Journal of Korean Institute of Intelligent Systems
Vol. 34, No. 4, August 2024, pp. 296-305
http://dx.doi.org/10.5391/JKIIS.2024.34.4.296

ISSN(Print) 1976-9172
ISSN(Online) 2288-2324

JKIIS

특허 빅데이터 분석기법을 활용한 스마트제조 유망 핵심기술 분석

Analysis of Leading Core Technologies in Smart Manufacturing Using Patent Big Data

민해진*, 최승혜*, 김민주*, 안흥조**†
Hae-Jin Min, Seung-Hye Choi, Min-Joo Kim, and Heungjo An†

*국립금오공과대학교 산업공학과 학사과정, **국립금오공과대학교 산업공학과 조교수
*BS Student, Department of Industrial Engineering, Kumoh National Institute of Technology
**Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, Kumoh National Institute of Technology

요 약

스마트 제조 기술은 빠르게 발전과 변화가 진행되고 있기에, 유망 핵심기술의 파악은 산업과 국가의 경쟁력 강화에 필수적인 요소이다. 특히, 스마트 제조 특허 분석의 기존 연구는 아직 제한적이며 정성적 분석에 상당 부분 의존하고 있다. 본 논문은 재사용성을 고려하여 여러 정량적인 빅데이터 분석 방법론을 이용한 스마트 제조 특허 분석을 통해 유망 핵심기술을 제안한다. 제안하는 분석 방법은 총 3단계의 과정을 거치며, 단계 1과 2에서는 상위레벨의 중점 기술 분야를 선정하고, 단계 3에서는 세부적인 유망 핵심기술을 도출한다. 분석은 세계 5대 특허청(IP5)의 2001년부터 2020년까지 스마트 제조 특허 172,177개를 대상으로 하였다. 분석 결과, 로봇, 보안, Big data/AI의 중점분야에서 유망 핵심기술을 도출하였다.

키워드 : 스마트 제조, 유망 기술, 특허 분석, 텍스트 마이닝, 토픽 모델링

Received: Feb. 02, 2024
Revised : Apr. 15, 2024
Accepted: Jun. 13, 2024
†Corresponding author
(heungjo.an@kumoh.ac.kr)

Abstract

Smart manufacturing technology is rapidly advancing and evolving, making it essential to identify key leading technologies for enhancing industrial and national competitiveness. Prior research on smart manufacturing patent analysis was limited and relied largely on qualitative analysis. This paper proposes identifying market-leading core technologies through smart manufacturing patent analysis using various quantitative big data analysis methodologies, taking into account reusability. The proposed analysis method involves three stages: selecting key technology high-level domains in stages 1 and 2, and identifying leading core technologies in stage 3. The analysis targeted 172,177 patents in smart manufacturing from IP5 from 2001 to 2020. The results yielded promising core technologies in the key areas of robot, security, and Big data/AI.

Key Words : Smart manufacturing, Leading technologies, Patent analysis, Text mining, Topic modeling

본 연구는 국립금오공과대학교 대학 연구과제비로지원되었음(2022~2024).

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0) which permits unrestricted noncommercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서 론

2011년 독일의 제조업 혁신 정책인 Industry 4.0의 핵심 화두로 등장한 스마트 공장은 2016년 세계경제포럼에서 주창한 4차 산업혁명의 물결과 함께 현대 산업에서 핵심적으로 조명받고 있다. 최근 스마트 제조 시장은 빠른 속도로 성장하고 있으며, 혁신적 기술과 솔루션의 개발로 산업 현장에서 많은 변화를 가져오고 있다. 데이터 분석과 빅데이터 활용을 통해 생산 과정의 최적화와 예측 유지보수 등이 가능해지면서 스마트 제조의 중요성이 더욱 부각되고 있다.

특히, 한국의 스마트제조혁신 정책은 제조 기업의 경쟁력 제고와 디지털 전환 지원을 위해 기업들의 스마트 제조 및 공장 적용 확대를 중심으로 추진 중이다. 2014년부터 추진한 '스마트 공장 보급 확산사업' 등을 통해 양적인 성장을 달성하였으며 탄소중립 등 글로벌 환경변화에 대한 대응을 위한 '탄소중립형 스마트 공장' 보급도 추진하고 있다 [1]. 최근에는 설치된 스마트 공장 고도화 관점에서 AI 및 제조데이터를 활용하여 기업현장에서의 스마트 제조 활용을 지원하는 정책도 추진 중이지만, 아직까지는 스마트 공장의 구축을 위한 직접지원 중심으로 이루어지고 있는 점이 특징이다.

스마트 제조 시스템의 실현을 위한 다양한 첨단기술로는 사물인터넷(IoT), 클라우드 컴퓨팅, 가상/증강 현실, 사이버 물리 시스템, 인공지능, 로봇, 5G 네트워크, 빅데이터 등으로 그 범위가 매우 광범위하고, 스마트 제조의 발전은 관련된 분야의 기술 발전 속도에 의존적이다. 높은 기술적 연관성에도 불구하고, 관련 기술들의 발전 현황 분석 등은 매우 제한적으로 다루어졌다. 따라서, 스마트 제조 관련 핵심기술들의 발전 현황 및 트렌드를 분석하는 것을 통하여 현 시점에서의 유망 핵심기술을 파악하는 것이 지속적인 스마트 제조의 발전을 위하여 매우 핵심적인 역할이 될 것이다.

최근 다양한 연구들이 특정 기술 분야의 특허 정보와 빅데이터 분석기법 등을 이용하여 기술 동향 분석을 수행하여 왔다. 특허는 관련 산업의 최첨단 기술 로드맵을 보여주고 있기에 해당 분야의 기술 동향을 분석하기에 매우 유용한 정보를 제공한다. 또한, 최근 자연어 처리 관련 방법론이 고도화됨에 따라 특허 문서의 텍스트를 기반으로 한 다양한 유용한 방법론들이 개발되고 있다. 특허문서는 출원일자, 등록일자, 인용관계, 특허분류코드(IPC, International Patent Classification), 출원인, 요약, 전문 등의 다양한 정보를 포함하고 있으며 일반적으로 특허 전문 보다는, 인용관계, 분류코드, 출원인, 특허요약 정보 등이 특허 정보 분석에 주로 활용되고 있다. 인용관계 및 IPC 기반으로는 주로 분류분석, 사회관계망 분석(SNA) 등의 분석기법을 활용하여 기술/산업 간의 관계 및 기술성장 동향에 대한 분석을 해왔으며 [2], 특허 요약을 활용해서는 텍스트마이닝 기법을 이용하여 특허 기술의 토픽 모델링 등을 수행해 왔다 [3].

특히, 본 연구의 대상인 스마트 제조 기술 분석의 초기 연구에서는 특허정보는 이용하지 않고 기존 연구 문헌의 정보를 수집하여 Latent Semantic Analysis를 이용한 토픽 추출을 하였고, 회귀분석을 이용하여 국내외 연구 동향을 파악을 하였다 [4]. 하지만 경쟁적인 산업 기술에서는 특허로 등록되는 경우가 주를 이루기 때문에, 이후 연구에서는 USPTO, EPO, WIPO 기관의 스마트 제조 특허 5,521건에 대하여 Latent Dirichlet Allocation (LDA)와 generalized linear mixed model을 함께 이용하여 핵심 토픽을 추출하고 주요 기술에 대한 분석을 하였으나 그 범위가 특정 부분에 제한된 한계를 보였다 [5]. 최근의 산업전략 보고서에서는 LDA기법 등을 이용하여 스마트 제조 중점분야, 세부 기술 분야에 대한 종합적인 분석을 제시하였으나, 정량적인 기법은 제한적으로 이용이 되었고 정성적인 방법을 상당 부분 이용하여 연구자의 주관적인 관점에 따라 해석 결과가 달라질 수 있는 한계점이 있다 [6].

스마트 제조에서 범위를 확대하여 본 디지털 전환 관련 분야의 특허 분석 연구에서는 증강현실 기술 특허에 대해서 동시분류분석, SNA, 기술성장모형 등의 기법을 이용하여 세부 기술별 관계 분석 및 기술성장에 대한 예측 연구가 제시되었다 [2]. 이후, 미국 특허청에 등록된 자율주행 기술 기반 트럭 운송 기술과 관련된 특허에 대한 인용정보와 IPC를 군집분석, 커뮤니티 연속성 식별 등의 방법을 이용하여 분석하여 자율주행 트럭 운송산업의 융합기술군 발전 추이를 조사한 연구가 있다 [7]. 다른 연구에서는 정보통신산업분야의 표준특허에서 제목, 내용, 청구 항에 대한 텍스트마이닝 분석, IPC에 대한 네트워크 분석 등을 통하여 관련 기술 동향과 융복합 정도를 파악하였다 [8]. 최근에는 국내 스마트팜 특허의 제목에 대한 키워드 빈도 및 네트워크 분석을 수행했고 [9], 인공지능 특허에 대한 LDA 토픽 모델링을 통하여 감소하고 있는 기술과 활성화 되고 있는 기술을 제시하였다 [10]. 또한, 스마트시티 서비스 관련 특허 분석 연구에서는 IPC 중분류를 기준으로 동시분류분석과 네트워크 분석을 수행하여, 가장 큰 지식흐름을 갖는 요소기술을 분석하였다 [11].

디지털 전환 분야 이외에도 특허 정보를 활용하여 다양한 분야에서 분석 연구가 진행되었다. 대표적으로 태양광 [3], 에너지 하베스팅 [12] 등에 대한 에너지 분야 특허에 대하여 LDA와 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) 등을 이용한 토픽모델링 기법이 적용되어 관련 기술 분석이 수행되어졌다. 헬스케어 분야에 대해서도 헬스케어 기술트렌드 연구 [13], 주요 5개국의 바이오 헬스 산업의 기술융합 분석 [14], 국내 헬스케어 특허의 IPC 코드 기반의 연관분석 [15]을 위하여 SNA, TF-IDF 토픽 모델링, 군집화 등의 기법이 활용되었다. 이 외에도 군집화, Long Shot-Term Memory (LSTM) 기법을 활용한 에너지 반도체 기술 분석 [16], 동시분류, SNA, Word2Vec 기법을 활용한 국내 물류 기술 동향을 분석연구도 있었으며 [17], SNA 및 IPC 트렌드 분석을 기반으로 국내 전기차 기술 동향 파악 [18], 출원 건수 분석 및 특허 지표 분석을 활용한 인공지능 스피커 기술 경쟁력 탐색 [19], SNA 및 연관규칙 마이닝을 이용한 소재 관련 특허 분석 [20] 등의 기타 다른 특허 분야에 대해서도 최근 다양한 연구가 수행되었다.

이상의 선행연구 분석에서 SNA, TF-IDF, LDA, 군집화, 동시분류분석 등의 기법들이 일부 취사선택되어 이용되거나 다양한 조합으로 주요 기술 분야의

특허분석에 활용되어져 왔음을 확인 할 수 있었다. 하지만, 스마트제조 특허분석의 선행연구에서는 제한적인 데이터셋을 활용하거나, 정량적 분석기법들을 한정적으로 활용하고 정성적인 방법을 많이 사용함으로써 연구자의 주관에 따라 해석 결과가 달라질 수 있는 한계를 보이기도 하였다. 스마트 제조의 핵심 유망기술 분석은 급격히 변화하고 있는 4차산업혁명 시대에 대응하고 준비하기 위하여 매우 중요한 주제이며, 더욱 세밀한 분석 방법을 고안하여 유망 핵심기술을 확인하는 것이 중요한 의미를 가진다. 따라서, 본 연구에서는 다음과 같은 연구 문제를 제시하며 이에 대한 답을 제시하고자 한다.

문제 1. 스마트 제조 특허 빅데이터의 정량적 분석을 위한 적절한 방법론은 무엇인가?

문제 2. 스마트 제조의 중점기술 분야와 유망 핵심기술은 무엇인가?

이를 위하여, 본 연구에서는 (1) 특허의 소분류 및 요약 정보에 대해서 분류지표를 개발하고 다양한 텍스트 분석기법을 함께 결합하여 정교한 정량적인 분석 방법을 제안하고, (2) 이를 이용하여 세계 5대 특허청인 IP5 (USPTO, EPO, JPO, KIPO, CNIPA)의 지난 20년간 스마트 제조 특허를 광범위하게 분석하여 스마트 제조의 유망 핵심기술을 도출하는 것을 연구 목적으로 한다. 본 연구의 결과로 스마트 제조 핵심 분야에 집중 투자를 유도하여 국가적 역량 확보에 기여할 수 있을 것으로 기대한다.

본 연구는 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 본 연구의 연구 절차 및 방법에 대해서 설명한다. 3장에서는 각 단계별 핵심 분석 결과를 제시하고, 마지막으로 4장에서는 분석 결과를 바탕으로 최종 결론과 관련 시사점을 제시한다.

2. 연구방법

2.1 분석대상

본 연구에서는 IP5 국가의 2001년~2020년까지 스마트 제조 분야 특허 172,177개를 대상으로 분석을 진행하였다. 해당 논문의 데이터는 한글과 영문, 기타 언어로 구성된 특허 데이터가 혼합되어있으나 분석시 편의성을 위해 영문으로 통일하여 진행한다.

스마트제조 분야의 특허데이터들은 대분류>중분류>소분류로 계층화되어있으며 대분류는 제조 솔루션, 플랫폼, 장비 및 디바이스 3개 분야로 구성되어 있다. 중분류는 비즈니스 시스템, 개발 및 운영시스템, 데이터 플랫폼, 인프라, 제어 시스템, 제어 및 측정장치, 생산현장으로 총7개 분야로 분류되어 있으며, 마지막 소분류는 SCM, ERP, CAx, PLM, APS, MES/MOM, FEMS, Big data/AI, Cloud computing, Edge computing, CPS/Digital twin, IIoT, 5G network, Security, HMI, SCADA, DCS, PLC, Motion Controller, CNC장비, Smart sensor, Robot, Machine vision, 3D printing, AR/VR/MR로 총 25개 기술로 구성되어 있다.

그림 1. 전체 분석 과정
Fig. 1. Overview of the entire analysis procedure

또한 본 연구에서는 등록특허를 기준으로 소분류 기술, 특허의 메인 IPC, 패밀리국가수, 피인용문헌수, 대표청구항, 요약 정보를 이용하여 분석을 수행하였다. 소분류 기술은 더욱 세부적인 기술 동향을 파악하기 위함이며, 메인 IPC는 기술분야 국제 표준분류 체계로서 활용되었고, 패밀리국가수는 특허시장성 파악을 위한 것이고, 피인용문헌수는 특허기술성을 분석하기 위함이며, 대표청구항과 요약정보는 특허에서 가장 핵심적이고 중요한 정보를 담고 있기 때문에 분석 대상으로 선정하였다. 각 분석 단계별 설정되는 조건과 입력 데이터는 다음절에 설명한다.

2.2 분석방법

그림 1은 전체 분석 과정을 도식화하였고 다음과 같은 3단계를 거친다.

단계 1 : (1차 중점 분야 도출) 기술 경쟁력 순위를 이용하여 상위 7위 8개 기술분야를 선정한다.

단계 2 : (2차 중점 분야 도출) TF-IDF와 SNA분석(연결/매개중심성)을 순차적으로 진행한 후, 도출된 결과를 바탕으로 IPC와 매칭하여 2차 중점분야를 선정한다.

단계 3 : (유망 핵심기술 도출) 주성분 분석 (Principal Component Analysis, PCA), 덴드로그램, 계층적 군집을 활용하여 본 논문의 목표인 유망 핵심기술을 도출한다.

(1) 1차 중점 분야 도출

25개 소분류 중 발전 가능성이 기대되는 분야를 선정하기 위해 출원 건수, 패밀리 국가수, 피인용문헌수 정보를 바탕으로 활동도, 집중도, 시장성, 기술성으로 구성된 특허 지표를 사용하여 각 IP5별 기술경쟁력 순위를 계산한다 [21]. 이때, 기술경쟁력 순위는 앞서

언급한 특허 지표의 양적, 질적 순위의 평균값을 바탕으로 도출된 종합적인 순위이다. 이렇게 도출된 순위를 바탕으로 경쟁력이 상위 7위까지의 기술 분야를 1차 중점분야로 선정한다.

(2) 2차 중점 분야 도출

1차 중점분야에 해당되는 특허 중에서도 직접적인 연관성이 높은 특허를 선정하기 위해 TF-IDF 분석을 진행한다 [15, 22]. TF-IDF는 특허 문서 내에서 단어의 빈도수와 단어가 등장한 문서 수를 통해 특정 단어의 중요도를 나타내며, 토픽 모델링에 일반적으로 활용되는 방법이다. TF-IDF의 입력 데이터는 1차 중점분야에 해당하는 특허의 요약과 대표청구항이며 오류 키워드 추출 가능성을 배제하고자 상위 30위까지의 키워드를 추출하도록 설정하고 도출된 30개의 키워드를 소유하고 있는 특허들을 추출한다.

또한, 이렇게 추출된 특허들이 어떠한 산업군에 활용되고 있는지와 특허들 간 관련성을 파악하기 위해 SNA를 진행한다 [23]. 해당 분석시, 각 특허가 소유하고 있는 메인 IPC를 노드로 설정하고 링크를 통해 IPC 간 연결을 나타낸다 [24]. 이때, 특정 IPC코드가 다른 IPC코드와 링크로 연결되어 있다는 것은 특정 산업군과 특허가 관련이 있거나 유사한 주제를 다룬다는 것을 의미하기에 연결중심성, 매개중심성 결과를 비교한다. 연결중심성과 매개중심성 수치가 가장 높은 기술의 특허건수를 보았을 때 상위 3위인 기술분야를 2차 중점분야로 선정한다.

앞의 과정을 통해 최종 2차 중점분야를 선정하고, 마지막 단계 3에서는 이 선정된 기술분야에 대해서 유망 핵심기술을 분석한다 (로봇, 보안, Big data/AI 선정, 3.1절 참조).

(3) 유망 핵심기술 도출

유망 핵심기술을 도출하기 위한 앞서 중점분야로 선정된 로봇, 보안, Big data/AI 분야에서 4구간(2016년~2020년) 기간중에 메인 IPC 1위에 해당하는 특허를 입력 데이터로 이용한다. 해당 입력 데이터를 사용하는 이유는 최근에 등록된 특허이고 가장 많이 활용된 산업군을 반영하기 때문이다.

입력된 특허 데이터는 고차원 데이터이므로 데이터 시각화 및 특허 데이터의 패턴 파악 목적으로 PCA로 차원 축소를 진행한다. PCA의 대상이 되는 주요 변수로는 입력 데이터의 선형결합인 새로운 변수이며 해당 변수들을 기반으로 주성분 분석을 진행한다. 해당 단계에서의 입력 데이터는 단계 1에서 설명한 조건에서 특허 요약과 대표청구항으로 한다.

이후 데이터 구조 파악 후 군집 수를 정하기 위해 덴드로그램을 시각화한다. 덴드로그램을 통해 3개 중점분야에 해당하는 특허 데이터의 구조를 파악하고 적절한 높이에 해당하는 수치를 군집 수로 선정하여 계층적 군집화를 진행한다 [25]. 덴드로그램의 가지의 길이는 군집들이 얼마나 멀리 떨어져 있는지를 보여주는데, 도출된 덴드로그램의 구조를 분석하여 최대한 긴 가지들을 분류할 수 있는 단일 높이 유사도 임계점(single-height similarity threshold)의 후보 위치를 선정하여 후보 군집개수를 선정하였고, 후보별로 평균 실루엣 계수 계산을 통하여 종합적으로 판단하여 최종 군집개수를 결정하였다 [26, 27].

앞 단계에서 결정된 군집수를 기반으로 계층적 군집화를 진행한 후, 각 군집별 데이터 수를 오름차순으로 정렬하여 상위 3위까지의 군집을 선택한다. 단, Bigdata/AI의 경우 특허 수의 제약으로 2위까지만 선정한다. 그다음, 해당 군집에 들어있는 특허들의 요약과 대표청구항을 바탕으로 TF-IDF를 재적용하여 대표 키워드를 추출한다. 이때, 대표키워드를 추출하는 이유는 중요한 개념을 강조하며 간결하고 명확한 핵심기술을 도출하기 위해서이다. 이렇게 도출된 대표 키워드를 조합하여 최종적으로 유망 핵심기술을 도출한다.

표 1. 기술경쟁력 순위
Table 1. The ranking of technology competitiveness

Tech. Subclass	Ranking of technology competitiveness					
	KR	US	JP	CH	EU	Total
3D printing	22	16	19	24	10	22
5G network	23	23	23	8	22	24
APS	20	11	14	19	19	19
AR/VR/MR	2	18	18	15	16	15
Big data/AI	3	17	8	1	17	7
CAx	7	13	10	23	9	10
Cloud computing	17	10	21	2	14	13
CNC equipment	25	24	11	4	22	20
CPS/Digital twin	16	15	16	14	11	16
DCS	13	1	7	5	1	2
Edge computing	5	3	1	22	6	6
ERP	10	20	23	13	20	20
FEMS	6	19	13	7	18	12
HMI	13	2	8	11	2	5
IIoT	15	5	17	2	7	7
MES/MOM	18	14	6	5	13	9
Motion Controller	9	20	5	20	8	10
PLC	10	20	12	21	15	18
PLM	24	7	14	17	12	17
SCADA	10	3	2	15	4	3
SCM	20	8	20	24	24	23
Robot	4	6	2	8	4	1
Machine vision	19	24	25	11	25	25
Security	1	12	2	18	2	4
Smart sensor	8	8	22	8	20	14

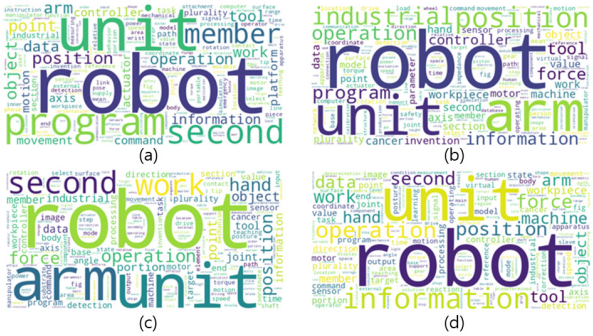

그림 2. 로봇 워드클라우드: (a) 1구간 (2001~2005년) (b) 2구간 (2006~2010년) (c) 3구간 (2011~2015년) (d) 4구간 (2016~2020년)
Fig. 2. Robot wordcloud: (a) period 1 (b) period 2 (c) period 3 (d) period 4

3. 분석결과

3.1 중점분야 도출 결과

(1) 1차 중점 분야

표1은 특허지표를 활용해 각 IP5별 기술경쟁력 순위를 계산한 결과를 보여주며, 각 IP5에서의 순위를 종합한 최종 결과 Robot > DCS > SCADA > Security > HMI > Edge Computing > Big data/AI, IIoT 순으로 상위 7위에 해당하는 8개 기술을 1차 중점분야로 선정한다.

(2) 2차 중점 분야

1차 중점분야로 선정된 기술을 대상으로 TF-IDF 구간별 분석 및 워드 클라우드 시각화를 진행하였고, 본 논문에서는 과정 설명을 위하여 대표적으로 로봇의 TF-IDF 분석 및 워드클라우드 결과만 제시한다.

그림2는 로봇 분야 특허 데이터를 5개년씩 4구간으로 나누어 워드 클라우드 시각화를 진행한 결과이며 지속적으로 관심받는 단어들 (예: robot, unit, position 등)과 시대의 흐름에 따라서 변동을 보이는 단어들의 양상을 볼 수 있다.

표 2. 로봇 4구간(2016~2020년) 상위 키워드
Table 2. Top ranked keywords of robot technology in period 4

No.	Word	TF-IDF
1	robot	89.43019
2	unit	51.70514
3	information	45.46811
4	operation	43.54727
5	position	42.75925
6	force	42.71942
7	second	38.941
8	work	36.99567
9	data	35.51684
10	arm	31.15794

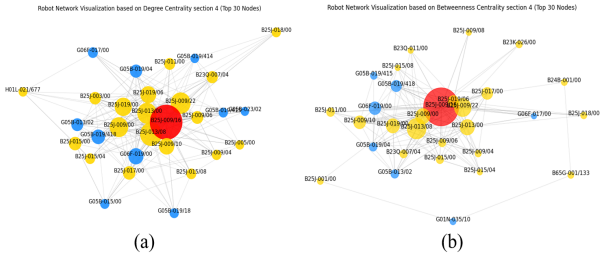

그림 3. 로봇 4구간(2016~2020년) SNA: (a) 연결중심성 (b) 매개중심성
Fig. 3. Robot period 4 SNA: (a) degree centrality (b) betweenness centrality

유망 핵심기술 추출을 위해 4구간(2016~2020년)의 특허 데이터를 중점적으로 분석한다. 표2는 로봇 4구간(2016~2020년) 상위 키워드를 제시하고 있다.

(3) 특허 IPC SNA 분석 결과

해당 과정에서는 특허 IPC 간의 관계를 직관적으로 보기 위해 상위 30개의 중심성 수치만을 고려한다. 1차 중점분야에서 선정된 8개 소분류 기술분야의 TF-IDF 키워드 분석 결과 상위 30개의 키워드를 가진 기술의 특허를 대상으로 SNA분석을 진행한다.

로봇의 SNA 연결중심성 분석 결과 (그림 3 (a)), B25J-009/16이 가장 높게 도출되었고, B25J-009/16은 프로그램 제어 및 로봇과 관련된 프로그램, 전체에 대한 제어 및 관리를 의미하는 특허IPC 코드이다.

로봇의 SNA 매개 중심성 분석 결과 (그림 3 (b)) 도 연결 중심성과 동일하게 B25J-009/16이 가장 높게 도출된 것으로 보아 해당 IPC가 다른 IPC 코드 간의 정보나 자원 전달에 중요한 역할을 하는 것을 알 수 있다. 따라서 B25J-009/16는 로봇 기술 분야에 대한 중요한 특허들이 집중되어 있을 가능성이 있고 이는 로봇 기술 분야의 발전에 도움이 될 수 있다고 판단된다.

그림 4에 제시한 보안의 SNA 연결중심성과 매개중심성 분석 결과 모두 H04L-029/06이 가장 높게 나왔고 다른 IPC와 직접적으로 많이 연결되어 있는 것을 통해 보안 기술의 특허에서 다른 IPC코드의 연결에 기여하는 핵심IPC 코드라고 볼 수 있다. 여기서 H04L-029/06은 프로토콜에 의하여 특징지어지는 통신처리로 통신제어로 정의되며 보안 기술과 밀접한 통신제어를 안정적으로 작동하도록 이상 조치 관리를 하는 특허 IPC 코드이다. 따라서 H04L-029/06는 보안 기술 분야에 대한 중요한 특허들이 집중되어 있을 것으로 예상된다.

Big data/AI 분야에서도 SNA 연결중심성과 매개중심성 결과 모두 하나의 IPC코드가 (G05B-019/418)가 가장 높게 나왔으며, 이 IPC 코드는 총괄적 공장 제어를 의미하며, 다수의 기계에 대한 중앙제어, 직접 또는 분산수치제어, 적응제조시스템, 통합제조시스템,

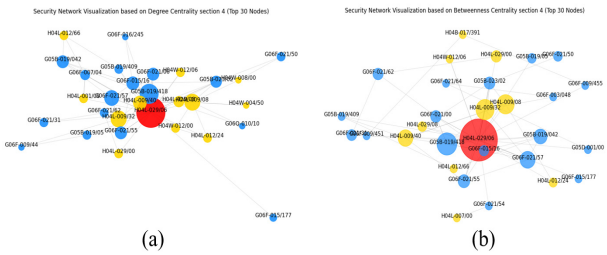

그림 4. 보안 4구간(2016~2020년) SNA: (a) 연결중심성 (b) 매개중심성
Fig. 4. Security period 4 SNA: (a) degree centrality (b) betweenness centrality

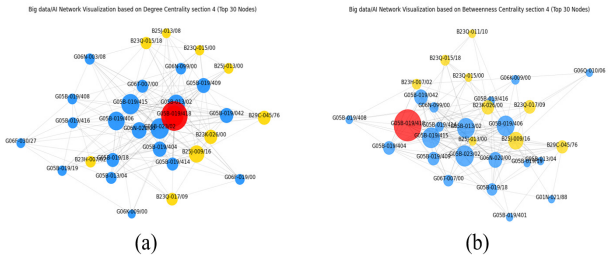

그림 5. Big data/AI 4구간(2016~2020년) SNA: (a) 연결중심성 (b) 매개중심성
Fig. 5. Big data/AI period 4 SNA: (a) degree centrality (b) betweenness centrality

표 3. 2차중점분야 선정을 위한 최종 IPC 선정 및 관련 특허건수
Table 3. Final selected IPC and the number of patent for 2nd main technology domain

Technology	Degree Centrality	Betweeness Centrality	Selected IPC	# Patents
Robot	B25J-009/16	B25J -009/16	B25J -009/16	225
DCS	H04L -012/24	H04L -012/24	H04L -012/24	25
SCADA	G05B -019/418	G05B -019/418	G05B -019/418	30
Security	H04L -029/06	H04L -029/06	H04L -029/06	40
HMI	G05B -019/418	G05B -019/418	G05B -019/418	25
Edge computing	H04L -029/06	H04L -029/06	H04L -029/06	19
Big data/AI	G05B -019/418	G05B -019/418	G05B -019/418	40
IIoT	H04L -029/08	H04L -029/08	H04L -029/08	28

컴퓨터 통합제조를 이용하는 것을 의미하는 특허 IPC 코드이다.

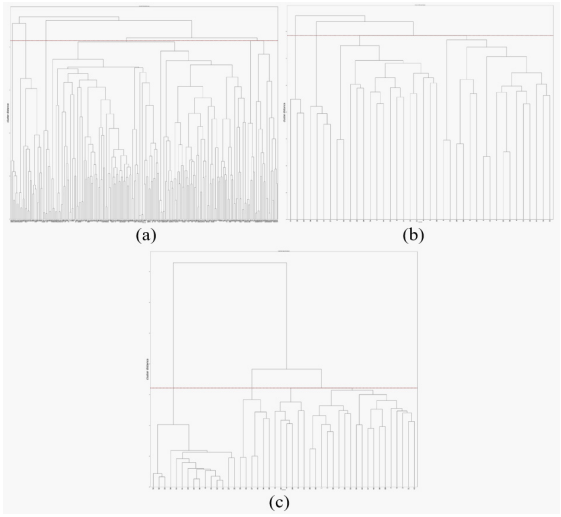

그림 6. 덴드로그램: (a) 로봇 (b) 보안 (c) Big data/AI
Fig. 6. Dengrogram: (a) robot (b) security (c) Big data/AI

표3은 연결중심성과 매개중심성 수치가 가장 높은 메인IPC에 해당하는 특허건수를 기술별로 제시하고 있다. 선정된 IPC의 특허건수를 기반으로 상위 3위인 로봇, 보안, Big data/AI를 2차 중점분야로 선정하였다.

3.2 유망 핵심기술 도출 결과

이번 절에서는 유망 핵심기술 도출 결과를 제시한다. 그림 6은 로봇, 보안 Big data/AI 특허의 덴드로그램을 보여주고 있다. 로봇의 경우 군집 수는 6개로 설정하였고 이에 해당하는 클러스터의 거리 즉, 직선의 y값은 2.07로 도출되었다. 보안은 군집 수는 4개로 설정하였고 이에 해당하는 클러스터의 거리 즉, 직선의 y값은 1.71이며, Big data/AI의 군집 수는 4개로 설정하였고 이에 해당하는 클러스터의 거리 즉, 직선의 y값은 1.61로 도출되었다.

그림 7 (a)에 제시한 로봇 특허에 대한 PCA 시각화 결과, 각 군집 내에서 데이터들이 대체적으로 군집을 잘 형성하였음을 확인할 수 있다. 특히, 5번과 6번 군집은 다른 군집임에도 주성분 2와 3이 비슷하기 때문에 비교적 가까이 있는 것을 확인할 수 있다. 한편, 다른 군집들은 군집 내 거리는 가까우며 군집 간 거리는 먼 것을 보아 특허들의 유사성과 상반성을 잘 반영한다고 볼 수 있다.

그림 7 (b)는 보안의 특허 데이터를 3차원으로 시각화한 그림이다. 군집 내의 관점에서 데이터가 흩어져 있긴 하지만, 각 군집 별로는 주성분의 명확한 차이로 인해 군집 간 거리가 먼 것으로 보아 특허들의 유사성과 상반성을 잘 반영한다고 볼 수 있다. 그림 7 (c)의 Big data/AI 특허의 PCA 시각화 결과도 각 데이터별 주성분의 차이가 명확하여 군집 간 거리는 먼 것을 확인할 수 있고, 이는 특허들의 유사성과 상반성을 잘 반영한다고 볼 수 있다.

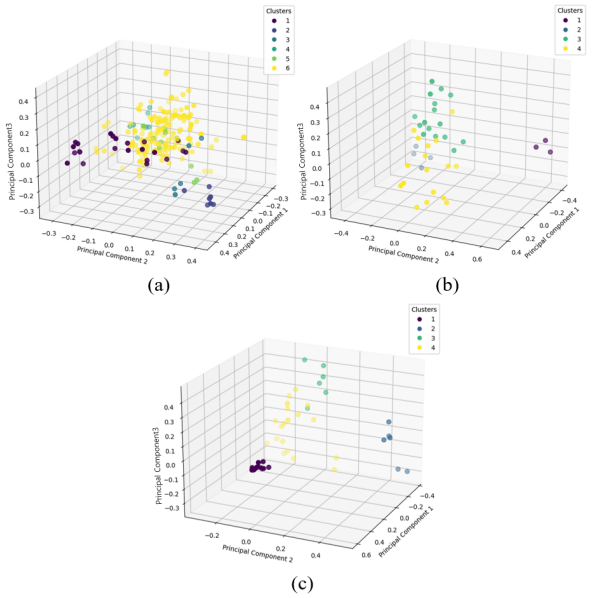

그림 7. 계층적 군집화 결과: (a)로봇 (b) 보안 (c) Big data/AI
Fig. 7. Results of hierarchical clustering:(a) robot (b) security (c) Big data/AI

로봇 특허는 군집 6개로 구성되어 있으며 각각의 군집에 해당하는 데이터 수는 6번 군집:166개, 5번 군집:21개, 1번 군집:15개, 2~4번 군집:7개로 이루어져 있다. 보안 특허는 군집 4개로 구성되어 있으며 각각의 군집에 해당하는 데이터 수는 4번 군집:17개, 3번 군집:16개 2번 군집:4개 1번 군집:3개로 이루어져 있다. Big data/AI 특허는 군집 4개로 구성되어 있으며 각각의 군집에 해당하는 데이터 수는 4번 군집:19개, 1번 군집:15개, 2~3번 군집:6개로 이루어져 있다.

다음으로 각 세부 기술별로 각 군집별 데이터 수를 오름차순으로 정렬하여 상위 3위까지의 TF-IDF분석을 진행한 결과이다. 단, Bigdata/AI의 경우 데이터 수를 고려하여 2위까지만 선정하였다. 이렇게 도출된 대표 키워드를 조합하여 최종적으로 다음과 같은 유망 핵심기술을 도출하였고, 표4는 전체적인 상세한 최종 결과를 제시한다.

(1) 로봇

로봇 기술 분야의 군집 6에는 대표키워드가 robot, position, unit, point, second, data, operation, workpiece이 추출되었고 이 단어들을 모두 조합하여 '다중 로봇 협업을 위한 실시간 위치 데이터 기반의 작업 미세 조정 기술' 로봇 작업 위치추적, 데이터 기반 로봇 공정 최적화, 로봇 작업 포인트 분석 등을 유망 핵심기술로 도출하였다.

군집 1에는 robot, state, data, laser, value, force, person, learning이 추출되었고 이 단어들을 모두 조합하여 로봇 데이터 학습, 레이저 센싱 및 감지, 로봇-인간 상호작용 등을 유망 핵심기술로 도출하였다.

표 4. 최종 도출된 유망 핵심기술
Table 4. Final leading core technologies

Technology	Cluster	Selected Keywords (TF-IDF)	Leading Core Technologies
Robot	Cluster 6	robot (22.38) position (12.22) unit (11.78) operation (11.13) point (10.37) data (9.79) second (9.54) information (7.96)	· Robot Work Unit Position Tracking · Data-Driven Optimization of Robot Workpiece Operations · Robot Work Point Analysis for Operation Measurement
	Cluster 5	robot (2.84) state (2.75) data (1.81) laser (1.54) value (1.43) force (1.25) person (1.13) learning (1.09)	· Robot State and Data-Based Learning Algorithms · Robot-Human Interaction Technology Using Laser Sensing · Value Assessment System Using Laser Detection
	Cluster 1	end (2.79) image (2.78) effector (2.20) information (1.86) position (1.74) target (1.58) robot (1.54) arm (1.50)	· Robot Arm End Effector Position Tracking · Robot Positioning Technology Using Target Image · Information Processing for Robot Arm End Effector
Security	Cluster 4	sensor (4.81) data (4.43) output (3.87) second (3.73) signal (3.21) collection (3.06) multiple (2.73) local (2.53)	· Enhanced Device Communication Security · Rapid Connection Technology for User Data Protection · Data Communication Protocols for Information Security
	Cluster 3	information (1.55) user (1.44) security (1.42) data (1.34) industrial (1.15) second (1.14) asset (1.07) plant (0.96)	· Industrial Information Security Technology · User Data Protection System · Plant Asset Protection Solution
	Cluster 2	risk (1.23) manager (0.96) data (0.81) plurality (0.75) configuration(0.71) parameter (0.69) user (0.68) rule (0.64)	· Data Plurality Configuration Parameter Technology · Rule-based Data Management System · Configuration Parameter-based Risk Management Solution
Big data /AI	Cluster 4	sensor (4.81) data (4.43) output (3.87) second (3.73) signal (3.21) collection (3.06) multiple (2.73) local (2.53)	· Multiple Local Sensor Data Collection · Signal Output Data Processing · Second Data Collection and Signal Processing
	Cluster 1	machine (2.27) production (1.93) information (1.70) state(1.69) manufacturing(1.55) data (1.51) industrial (1.17) condition (1.07)	· Industrial Manufacturing State Information · Machine Production Data Analysis · Manufacturing Process State Monitoring

군집 5에는 end, image, effector, information, position, target, robot, arm이 추출되었고 이 단어들을 모두 조합하여 엔드이펙터 위치추적 및 정보처리, 로봇 위치 지정 등을 유망 핵심기술로 도출하였다.

(2) 보안

보안 기술 분야의 군집 4에는 대표키워드가 device, communication, key, user, second, information, data, connection으로 추출되었고, 이 단어들을 모두 조합하여 장치통신 보안, 신속 연결, 보안 통신 프로토콜 등을 유망 핵심기술로 도출 하였다.

군집 3에는 information, user, security, data, industrial, second, asset, plant로 추출되었고 이 단어들을 모두 조합하여 산업정보 보안, 데이터 보호, 공장자산 보호 등을 유망 핵심기술로 도출하였다.

군집 2에는 risk, manager, configuration, parameter, plurality, rule, user, data로 추출되었고 이 단어들을 모두 조합하여 데이터 다중구성, 규칙기반 데이터, 위험관리 솔루션 등을 유망 핵심기술로 도출하였다.

(3) Big data/AI

Big data/AI 기술 분야의 군집 4에는 대표키워드가 sensor, data, output, second, signal, collection, multiple, local으로 추출되었고 이 단어들을 모두 조합한 결과로 센서데이터 수집, 신호 출력 처리, 이중데이터 처리 등 으로 도출되었다.

군집 1에는 production, information, state, manufacturing, data, industrial, condition로 추출되었고 이 단어들을 모두 조합하여 제조상태 정보, 생산데이터 분석, 공정 모니터링 등을 유망 핵심기술로 도출하였다.

4. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 특허지표를 활용한 기술경쟁력과 TF-IDF키워드 분석, SNA분석을 통해 중점분야를 도출하였다. 그리고 선정된 중점분야의 특허들에 대하여 PCA 및 계층적 군집화를 통해 최종 유망 핵심기술을 도출하였다.

최종 분석 결과, 로봇 분야에서는 다중로봇 협업 미세조정, 다중로봇 지능적 상호작용, 로봇 엔드이펙터 제어, 보안 분야에서는 다중계층 통신보안, 산업정보 보안 플랫폼, 지능형 보안규칙, 그리고 Big data/AI 분야에서는 지능형 생산 시스템 운영, 지능형 실시간 출력이 유망기술로 선정되었다. 이 8개의 기술을 스마트 제조 분야의 최신 유망기술로 제안하며, 이런 기술 분야의 집중적 투자와 개발은 스마트 제조의 산업적 발전과 국가적 역량을 확보에 핵심적으로 기여할 수 있을 것으로 예상한다.

본 논문에서 제시한 분석방법은 선행연구에서 제시한 다양한 기법들을 논리적으로 조합하여 새로운 특허분석 프레임웍을 제시하였다. 또한, 기존 스마트제조 특허분석에 활용된 방법들 대비 본 논문에서 제시한 분석 방법은 대부분 정량적 기법을 적용하였기에 자동화가 가능하므로 분석에 대한 효율성을 높이고 분석가의 정성적 판단에 따른 편차를 개선할 수 있을 것이다.

향후에는 머신러닝과 딥러닝 기술을 활용하여 스마트 제조 특허 데이터의 패턴과 트렌드를 더 정교하게 분석하고 도출된 유망 핵심기술의 실제 적용 가능성과 현장에 미치는 영향을 예측할 수 있을 것으로 기대된다.

Conflict of Interest

본 논문은 2023년 캠퍼스 특허 유니버시아드에 출품한 식별 ID 없는 보고서를 기반으로 확대 발전하여 작성되었으며, 저자는 본 논문에 관련된 어떠한 잠재적인 이해상충도 없음을 선언한다.

References

[1] Lim Chun-ho, "Recruitment of participants in the carbon-neutral smart factory supply project," Available: https://www.kbiznews.co.kr/news/articleView.html?idxno=83842, 2021, [Accessed: June 20, 2024].

[2] Jungwook Kim, Byeongki Jeong, and Janghyeok Yoon, "A Technology Planning Approach Based on Network and Growth Curve Analyses : the Case of Augmented Reality Patents," *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, vol. 42, no. 5, pp. 337-351, 2016.

[3] Gab-Jo Kim, Da-Hye Yoon, Jong-Hwan Hwang, and Dong-Ju Sun, "Discovering the emerging technologies through patent topic modeling and growth curve model," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 27, no. 4, pp. 357-363, 2017. 10.5391/JKIIS.2017.27.4.357

[4] Hyun-Lim Yang, Tai-Woo Chang, and Yerim Choi, "Exploring the Research Trend of Smart Factory with Topic Modeling," *Sustainability*, vol. 10, pp. 2779, 2018. doi:10.3390/su10082779.

[5] Juite Wang and Chih-Chi Hsu, "A topic-based patent analytics approach for exploring technological trends in smart manufacturing," *Journal of Manufacturing Technology Management*, vol. 32, no. 1, pp. 110-135, 2020.

[6] Korea Intellectual property Strategy Agency Patent Big Data Center, *Patent Big Data-based Industrial Innovation Strategy Report: Smart Manufacturing*, KISTA, 2022.

[7] Da Hye Yoo, Bo Kung Lee, and So Young Sohn, "Analysis of Patent Citation Network for Identifying Development Trends of Convergence Technologies

of Self-Driving Truck Industry," *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, vol. 45, no. 1, pp. 40-52, 2019. 10.7232/JKIIE.2019.45.1.040.

[8] Myoung Sun Jeong, "Research on Competitiveness of Information and Telecommunication Industry Using Standard Patent: Focusing on trend and network analysis," *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, vol. 22, no. 6, pp. 534-541, 2021.

[9] Kyong-Bin Min and Hong-Jin Park, "A Study on the Patent Trend of 'Smart Farm' in Domestic through Network Analysis," *Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology*, vol. 15, no. 5, pp. 413-422, 2022.

[10] Lee, Hyun-Sang, Qiao, Xin, Shin, Sun-Young, Kim, Gyu-Ri, and Oh, Se-Hwan, "Analysis of Korea's Artificial Intelligence Competitiveness Based on Patent Data: Focusing on Patent Index and Topic Modeling," *Informatization Policy*, vol. 29, no. 4, pp. 43-66, 2022.

[11] Sung Su Jo, "Analyzing the Characteristics of Convergence between Technologies and Industries in terms of Smart City Using Patent Big Data," *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, vol. 24, no. 1, pp. 47-62, 2023. 10.5762/KAIS.2023.24.1.47

[12] Kim, Yuseong, Choi, Jaewoong, and Yoon, Janghyeok, "Tracing Technological Development Pathways through a Topic Evolution Analysis — A Case Study of Energy Harvesting," *The Journal of Intellectual Property*, vol. 16, no. 1, pp. 169-200, 2021.

[13] Han Jeong-Hyeon, Hyun Young-Geun, Chae U-ri, Lee Gi-Hyun, Lee Joo Yeoun "A Study On the Healthcare Technology Trends through Patent Data Analysis," *Journal of Digital Convergence*, vol. 18, no. 3, pp. 179-187, 2020.

[14] Soo-Hyun Park, Young-MI Yun, Kim hoyong, & Jae-Soo Kim, "Technology Convergence & Trend Analysis of Biohealth Industry in 5 Countries : Using patent co-classification analysis and text mining," *Journal of Advanced Technology Convergence*, vol. 12, no. 4, pp. 9-21, 2021.

[15] Jaeruen Shim, "Technology Convergence Analysis by IPC Code-Based Social Network Analysis of Healthcare Patents," *Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology*, vol. 15, no. 5, pp. 308-314, 2022.

[16] Youngho Kim, Jiho Kang, and Sangsung Park, "A Study on Patent Landscape Based on IPC Clustering," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 32, no. 1, pp. 7-12, 2022. 10.5391/JKIIS.2022.32.1.7.

[17] In-Bo Hwang and Sang-Hwa Song, "The study for logistics technology trends by the method of patent network analysis and Word2Vec," *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, vol. 23, no. 9, pp. 560-568, 2022. 10.5762/KAIS.2022.23.9.560.

[18] Minsang Koo, Hyewon Hwang, and Jeonghwan Jeon, "Analysis of Patent Trends of Electric Vehicle in Korea Using Network Analysis," *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, vol. 24, no. 3, pp. 13-23, 2023. 10.5762/KAIS.2023.24.3.13.

[19] Seon-ah Choi and Yeong-wha Sawng, "Analyzing the Technological Competitiveness of Innovative Industries Using Patent Data: Focusing on AI Speakers," *Innovation studies*, vol. 18, no. 2, pp. 55-75, 2023. 10.46251/INNOS.2023.5.18.2.55.

[20] Sangsung Park, "A Study on Prediction of Promising Technology using Patent Classification System," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 33, no. 2, pp. 121-126, 2023. 10.5391/JKIIS.2023.33.2.121.

[21] Kwak, H. and Lee, S., "Competitiveness Analysis for Artificial Intelligence Technology through Patent Analysis," *The Journal of Information Systems*, vol. 28, no. 3, pp. 141-158, 2019. https://doi.org/10.5859/KAIS.2019.28.3.141.

[22] Ji-joon Jung and Deok-hee Lee, "A Study on Convergence Innovation Trends of Power-Digital Transformation Technology through IPC Network Analysis," *Korea Business Review*, vol. 24, pp. 87-103, 2020. 10.17287/kbr.2020.24.0.87, p06, 2020.

[23] Duck-Young Jung, Sang-Sung Park and Jong-Chan Kim, "A Study on the Technology Analysis of Neuromorphic Chip using Unsupervised Learning," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 29, no. 6, pp. 470-475, 2019. 10.5391/JKIIS.2019.29.6.470.

[24] Soohyun Park, Youngmi Yun, Hoyoung Kim and Jaesoo Kim, "Technology convergence and trend analysis in the biohealth industry: Using patent-based network analysis and text mining," *Proceedings of Korea Technology Innovation Society, Pusan, Korea*, pp. 720-740, November 4-7, 2020.

[25] Iljung Kim, Aram Han, Heesu Chae, Hajeong Kim, Seunghwa Ryu, Joonyoung Kim, Minsoo Shin, & Heungnam Kim, "A Study on Trend in Manufacturing Technology based on AI and Bigdata Using Text Mining and SNA," *Journal of Korea Technology Innovation Society*, vol. 24, no. 5, pp. 967-984, 2021. 10.35978/jktis.2021.10.24.5.967.

[26] Chong, Chun Yong, Lee, Sai and Ling, Teck Chaw, "Efficient software clustering technique using an adaptive and preventive dendrogram cutting approach," *Information and Software Technology*, vol. 55, pp. 1994-2012, 2013. 10.1016/j.infsof.2013.07.002.

[27] Nidheesh, N., Nazeer, K.A.A. and Ameer, P.M., "A Hierarchical Clustering algorithm based on Silhouette Index for cancer subtype discovery from genomic data," *Neural Comput & Applic*, vol. 32, pp. 11459-11476, 2020. https://doi.org/10.1007/s00521-019-04636-5.

저 자 소 개

민해진(Hae-Jin Min)
2020년~현재: 국립금오공과대학교
산업공학과 공학사 과정

관심분야 : Machine Learning, Big Data Analysis, Patent Analysis
ORCID Number : 0009-0005-1614-3422
E-mail : hajk5951@naver.com

최승혜(Seung-Hye Choi)
2018년~현재: 국립금오공과대학교
산업공학과 공학사 과정

관심분야 : Big data Analysis, Smart Factory
ORCID Number : 0009-0002-5087-7831
E-mail : dmg06053@naver.com

김민주(Min-Joo Kim)
2022~현재 : 국립금오공과대학교
산업공학과 공학사과정

관심분야 : Industrial safety management, Smart Factory
ORCID Number : 0009-0001-4329-2192
E-mail : hismish63@naver.com

안흥조(Heungjo An)
2011년: Texas A&M 산업시스템공학
공학박사
2015년~2022년: Khalifa University
산업공학과 조교수
2022년~현재: 국립금오공과대학교
조교수

관심분야 : AI, Energy, Smart Manufacturing
ORCID Number : 0000-0002-1077-4750
E-mail : heungjo.an@kumoh.ac.kr