

스마트 제조 국가연구개발 랜드스케이프: 토픽 포트폴리오 및 혁신 주체별 특성

성기서¹ · 황정민² · 이학연^{3*}

¹서울과학기술대학교 IT정책전문대학원 / ²서울과학기술대학교 데이터사이언스학과

³서울과학기술대학교 산업공학과

The National R&D Landscape of Smart Manufacturing: A Topic Portfolio and Innovation Actors-wise Characteristics

Kiseo Sung¹ · Jungmin Hwang² · Hakyeon Lee³

¹The Graduate School of Public Policy and Information Technology, Seoul National University of Science and Technology

²Department of Data Science, Seoul National University of Science and Technology

³Department of Industrial Engineering, Seoul National University of Science and Technology

Smart manufacturing, a new paradigm in the manufacturing industry, is leading innovation in the manufacturing industry through the convergence of traditional manufacturing technologies and cutting-edge ICT technologies. This research aims to identify core topics of smart manufacturing in national R&D and uncover the actor-wise characteristics. The 20 R&D topics of smart manufacturing are identified through LDA topic modeling from the research proposals of 3,502 national R&D projects. The identified topics are categorized into five sectors: application, platform, device/network, interoperability/security, and manufacturing R&D. We then propose cooperation strategies between innovation actors to improve smart manufacturing R&D performance. The findings of this study is expected to provide useful implications for policy making in smart manufacturing.

Keywords: Smart manufacturing, R&D landscape, R&D portfolio, Topic Modeling

1. 서 론

스마트 제조(smart manufacturing)는 지능형 정보기술을 활용하여 제조업 가치사슬 전반을 혁신하는 과정으로, 제조 강국들은 자국 산업의 지속적 성장을 위하여 스마트 제조 기술육성 정책을 적극적으로 추진하고 있다(Jeong *et al.*, 2019). 독일의 ‘인더스트리 4.0’, 미국의 ‘첨단 제조 파트너십 프로그램’, 중국의 ‘중국제조 2025 전략’, 일본의 ‘산업재흥플랜’과 더불어, 국내에서는 ‘제조업혁신 3.0 전략’(2014), ‘제조업 르네상

스 비전 및 전략’(2019)을 수립하고 스마트공장 보급 및 인력양성, 기반 기술에 대한 R&D(Research & Development) 강화 등의 정책을 실행하고 있다. 2018년 진행된 스마트 제조 기술 수준 조사에 따르면 국내의 스마트 제조 기술은 최고 기술 수준 보유국 대비 72.3%로 평가되고 있는데, 특히 사이버물리시스템(cyber-physical system)과 같은 핵심 유망 기술은 상대적으로 더욱 열세인 것으로 파악되고 있다. 따라서, 이러한 기술적 격차를 조기에 극복하고 스마트 제조 산업에 대한 기술적 기회를 선점하기 위하여 국가적 R&D 전략의 중요성은 더욱

이 연구는 한국연구재단의 이공분야기초연구사업(기본연구)의 지원을 받아 수행되었음(NRF-2019R1F1A1057071 & NRF-2021R1F1A1045787).

* 연락저자 : 이학연 교수, 서울시 노원구 공릉로 232 서울과학기술대학교 프론트어관 607호, Tel : 02-970-6469, Fax : 02-974-2849,

E-mail : hylee@seoultech.ac.kr

2022년 3월 31일 접수; 2022년 5월 2일 수정본 접수; 2022년 5월 30일 게재 확정.

커지고 있으며, 이를 지원하기 위한 관련 기술 동향 파악 연구의 필요성 또한 증가하고 있다.

과학기술 분야에서 관련 기술에 대한 동향을 파악하는 것은 성공적 기술개발 전략 수립에 있어 매우 중요한 요소이다(Porter and Roper, 1991; Small *et al.*, 2014). 스마트 제조 분야에서도 2015년 이후 기술 동향 분석 연구가 급격히 증가하고 있으나(Kamble *et al.*, 2018), 이러한 연구들은 대부분 신기술 식별 및 기술·산업적 특성 파악 등 스마트 제조 기술의 개념적 분석에 치중하고 있다. 특정 기술 분야가 성장할수록 관련 분야에 대한 기술 구조 및 특성 등 거시적 관점에서의 기술 란드스케이프에 대한 분석이 수행되어 R&D 전략 및 기술육성 정책 수립에 활용될 수 있어야 한다. 그러나 스마트 제조 분야의 기술 란드스케이프 분석에 대한 대부분의 기존 연구들은 논문이나 특허와 같은 R&D 활동의 결과물만을 활용하고 있다는 측면에서 한계가 있다(Trappey *et al.*, 2016; Wang *et al.*, 2020; Yang *et al.*, 2018). 반면 R&D 프로젝트 제안서는 논문이나 특허가 갖는 기술표현의 범위나 시간적 지연과 같은 제약은 보완할 수 있는 정보를 내포하고 있어(Nichols, 2014; Sung and Lee, 2020), 보다 최신의 스마트 제조 기술 동향뿐만 아니라 기술개발 주체의 R&D 전략을 직관적으로 파악할 수 있는 장점이 있다. 따라서, 국내 상황에 적합한 스마트 제조 R&D 전략 수립을 지원하기 위해서는 국내 스마트 제조 분야 R&D에 대한 실증적 접근을 통해 기술 란드스케이프를 도출하는 것이 필요하다.

한편, 스마트 제조 육성 정책을 적극적으로 추진하는 국가들은 스마트 제조 관련 연구개발에서 산학연 협력을 강조하고 있다(Park, 2015). 기술혁신은 기업 및 대학, 연구소, 정부 등의 주체들이 상호작용하는 기술생태계에서 이루어지며(Spitsberg *et al.*, 2013), 주체들 간의 역량을 통합하고 시너지를 창출하는 협력 연구체계를 구축하는 것이 기술혁신의 중요한 성공 요소 중 하나로 인식되고 있다(Chung *et al.*, 2012; Shin *et al.*, 2016). 따라서, 혁신생태계 활성화 지원을 위해 주체별 기술 특성 및 상호협력 형태 등 혁신 주체 관점의 비교 분석이 중요함에도 불구하고, 대부분의 기존 연구들은 주요 기술에 대한 성장 추세 및 개별 기업의 역량 분석에 치중하고 있다.

이에 본 연구에서는 국가연구개발사업 R&D 데이터를 바탕으로 국내 스마트 제조 분야의 주요 연구개발 주제 및 기술 구조를 식별하고 이를 이용하여 주요 기술에 대한 연구수행 주체의 특징을 파악하여, 효과적 기술개발 전략 설정 및 혁신생태계 활성화를 위한 정책 수립에 시사점을 제공하고자 한다.

이후 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 기존 스마트 제조 기술 동향 연구의 의의와 한계점을 살펴보고, 3장에서는 자료수집과 수집된 자료를 통한 국가연구개발사업에서의 스마트 제조 R&D 현황을 살펴봄과 함께, R&D 주제 식별을 위한 구체적 방법을 설명한다. 4장과 5장에서는 도출된 결과를 기반으로 국내 스마트 제조 R&D 주제 및 기술 구조를 제시하고, 수행 주체별 주제 특징 및 주요 기술별 연구 협력 형태 분석을 통해 기술생태계 활성화 전략을 제시한다. 마지막으로 6장에

서는 본 연구의 의의와 한계점, 추후 연구주제를 포함한 결론을 제시한다.

2. 선행 연구

제조 산업의 새로운 패러다임으로 주목받고 있는 스마트 제조는 전통적 제조기술과 다양한 ICT 기술과의 융합을 통해 기업의 신속하고 정확한 의사결정을 지원하는 첨단기술의 집합체로 이해되고 있다(Kang *et al.*, 2016), 특히 IoT(Internet of Things), 빅데이터, 클라우드 컴퓨팅, 인공지능, 지능형 로봇, 3D프린팅, 가상/증강현실, 사이버물리시스템과 같은 기술은 스마트 제조를 구현하는 핵심기술로 주목받고 있다(Alcácer and Cruz-Machado, 2019; Kang *et al.*, 2016).

이러한 스마트 제조 분야의 핵심기술과 기술 동향을 파악하기 위하여 대부분의 연구에서는 주로 개념적 접근(Kusiak, 2018; Tao *et al.*, 2018), 문헌 검토(Mittals *et al.*, 2019; Wang *et al.*, 2021), 전문가 인터뷰 및 사례연구(Frank *et al.*, 2019; Kamble *et al.*, 2020; Lee *et al.*, 2017) 등의 정성적 접근 방식을 사용해 왔다. 특정 기술 분야가 성장하며 기술 및 시장에 대한 데이터가 빠르게 증가할수록 전문가의 정성적 판단보다는 컴퓨터 기반의 정량적·실증적 접근 방식이 선호되는데(Porter and Cunningham, 2004), 스마트 제조 분야에서도 대량의 데이터가 축적되면서 이러한 데이터를 이용한 연구가 시도되기 시작하였다. Trappey *et al.*(2016)은 사이버물리시스템과 관련한 특허의 체계적 분석을 위한 접근법을 제시하였고, Yang *et al.*(2018)은 연구논문을 이용한 주제분석을 통해 국가별 스마트팩토리 연구 동향을 분석하였다. Wang *et al.*(2020)은 특허데이터를 이용하여 스마트 제조 기술주제를 탐색하고, 기업별 역량을 분석하였다. 그러나 이러한 연구들은 R&D의 결과물로서 생성되는 논문과 특허를 이용한 기술 탐색이 대부분으로, R&D 시점에 대한 스마트 제조 분야의 핵심기술을 탐색하고자 하는 연구는 거의 시도되지 않고 있다.

과학기술 분야에 대한 정량적 주제탐색을 위해서는 분석하고자 하는 기술문서의 서지정보를 활용한 계량서지분석(bibliometrics) 기법이 널리 사용되어 왔다(Daim *et al.*, 2006), 최근에는 컴퓨팅 능력의 발전과 더불어 토픽모델링(topic modeling)이나 Doc2Vec과 같은 머신러닝 기법을 활용한 연구(Kang and Lee, 2018; Lee and Kang, 2018; Trappey *et al.*, 2019)가 증가하고 있다. 특히 토픽모델링은 기술문서 내에 복수의 주제 추출이 가능한 장점으로 인해 주제분석에 최근 널리 활용되고 있다(Kang and Lee, 2018). 토픽모델링은 대규모의 비정형적 문서 집합에 잠재된 주제를 발견하기 위한 통계 모델로서(Blei, 2012), 문서생성 메커니즘을 설명하는 수학적 원리에 기반하고 있으며 전문가의 도움 없이 문서분석이 가능한(Blei *et al.*, 2003) 장점이 있어 R&D 데이터 분석에도 활용되어 왔다. Nichols(2014)는 토픽모델링을 이용하여 미국 R&D 프로

그럼 내에 잠재된 연구주제를 식별하고 IDR(Interdisciplinary research)을 측정하고자 하였고, Jeong(2015)은 토픽모델링을 이용한 R&D 문서 내의 주제탐색 기법을 제안하였다. 또한, Woo and Lee(2020)는 ICT 분야에 대한 연구개발 주제 및 동향 분석을 위해 토픽모델링을 수행하였다.

한편, 기술혁신을 위한 연구개발에 있어 보통 기업과 같은 민간 주체는 제품 상용화 기술, 대학과 국가 출연연구소와 같은 공공 주체는 원천기술 및 응용기술, 공공재적 기술연구에 역량을 집중하는 것으로 인식되고 있다(Chang, 2010; Chung *et al.*, 2012). 또한, 외부 조직과의 R&D 협력은 혁신 원천을 다양화하고 가속화 하며(Chesbrough, 2003; Freel, 2003), 특히 기업과 공공의 연구개발 협력은 보다 혁신적인 성과를 창출하는 것으로 연구되고 있다(Belderbos *et al.*, 2004). 따라서, 각 R&D 주제별 기술 특성을 분석하는 것은 스마트 제조 기술혁신 생태계 조성을 위한 정부의 전략 수립에 중요한 시사점을 제공할 수 있다. 그러나 이전의 연구들은 핵심기술의 식별과 함께 기술의 성장 추세(Wang *et al.*, 2020; Yang *et al.*, 2018)나 개별 기업의 역량 분석(Wang *et al.*, 2020) 등의 기술 동향 분석에 치중하고 있다. 이에 본 연구는 토픽모델링의 결과로 도출된 기술적 핵심 연구주제를 수행 주제별로 나누어 분석하고, 주요 기술에 대한 수행 주체 간의 협력 형태를 분석한다.

3. 연구 방법

본 연구의 연구 프레임워크/framework)는 <Figure 1>과 같다. 국내 스마트 제조 R&D 분야의 주제구조 및 특성 분석을 위하여 관련 데이터를 수집하고, 토픽모델링을 통해 핵심 주제를

식별한다. 그 후 도출된 결과를 이용하여 스마트 제조 R&D의 주제구조를 살펴보고, 수행 주제별 주제 특성을 분석하여 혁신 주제별 기술개발 동향과 혁신을 촉진하기 위한 수행 주체 간 협력 방안을 제시한다.

3.1 데이터 수집 및 탐색적 분석

스마트 제조 관련 R&D에 대한 정보 수집을 위하여 NTIS(국가과학기술지식정보서비스)를 이용하였다. NTIS에 등록된 2021년 6월까지의 국가연구개발사업 R&D 과제를 대상으로 검색어를 이용하여 데이터를 추출하였는데, 검색에 사용된 키워드는 ‘스마트공장, 스마트팩토리, 스마트제조, 인더스트리 4.0’이며(Kamble *et al.*, 2018; Strozzi *et al.*, 2017; Yang *et al.*, 2018), 띄어쓰기나 영문 표현 등을 고려하여 검색식을 구성하였다. 과제의 지원사업명, 수행과제명, 연구목표/내용/기대효과와 키워드 정보에 검색어를 포함하는 과제 3,729건(보안과제 제외)이 최초 검색되었다. 다년도 과제는 검색 결과에 따라 각 수행 연도별로 포함하였고, 검색된 과제에서 인력양성 등의 연구개발 이외의 목적이나 연구내용이 기록되지 않은 과제는 제거하고 중복과제는 하나의 과제로 통합하여, 최종 3,502건을 분석대상으로 선정하였다. 한편, 주제분석의 신뢰도를 높이기 위하여, NTIS의 ‘데이터 개방’을 통해 제공되지 않는 최신 과제의 연구내용/목표/기대효과 요약정보는 웹 크롤링(crawling)을 통해 보완하였다.

<Figure 2>는 스마트 제조 R&D 과제의 연도별 증가 추이를 나타낸다. 분석에 사용된 총 3,502건의 과제에 약 1.1조원의 정부지원금이 투입되었으며, 2011년부터 스마트 제조를 키워드로 한 R&D 과제가 출현하기 시작하여, ‘제조업혁신 3.0’ 전략이

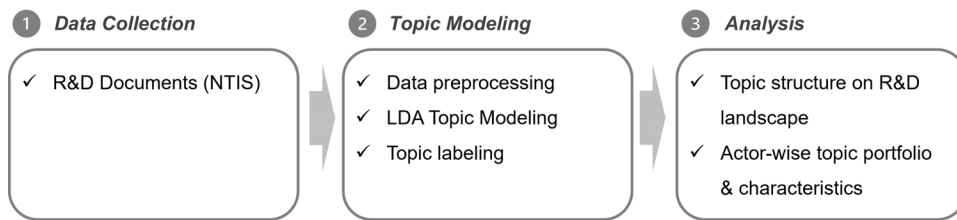


Figure 1. Research Framework

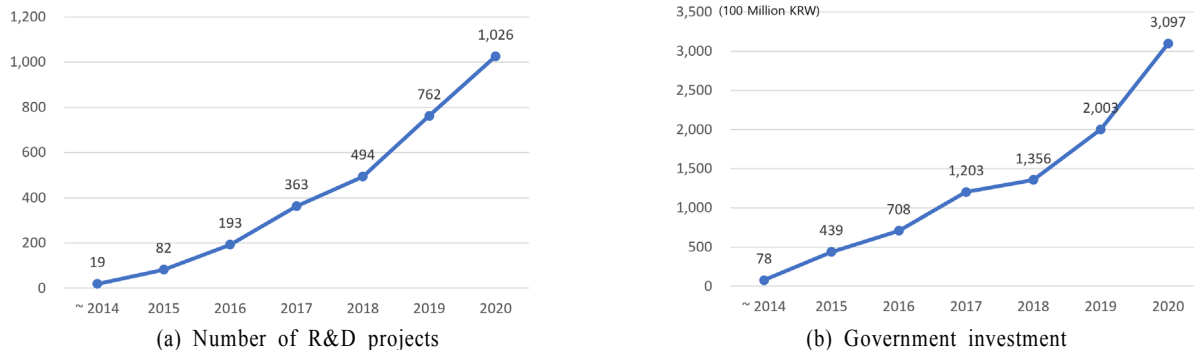


Figure 2. Growth Trend of R&D Projects



Figure 3. Comparison Across Actors

수립된 2014년 이후 그 수가 급격히 증가 하였다. <Figure 3>은 R&D 수행 주체별 과제 수와 정부지원금을 나타내고 있다. 민간 주체 R&D가 1,359건으로 가장 많았지만, 주체별 차이는 크지 않았다. 그러나, 정부지원금에서는 많은 차이를 보였다. 민간 주체 R&D는 과제 수가 가장 많았으나 정부지원금은 가장 작았으며, 민간-공공 협력 R&D는 정부지원금이 매우 높았다. 이는 차세대 통신과 같은 국가 전략기술 개발이나 테스트베드 구축 등의 하향(top-down) 방식의 정책적 과제가 민간-공공 협력을 통해 수행된 결과로 해석된다.

수행 주체 분류는 분석데이터의 공동 연구정보를 활용하였다. 민간 주체는 기업 또는 기업들로만 구성된 컨소시엄을 의미하며, 공공 주체는 대학·연구소 또는 이들로만 구성된 컨소시엄, 민간-공공은 수행 주체가 민간과 공공 공동으로 구성된 컨소시엄을 의미한다.

3.2 LDA 토픽모델링

토픽모델링 수행을 위하여 과제 연구자에 의해 각각 4,000자로 요약된 연구목표와 연구내용, 기대효과 정보를 통합하여 전

처리를 수행하였다. 한국어 자연어 처리를 위하여 파이썬 KoNLpy 패키지 및 Mecab을 활용하였으며, 구두점/특수문자/숫자 등을 제거하고 영문자는 모두 소문자로 변환하였다. 그 후 한글 형태소 및 영어 단어 단위로 토큰화 후 명사만을 추출하였다. 추출 시 1자리의 짧은 단어는 제거하였고, 기술·개발·연구와 같은 실제 주제분석에 불필요한 단어는 불용어(stop words) 처리를 하였다. 마지막으로 표제어 추출(lemmatization) 과정을 진행하였다. 예를 들어 cloud와 같은 출현 빈도가 높은 영어 단어는 한글로 치환하였으며, 기본 의미가 같은 사물인터넷, IoT, IIoT(Industrial IoT)는 사물인터넷으로 변환하는 등의 작업이 수행되었다.

데이터 전처리 후 LDA(Latent Dirichlet Allocation) 추론을 수행하였다. LDA는 토픽모델링 기법 중 가장 널리 채택된 기법으로서(Lee and Kang, 2018), 비구조적인 텍스트 집합에서 의미 있는 주제를 찾아내는 생성확률 모델이다(Blei et al., 2012). 각 문서에서의 토픽 분포와 각 토픽 내에서의 단어분포를 가정하고, 이를 통해 문서 내에서 각각의 단어가 구성된다고 가정한다(Blei et al., 2003). <Figure 4>는 LDA 토픽모델링의 문서생성 프로세스를 설명하고 있다. D개의 문서에서 문서

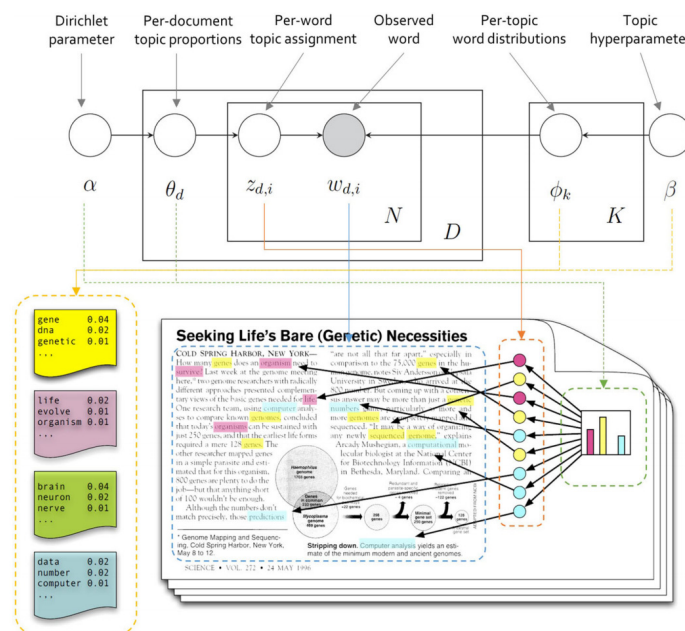


Figure 4. Document Generation Process of LDA (Blei et al., 2003; Lee and Kang, 2018)

별 토픽비율(θ_d)과 K개의 토픽에서 토픽별 단어분포(ϕ_k)는 각각 식 (1)과 식 (2)에 의해 결정된다.

$$\theta_d \sim \text{Dirichlet}(\alpha), d \in \{1, \dots, D\} \quad (1)$$

$$\phi_k \sim \text{Dirichlet}(\beta), k \in \{1, \dots, K\} \quad (2)$$

여기서 α 와 β 는 각각 θ_d, ϕ_k 에 대한 디리클레 하이퍼파라미터(Dirichlet hyper-parameter)이다. 이를 이용하여 N개의 단어 중 d번째 문서의 i번째 단어는 식 (3)과 식 (4)에 의해 토픽($Z_{d,i}$)과 단어($\omega_{d,i}$)가 결정된다.

$$Z_{d,i} \sim \text{Multinomial}(\theta_d), i \in \{1, \dots, N\} \quad (3)$$

$$\omega_{d,i} \sim \text{Multinomial}(\phi_{z_{d,i}}) \quad (4)$$

LDA 추론을 위해 R 패키지의 ‘topicmodels’를 수정 활용하였으며(Hornik and Grün, 2011), 깁스샘플링(Gibbs sampling) 방법을 이용하여 반복을 1,000회/3,000회/5,000회, 토픽의 수는 20/25/30개로 조정해 가며 추론작업을 수행하였다. α 는 문서집합(corpus)에 의해 정해진 기본값을 사용하였으며, β 또한 기본값인 0.1을 적용하였다.

토픽모델링 결과에 대하여 가장 적절한 토픽수와 토픽명을 결정하기 위하여 스마트 제조 관련 전문가들과 워크숍을 진행하였다. 적절한 토픽의 개수를 결정하는 데에는 모델링 관점에서 학습의 적절성을 평가하는 perplexity나 의미론적 일관성을 평가하는 coherence score와 같은 알고리즘 기반의 정량지표를 활용할 수 있으나, 토픽의 해석이 중요한 특정 분야에 관한 연구에서는 도메인 전문가들의 판단을 통해 더욱 의미 있고 설명력이 높은 토픽수를 정성적으로 결정하는 것이 유리하다(Andrzejewski et al., 2007; Antons et al., 2016; Lee and Kang, 2018). 이에 본 연구에서는 도메인 전문가들의 판단을 통하여 최종적으로 깁스샘플링 1,000회 반복 시 얻어진 20개의 토픽을 분석대상으로 결정하였고, 그 후 각 토픽에서 상위확률 단어와 해당 토픽의 상위비율 R&D 과제를 참고하여 토픽명을 정의하였다.

4. 스마트 제조 R&D 토픽 구조

도출된 국내 스마트 제조 R&D에 대한 20개의 토픽과 토픽명, 각 토픽의 상위비율 단어, 그리고 토픽이 차지하는 비중은 <Table 1>과 같으며, 토픽 비중이 높은 순으로 정렬되어 있다.

Table 1. Topics of R&D for Smart Manufacturing

Topic	Significant words	Proportion (%)
Vision/Goal	제품, 시장, 사업, 해외, 국내, 효과, 고용, 수출, 창출, 계획	5.95
Standardization/Foundation	표준, 기업, 국제, 국내, 운영, 사업, 협력, 융합, 강화, 공동	5.93
Intelligent application	시스템, 관리, 정보, 공정, 현장, 작업, 품질, 실시간, 모니터링, 통합	5.90
Process improvement	공정, 제품, 개선, 자동, 향상, 품질, 작업, 불량, 시간, 발생	5.76
Big data analytics	데이터, 분석, 수집, 처리, 빅데이터, 저장, 실시간, 정보, 시스템, 현장	5.68
Cyber-physical aystem	시스템, 모델, 최적, 공정, 시뮬레이션, 사이버물리시스템, 계획, 물리, 디지털트윈, 운영	5.44
Cloud/Edge	서비스, 플랫폼, 소프트웨어, 통합, 클라우드, 지능, 엣지, 실증, 모듈, 검증	5.43
Artificial intelligence	학습, 인공지능, 모델, 알고리즘, 데이터, 딥러닝, 최적, 예측, 이상, 공정	5.33
Process development	설계, 테스트, 평가, 성능, 분석, 모듈, 검증, 시스템, 최적, 시제품	5.27
Quality control	검사, 자동, 시스템, 장치, 용접, 제품, 불량, 장비, 공정, 설계	5.25
Communication/Network	사물인터넷, 네트워크, 통신, 무선, 환경, 성능, 기기, 지연, 시스템, 전송	4.96
Security	보안, 디바이스, 소프트웨어, 서버, 통신, 프로토콜, 제어, 하드웨어, 모듈, 사물인터넷	4.53
Industrial IoT	센서, 안전, 환경, 모니터링, 감지, 모듈, 시스템, 온도, 통신, 사물인터넷	4.51
Smart production equipment	가공, 기계, 공정, 부품, 금형, 정밀, 공작, 형상, 장비, 최적	4.47
Predictive maintenance	설비, 상태, 진단, 고장, 분석, 시스템, 모니터링, 예측, 진동, 발생	4.42
Advanced materials/ 3D Printing	소재, 공정, 프린팅, 금속, 최적, 조건, 구조, 특성, 표면, 성능	4.41
Image/Location analysis	영상, 위치, 인식, 알고리즘, 카메라, 시스템, 정보, 추적, 이미지, 객체	4.35
Smart sensor	측정, 센서, 신호, 모듈, 설계, 회로, 전류, 시스템, 제어, 레이저	4.29
Intelligent robot	로봇, 제어, 작업, 증강현실, 제어기, 소프트웨어, 동작, 알고리즘, 조립, 시스템	4.22
Energy saving	에너지, 전력, 효율, 시스템, 전기, 절감, 관리, 모듈, 하베스팅, 수요	3.91

토픽모델링의 결과는 국내 스마트 제조 분야 연구개발에 대한 다양한 분야를 포괄하고 있다. 비전/목표(vision/goal)는 R&D 투자를 결정하기 위해 필수적으로 고려되어야 하는 기업 및 산업 파급효과에 대한 토픽으로, 국가연구개발사업 과제 선정의 중요한 평가 요소가 됨으로 인해 본 연구에서 가장 높은 비중으로 식별되었다. 또한 표준/기반조성(standardization/foundation), 지능형 어플리케이션(intelligent application) 토픽이 높은 비중으로 도출되었다. 이는 최근까지 ERP, MES, SCM 등의 제조 IT 솔루션 보급 정책과 국내 SI(System Integration) 기업들의 다양한 제조 어플리케이션 개발 활동에 기인한다. 또한 스마트 제조 산업생태계 조성을 위한 기술적·정책적 투자 역시 매우 활발함을 보여준다.

도출된 20개의 토픽들은 각각 스마트 제조 R&D와 관련된 주요 관심 주제를 나타낸다고 할 수 있으나, 보다 효과적으로 주제구조를 파악하기 위하여 몇 개의 분야로 분류할 필요가 있다. 이에 본 연구에서는 2015년 발표된 ‘스마트 제조 R&D 중장기 로드맵’(산업통상자원부)을 바탕으로 전문가 토론을 통해 <Figure 5>와 같이 5개의 스마트 제조 R&D 주제 분야를 정의하고, 20개의 토픽을 구조화하였다.

‘제조 R&D(Manufacturing R&D)’ 분야는 제조 분야 연구개발에 대한 일반적인 주제 특성을 나타내며, 기술개발 투자 결정에 영향을 미치는 매크로(macro)한 주제로 구성된다. 공정개발(process development)·공정개선(process improvement) 토픽은 R&D를 통해 실현코자 하는 제조 분야의 기술적 주제를 대표하며, 비전/목표 토픽은 이러한 기술적 혁신을 통해 달성하려는 기업 및 산업적 기대효과로 연구개발 프로세스에 필수적으로 고려되어야 하는 주제로서 가장 높은 비중으로 식별되었다.

‘어플리케이션(application)’ 분야는 첨단 ICT 기술을 활용하여 제조업 전반에 새로운 가치를 제공하는 응용기술 분야로 정의될 수 있다(Jeong, 2020; Lee, 2016). [A1] 지능형 어플리케이션, [A2] 품질관리(quality control), [A3] 설비 예지보전(predictive maintenance) 기술은 제조 시스템 간의 수직적·수평적 통합을 통해 지능화된 공정설계, 제조실행분석, 품질분석, 설비보전, 공급망 관리와 같은 IT 기반 제조 및 경영관리

솔루션을 제공한다. [A4] 영상/위치 분석(image/location analysis) 기술은 이미징·위치추위 및 분석 기술로서 자동화된 모니터링, 스마트워킹을 위한 가상/증강현실, 자율 제조·운송을 위한 스마트 디바이스에 활용 가능한 세부 기술이라 할 수 있으나, 본 연구에서는 독립적 주제로 도출되는 특징을 보였다. 한편, [A5] 에너지절감(energy saving) 기술은 경제적·친환경적 제조 시스템을 통해 제품에 지속가능성(sustainability)을 제공하는 스마트 제조 도입의 핵심 동인으로서(Mittal et al., 2019) 국내에서는 스마트 제조 8대 핵심기술로 선정된 바 있으나, 국내의 R&D 주제분석에서는 전체 토픽 중 가장 낮은 비중을 나타냈다.

‘플랫폼(platform)’ 분야는 제조 전 과정에 수직적·수평적 상호 연결성을 제공하고 이를 통해 가치사슬 전반에 지능화된 가치를 제공한다(Frank et al., 2019). 제조 현장에서 축적되는 방대한 데이터에 대한 효율적 관리 및 접근, 이에 대한 분석 및 예측 기술을 통해 스마트 제조가 이전 산업화 단계의 정보화·자동화와는 차별화되는 특징을 제공하게 된다(Tao et al., 2018). [P1] 빅데이터 애널리틱스(big data analytics) 기술은 제조 현장에서 숨겨진 패턴과 지식을 탐색할 수 있게 하며(Ren et al., 2019), [P2] 인공지능(artificial intelligence) 기술은 첨단 제조기술과의 융합을 통해 제품의 품질과 효율성을 개선하고 기업의 서비스 수준을 높이며 에너지 소비를 절감하는 솔루션을 제공한다(Ding et al., 2020). 특히 도메인 지식을 통합한 산업용 인공지능(industrial AI)은 생산 모니터링 영역에 상당한 이점을 제공한다(Lee et al., 2018). [P4] 클라우드/엣지(cloud/edge) 기술은 저지연의 공유 가능한 데이터 관리와 함께 산업 특성에 맞는 지능형 서비스플랫폼을 제공함으로써, 대기업뿐만 아니라 중소기업에게도 비용·기술적 한계를 극복할 수 있는 기회를 제공한다(Wu, 2017). 한편, [P3] 사이버물리시스템(cyber-physical system)은 디지털 트윈(digital twin)으로 가상의 공간과 현실 공간의 생산활동을 동기화하고, 가상환경에서의 시뮬레이션을 통해 물리적 공정을 최적화하고 자율 제어를 가능하게 하는 기술로서(Negri et al., 2017), 독일에서는 Industry 4.0 구현의 핵심 기술로 평가받고 있다.

Manufacturing R&D	Application	Platform	Device/Network	Interoperability/Security
Process development	[A1] Intelligent application	[P1] Big data analytics	[D1] Smart sensor	[I1] Standardization/Foundation
Process improvement	[A2] Quality control	[P2] Artificial intelligence	[D2] Advanced Materials/3D Printing	[I2] Security
Vision/Goal	[A3] Predictive maintenance	[P3] Cyber-physical system	[D3] Intelligent robot	
	[A4] Image/Location analysis	[P4] Cloud/Edge	[D4] Smart production equipment	
	[A5] Energy saving		[D5] Industrial IoT	
			[D6] Communication/Network	

Figure 5. R&D Topic Structure of Smart Manufacturing

‘디바이스/네트워크(device/network)’ 분야는 자율·유연 생산을 위한 혁신형 장비와 이들 간의 저지연·고신뢰의 인터넷 연결을 위한 통신 기술로 정의된다(Jeong, 2020; Lee, 2016). 스마트 제조는 저비용의 고정밀 로봇을 통해 향상된 자동화를 제공하고, 인간-기계 협동을 통해 작업자에게 스마트워킹(smart working) 환경을 제공한다(Frank *et al.*, 2019). 또한, 산업환경에서 신뢰성 있는 연결과 인공지능을 활용하여 상황에 능동적으로 대처가 가능해진다. 이러한 기술로서 데이터 수집·제어를 위한 [D1] 스마트 센서(smart sensor), 다품종 유연 생산을 위한 [D2] 신소재/3D프린팅(advanced materials/3D printing), 상황인식을 통한 자율적 판단 및 동작이 가능한 [D3] 지능형 로봇(intelligent robot), 초정밀·무인 가공을 지원하는 [D4] 스마트 생산장비(smart production equipment)와 다양한 산업환경에서 신뢰성과 상호운용성이 보장된 연결을 가능케 하는 [D5] 산업용 IoT(industrial IoT), [D6] 통신/네트워크(communication/network) 토픽이 도출되었다.

‘상호운용성/보안(interoperability/security)’ 분야는 [I1] 표준/기반조성 토픽과 [I2] 보안(security) 토픽으로 구성된다. 스마트 제조는 기업의 내부 및 외부 연결성, 상호운용성의 필요를 증가시킨다(Kusiak, 2018). 또한 시스템 복잡도와 자원의 공유를 넘어 기업·국가 간 협업의 필요성을 증가시킨다. 표준/기반조성 토픽은 기술 표준화를 위한 연구와 함께 협업 및 인프라 공유를 위한 기반조성과 같은 정책적 과제도 포함한다. 보안 토픽은 제조 시스템의 연결성·개방성에 따르는 다양한 보안 위협에 대응하기 위한 정보보안기술을 제공한다.

5. 혁신 주체별 스마트 제조 토픽 포트폴리오

R&D 수행 주체는 조직의 기술적 목표와 함께 R&D 역량, 기술의 성숙 수준 등을 고려해 기술개발 전략을 수립하고 실행한다. 따라서, 수행 주체별 R&D 핵심 주제를 파악하는 것은 기술개

Table 2. Comparison of Topics Across Actors

Rank	Private R&D	Proportion	Public R&D	Proportion	Public-Private Cooperative R&D	Proportion
1	[A2] Quality control	8.11	[P3] Cyber-physical system	10.47	[P4] Cloud/Edge	7.46
2	[A1] Intelligent application	7.51	[I1] Standardization/ Foundation	9.66	[A1] Intelligent application	6.24
3	[P1] Big data analytics	6.32	[P2] Artificial intelligence	9.28	[I1] Standardization/ Foundation	6.06
4	[I2] Security	5.30	[D6] Communication/ Network	8.66	[D4] Smart production equipment	5.40
5	[D5] Industrial IoT	4.88	[D2] Advanced materials/ 3D Printing	5.69	[P1] Big data analytics	5.26
6	[A3] Predictive maintenance	4.68	[P1] Big data analytics	5.29	[D5] Industrial IoT	5.22
7	[D4] Smart production equipment	4.58	[P4] Cloud/Edge	5.15	[I2] Security	5.16
8	[A4] Image/Location analysis	4.38	[A4] Image/Location analysis	4.86	[A2] Quality control	4.80
9	[D1] Smart sensor	4.31	[A3] Predictive maintenance	4.47	[D3] Intelligent robot	4.84
10	[P4] Cloud/Edge	3.96	[D1] Smart sensor	4.20	[A5] Energy saving	4.60
11	[D3] Intelligent robot	3.83	[D3] Intelligent robot	4.09	[D2] Advanced materials/ 3D Printing	4.41
12	[P2] Artificial intelligence	3.80	[A5] Energy saving	3.88	[D1] Smart sensor	4.33
13	[D2] Advanced materials/ 3D Printing	3.44	[A1] Intelligent application	3.35	[D6] Communication/ Network	4.25
14	[A5] Energy saving	3.37	[D4] Smart production equipment	3.29	[A3] Predictive maintenance	4.08
15	[P3] Cyber-physical system	3.15	[D5] Industrial IoT	3.21	[A4] Image/Location analysis	3.87
16	[I1] Standardization/ Foundation	3.03	[I2] Security	2.78	[P3] Cyber-physical system	3.67
17	[D6] Communication/ Network	2.79	[A2] Quality control	1.89	[P2] Artificial intelligence	3.61

발 촉진을 위한 정책 수립과 혁신생태계 조성을 위해 매우 중요하다. 이에 본 연구에서는 R&D 수행 주체를 기술 상용화 연구에 강점을 둔 민간과 기초·응용기술 및 공공재적 연구에 강점이 있는 공공, 이 두 주체 간 협력 형태인 민간-공공 주체로 구분하고 각각의 R&D 주제 특징을 파악하고 분석한다. 한편, 스마트 제조 분야의 기술적 주제에 집중하기 위하여 제조 분야 R&D의 전통적 주제를 담고 있는 ‘제조 R&D’ 분야를 제외한 4개의 기술 분야를 중심으로 분석한다.

<Table 2>는 수행 주체별 연구개발 토픽의 비중의 차이를 보여준다. 민간 주체 R&D에서는 어플리케이션 분야의 [A2] 품질관리, [A1] 지능형 어플리케이션 토픽이 가장 높은 비중을 차지한다. 특히 품질관리 토픽은 전체 비중에 비해 민간 주체 R&D에서 상당히 비중이 높아진 토픽이다. 최근 머신비전의 영상 기반 품질측정, 인공지능을 활용한 품질 예측을 통해 작업 생산성을 높이고자 하는 기술적 요구가 기업 중심으로 매우 높음을 알 수 있다. 이러한 기술들은 민간 주체에서 높은 토픽 비중을 보인 반면, 공공 주체 R&D에서는 낮은 비중을 보였다. 기업의 기술 수요 및 자체 연구개발 역량이 높고 공공의 관심은 적은 점을 고려할 때 현장 수요 발굴을 통한 다양한 산업으로의 기술 확대에 집중하는 정책이 효과적이라 할 수 있다. 또한 이러한 지능적 제조 솔루션에 기반이 되는 데이터 수집과 분석, 보안 토픽([D5], [P1], [I2])의 비중이 높게 나타남으로써, 데이터 기반 스마트 제조 기술에 대한 민간의 R&D 역량이 높음을 알 수 있다. 그러나 [D3] 지능형 로봇이나 [D2] 신소재/3D프린팅과 같은 하드웨어 기반 기술에 대한 비중은 상대적으로 낮게 나타나, 민간 부문의 기술개발 확대를 위한 정책적 로드맵이 필요할 것으로 보인다.

공공 주체 R&D에서는 플랫폼 분야의 [P3] 사이버물리시스템, [P2] 인공지능 토픽과 [I1] 표준/기반조성, [D6] 통신/네트워크와 같은 산업 기반 기술 토픽이 높은 비중을 나타내었다. 사이버물리시스템과 인공지능 토픽은 민간 주체와 민간-공공 협력 R&D에서는 매우 낮은 비중을 보임으로써 공공으로의 편중이 상당히 큰 것으로 나타났다. 사이버물리시스템, 디지털 트윈은 기술개발 초기 단계로서(Tao et al., 2019) 공공의 원천 기술개발을 위한 지속적 투자가 선행됨과 함께, 공공에 편중된 R&D 역량이 민간에 이전될 수 있도록 기술협력 생태계 조성에 노력을 기울여야 한다. 한편 인공지능 기술은 제조 전 영역에 최적의 운영 방안을 제공하는 지능화된 제조 시스템에 매우 중요한 기술로서, 스마트 제조에서는 통상의 인공지능 기술과는 달리 고신뢰·고정밀·실시간성을 요구하는 제조 현장에 적용 가능한 기술이어야 한다(Lee et al., 2020). 따라서, 민간-공공의 협력을 통한 산업 현장에 적용 가능한 연구개발로의 진화가 필요한 시점이며, 이를 통해 기업은 글로벌 기술 기업 또는 경쟁기업과 차별화된 경쟁력을 확보하는 것이 필요하다. [D2] 신소재/3D프린팅 토픽은 공공 주체에서 비중이 높아진 토픽이다. 설계의 자유, 맞춤화, 최소한의 낭비로 복잡한 구조 인체의 장점을 통해 스마트 제조 구현의 핵심기술로 인

식되고 있으나, 아직까지 제한된 재료와 품질의 일관성, 낮은 생산 속도로 인하여 기존의 생산 방법과 경쟁하기 위해 더 많은 연구개발이 필요한 기술이다(Ngo et al., 2018). 따라서, 민간의 광범위한 기술 채택을 촉진하기 위해 공공의 선도적 역할이 강조되어야 한다.

민간-공공 협력 R&D는 다른 두 주체의 R&D와 과제 수의 차이는 거의 없지만, 정부자금에서는 매우 큰 차이로 높은 정부자금이 지원된 R&D 형태이다. [P4] 클라우드/엣지, [A1] 지능형 어플리케이션, [I1] 표준/기반조성 토픽이 가장 높은 비중을 보였는데, 이는 기술 표준이나 통합 플랫폼 등의 산업 전반에 파급되는 대규모의 기술연구가 민간 협력을 통해 집중적으로 이루어지고 있음을 의미한다. 클라우드/엣지와 지능형 어플리케이션 기술은 데이터 컴퓨팅, 스토리지 및 네트워크 기능을 제공하는 클라우드 기술과 대기시간 및 서비스 다운타임을 크게 줄일 수 있는 엣지컴퓨팅 기술을 기반으로 다양한 산업에 활용 가능한 주문형 통합 서비스플랫폼을 제공한다. 따라서 중소기업 스마트 제조 확산에 핵심 기반인 해당 기술의 고도화 및 상용화에 정부의 지속적 지원이 이루어져야 한다. 한편, 인공지능과 사이버물리시스템을 활용한 고급 자동화, 가상화 및 유연성은 미래 제조 산업 경쟁력의 주요 원천으로(Lee et al., 2019), 공공 주체에서 이러한 기술에 대한 R&D가 활발함에도 불구하고 민간-공공 협력 R&D에서 비중이 가장 낮게 나타났다. R&D 협력은 지식 및 기술이전의 중요한 수단으로써, 기술 확산을 위한 공공의 적극적 민간 협력 발굴과 이를 촉진하기 위한 정책적 뒷받침이 요구된다.

6. 결론

본 연구에서는 국가연구개발사업을 통해 수행된 R&D 정보를 이용하여 국내 스마트 제조 분야의 기술 랜드스케이프를 분석하였다. 2021년 6월까지 수행된 3,502건의 R&D 과제의 연구내용을 수집하여 토픽모델링을 통해 스마트 제조 분야에 대한 20개의 연구주제를 식별하고 5개의 분야로 구조화하였다. 또한, R&D 수행 주체를 민간과 공공, 민간-공공 협력으로 구분하여 주제별 수행 주제 특징을 분석하고, 이를 통하여 수행 주제별 기술개발 전략과 주체 간 R&D 협력 방향을 제시하고자 하였다.

‘제조업혁신 3.0’ 전략이 수립된 2014년 이후 스마트 제조와 관련한 국내 연구개발이 급격히 증가 하였으며, 표준/기반조성과 같은 정책적 기술개발과 지능형 어플리케이션, 빅데이터 애널리틱스와 같은 개별 기술에 대한 연구개발이 매우 활발히 진행되고 있음을 본 연구를 통하여 확인하였다. 또한 민간 주체의 R&D에서는 산업용 IoT와 빅데이터 기술을 바탕으로 데이터 기반의 지능화된 제조 솔루션을 구현하고자 하는 연구가 활발한 반면, 공공에서는 사이버물리시스템, 인공지능과 같은 제조 시스템 지능화를 위한 기반 기술 연구개발에 집중하고

있었다. 그러나, 상호 강·약점 분야에 대한 두 주체 간의 R&D 협력이 미흡하며, 이를 활성화하기 위한 정책적 노력이 필요함을 파악할 수 있었다.

본 연구는 대규모의 국가재정이 투입되는 스마트 제조 R&D에 대한 실증적 접근을 통해 관련 기술 랜드스케이프를 규명함으로써 기수행된 정책에 대한 평가 및 개선, 향후 국가 기술로드맵 수립에 유용한 시사점을 제공할 수 있다. 또한, 민간과 공공으로 R&D 주체를 분류하여 주체별 주제 특성과 상호협력 방안을 제시함으로써 기업은 보다 혁신적인 기술개발 성과를 창출하기 위한 공공과의 협력 방안 모색에 본 연구 결과를 활용할 수 있으며, 공공은 보유한 연구개발 역량을 민간으로 이전할 수 있는 기회 탐색에 도움을 얻을 수 있다. 특히 제시된 혁신 주체 간 기술개발 협력 형태 및 협력 활성화 방안은 제조 산업의 기술혁신생태계를 활성화하기 위한 국가적 정책 설정에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

그러나 본 연구는 향후 연구에서 보완이 필요한 몇 가지 한계점도 지니고 있다. 첫째, 분석의 대상으로 사용된 코퍼스는 연구자에 의해 입력된 연구개발에 대한 요약 자료로서 입력자의 성향과 지원부처의 관리방식에 따라 데이터에 편차가 존재할 수 있다. 이러한 편차를 최소화하기 위하여 과제의 제목이나 키워드를 바탕으로 한 요약 자료의 검증이 선행될 필요가 있다. 둘째, 본 연구는 토픽모델링으로 얻어지는 주제 빈도만을 이용하여 분석하였다. R&D 과제는 개별 기업에 필요한 소규모 과제에서부터 인프라 조성 등을 위한 장기적인 대규모 정책과제가 존재한다. 따라서, 수집된 정보에 포함되어있는 연구자금 또는 연구인력 등의 투입자원을 통해 얻어지는 주제별 가중치를 고려하는 추가 연구가 필요하다. 셋째, 기술혁신생태계의 연구개발 형태를 분석하기 위하여 R&D 수행 주체를 민간과 공공으로만 구분하였다. 보다 세밀한 정책 및 전략 수립을 위하여 기업의 규모 또는 대학, 민간 연구소 및 공공 연구소로 수행 주체를 세분화하여 분석할 필요가 있다.

참고문헌

- Alcácer, V. and Cruz-Machado, V. (2019), Scanning the industry 4.0: A literature review on technologies for manufacturing systems, *Engineering Science and Technology, an International Journal*, **22**(3), 899-919.
- Andrzejewski, D., Mulhern, A., Liblit, B., and Zhu, X. (2007), Statistical debugging using latent topic models, *In European conference on machine learning*, Springer, 6-17.
- Antons, D., Kleer, R., and Salge, T. O. (2016), Mapping the topic landscape of JPIM, 1984-2013: In search of hidden structures and development trajectories, *Journal of Product Innovation Management*, **33**(6), 726-749.
- Belderbos, R., Carree, M., and Lokshin, B. (2004), Cooperative R&D and firm performance, *Research Policy*, **33**(10), 1477-1492.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., and Jordan, M. I. (2003), Latent dirichlet allocation, *The Journal of Machine Learning Research*, **3**, 993-1022.
- Blei, D. M. (2012), Probabilistic topic models, *Communications of the ACM*, **55**(4), 77-84.
- Chang, K. Y. (2010), R&D Investment and Project Performance : Research on Industrial R&D Programs of Government, *Journal of Technology Innovation*, **18**(1), 75-98.
- Chesbrough, H. W. (2003), *Open innovation: The new imperative for creating and profiting from technology*, Harvard Business Press.
- Chung, D. B., Ko, Y. M., and Kim, K. N. (2012), An Analysis of Industry-University-Institute R&D Collaboration and Firm Performance on SMEs, *Journal of Technology Innovation*, **20**(1), 115-140.
- Daim, T. U., Rueda, G., Martin, H., and Gerdtsri, P. (2006), Forecasting emerging technologies: Use of bibliometrics and patent analysis, *Technological Forecasting and Social Change*, **73**(8), 981-1012.
- Ding, H., Gao, R. X., Isaksson, A. J., Landers, R. G., Parisini, T., and Yuan, Y. (2020), State of AI-based monitoring in smart manufacturing and introduction to focused section, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, **25**(5), 2143-2154.
- Frank, A. G., Dalenogare, L. S., and Ayala, N. F. (2019), Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies, *International Journal of Production Economics*, **210**, 15-26.
- Freel, M. S. (2003), Sectoral patterns of small firm innovation, networking and proximity, *Research Policy*, **32**(5), 751-770.
- Hornik, K. and Grün, B. (2011), topicmodels: An R package for fitting topic models, *Journal of statistical software*, **40**(13), 1-30.
- Jeong, E. M., Kim K. Y., Lee, E. C., Park, Y. S., Ji, M. W., Park, S. S., Song, M. K., Shim, W. J., Yoon, J. Y., Park, J., and Kim, K. M. (2019), Korean smart manufacturing strategy (Research report 2019-929), Korea Institute for Industrial Economics & Trade.
- Jeong, H. J. (2015), A Study on Ontology and Topic Modeling-based Multi-dimensional Knowledge Map Services, *Journal of Intelligence and Information Systems*, **21**(4), 79-92.
- Jeong, J. P. (2020), Smart factory core technology and manufacturing innovation advancement strategy, *Convergence Research Review*, **6**(12), 3-25, Convergence Research Policy Center.
- Kamble, S., Gunasekaran, A., and Dhone, N. C. (2020), Industry 4.0 and lean manufacturing practices for sustainable organisational performance in Indian manufacturing companies, *International Journal of Production Research*, **58**(5), 1319-1337.
- Kamble, S. S., Gunasekaran, A., and Gawankar, S. A. (2018), Sustainable Industry 4.0 framework: A systematic literature review identifying the current trends and future perspectives, *Process Safety and Environmental Protection*, **117**, 408-425.
- Kang, H. S., Lee, J. Y., Choi, S., Kim, H., Park, J. H., Son, J. Y., ... and Noh, S. D. (2016), Smart manufacturing: Past research, present findings, and future directions, *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-green Technology*, **3**(1), 111-128.
- Kang, J. H. and Lee, H. Y. (2018), Analyzing the Technological Structure of Cloud Computing Based on Patent Information, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **44**(1), 69-81.
- Kusiak, A. (2018), Smart manufacturing, *International Journal of Production Research*, **56**(1-2), 508-517.
- Lee, E. S., Bae, H. C., Kim, H. J., Han, H. N., Lee, Y. K., and Son, J. Y. (2020), Trends in AI technology for smart manufacturing in the future, *Electronics and Telecommunications Trends*, **35**(1), 60-70.
- Lee, G. T. (2016), Smart Factory Technology Trends and R&D Roadmap, *The Magazine of the IEIE*, **43**(6), 16-24.
- Lee, H. Y. and Kang, P. S. (2018), Identifying core topics in technology and innovation management studies: A topic model approach, *The Journal of Technology Transfer*, **43**(5), 1291-1317.

- Lee, J., Davari, H., Singh, J., and Pandhare, V. (2018), Industrial Artificial Intelligence for industry 4.0-based manufacturing systems, *Manufacturing Letters*, **18**, 20-23.
- Lee, J. Y., Yoon, J. S., and Kim, B. H. (2017), A big data analytics platform for smart factories in small and medium-sized manufacturing enterprises: An empirical case study of a die casting factory, *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, **18**(10), 1353-1361.
- Mittal, S., Khan, M. A., Romero, D., and Wuest, T. (2019), Smart manufacturing: Characteristics, technologies and enabling factors, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture*, **233**(5), 1342-1361.
- Negri, E., Fumagalli, L., and Macchi, M. (2017), A review of the roles of digital twin in CPS-based production systems, *Procedia Manufacturing*, **11**, 939-948.
- Ngo, T. D., Kashani, A., Imbalzano, G., Nguyen, K. T., and Hui, D. (2018), Additive manufacturing (3D printing): A review of materials, methods, applications and challenges, *Composites Part B: Engineering*, **143**, 172-196.
- Nichols, L. G. (2014), A topic model approach to measuring interdisciplinarity at the National Science Foundation, *Scientometrics*, **100**(3), 741-754.
- Park, J. M. (2015), Technology and issue on embodiment of smart factory in small-medium manufacturing business, *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, **40**(12), 2491-2502.
- Porter, A. L., and Cunningham, S. W. (2004), *Tech Mining: Exploiting New Technologies for Competitive Advantage*, John Wiley & Sons.
- Porter, A. L., Roper, A. T., Mason, T. W., Rossini, F. A., and Banks, J. (1991), *Forecasting and Management of Technology*, Vol. 18, John Wiley & Sons.
- Ren, S., Zhang, Y., Liu, Y., Sakao, T., Huisingh, D., and Almeida, C. M. (2019), A comprehensive review of big data analytics throughout product lifecycle to support sustainable smart manufacturing: A framework, challenges and future research directions, *Journal of Cleaner Production*, **210**, 1343-1365.
- Seong, K. S. and Lee, H. Y. (2020), Exploring the Interdisciplinary Structure of Information and Communication Technologies: A Co-Classification Analysis of Research Proposals, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **46**(5), 491-505.
- Shin, K., Kim, S. J., and Park, G. (2016), How does the partner type in R&D alliances impact technological innovation performance? A study on the Korean biotechnology industry, *Asia Pacific Journal of Management*, **33**(1), 141-164.
- Small, H., Boyack, K. W., and Klavans, R. (2014), Identifying emerging topics in science and technology, *Research Policy*, **43**(8), 1450-1467.
- Spitsberg, I., Brahmandam, S., Verti, M. J., and Coulston, G. W. (2013), Technology landscape mapping: At the heart of open innovation, *Research-Technology Management*, **56**(4), 27-35.
- Strozzi, F., Colicchia, C., Creazza, A., and Noè, C. (2017), Literature review on the 'Smart Factory' concept using bibliometric tools, *International Journal of Production Research*, **55**(22), 6572-6591.
- Tao, F., Qi, Q., Liu, A., and Kusiak, A. (2018), Data-driven smart manufacturing, *Journal of Manufacturing Systems*, **48**, 157-169.
- Tao, F., Qi, Q., Wang, L., and Nee, A. Y. C. (2019), Digital twins and cyber-physical systems toward smart manufacturing and industry 4.0: Correlation and comparison, *Engineering*, **5**(4), 653-661.
- Trappey, A. J., Chen, P. P., Trappey, C. V., and Ma, L. (2019), A machine learning approach for solar power technology review and patent evolution analysis, *Applied Sciences*, **9**(7), 1478.
- Trappey, A. J., Trappey, C. V., Govindarajan, U. H., Sun, J. J., and Chuang, A. C. (2016), A review of technology standards and patent portfolios for enabling cyber-physical systems in advanced manufacturing, *IEEE Access*, **4**, 7356-7382.
- Wang, B., Tao, F., Fang, X., Liu, C., Liu, Y., and Freiheit, T. (2021), Smart manufacturing and intelligent manufacturing: A comparative review, *Engineering*, **7**(6), 738-757.
- Wang, J. and Hsu, C. C. (2020), A topic-based patent analytics approach for exploring technological trends in smart manufacturing, *Journal of Manufacturing Technology Management*, **32**(1), 110-135.
- Woo, C. W., and Lee, J. Y. (2020), Investigation of Research Topic and Trends of National ICT Research-Development Using the LDA Model, *Journal of the Korea Convergence Society*, **11**(7), 9-18.
- Wu, D., Liu, S., Zhang, L., Terpenney, J., Gao, R. X., Kurfess, T., and Guzzo, J. A. (2017), A fog computing-based framework for process monitoring and prognosis in cyber-manufacturing, *Journal of Manufacturing Systems*, **43**, 25-34.
- Yang, H. L., Chang, T. W., and Choi, Y. (2018), Exploring the research trend of smart factory with topic modeling, *Sustainability*, **10**(8), 2779.

저자소개

성기서 : 서울과학기술대학교 IT정책전문대학원에서 석사학위를 취득하고 동 대학원 박사과정을 수료하였다. 스마트팩토리 솔루션 스타트업을 운영 중이며 연구 분야는 스마트 제조, 기술 혁신, R&D 평가 등이다.

황정민 : 서울과학기술대학교 글로벌테크노경영학부에서 학사학위를 취득하였으며, 동 대학 데이터사이언스학과 석사과정에 재학 중이다. 관심 분야는 데이터마이닝, 통계학습, 생존분석 등이다.

이학연 : 서울대학교 산업공학과에서 학사학위를 취득하였으며, 동 대학원에서 박사학위를 받았다. 현재 서울과학기술대학교 산업공학과 교수로 재직 중이다. 주요 연구 분야는 기술예측, 이노베이션 애널리틱스, 디지털 혁신 전략 등이다.