이닝 분석

tf-idf(Term Frequency - Inverse Document Frequency)는 텍스트 마이닝에서 이용하는 가중치로, 문서 집합 내에 나타나는 단어들에 대한 중요도를 해당 단어의 문서 내 빈도수와 문서 집합 내 문서 단위 출현 빈도수를 이용하여 수치화하는 방식이다. tf-idf는 단어 빈도와 역문서 빈도의 곱으로 나타낸다. 문서 d 내에서 단어 t의 총 빈도를 $f(t,d)$ 라 할 경우, 가장 단순한 tf 산출 방식은 $tf(t,d) = f(t,d)$ 로 표현된다. tf는 특정한 단어가 문서 내에 얼마나 자주 등장하는지를 나타내는 값으로, 이 값이 높을수록 문서에서 중요하다고 생각할 수 있지만 단어 자체가 문서군 내에서 자주 사용 되는 경우, 이것은 그 단어가 흔하게 등장한다는 것을 의미한다. 이것을 df(document frequency)라고 하며, 이 값의 역수를 idf(inverse document frequency)라고 한다. 본 연

구에서는 이러한 tf-idf의 특성을 이용하여 주요기술 분류 및 클러스터별, 분기별 키워드 빈도수를 추출하여 결과를 파악하였다. 더불어 빈도수를 바탕으로 확인해본 주요 키워드 분석에서는 시각화 도구로 워드클라우드를 사용하였다. 워드클라우드는 단어에 대한 빈도수를 기반으로 빈도수가 높은 단어는 상대적으로 크게, 빈도수가 낮은 단어는 상대적으로 작게 나타내는 방식을 사용하여 빈도수에 비례하여 단어를 시각적으로 표현한다. 이러한 워드 클라우드를 효율적으로 생성하기 위하여 wordcloud라는 python 라이브러리를 사용하여 프로그램을 작성하였다.

3.3.3 CPP-PFS 교차분석

본 연구에서는 CPP(Cites Per Patents, 피인용도지수)와 PFS(Patent Family Size, 시장확보지수)의 교차 분석을 통해 기술의 질적 수준과 시장확보 능력을 분석했다. 이는 기술의 영향력과 시장성 확보지수로서, 특허가 기술적으로 영향을 미치는 정도(피인용도의 비율)와 시장(패밀리 특허)의 확보를 통해 연구주체의 특허가 질적 수준 또는 시장확보를 위한 노력 정도의 평가방법이다. CPP는 연구결과에 대한 출판물(논문, 특허) 인용정보를 분석하는데 가장 많이 이용되는 지수로서 개별 출판물당 피인용 수를 평균적으로 계산한 값을 의미한다 [19]. 이 값은 분석대상의 연구 출판물이 이후 기술혁신 활동에 어느 정도의 영향을 미쳤는가를 보여주는 지표이며, 인용정보와 관련된 다른 지표와 연계된다. 본 분석에서는 특허데이터를 기준으로 측정하므로 특허당 평균 피인용횟수를 뜻하는 CPP 기준으로 값을 도출하였고, 인용되는 빈도(Forward Citation)가 높을수록 기술력이 강하고, 반대로 낮은 경우에는 기술력이 약함을 의미한다고 해석하였다. CPP는 식 (1)과 같이 계산된다.

$$CPP = \frac{\text{피인용수}}{\text{특허건수}} \quad (1)$$

한편, 패밀리특허는 해당 특허의 보호범위가 지역적으로 어느 정도까지 미치고 있는가를 직접적으로 보여주는 지표이다. 즉, 한 발명에 대해 상업적인 이익 또는 기술 경쟁 관계에 있을 경우에만 해외에 특허를 출원하므로, 일반적으로 패밀리특허수가 많을 경우 특허를 통한 시장성이 크다고 판단되어 시장확보력이 크다는 것을 의미한다 [19]. 또한 형성에 따르는 비용과 노력 등을 고려해 볼 때, 패밀리 규모가 큰 특허는 기술적 중요성과 가치가 높은 특허로 추정될 수 있다. 특허 패밀리의 규모를 측정하

는 방법은 다양하게 정의될 수 있으나, 특허 패밀리가 형성되어 있는 국가의 개수로 정의한다. PFS는 식 (2)와 같이 계산된다.

$$PFS = \frac{\text{해당출원인의 평균특허 Family수}}{\text{전체평균특허 Family수}} \quad (2)$$

4. 연구결과

4.1 기술융합 분석결과

4.1.1 동시분류분석 결과

본 분석에서는 IPC를 구성하는 5가지 계층 중 서브클래스(subclass)레벨까지를 기준으로 클러스터분석을 시행하였다. 이를 위해 전체 IPC에서 각각의 IPC코드가 각각에서 얼마나 많이 동시 출현했는지를 기준으로 Weighted Network(가중네트워크)를 생성하였으며, 이를 기반으로 클러스터를 생성하였다. 본 클러스터 생성은 VOSViewer 프로그램을 통해 수행되었으며, Network(가중네트워크)에서 주로 사용하는 Modularity-based clustering 방식으로 수행되었다. 의미의 중요성이 떨어지는 작은 클러스터가 발생하는 것을 방지하기 위해 최소 클러스터 크기(노드 개수)를 30개로 설정한 후 작은 클러스터들을 병합하였다. Table 1은 클러스터별 동시 출현 상위 10개 IPC와 그에 따른 가중치(weight)를 정리한 표이며, Fig. 2는 VOSViewer 프로그램을 통해 수행된 클러스터분석 결과에 대한 시각화 자료이다.

Table 1. Top 10 IPCs and concurrent appearance weights by cluster

Rank	Cluster					
	1		2		3	
	IPC	weight	IPC	weight	IPC	weight
1	A61M	882	G06F	4620	A61B	8082
2	G01C	828	G06Q	1926	G08B	1816
3	G01N	652	G16H	1850	G08C	560
4	A61N	602	H04L	1622	G06T	244
5	A41D	404	A63B	1448	G01V	50
6	A61H	404	H04W	1262	A61C	30
7	G01P	386	H04M	942	G08G	28
8	A61G	368	G09B	838	G09G	22
9	G01G	362	G01S	714	E21B	22
10	A61F	310	H04B	706	H04H	16

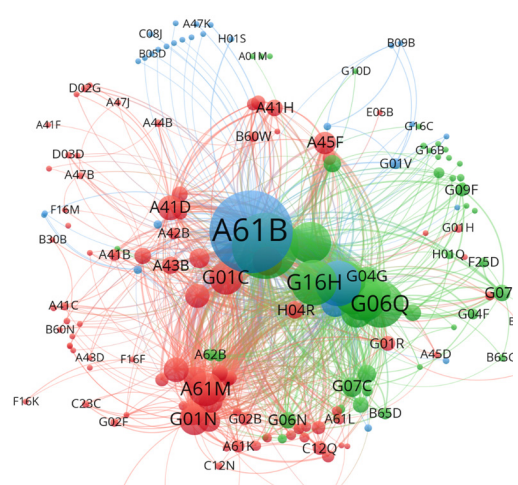


Fig. 2. Cluster analysis visualization performed with VOSViewer

이후 해당 클러스터에 속한 IPC의 특징을 보다 정확히 도출하여 주요 기술별 차별성을 나타내기 위해, 특허청에서 발표한 산업(KSIC)-특허(IPC) 연계표를 바탕으로 해당 IPC가 속한 산업군을 확인하는 과정을 거쳤다.

클러스터별 상위 3개의 IPC에 대한 정의를 확인한 결과, 클러스터 1에서는 IPC의 Subclass 기준, 인체의 속도 또는 표면에 매체를 도입함으로써(A61M), 거리 혹은 방위에 대한 측정(G01C)과 검출에 의한 결과를 분석하는 기술(G01N)이 융합된 클러스터로 확인되었다. 산업(KSIC)-특허(IPC)연계 정의로 살펴보았을 경우에는 ‘의료용 기기 제조업’과 ‘측정, 시험, 향해, 제어, 및 기타 정밀기기 제조업’등 정밀 측정과 관련된 산업분류의 융합으로 나타났다.

클러스터 2에서는 IPC의 Subclass 기준 적용 결과, 디지털 데이터처리 기술(G06F)로서 관리용 혹은 감독용 데이터처리 시스템(G06Q)과 그에 적합한 정보통신 기술(G16H)이 주로 융합됨을 확인할 수 있었다. 산업별 정의로 확인하였을 경우, ‘컴퓨터 및 주변장치 제조업’, ‘컴퓨터 프로그래밍, 정보서비스업’이 주로 등장하며 정보통신과 관련된 산업과 관련이 높은 것으로 분석되었다.

클러스터 3의 경우, IPC를 통해 확인한 결과, 진단, 수술, 개인식별에 관한 기술(A61B)과 측정과 제어에 따른 신호(G08B)를 전송하는 방식(G08C)에 관한 기술이 융합되어 있음을 확인할 수 있었으며, 산업연계 정의에 따라 ‘의료용 기기 제조업’과 ‘측정, 시험, 향해, 제어, 및 기타 정밀기기 제조업’ 그리고 ‘기타 전기장비 제조업’이 주로 등장함을 확인하였다. Table 2는 클러스터별 동시

출현 연결정도 상위 세 가지 IPC를 바탕으로 IPC별 subclass정의와 해당 IPC가 속한 산업(KSIC)-특허(IPC) 연계 정의를 정리한 표이다.

4.1.2 텍스트마이닝 분석 결과

본 분석단계에서는 클러스터별 핵심 키워드 선정을 위한 텍스트마이닝 분석을 진행하며, ‘발명의 명칭’에 해당하는 텍스트를 통해, 해당 클러스터를 대표할 수 있는 핵심키워드를 도출하여 보다 핵심적이고 구체적인 기술융합의 현황을 파악하기 위한 분석을 진행하였다. 먼저 클러스터1의 경우, 가장 높은 TF-IDF를 갖는 키워드를 살펴보면 stimulation(자극), phototherapy(광선요법), propane(프로판), consumable(소모품), nerve(신경) 등 의료방식과 관련된 단어들 다수 등장함을 알 수 있다. 핵심 키워드의 도출 결과와 앞서 확인하였던 기술융합 분석 결과를 종합하여 정리하면, 본 클러스터1은 다

양한 방식(자극, 광선요법 등)을 이용해 환자의 상태를 측정하고 치료하는 목적의 의료기기와 관련된 기술로 추론할 수 있다.

클러스터2의 경우, 해당 클러스터의 가장 높은 TF-IDF를 갖는 키워드로는 program(프로그램), medium(매체), matching(정합), transaction(트랜잭션), personalized(개인맞춤형) 등 컴퓨터 프로그래밍과 관련된 단어들 다수 등장했다. 확인하였던 기술융합 분석 결과를 종합하여 정리하면, 진단 혹은 계측을 통해 발생한 다량의 데이터를 처리하는 의료 데이터프로세싱에 관한 기술로 추론할 수 있다.

클러스터3의 경우, 가장 높은 TF-IDF를 갖는 키워드는 program(프로그램), invasive(침습성), electrocardiogram(심전도), estimation(측정) 등이 등장하였다. 앞서 확인한 IPC 기준 기술융합 결과와 종합하여 정리한다면, 생체 현상(특히, 심전도)에 대한 진단으로 발생하는 신호를 전

Table 2. Definition of top 3 IPC and KSIC-IPC by cluster

Cluster	Rank	IPC	IPC Subclass Definition	KSIC-IPC Definition
1	1	A61M	Devices for introducing media into, or onto, the body	Medical device manufacturing industry
	2	G01C	Measuring distances	Measurement, test, direction, control, and other precision equipment manufacturing
	3	G01N	Investigating or analysing materials by determining their chemical or physical properties	Measurement, test, direction, control, and other precision equipment manufacturing
2	1	G06F	Electric digital data processing	Computer and peripheral device manufacturing industry
	2	G06Q	Data processing systems or methods	Computer programming, information service industry
	3	G16H	Healthcare informatics	Healthcare Informatics Industry
3	1	A61B	Diagnosis; surgery; identification	Medical device manufacturing industry
	2	G08B	Signalling or calling systems	Other electrical equipment manufacturing industry
	3	G08C	Transmission systems for measured values, control or similar signals	Measurement, test, direction, control, and other precision equipment manufacturing

Table 3. TF-IDF Top 10 Keywords by Cluster

Rank	Cluster 1		Cluster 2		Cluster 3	
	keyword	TF-IDF	keyword	TF-IDF	keyword	TF-IDF
1	stimulation	0.000949	program	0.000721	program	0.000543
2	phototherapy	0.000926	medium	0.00038	invasive	0.000491
3	propane	0.000823	matching	0.000325	electrocardiogram	0.000397
4	consumable	0.000823	transaction	0.000307	electrocardiograph	0.000315
5	nerve	0.000722	personalized	0.000307	estimation	0.000292
6	vagus	0.00072	community	0.000287	alarm	0.00027
7	stimulator	0.00072	diet	0.00024	volume	0.000244
8	implantable	0.000684	video	0.00024	warning	0.000236
9	neurostimulator	0.000608	chronic	0.000227	electromagnetic	0.000213
10	leadless	0.000514	facility	0.000214	early	0.000202

송하는 프로그램이 탑재된 의료기기로 정리할 수 있다. Table 3은 클러스터별 상위 10개의 TF-IDF 값에 해당하는 단어들을 정리한 표이며, Table 4는 최종적으로 클러스터별 동시출원 가중치 상위 3개 대표 IPC별 정의, 산업(KSIC)-특허(IPC)연계별 정의, 그리고 TF-IDF 값을 통해 정의한 클러스터별 핵심 키워드를 통해 최종 도출된 핵심기술 결과를 정리한 표이다.

Table 4. Comprehensive Results of Technology Convergence Analysis by Cluster

Cluster	Comprehensive Result
1	(A) Medical device for treatment
2	(B) Medical data processing
3	(C) Medical device for biometrics

4.2 기술동향 분석결과

4.2.1 특허출원 동향 분석

본 분석에서는 기술융합의 도출 결과를 바탕으로 연도별-국가별, 국가별-클러스터별 특허출원 동향을 확인해봄으로써 바이오헬스분야의 기술 트렌드를 거시적으로 통찰해보는 것을 목적으로 한다. 특허출원 관련 정보는 일반적으로 특허출원 후 18개월이 경과된 때에 대중에게 공개하기 때문에 데이터 수집 당시 미공개 상태의 데이터가 존재할 가능성이 있는 2017-2018년 출원된 특허는 그 정량적 의미가 유효하지 않다고 판단하여 분석에서 배제하였다.

가. 연도별-국가별 특허출원 동향

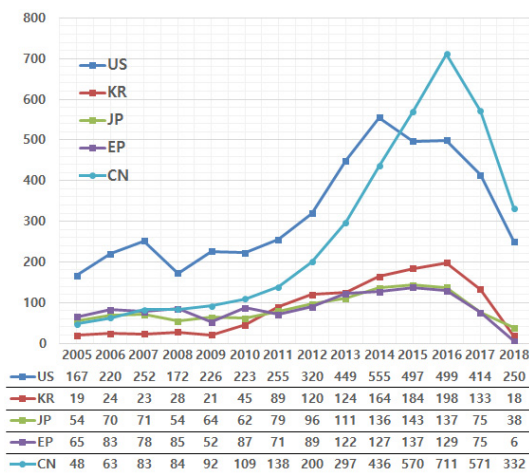


Fig. 3. Patent application trends by year-country

연도별-국가별 특허출원 동향을 확인한 결과 가장 높은 비중을 차지하는 두 국가는 미국(38%)과 중국(32%)으로 나타났다. 먼저 미국의 바이오헬스 특허출원 동향은 2009년을 이후로 급속한 성장세를 보이고 있는 것으로 나타났다. 미국의 디지털헬스케어의 산업 환경은 2009년 2월 오바마 정부가 선언한 경기부양책(The American Recovery and Reinvestment Act, ARRA) 이후 극적인 변화를 맞이하는데, 이는 경기부양책(ARRA)의 일환으로 의료 IT산업에 400억 달러를 지원한다는 오바마 정부의 약속과, 전자건강기록(Electronic Health Record, EHR)제도의 도입 및 대대적인 의료서비스의 디지털화 추진과 깊은 관련이 깊다[20]. 미국은 당시 원격진료 등의 분야에 2.5조 달러를 예산으로 책정하는 등, 헬스케어 분야 IoT 기술에 대한 뜨거운 관심을 보인 바 있다[21]. 따라서 미국 바이오헬스분야 특허출원의 급속한 성장은 이와 같이 의료제도의 디지털화라는 정책적 변화와 큰 관련이 있는 것으로 볼 수 있다. 한편 중국의 경우 2011년을 기점으로 비약적 특허출원의 성장세를 보이고 있다. 특히 2011과 2012년을 기점으로 그 출원건수가 폭발적으로 증가해 2015년부터는 미국의 출원건수를 넘어섰다. 중국에서는 2009년 3월 공산당 중앙위원회에서 처음 의료시스템 개혁 심화에 관한 국무원의 의견이 발표되었으며, 국가 개혁 계획의 개별부문에서 처음으로 IH(Intelligent Healthcare) 구축이 강조되었다[22]. 본 계획에서는 첫째, “실용적인 의료정보 공유 시스템 구축”, 둘째, “의료정보 표준화 추진”, 셋째, “공공의료 서비스 플랫폼 구축”, 넷째, “농촌 원격의료 네트워크 구축”을 발표한 바 있으며, 본 정책은 지역 간 정보 공유 효율성과 질병의 통제 및 예방, 대형병원의 정보 시스템 구축, 농촌 지역을 중심으로 하는 원격 의료 네트워크의 향상에 기여하는 등 다양한 측면에서 중국의 IH의 발전을 촉진했다고 알려져 있다[22]. 즉, 이와 같은 현상은 디지털을 기반으로 하는 공공의료 서비스 향상과 원격의료 네트워크 구축과 밀접한 관련이 있다고 볼 수 있다.

한국, 유럽, 일본의 경우, 2010년까지는 일본과 유럽은 비슷한 흐름을 보였으며, 한국을 두 국가에 비해 다소 침체된 특허출원 양상을 보였으나, 2011년을 기점으로 한국이 일본과 유럽을 제치고 가장 높은 특허출원을 보이는 국가로 성장했음을 알 수 있다. 그러나 세계적인 특허출원 강국인 미국과 중국과 비교했을 때는 그 수가 절반에 못 미치는 비중을 차지하여 그 영향력이 다소 미미한 것으로 판단된다.

나. 국가별-클러스터별 특허출원 현황

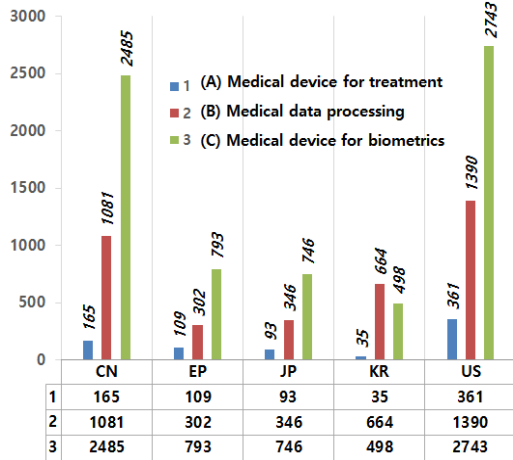


Fig. 4. Patent application trends by country-cluster

국가별-클러스터별 특허출원 분석에서는 전체 특허출원에서 (C)생체계측용 의료기기가 차지하는 비율이 전체의 절반 이상(62%)으로, (B)의료데이터프로세싱(32%)과 (A)치료용의료기기(6%)에 비해 월등히 높은 비율로 출원되었음을 확인할 수 있다. 전체 국가별 특허출원 비율에서 약 70%를 차지하는 국가인 중국(32%)과 미국(38%) 역시 (C)생체계측용 의료기기에서 가장 높은 특허출원비율을 보였다. 일본과 유럽의 경우 클러스터별 특허건수가 유사한 양상을 보이는 것으로 확인되었다. 주목할 점은 한국을 제외한 모든 국가에서 주요기술 분류별 특허출원 현황은 (C)>(B)>(A) 순으로 구성되었으나, 한국의 경우 전체 (B)의료데이터프로세싱 분야에서 특허출원 건수 664건을 기록하며 유일하게 (B)>(C)>(A) 기술 순으로 구성되어 있다는 점이다. 이는 우리나라가 대표적인 ICT 강국임을 보여주는 부분이라 할 수 있다. 국내의 경우 의료산업기업들의 R&D 투자액은 다른 산업과 비교해 저조한 수준이다. 우리나라는 ICT산업에 투자되는 R&D투자금액이 26조5536억원인 반면, 바이오헬스산업은 이의 10% 수준인 2조7989억원에 그친다[23]. 이는 향후 ICT와 바이오헬스 분야의 기술융합을 적극 활용한다면, 차세대 바이오헬스 강국으로 성장할 수 있는 가능성을 시사하는 부분이라 할 수 있다.

4.2.2 특허데이터 주요 키워드 분석

가. 주요 키워드 분석

본 특허데이터 주요 키워드 현황 분석에서는 '발명의 명칭', '대표청구항', '요약'에 등장한 텍스트를 기준으로,

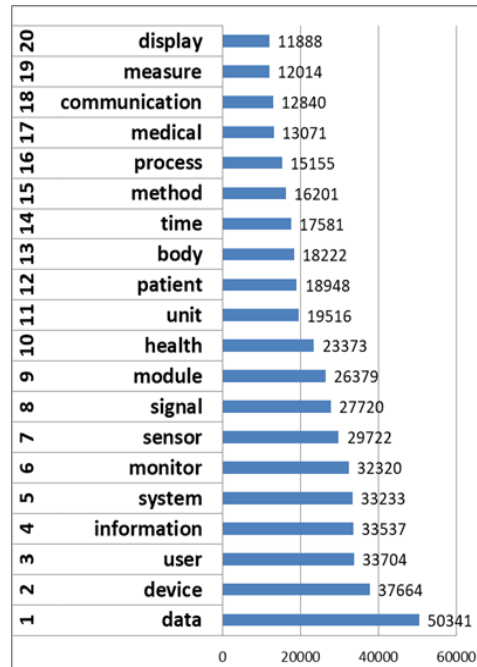


Fig. 5. Top 20 in total patent data keyword frequency

가장 빈번하게 등장한 키워드를 통해, 바이오헬스 산업 분야의 기술동향을 거시적으로 확인하였다. '발명의 명칭'과 '요약' 부분의 경우, 해당 발명을 대표하는 핵심적인 키워드들을 도출할 수 있는 부분이며, '대표청구항'의 경우, 특허 청구범위의 내용으로 확보되는 권리범위를 분석 하는 것은 대단히 핵심적인 기준 중 하나이며, 해당 특허 문헌의 권리범위를 판단하기 위함이다.

바이오헬스 분야 특허데이터의 핵심 키워드 상위 10위를 살펴보면 순서대로 data(데이터), device(기기), user(사용자), information(정보), system(시스템), monitor(모니터/감시장치), sensor(센서), signal(신호), module(모듈/부품), health(건강) 등의 단어들 선정되어 있음을 알 수 있다. 이는 앞서 특허출원 동향에서 살펴본 바와 같이 2010년을 기점으로 하고 있는 본격적인 디지털헬스케어 시대로의 전환과 연관 지어 설명될 수 있는 키워드들이며, 특히 2012년을 기점으로 폭발적으로 증가한 (C)생체계측용 의료기기 관련 기술의 특허출원과 밀접한 관련이 있는 것으로 판단된다. 생체 계측 관련 단어들은 temperature(온도), blood(혈액), body(신체), heart(심장) 등이 주로 등장하였다. 한편으로, server(서버), transmit(전송), process(프로세스), wireless(무선), mobile(모바일), network(네트워크) 등

있다. 이는 또한 앞서 서술한 2009년 미국 오바마 정부가 발표했던 전자의료기록(EMR)시스템 정착 계획과도 시기적으로 밀접한 관련이 있는 것으로 판단된다.

한편, 2분기에는 심전도 및 심장박동과 관련된 단어가 2번 이상 등장하는 특징을 갖는다. 8위에 mocg(MoCG; pulsatile motion signal, 운동심전도), 9위에 fhr(Fetal Heart Rate, 태아심박동수)가 선정된 점을 통해, 2분기를 기점으로 심전도 등을 통한 생체계측용 의료기기 분야의 특허출원이 증가되었음을 알 수 있다.

(다) 3분기(15~18년)

3분기 역시 cloud(클라우드)가 가장 두드러지는 키워드로 도출되었는데, 이를 통해, 3분기에도 디지털헬스케어 시대의 기반이 되는 데이터 수집 및 처리의 중요성이 부각되고 있음을 알 수 있다. 같은 상위권에 선정된 키워드들은 2위의 phototherapy(광선치료), 3위의 iot(IoT, 사물인터넷), 4위의 pcg(phonocardiogram, 심음도) 등이 있다. pcg(심음도)의 경우 박동하는 심장과 그로 인한 혈류가 만들어내는 소리를 뜻하는 단어로써, 앞서 확인한 생체 현상(특히, 심전도)에 대한 계측을 다루는 프로그램이 탑재된 의료기기와 관련이 있는 단어로 볼 수 있다.

한편 3분기에서 주목할 만한 단어는 7위를 기록한 convolutional(컨볼루션 신경망)이다. 해당 단어는 딥러닝과 머신러닝에서 주로 사용되는 단어로써, 시각적 영상을 분석하는 데 사용되는 심층 신경망(DNN, Deep Neural Network)의 한 종류이며 영상 내 객체 분류, 객체 탐지 등 다양한 응용 분야에 폭넓게 활용되는 DNN의 대표적 모델 중 하나로 알려져 있다. 이는 최근 4년 이내 인공지능 기술을 활용한 발명이 급부상하고 있음을 보여주는 주요 단서라 볼 수 있다. 즉, 3분기의 경우 의료데이터 플랫폼인 클라우드, 사물인터넷, 딥러닝 기술, 심음도 등을 기반으로 한 생체계측 기기 등이 활발히 개발되고 있다고 해석된다.

4.2.3 기술경쟁력 분석 결과

가. 국가별 기술경쟁력 분석

국가별 CPP-PFS 교차분석 결과, Fig. 7이 나타내는 바와 같이 기술 및 시장 선진국을 의미하는 제 1사분면에 위치한 국가는 미국(US)이 유일한 것으로 나타났다. 이는 미국의 등록특허들이 시장확보력과 질적 수준이 높은, 즉 기술적 선도성과 상업적 가치가 큰 특허를 다량으로 보유한 국가로 해석된다. 반면 기술 및 시장 의존국을 의미하는 제 3사분면에 위치한 국가로는 중국(CN)과 한

국(KR)으로 나타났다. 이는 중국과 한국이 해당 기술분야의 후발주자임을 확인할 수 있는 부분이다.

주목할 점은 중국의 경우 가장 높은 특허출원 비율을 보인 국가였지만 기술 및 시장 의존국으로 선정된 점이다. 중국의 경우 특허출원율은 매우 높은 비율로 성장하는 양상을 보였지만, 등록특허들의 인용되는 빈도가 낮은 것으로 보아 기술력의 수준이 높지 않은 것으로 판단된다. 한편, 일본(JP)과 유럽(EP)의 경우, 제 4사분면에 위치하며 시장을 선도하는 국가들로 확인되었다. 앞서 확인한 특허출원율과 출원특허 비율에서는 낮은 수치를 보였지만, 시장선도국에 위치한 것을 통해, 출원특허에 대한 비율은 낮지만, 소수의 등록특허를 통한 시장성이 크다고 판단되어 시장확보력이 크다는 것을 알 수 있으며, 상업적 가치가 높은 특허를 보유하고 있는 국가임을 확인할 수 있다.

나. 기술융합 클러스터별 기술경쟁력 분석

(가) [클러스터1 - 치료용 의료기기]

기술융합 클러스터별 기술경쟁력 분석 결과, Fig. 8이 보여주는 바와 같이 가장 먼저 (A)치료용 의료기기 분야의 경우, 미국(US)이 유일하게 제 1사분면에 위치하면서 기술과 시장을 선도하는 국가로 나타났다. 반면 한국(KR)과 중국(CN)은 제 3사분면에 위치하며 기술 및 시장 의존국으로, 일본(JP)과 유럽(EP)은 제 4사분면에 위치하며 시장 선도국으로 나타났다. 이는 앞에서 살펴본 왔던 전체 바이오헬스 분야 전체 특허데이터에 대한 국가경쟁력 분석과 같은 양상을 보이는 것으로 확인된다. Fig. 8은 본 기술분야의 국가경쟁력을 보여주고 있다.

(나) [클러스터2 - 의료데이터 프로세싱]

(B)의료데이터 프로세싱 기술의 경우, 제 1사분면에는 미국(US)이, 제3사분면에는 중국(CN)이 위치하는 것을 확인할 수 있다. 본 분석 결과에서 주목할 점은 한국(KR)이 일본(JP), 유럽(EP)과 함께 제 4분면에 위치하며 시장 선도국으로 도출되었다는 점이다. 특히 한국은 의료 데이터프로세싱 분야에서 미국과 중국에 비해 특허출원율과 특허건수에서는 낮은 수치를 보였지만, 시장 선도국에 위치한 점을 통해, 핵심적인 등록특허를 통한 시장확보력이 크다는 것을 알 수 있으며, 고도의 기술력보다는 상업적 가치가 높은 특허를 다수 보유하고 있는 국가임을 알 수 있다. 본 (B)기술 분야의 경우, 지난 1월 우리나라 국회에서 통과된 '데이터3법'이라는 정책적 변화와 더불어, 그간 데이터 활용에 대한 규제 등으로 위축되었던

헬스케어 기업들의 가능성이 확대되면서, 막대한 양의 의료 빅데이터를 활용한 기술을 선도할 유망한 기술분야로 판단된다. Fig. 9는 본 기술분야의 국가경쟁력을 보여주고 있다.

(다) [클러스터3 - 생체계측용 의료기기]

(C)생체계측용 의료기기 분야는 가장 높은 특허 출원율을 보이며, 전체 건강관리서비스 기술의 성장을 견인하는 주요 기술분야다. 이와 같은 이유에서 전체 기술분야의 피인용도지수(CPP)-시장확보지수(PFS) 교차분석과 유사한 양상을 보이는 것으로 나타났다. 기술 및 시장 선도국을 의미하는 제 1사분면에는 미국(US)이 위치하고 있으며, 기술 및 시장 의존국을 의미하는 제 3사분면에는 중국(CN)과 한국(KR)이, 시장 선도국을 의미하는 제 4사분면에는 일본(JP)과 유럽(EP)이 위치하고 있음을 확인할 수 있다. Fig. 10은 본 기술분야의 국가경쟁력을 보여주고 있다.

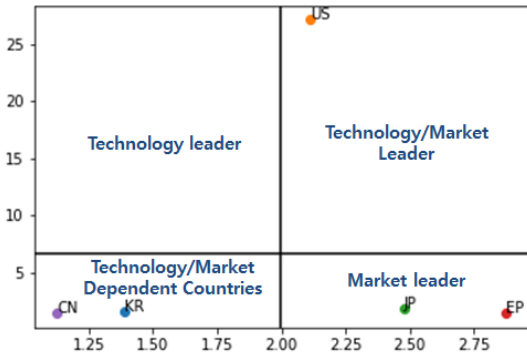


Fig. 7. Technical competitiveness by country

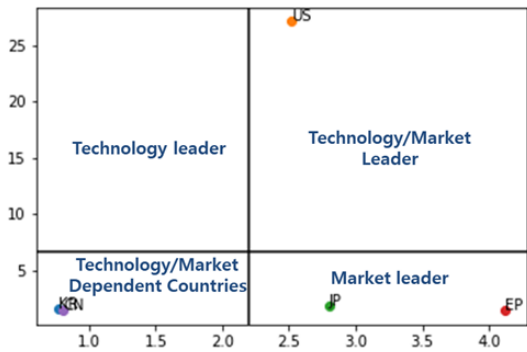


Fig. 8. Technology competitiveness of (A) Medical devices for treatment by country

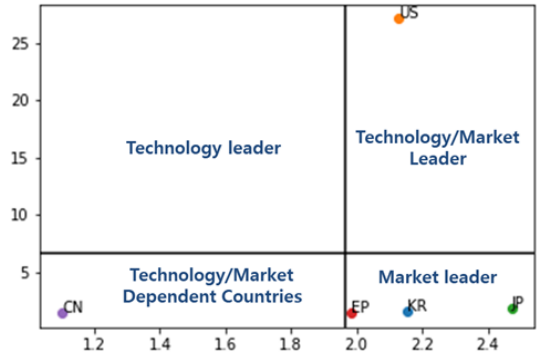


Fig. 9. Technology competitiveness of (B) Medical data processing by country

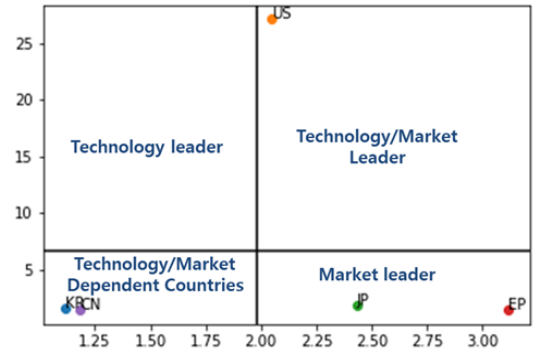


Fig. 10. Technology competitiveness of (C) Medical device for biometrics

5. 결론

바이오헬스 산업의 기술융합 클러스터 형태를 파악하기 위한 동시분류분석 기반의 네트워크분석과 TF-IDF를 통한 텍스트마이닝 결과, 기술융합 형태는 세 가지 클러스터, (A)치료용 의료기기, (B)의료데이터프로세싱, (C) 생체계측용 의료기기 관련 기술로 종합적인 결론을 내릴 수 있었다. 또한, 해당 기술융합의 클러스터 분류 현황을 기준으로 진행된 기술 동향 분석에서는, 2010년 전후를 기점으로 2016년까지 해당 분야의 특허출원이 폭발적으로 급증해 왔으며 이러한 추세는 특히 가장 높은 특허 출원 비율을 보인 미국과 중국에 의하여 주도된 것으로 나타났다. 이는 미국의 경우 오바마 대통령의 건강보험개혁법(ACA) 이후 시행된 전자건강기록(EHR)제도의 도입과, 중국의 경우 정부의 의료산업 규제 완화, 국가 의료보험의 보장 한계, 고령화에 따른 원격의료의 활성화, 스마트폰을 사용하는 기술 친화적 소비자의 증가와 큰 관

계가 있는 것으로 분석되었다. 기술융합 클러스터별 특허출원동향에서는 (B)의료데이터프로세싱 과 (C)생체계측용 의료기기 분야는 비약적으로 성장하는 추이를 보였으며, 상대적으로 (A)치료용 의료기기 분야는 큰 이변이 없었던 것으로 확인되었다.

전체 특허데이터 키워드 빈도수 분석의 경우, 상위권 (1-10위) 키워드를 통해, '센서 등을 통해 수집된 생체 신호를 통해 건강상태를 모니터링하는 시스템이 탑재된 의료기기'로 대표될 수 있다는 점을 확인하였다. 기술경쟁력 분석에서는 전체 특허를 기준으로 분석한 결과 미국이 유일하게 제 1사분면에 위치하면서 기술과 시장을 선도하는 국가로 나타난 반면, 한국과 중국은 제 3사분면에 위치하며 기술 및 시장 의존국으로, 일본과 유럽은 제 4사분면에 위치하며 시장 선도국으로 나타났다. 하지만 기술융합 클러스터별 분석에서는 (B)의료데이터프로세싱 분야에서 한국이 일본, 유럽과 함께 제 4분면에 위치하며 시장 선도국으로 도출되었다. 한국은 미국과 중국에 비해 특허출원율과 특허건수에서는 낮은 수치를 보였지만, 시장 선도국에 위치한 점을 통해, 핵심적인 등록 특허를 통한 시장확보력이 크다는 것을 알 수 있으며, 고도의 기술력보다는 상업적 가치가 높은 특허를 다수 보유하고 있는 국가임을 확인하였다.

바이오헬스 분야 특허데이터를 통한 빅데이터분석 및 정량분석의 종합적 결과, 우리나라는 아직 미국과 중국에 비해 특허출원율은 낮은 후발주자이지만, 기술융합 클러스터 관점에서 보았을 때, (B)의료데이터프로세싱 분야에서는 시장선도국으로 도출됨에 따라 향후 고도의 기술력보다는 상업적 가치가 높은 특허를 다수 출원하여, 시장 우위를 선점할 수 있는 가능성이 있다고 판단하였다. 특히 지난 1월 우리나라 국회에서 통과된 '데이터3법'이라는 정책적 변화와 더불어, 그간 데이터 활용에 대한 규제 등으로 위축되었던 헬스케어 기업들의 데이터 활용 가능성이 기대되며, 이에 따른 산업 활성화 정책 수립과 R&D 지원 전략이 필요할 것으로 예측된다.

REFERENCES

- [1] Science and Technology Policy Institute. (2016). *The Effect of Convergence on Technological Innovation Patterns : Focusing on Automobile and Display Industries*. Sejong : STEPI.
- [2] C. J. Park, K. Y. Kim, D. S. Seong & K. B. Lee. (2014). Automatic IPC Classification of Patent Documents Using the Term Clustering. *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, 12(9), 127-139.
- [3] Z. Griliches. (1990). Patent statistics as economic indicators: A Survey. *Journal of Economic Literature*, 28, 1661-1707.
- [4] H. Ernst. (2003). Patent information for strategic technology management. *World Patent Information*, 25(3), 233-242.
- [5] J. H. Moon, U. J. Gwon & Y. J. Geum. (2017). Analyzing Technological Convergence for IoT Business Using Patent Co-classification Analysis and Text-mining. *Journal of Technology Innovation*, 25(3), 1-24.
- [6] Y. J. Nam & E. S. Jeong. (2006). A Study on the Development of New Patent Index Used the Citation Information. *Journal of the Korean Society for information Management*, 23(1), 221-241.
- [7] S. Breschi, F. Lissoni & F. Malerba. (2003). Knowledge-relatedness in firm technological diversification. *Research Policy*, 32(1), 69-87.
- [8] C. Kim, H. Lee, H. Seol & C. Lee. (2011). Identifying core technologies based on technological cross-impacts: An association rule mining (ARM) and analytic network process (ANP) approach. *Expert Systems with Applications*, 38(10), 12559-12564.
- [9] H. Park & J. Yoon. (2014). Assessing coreness and intermediarity of technology sectors using patent co-classification analysis: the case of Korean national R&D. *Scientometrics*, 98(2), 853-890.
- [10] S. K. Kim. (2017). TOPSIS-based method for identifying the technological relationship and the influential technology : co-citation and co-classification analysis. Master dissertation. *SNU University*, Seoul.
- [11] L. Leydesdorff. (1989). Words and co-words as indicators of intellectual organization. *Research Policy*, 18(4), 209-223.
- [12] J. S. Noh & I. Y. Ji. (2019). A Comparative Analysis of Convergence Types and Technology Levels of Polymer Technologies in Korea and Other Advanced Countries: Utilizing Patent Information. *Journal of the Korea Convergence Society*, 10(3), 185-192.
- [13] Y. E. Kwon & J. S. Kim. (2018). Analysis of National R&D Patent Performance Network in Bio-Healthcare Sector. *Journal of the Korea Convergence Society*, 9(12), 17-24.
- [14] D. H. Lee, H. Y. Choi, B. K. Jeong & J. H. Yoon. (2018). Monitoring Bio-fuel Technology Using Patent Text Mining. *The Journal of Intellectual Property*, 13(1), 285-312.
- [15] Y. W. Sawng, J. E. Ahn & S. Y. Park. (2016). Generation and Selection of the Core Technologies using the Patent Data Text-mining: Focused on the Mobile Payment Market. *Global Business Administration Review*, 13(1), 407-427.
- [16] J. S. Gam, M. W. Kim & B. H. Hyun. (2013). A Study on Analysis of Patent Information Based Biotechnology

Research Trend and Promising Research Themes.
Journal of Technology Innovation, 21(2), 25-56.

- [17] J. H. Choi, H. S. Kim & N. G. Im. (2011). Keyword Network Analysis for Technology Forecasting. *Journal of intelligence and information systems*, 17(4), 227-240.
- [18] N. J. van Eck & L. Waltman. (2010). Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics*, 84, 523-538.
- [19] H. W. Park & K. I. Kim. (2007). Analysis of Research Trends and Technological Position of PMP Using Patent Information, *The Journal of the Korea Contents Association*, 7(9), 117-126.
- [20] R. Agarwal, G. Gao, C. DesRoches & A. K. Jha. (2010). The Digital Transformation of Healthcare: Current Status and the Road Ahead. *Information Systems Research*, 21(4), 796-809.
- [21] Ministry of Health and Welfare. (2016). *Health and medical technology research and development project patent technology trend survey report-IoT in healthcare field*, Sejong: MOHW.
- [22] X. Zheng & C. Rodríguez-Monroy. (2015). The Development of Intelligent Healthcare in China. *Telemedicine and e-Health*, 21(5), 443-448.
- [23] Y. H. Kim. (2020.11.18). Korean biohealth industry 3-year investment 10 trillion vs. multinational pharmaceutical company 1-year R&D investment 13 trillion. *ChosunBiz*

김 호 용(Ho-Yong Kim)

[정회원]



- 2018년 2월 : 아주대학교 소프트웨어학과 (공학사)
- 2020년 8월 : UST 빅데이터과학과 (공학석사)
- 2021년 3월 ~ 현재 : GIST AI대학원 박사과정
- 관심분야 : 인공지능, 기계학습, 자연

어처리

· E-Mail : khyong0101@gmail.com

김 재 수(Jae-Soo Kim)

[종신회원]



- 1987년 2월 : 한국외국어대학교 대학원 전산학과(이학석사)
- 2009년 8월 : 홍익대학교 전산공학과 (공학박사)
- 1992년 4월 ~ 현재 : KISTI 국가과학기술데이터본부 본부장, 책임연구원
- 2012년 12월 ~ 현재 : UST 과학기술

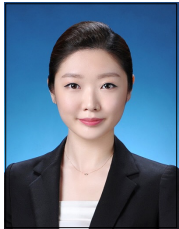
경영정책 교수

· 관심분야 : 과학기술경영정책, 디지털콘텐츠유통기술, 기계학습, S/W공학, 빅데이터

· E-Mail : jaesoo@kisti.re.kr

박 수 현(Soo-Hyun Park)

[정회원]



- 2015년 8월 : 성신여자대학교 법과대학 법학과(법학사)
- 2019년 3월 ~ 현재 : UST 과학기술경영정책학 통합(박사)과정
- 2019년 3월 ~ 현재 : KISTI 국가과학기술데이터본부 학생연구원
- 관심분야 : 과학기술경영정책, 국가

R&D성과, 지식재산권, 데이터마이닝

· E-Mail : shp@ust.ac.kr

윤 영 미(Young-Mi Yun)

[정회원]



- 2019년 8월 : 한밭대학교 공공행정학과(정책학사)
- 2019년 3월 ~ 현재 : UST 과학기술경영정책학 석사과정
- 2019년 3월 ~ 현재 : KISTI 국가과학기술데이터본부 학생연구원
- 관심분야 : 과학기술정책, 특히, 인력

정책, 네트워크분석

· E-Mail : youngsim3244@ust.ac.kr