

종업원 기술수용태도와 기술 사용용이성이 스마트공장 기술 도입수준과 제조성과에 미치는 영향

오주환* · 서진희** · 김지대***

The Effect of Both Employees' Attitude toward Technology Acceptance and Ease of Technology Use on Smart Factory Technology Introduction level and Manufacturing Performance

Ju Hwan Oh* · Jin Hee Seo** · Ji Dae Kim***

Abstract

The purpose of this study is to examine the effect of each of the two technology acceptance factors (employees' attitude toward smart factory technology, and ease of smart factory technology use) on the introduction level of each of the three smart factory technologies (manufacturing big data technology, automation technology, and supply chain integration technology), and in turn, the effect of each of the three smart factory technologies on manufacturing performance. This study employed PLS statistics software package to empirically validate a structural equation model with survey data from 100 domestic small-and medium-sized manufacturing firms (SMMFs). The analysis results revealed the followings. First, it is founded that employees' attitude toward smart factory technology influenced all of the three smart factory technology introduction levels in a positive manner. In particular, SMMFs of which employees had more favorable attitude toward smart factory technology tended to increase introduction levels of both automation technology and supply chain integration technology more than in the case of manufacturing big data technology. Second, ease of smart factory technology use also had a positive impact on each of the three smart factory technology introduction levels, respectively. A noteworthy finding is this : SMMFs which perceived smart factory technology as easier to use would like to elevate the introduction level of manufacturing big data technology more than in the cases of either automation technology or supply chain integration technology. Third, smart factory technologies such as automation technology and supply chain integration technology had affirmative impacts on manufacturing performance of SMMFs. These results shed some valuable insights on the introduction of smart factory technology : The success of smart factory heavily depends on organization-and people-related factors such as employees' attitude toward smart factory technology and employees' perceived ease of smart factory technology use.

Keywords : Smart Factory Technology Acceptance, Manufacturing Big Data Technology, Automation Technology, Supply Chain Integration Technology, Manufacturing Performance

Received : 2019. 02. 21. Revised : 2019. 03. 25. Final Acceptance : 2019. 04. 03.

* 1st Author, Ph.D., Dept. of Business Administration, Chungbuk National University, e-mail : wkagpffl@naver.com

** Ph.D. Candidate, Dept. of Business Administration, Chungbuk National University, e-mail : seo4jin@hanmail.net

*** Corresponding Author, Professor, School of Business, Chungbuk National University, 1 Chungdae-ro, Seowon-gu, Cheongju, Chungbuk, 28644, Korea, Tel : +82-43-261-3576, e-mail : jidkim@chungbuk.ac.kr

1. 서론

4차 산업혁명 시대를 맞이하여 정부뿐만 아니라 우리나라 중소기업들은 스마트공장도입 필요성을 강하게 인식하고 있다. 개인 맞춤형 시대를 맞이하여 비용(인건비, 자재비 등)의 상승, 경쟁기업들과의 경쟁 심화, 거래 고객(보통 대기업)들의 원가절감 압박 등으로 국내 중소기업들은 스마트공장의 도입이 선택이 아니라 필수가 되어 가고 있다. 스마트공장의 도입은 단지 불리한 기업환경을 타계하기 위한 방편이 아니라, 기업 경쟁력을 획기적으로 개선하여 지속가능한 경쟁력을 유지할 수 있는 좋은 기회다.

중소, 중견기업을 대상으로 스마트공장을 추진 및 지원하고 있는 민관합동스마트공장 추진단은 2017년 12월 기준 국내 중견 및 중소기업에 총 5,003개의 스마트공장을 보급하여 이 중 4,431개를 구축완료 한 바 있다. 이와 더불어 2022년까지 총 2만 개의 스마트공장을 구축하고자 정부에서는 제조업 3.0정책을 기반으로 움직이고 있다(Jang, 2017; Ministry of Trade Industry and Energy, 2016).

그러나, 중소기업에서 스마트공장의 도입은 그렇게 만만한 것이 아닌 듯하다. Kim et al.[2018]의 사례연구에 따르면, 스마트공장을 도입하여 만족하였다고 응답한 중소기업의 비율은 50% 내외에 불과한 것으로 나타났다. 스마트공장 기술의 도입성과가 미미한 중소기업들의 특징은 종업원들이 스마트공장 기술에 대해 심하게 저항한 경우이다. 또한, 스마트공장 기술의 사용을 매우 어렵게 인식한 중소기업들에게서 스마트공장 도입성과가 매우 낮은 것으로 밝혀졌다.

제조빅데이터 기술과 같은 4차 산업혁명 기술도입에서 중소기업의 종업원들은 자신들의 일자리가 빼앗기고 기존 업무에서 배제될 위험을 인식하면 해당 기술도입을 저항할 가능성이 있다. ...그러므로 4차 산업혁명 기술도입은 사회적 이슈이다. 또한 4차 산업혁명기술의 사용용이성은 해당 기술의 도입성패를 결정짓는 중요한 요인이다. ...그러므로 사용자 중심의 기술제공이 중요하다(Kim et al., 2018, p. 322).

스마트공장의 도입이슈는 해당 기술의 공급과 풍부한 자금 확보의 문제로 인식되기 쉬우나, 사실상 핵심 이슈는 스마트공장 도입에 대한 종업원의 저항과 같은

사회적 이슈를 현명하게 대처하고, 중소기업 현장에 맞게 용이한 스마트공장 기술을 제공하는 것이다(Lee, 2017a).

본 연구는 스마트공장 기술에 대한 종업원 수용태도와 스마트공장 기술에 대한 기업의 사용용이성 인지가 스마트공장 도입전략과 성과에 미치는 영향을 조사하고자 한다. 구체적으로 본 연구는 2개의 스마트공장 기술수용 요인(종업원 수용태도, 기술 사용용이성) → 3개의 스마트공장 기술(빅데이터 기술, 자동화 기술, 공급사슬 통합 기술) 도입수준 → 제조성과간의 관계를 규명하고자 한다.

본 연구는 스마트공장 기술을 도입운영 중에 있는 100개 중소기업들을 대상으로 설문조사를 실시하고 실증분석을 수행하였다. 설문조사 대상기업들은 스마트공장 5단계 중에서 2단계와 3단계에 있는 중소기업들이다.

다음 장에는 기존 연구문헌들을 고찰하여 수립한 연구모형과 연구가설들을 소개하고, 실증분석 결과와 연구의 시사점을 제시하였다.

2. 이론적 배경과 연구가설

2.1 기술수용이론과 두 개의 스마트공장 기술수용요인

기술수용이론 관점은 어떤 특정기술에 대한 태도와 활용에 영향을 끼치는 요인들이 있음을 주장하고 있다. Davis(1989)는 사용자의 지각된 유용성(perceived usefulness)과 지각된 사용용이성(perceived ease of use)이 특정기술의 수용여부에 영향을 끼친다고 설명했다. 후에 Davis는 Venkatesh와 함께 기술에 대한 사용자의 지각된 유용성에 영향을 끼치는 요인들로, 사회적 규범(subjective norm, 다른 사람들 혹은 집단 등이 갖는 기대), 이미지, 직무 관련성, 아웃풋 품질, 결과 증명가능성(result demonstration)을 제시하였다(Venkatesh and Davis, 2000).

한편, Venkatesh[2000]는 Davis의 기존 기술수용모델에서 지각된 사용용이성에 영향을 끼치는 요인들을 규명하는 연구를 실시했다. 그는 지각된 사용용이성에 영향을 끼치는 요인으로 지각된 즐거움(perceived enjoyment), 객관적 사용가능성(objective usability)을 제시하였다.

기술수용이론에 기반하여 이러닝 정보시스템기술의 수용에 영향을 조사한 Park(2009)의 연구에 따르면, 이러닝 정보시스템 기술에 대한 사용자의 자기 효험성 (self efficacy, 특정 과업을 성공적으로 완수할 수 있는 능력을 갖고 있다는 신념), 사회적 규범, 그리고 시스템에 대한 접근 가능성이 해당기술의 지각된 유용성과 지각된 사용용이성에 영향을 주고, 궁극적으로 기술에 대한 태도와 활용의도에 영향을 주는 것으로 밝혀졌다. 또한, Al-Mamary et al.(2014)은 기술수용이론 관점에서 경영정보시스템의 수용에 영향을 끼치는 요인들을 기술 요인(MIS quality, information quality, service quality), 조직 요인(top management support, end-user training), 그리고 사람 요인(computer self-efficacy, user experience)으로 분류한 바 있다.

Chuttur(2009)는 기술수용모델이 여러 연구자들에 의해 인용되고, 반복적으로 연구가 이루어지고 있으며, 기술수용모델이 강력히 지지되고 있음을 발견했다. 그러나 그는 사용자가 자율적으로 기술을 수용할지를 결정하는 상황에서는 이 기술수용모델이 적용 가능하지만, 의무적으로 기술을 수용해야 하는 상황에서는 이 모델이 적합하지 않다고 설명하였다. Chutter는 의무적으로 기술을 사용해야 하는 상황에서는 지각된 사용용이성이 지각된 유용성보다 실제 기술사용에 더 큰 설명력을 갖는다고 주장하였다.

스마트공장 기술의 수용은 오늘날 자율적 선택이 아니라 생존을 위해 기업들이 의무적으로 수행해야 하는 사안이 되 버렸다(Kim et al., 2017). 그러므로 스마트공장 기술의 유용성은 더 이상 언급할 필요가 없다. 스마트공장 기술이 기업 경쟁력 향상이 매우 유용하다는 사실은 누구도 부인할 수 없기 때문이다. 오히려 스마트공장 기술의 사용용이성이 스마트공장 기술의 도입과 활용, 그리고 더 나아가 성과에 크게 영향을 끼치는 중요 요인이다.

1차 산업혁명 시대에 기계가 노동자의 생산을 대신 하자, 소위 기계파괴 운동이라고 불리우는 "러다이트 운동(Luddites Movement)"이 일어난 적이 있다. 이 운동은 방직 및 방직 기계의 도입으로 기존 노동자들의 일자리가 없어지고 임금이 삭감되는 것에 반발하여 노동자와 생산 장인들이 기계를 파괴하는 과격한 저항운동이었다. 4차 산업혁명 시대에도 이와 유사한 러다이트 운동이 일어날지 모른다고 전문가들은 조심

스럽게 우려하고 있다(Yoon, 2016). 2016년 다보스포럼은 4차 산업혁명의 도래로 기존의 많은 일자리들이 사라질 것이라고 전망하고 있다(Schwab, 2016). 물론 4차 산업혁명으로 인해 새로운 일자리도 만들어질 것이지만 그것들은 기존 근로자들보다는 신규 인력들로 채워질 가능성이 높다. 이러한 맥락에서 스마트공장 기술은 기존 종업원들 입장에서 환영받지 못할 가능성이 높다.

Kim et al.(2018)은 한국전자통신연구원 5개 국내 중소제조기업들에게 제조빅데이터 기술과 같은 4차 산업혁명기술을 이전시킨 사례들을 분석하면서, 기술이전 성과에 영향을 끼치는 요인이 무엇인지를 조사한 바 있다. 그들은 기술의 사용용이성과 함께 종업원들이 4차 산업혁명기술에 대한 수용태도가 4차 산업혁명기술의 도입성과를 향상시키는데 크게 기여하는 요인임을 밝혀냈다. 그들의 연구에 따르면, 최고경영자의 리더십, 기술 이전된 4차 산업혁명기술의 성능, 기술 유용성, 기술의 감성품질, 그리고 서비스 품질은 기대한 만큼 제조성과에 별다른 영향을 주지 않은 것으로 나타났다.

본 연구는 기술수용이론 관점과 스마트공장 기술의 특성을 고려하여, 다음의 2가지 기술수용요인이 스마트공장 기술의 도입수준에 영향을 끼칠 것이라고 보고, 이들의 영향력을 실증적으로 분석하고자 한다.

- **종업원의 스마트공장 기술수용태도** : 기업의 종업원들이 스마트공장 기술에 대해 거부감 없이 적극적으로 자신의 업무에 활용하고자 하는 태도를 의미. 구체적으로 종업원들이 새로운 기술에 대한 흡수 능력이 양호하고, 신기술을 이용하여 업무를 개선하는데 거부감이 없고 오히려 즐기며, 과거에 기술도입과 관련하여 좋은 기억이 있고, 이 기술이 자신들이 일자리확보에 방해가 되지 않는다고 믿고 있다면 종업원들의 기술 수용 태도는 높다고 볼 수 있음.
- **스마트공장 기술의 사용용이성** : 스마트공장 기술이 쉽게 학습되고 사용될 수 있는 정도를 의미함. 학습의 용이성, 기술과의 상호작용 용이성, 기술 사용법의 용이성, 구축비용 등을 포함.

2.2 스마트공장 기술

Korea Smart Factory Foundation(2019)는

스마트공장 수준을 5단계-미적용, 기초, 중간 1, 중간 2, 고도화-로 분류한다. 기초 단계의 스마트공장 수준은 1M(materials)만을 대상으로 자재이력관리에 초점을 두는 단계이다. 중간 1단계는 3M(materials, man, machinery)을 대상으로 실시간으로 데이터를 수집, 분석하여 의사결정을 수행하는 단계이며, 중간 2단계는 4M(materials, man, machinery, methods)을 대상으로 데이터를 실시간으로 수집, 분석하고 실시간으로 장비 및 기계를 제어하는 단계이다. 고도화 단계는 4M+1E(materials, man, machinery, methods, energy) 데이터를 실시간으로 수집, 분석하고 실시간 자동적으로 공장전체가 제어되며, 고객 맞춤형 스마트 제품을 생산하는 수준이다.

한편, Park[2014]은 스마트공장의 3가지 특성-가상화(get virtualized), 지능화(get intelligent), 연결성(get connected)-을 제시한 바 있다. 이와 유사하게, Lee[2017b]와 Min[2017]은 자동화, 자율화, 연결성을 제시하였다. Roland Berger[2017]은 스마트공장의 본질은 디지털화와 네트워크화라고 설명하였고, Kim et al.[2017]은 여기에 자율 지능화와 분권화를 추가하고 있다.

연구자들은 스마트공장 기술은 크게 다음의 3가지-(1) 제조빅데이터 기술, (2) 자동화 기술, (3) 공급사슬 통합기술-로 분류하고 있다[Kim et al., 2017; Kim et al., 2018; Oh, 2019; Shin et al., 2017]. 각각의 기술이 기여하는 역할은 다음과 같다.

- **제조빅데이터 기술** : 제조현장에서 발생하는 정형 및 비정형데이터를 실시간으로 수집, 저장, 분석, 가시화하여 사이버상에서 공장의 현황을 실시간으로 파악하고, 예방적 조치를 취할 수 있게 함. 스마트공장의 가상화와 디지털화를 실현시킴. 기존 종업원들의 역할과 업무 변화 정도가 상대적으로 적음.
- **자동화 기술** : 설비 자동화와 업무 자동화를 가능케 하는 기술임. 설비 및 장비들 스스로가 지능화되어 있어 개인 맞춤형 제품을 자동적으로 생산할 수 있음. 또한 제조현장에서 생산 스케줄, 제조지시, 실적 처리 등의 업무들을 자동적으로 처리할 수 있음. 스마트공장의 특성인 지능화, 자율화, 분권화를 실현시킴. 기존 종업원들의 역할과 업무 변화 정도가 상대적으로 높음.
- **공급사슬 통합 기술** : 사물인터넷과 기존 인터넷기술을 활용하여 현장 데이터와 비즈니스 데이터를 연결하고, 기업의 내부 공급망뿐 아니라 외부 공급망을 실시간으로 통합함. 작업자, 경영자, 공급자, 고객은 현장의 상황을 어떤 곳에 있는지 확인하고, 대응할 수 있음. 예를 들어 자동차를 주문한 고객은 자신의 자동차가 공장 내에 어떤 상태에 있으며 어떤 공정으로 이동 중인지를 확인할 수 있음. 스마트공장의 특성인 네트워크화와 연결성을 실현시킴. 기존 종업원들의 역할과 업무 변화 정도가 매우 높음.

만약, 이들 3가지 스마트공장 기술의 적용범위가 넓고 활용 정도가 크다면 스마트공장 수준이 높다고 평가할 수 있다[Oh, 2019]. 따라서, 스마트공장 수준을 앞에서 언급한 5단계로 평가할 수도 있지만, 이들 3가지 스마트공장 기술의 도입수준으로 평가할 수 있다.

미국과 독일의 스마트공장 구축전략을 비교한 연구에 따르면, 두 나라의 스마트공장 기술도입 전략이 상이함을 발견할 수 있다[Kim et al., 2017; Lee, 2017c; Roland Berger, 2017]. 즉, 두 나라가 위에서 제시된 3가지 형태의 스마트공장 기술을 모두 도입하지만, 역점을 두는 기술에 차이가 있다. 스마트공장을 정부주도로 추진하고 있는 독일은 인더스트리 4.0을 추진할 때 기업주, 정부, 노동자 등이 함께 모여 사회적 합의를 먼저 하였다[Kim et al., 2017]. 자동화로 인해 자칫 노동자들의 일자리 상실에 대한 저항을 최소화하기 위해서였다. 이해관계자들의 사회적 양해를 얻은 기업들은 자동화 중심의 스마트공장 도입을 쉽게 접근할 수 있다. 따라서 독일기업은 자동화 기술에 더욱 초점을 두는 스마트공장 구축전략을 전개하였다[Lee, 2017c]. 반면에 민간주도로 스마트공장 추진사업을 전개하는 미국에서는 기존 설비에 센서를 부착하는 대신 새로운 설비 자동화 수준을 크게 높이지 않는 한편, 사물인터넷과 비즈니스 인터넷을 연결하여 새로운 서비스와 비즈니스모델을 제공하는데 초점을 두는 경향을 보이고 있다[Roland Berger, 2017]. 스마트공장에 대한 사회적 합의가 이루어져 있지 않은 미국에서 기업들은 선불리 자동화로 인한 노동자들의 저항을 최소화하기 위해서다.

Kim et al.[2017]은 스마트공장 기술의 도입은 사회적 이슈라고 설명하고 있다. 종업원들이 스마트공장

기술에 대해 얼마나 호의적이냐에 따라 스마트공장 기술 도입의 성과가 판가름 나기도 한다. 그래서 국내의 한 중소제조기업은 스마트공장 구현을 위해 설비자동화를 추진할 때, 종업원들에게 절대로 정리해고를 하지 않겠다는 약속을 해 준 바가 있다(Kim et al., 2018).

종업원들은 스마트공장 기술로 인해 자신의 업무와 역할이 크게 변화된다면 저항할 것이다(Kim et al., 2018). 반대로 종업원들이 스마트공장 기술에 대해 열려있고 적극적으로 수용하려는 태도를 보인다면, 기업들은 스마트공장 기술의 도입수준을 더욱 높일 수가 있다. 이상의 논의를 기반으로 다음의 연구가설을 수립하였다.

가설 1 : 스마트공장 기술에 대한 종업원의 기술수용태도는 스마트공장 기술 도입수준에 영향을 끼칠 것이다. 즉, 종업원의 기술수용태도가 양호할수록, 기업들은 3가지 스마트공장 기술들(제조빅데이터 기술, 자동화 기술, 공급사슬 통합기술)의 도입수준을 더욱 높일 것이다.

스마트공장의 제조빅데이터 기술은 기존 제품, 설비, 원자재에 각종 센서를 부착하여 데이터 수집과 분석에 중점을 두기 때문에 종업원들의 역할에 큰 변화를 초래할 가능성이 상대적으로 낮다(Kim et al., 2016a, 2016b). 반면에 자동화 기술은 생산구조를 변형시키고(Shin et al., 2017), 공급사슬통합 기술은 기업전략을 서비스와 고객맞춤형 생산위주로 탈바꿈시켜 주기 때문에(Oh, 2019), 이들 기술들은 종업원들의 기존 역할과 업무내용에 상대적으로 큰 변화를 가져다 줄 것이다. 따라서 스마트공장 기술에 대한 종업원의 기술수용태도가 양호하다면, 기업들은 변화가 크게 수반되는 자동화 기술 혹은 공급사슬 통합기술의 도입수준을 수월하게 높일 수 있을 것이다.

가설 2 : 종업원의 기술수용태도는 제조빅데이터 기술보다 자동화 기술과 공급사슬 통합기술 도입수준에 더 긍정적으로 영향을 줄 것이다.

기술수용이론에서는 사용자가 기술을 이용하여 자신의 과업의 완성을 높일 수 있다는 자신감은 기술 사용용이성과 밀접한 관련이 있다고 설명하고 있다

(Davis, 1989; Park, 2009). 스마트공장 기술의 경우, 기업의 높은 능력(예, IT능력, 학습능력, 과거 경험 등)은 스마트공장 기술의 사용용이성을 긍정적으로 인지하게 해 준다(Kim et al., 2018). 즉, 동일한 스마트공장 기술일지라도 기업능력의 높고 낮음에 따라 스마트공장 기술의 사용용이성을 다르게 인지한다. 그러므로 기업능력과 스마트공장 기술의 사용용이성은 밀접한 관련이 있다. 그러므로 스마트공장 기술에 대한 사용용이성을 양호하게 인지하는 기업들은 그렇지 않는 기업보다 앞에서 제시한 3가지 스마트공장 기술 도입수준을 더욱 높일 수 있을 것이다.

한편, 제조빅데이터 기술의 사용용이성은 기업이 보유한 IT능력에 따라 상이하게 인지되지만(Kim et al., 2016b), 자동화 기술은 IT능력뿐 아니라 전자 및 기계 공학 능력이 뒷받침되어야 한다(Kim et al., 2017; Roland Berger, 2017). 공급사슬통합 기술을 효과적으로 활용하기 위해서는 IT능력, 물류능력/고객대응/공급자관리 등의 비즈니스 능력과 서비스기반의 새로운 비즈니스모델 개발 능력 등의 여러 방면의 기업능력이 필요하다(Oh, 2019). 따라서 많은 능력을 보유하여 스마트공장 기술에 대한 사용용이성을 긍정적으로 평가하는 기업들은 그렇지 않는 기업들보다 자동화 기술과 공급사슬통합 기술 도입수준을 더욱 높일 수 있을 것으로 예상된다.

가설 3 : 스마트공장 기술에 대한 사용용이성은 스마트공장 기술 도입수준에 영향을 끼칠 것이다. 즉, 기술 사용용이성을 양호하게 평가할수록, 기업들은 3가지 스마트공장 기술들(제조빅데이터 기술, 자동화 기술, 공급사슬 통합 기술)의 도입수준을 더 높일 것이다.

가설 4 : 기술 사용용이성은 제조빅데이터 기술보다 자동화 기술과 공급사슬통합 기술 도입수준에 더 긍정적으로 영향을 줄 것이다.

2.3 스마트공장 기술과 제조성과

스마트공장도입은 현장성과 개선과 밀접한 관련이 있다. 민간합동스마트팩토리 추진단은 스마트공장이 제조기업에서 다음의 성과를 향상시킨다고 설명하고 있다(Korea Smart Factory Foundation, 2019).

- P. 생산(Production) : 생산품목수, 매출액, 영업이익률, 시간당 생산량, 제조리드타임, 설비가동률 향상
- Q. 품질(Quality) : 공정불량률, 완제품 불량률, 반품율, 클레임건수 향상
- C. 원가(Cost) : 작업공수, 제품원가, 재공재고, 재고비용 향상
- D. 납기(Delivery) : 수주출하리드타임, 납기 향상

기업은 제조빅데이터 기술을 이용하여 각종 센서를 통해 수집된 데이터를 분석함으로써 기계, 장비의 품질 현황, 공정 불량률 현황 등을 실시간으로 모니터링하여 사전에 품질을 예방할 수 있다[Kim et al., 2016a]. 특히 제조빅데이터 기술을 이용하여 설비의 유지보수를 예방할 수 있어 설비가동률이 제고되고, 설비고장으로 인한 작업중단을 방지할 수 있어서 납기 성과도 향상될 수 있다. 또한, 제조빅데이터 기술을 통해 최적의 공정상태를 유지할 수 있어 제품 재작업과 원자재 낭비를 최소화할 수 있다.

스마트공장의 설비 자동화 기술은 지능화된 기계 장비들이 고객들의 다양한 제품들을 품질의 하자 없이 신속하게 생산할 수 있게 해 준다. 뿐만 아니라 제조현장의 업무들, 예를 들면 작업지시, 작업순서 결정, 작업방법 설계, 작업경로 결정, 원자재 가공, 원자재 작업장 이동 등의 다양한 업무들이 자동화되어 생산효율, 품질향상, 납기 단축 등의 성과를 개선할 수 있다 [Shin et al., 2017].

다음으로, 스마트공장에서 사물인터넷, MES(manufacturing execution system), PLM(product

lifecycle management), ERP(enterprise resource planning), 비즈니스인터넷 등이 연결된 공급사슬통합 기술을 사용하여 기업들은 고객의 욕구를 신속하게 대응할 수 있다[Oh, 2019]. 아디다스나 할리데이비슨의 사례에서 볼 수 있듯이, 고객은 인터넷상에서 자신에게 맞는 제품사양을 주문하면 기업들은 공급사슬통합 기술을 이용하여 신속하게 개인 맞춤형 제품을 생산하여 고객에게 배송할 수 있다[Kim et al., 2017].

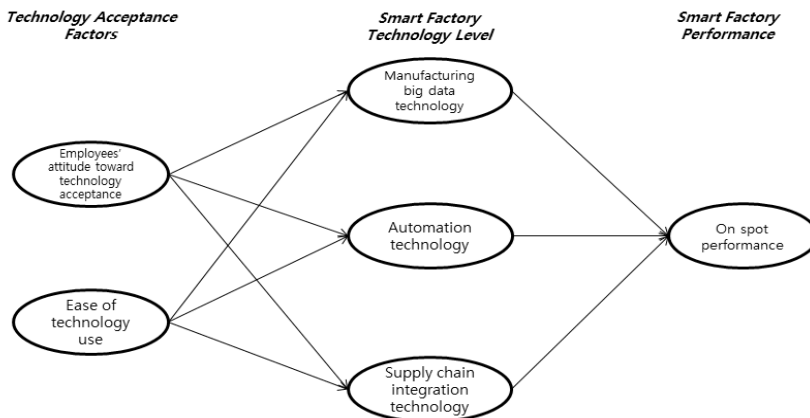
가설 5 : 스마트공장 기술(제조빅데이터 기술, 자동화 기술, 공급사슬통합 기술)은 제조기업의 현장성과에 긍정적 영향을 줄 것이다.

다음의 <Figure 1>은 본 연구에서 제시한 연구모형을 보여주고 있다.

3. 연구방법

3.1 표본

앞에서 제시된 연구가설 검증을 위하여, 본 연구에서는 설문지 조사방법을 사용하였다. 본 연구에서 표본은 국내 온라인 설문조사 기관(사람과사회)에서 전국적으로 보유하고 있는 스마트공장 도입기업 패널 정보를 이용하였다. 본 연구는 스마트공장을 도입한 중소기업들에 무작위로 전화 및 메일로 접촉하여 100개의 설문지를 회수하였다. 본 연구에서는 설문지 작성자의 자격조건으로 소속 회사에 최소 5년 이상 근무하고, 스마트공장에 대한 이해력을 갖고 있는 재직자로 한정하였다. 그리고 설문지 응답을 단독 작성하기보다는



<Figure 1> Research Model

스마트공장에 대한 이해가 있는 동료와 함께 작성하도록 권고하였다. 응답기업 중에서 스마트 팩토리 수준단계가 2단계(기초단계)인 업체가 89%, 3단계(중간 1단계)인 업체가 11%로서 대부분 스마트공장을 성공적으로 구축 및 운영하고 있는 것으로 나타났다. 산업별 분포를 보면, 금속기계 37%, 전기/전자 31%, 자동차 부품 11%, 섬유 2%, 기타 19%이다.

3.2 변수의 측정항목 추출

본 연구에서 변수들을 측정하기 위해, 기존 연구들

을 참조하여 <Table 1>에서 보는 바와 같이 총 26개의 측정항목들을 추출하였다. 구체적으로 종업원 기술 수용태도 3문항, 기술 사용용이성 4문항, 빅데이터 5문항, 자동화 4문항, 공급사슬 통합 5문항, 그리고 제조성과 5문항으로 구성되었다. 본 연구는 대부분의 측정항목들에 대해 지난 1년 동안 현황을 리커트 5점 척도(1 = 강한 부정, 5 = 강한 긍정, 혹은 1 = 매우 낮음, 5 = 매우 높음)를 사용하여 측정하였다. 단, 스마트공장의 도입성과는 조사 당시의 성과를 리커트 5점 척도(1 = 강한 부정, 5 = 강한 긍정)로 측정하였다.

<Table 1> Measurement Items of Variables

Variables	Measurement Items	References
Employee's attitude toward technology acceptance(EA)	EA1 : Employees were not resistant to introduce smart factory technologies.	Kim et al. (2018)
	EA2 : Employees have a confidence to use smart factory technologies effectively.	
	EA3 : Employees were willing to improve their job productivity by using smart factory technologies.	
Ease of technology use (TU)	TU1 : The smart factory technologies were perceived to be easy to utilize.	Davis(1989), Park(2009)
	TU2 : The smart factory technologies were perceived to be easy to learn.	
	TU3 : The smart factory technologies were perceived to require less efforts to use.	
	TU4 : We could access the smart factory technologies easily.	
Manufacturing big data technology (BD)	BD1 : We used manufacturing big data technology, and thus optimized our factory.	Kim et al. (2016a, 2016b)
	BD2 : We used manufacturing big data technology, and thus assessed materials quality correctly.	
	BD3 : We used manufacturing big data technology, and thus monitored manufacturing process status in a real-time basis.	
	BD4 : We used manufacturing big data technology, and thus reconfigured manufacturing methods.	
Automation technology (AT)	BD5 : We used manufacturing big data technology, and thus reengineered new product development process.	Lee (2017a, 2017b, 2017c), Roland Berger (2017)
	AT1 : We applied smart automation technology so that we could have machines and equipments to produce products intelligently.	
	AT2 : We applied smart automation technology so that we could have machines and equipments to produce products automatically.	
	AT3 : We applied smart automation technology so that we could detect product failures automatically.	
Supply chain integration technology (SC)	AT4 : We applied smart automation technology so that we could carry out manufacturing execution intelligently and automatically.	Oh(2019), Shin et al. (2017)
	SC1 : We applied supply chain integration technology, and thus realized intra-firm collaboration in sharing information and building objectives.	
	SC2 : We applied supply chain integration technology, and thus realized intra-firm collaboration in solving problems.	
	SC3 : We applied supply chain integration technology, and thus realized inter-firm collaboration with suppliers in sharing information and solving problems	
Manufacturing performance (OP)	SC4 : We applied supply chain integration technology, and thus realized inter-firm collaboration with customers in sharing information and configuring new products.	Korea Smart Factory Foundation (2019), Kim et al. (2016b)
	SC5 : We applied supply chain integration technology, and thus realized inter-firm collaboration with distributors in sharing information and solving problems.	
	OP1 : Production rate was increased after applying smart factory technology.	
	OP2 : Manufacturing lead time was shortened after applying smart factory technology.	
	OP3 : Product yield was increased after applying smart factory technology.	
	OP4 : Inventory level was decreased after applying smart factory technology.	
	OP5 : Delivery time was decreased after applying smart factory technology.	

3.3 분석방법

본 연구는 통계 분석 방법으로 Smart PLS2.0을 사용하였다. AMOS 혹은 LISREL과 유사하게 PLS (partial least square)는 측정모형과 구조모형을 동시에 평가해 주는 한편[Wold and Joreskög, 1982], 표본 크기가 작아 분포, 그리고 측정척도에 대한 엄격한 조건을 요구하지 않는다[Chin, 1998; Tenenhaus et al., 2005]. 또한 PLS는 모형의 전체적인 적합도 대신에 주로 개별 경로들의 유의성을 기준으로 모형을 평가하며, 탐색적 연구모형에 적합한 것으로 알려져 있다[Youn et al., 2012]. 본 연구가 PLS를 사용한 이유는 첫째, 100개라는 상대적으로 적은 표본으로 본 연구의 복잡한 경로모형을 검증하기에는 PLS가 매우 적합하기 때문이다. 둘째, 본 연구모형이 기존 연구에서 다루어진 적이 없는 새로운 모형이기 때문이다.

4. 실증분석

4.1 변수의 타당성과 신뢰성 분석

〈Table 2〉는 측정항목들을 대상으로 PLS의 확인적 요인분석 결과를 보여 주고 있다. 앞의 〈Table 1〉에서 볼 수 있듯이, 최초에는 총 26개의 측정항목들 모두를 요인분석에 투입하였다. 그러나 확인 요인분석 과정에서 타 요인과 중복 적재되었거나 응답의 신뢰성문제로 공통성(communality)값이 0.5 미만으로 나타난 2개 항목들은 제거되었다[Hair et al., 2006]. 제거된 측정항목 현황은 제조빅데이터 기술 항목 1개, 공급사슬통합 기술 측정항목 1개이다.

Fornell and Larcker[1981]는 개념 신뢰도의 기준치로 0.7 이상을 제시한 바 있는데, 〈Table 2〉에 나타난 측정항목들의 개념 신뢰도는 이 기준을 모두 상회하고 있는 것으로 나타났다. 한편, 측정항목들의 모든 요인 적재 값은 적정 수준인 0.7보다 높으며, 모든 평균추출값(AVE)도 적정수준 0.5를 상회하고 있는 것으로 나타났기 때문에, 변수의 집중 타당성을 확인하였다[Chin, 1998; Fornell and Larcker, 1981].

관별타당성의 분석방법은 AVE 제공근이 모든 변수들 간의 상관관계 값보다 상회하는 지를 조사하는 것이다. 〈Table 3〉에서 보는 바와 같이, 본 연구의 6개 변

〈Table 2〉 Convergent Validity and Reliability of Measurement Items

Variables	Items	Factor loadings	Construct reliability	AVE
Employee's attitude toward technology acceptance(EA)	EA1	0.898	0.942	0.844
	EA2	0.933		
	EA3	0.924		
Ease of technology use (TU)	TU1	0.852	0.929	0.765
	TU2	0.822		
	TU3	0.895		
	TU4	0.927		
Manufacturing big data technology (BD)	BD1	0.907	0.897	0.687
	BD2	0.866		
	BD3	0.723		
	BD4	0.808		
	BD5	eliminated		
Variables	Items	Factor loadings	Construct reliability	AVE
Automation technology (AT)	AT1	0.922	0.914	0.728
	AT2	0.864		
	AT3	0.835		
	AT4	0.786		
Supply chain integration technology (SC)	SC1	0.820	0.872	0.630
	SC2	0.801		
	SC3	0.768		
	SC4	0.784		
	SC5	eliminated		
On-spot performance (OP)	OP1	0.815	0.916	0.686
	OP2	0.782		
	OP3	0.842		
	OP4	0.839		
	OP5	0.862		

수들의 상관관계 값들 중 가장 큰 값은 0.530인 반면에, AVE 제공근의 값들 중 가장 작은 값이 0.794로 나타났기 때문에, 변수들의 관별타당성도 입증되었다.

한편, 응답자가 한 사람인 경우 나타날 수 있는 common method error의 존재 여부를 검증하는 방법으로 Harman's one factor 방법을 사용할 수 있다[Chen et al., 2004]. 요인분석을 통해 변수들의 설문 문항들이 한 개의 요인으로 묶여지면, common method error가 의심이 된다[Podsakoff et al., 2003]. 그러나 본 연구에서는 총 6개의 요인이 도출될 수 있었기 때문에 이러한 문제는 없었다.

<Table 3> Discriminant Validity

Variables	SC	OP	BD	TU	AT	EA
Supply chain integration technology(SC)	0.794					
On-spot performance(OP)	0.305	0.828				
Manufacturing big data technology(BD)	0.405	0.327	0.829			
Ease of technology use(TU)	0.344	0.386	0.382	0.875		
Automation technology(AT)	0.281	0.530	0.407	0.349	0.853	
Employee's attitude toward technology acceptance(EA)	0.373	0.289	0.219	0.230	0.313	0.919

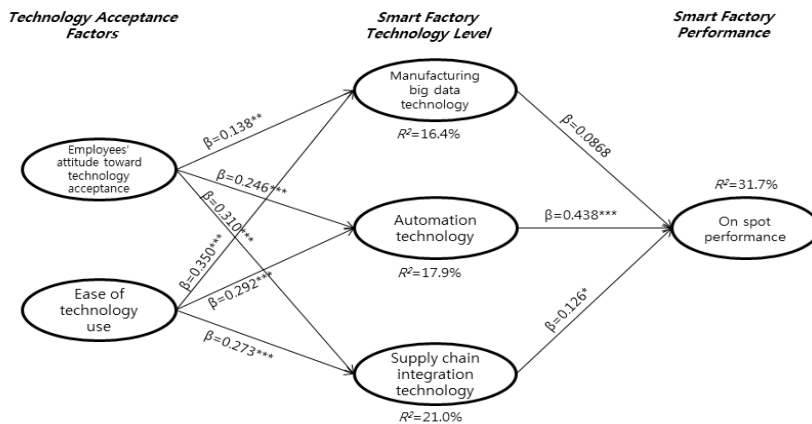
4.2 경로 분석

<Figure 2>는 경로분석 결과를 보여주고 있다. PLS에서 모형의 설명력은 분산 설명력(explained variance)인 R²값으로 표현된다(Barclay et al., 1995; Chin and Gopal, 1995). <Figure 2>에서 보는 바와 같이, 종업원 기술수용태도와 기술 사용용이성이 제조빅데이터 기술 도입수준을 16.4% 설명하고 (R² = 0.164), 자동화 기술 도입수준을 17.9%(R² = 0.179), 그리고 공급사슬통합 기술 도입수준을 21.0%(R² = 0.210) 설명하고 있는 것으로 나타났다. 또한 제조빅데이터 기술, 자동화 기술, 공급사슬통합 기술 도입수준은 제조성과를 31.7%(R² = 0.317) 설명하고 있다. 이러한 설명력은 모두 Falk and Miller [1992]가 제시했던 적정 검정력 10%를 상회하는 것으로서 모형의 설명력은 모두 적절한 것으로 나타났다.

본 연구에서는 경로모형의 적합도 검정(Goodness of Fit, GoF)을 평가하기 위해 공통성(Communality) 평균과 R² 평균의 기하평균을 사용하였다(Tenenaus

et al., 2005; Wetzels et al., 2009). 분석결과 GoF 검정의 영향도는 0.396로서 Wetzels et al.[2009]이 주장한 강(Large, 0.36)보다 크기 때문에 PLS 경로 모형의 적합도는 매우 큰 것으로 나타났다.

<Figure 2>에서 보는 바와 같이, 종업원 기술수용태도는 제조빅데이터 기술 도입수준($\beta = 0.138, p < 0.05$), 자동화 기술 도입수준($\beta = 0.246, p < 0.01$), 그리고 공급사슬통합 기술 도입수준($\beta = 0.310, p < 0.01$)에 각각 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다(가설 1 채택). 특히, 종업원 기술수용태도가 공급사슬통합 기술도입 수준에 가장 큰 영향을 미쳤으며, 다음으로 자동화 기술, 제조빅데이터 기술 순으로 영향을 준 것으로 나타났다. 종업원 기술수용태도 → 공급사슬통합 기술 경로의 β 값과 종업원 기술수용태도 → 자동화 기술 경로의 β 값은 각각, 종업원 기술수용태도 → 제조빅데이터 기술 경로의 β 값보다 통계적으로 높은 것으로 나타났다(T = 10.209, p < 0.01; T = 5.903, p < 0.01). 이러한 결과는 가설 2의 내용을 지지해 주고 있다.



* p < 0.1, ** p < 0.05, *** p < 0.01.

<Figure 2> Path Analysis Results

기술 사용용이성도 제조빅데이터 기술 도입수준($\beta = 0.350, p < 0.01$), 자동화 기술 도입수준($\beta = 0.292, p < 0.01$), 그리고 공급사슬통합 기술 도입수준($\beta = 0.273, p < 0.01$) 모두에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다(가설 3 채택). 그러나 기술 사용용이성 → 제조빅데이터 기술 경로의 β 값은 기술 사용용이성 → 자동화 기술 경로의 β 값과 기술 사용용이성 → 공급사슬통합 기술 경로의 β 값보다 모두 통계적으로 큰 것으로 나타났다($T = 3.721, p < 0.01$; $T = 4.693, p < 0.01$). 이러한 결과는 가설 4의 내용과 배치되는 것으로, 가설 4를 기각하고 있다.

가설 4가 기각된 이유는 본 연구의 조사대상이 중소제조기업에 국한된 것과 연관이 있다. 중소제조기업들은 보편적으로 취급하는 제품품목 수도 매우 적고, 소수의 고객과 공급자와 거래하고 있다. 이러한 특성으로 내·외부 공급사슬통합이 그렇게 어렵지 않다. 또한 중소제조기업들은 공정이 매우 단순하고 자동화 기술의 적용 공정이 한정되어 있다. 따라서 복잡한 공정과 수많은 자동화 설비를 통제해야 하는 대기업과는 달리 중소제조기업에서 자동화 기술도입이 생각한 만큼 어렵지 않아 보인다. 장비 제공업체의 도움만으로 충분히 자동화 기술을 쉽게 활용할 수 있기 때문이다. 그러나 제조빅데이터 기술은 원자재, 제품, 재공품, 설비 등에 각종 센서를 부착하고 데이터를 수집하는 것 이외에, 수집된 데이터를 분석하여 실시간으로 공정 상태를 모니터링하고 이상 징후를 감지하며, 최적의 공정 작업방법을 발견할 수 있는 고도의 IT능력을 갖춘 자체인력이 필요하다.

중소제조기업에서 자동화 기술은 장비 제공업체의 도움으로 쉽게 활용할 수 있고, 공급사슬통합 기술은 거래하는 대기업의 지원을 받아서 해당 기술을 수월하게 사용할 수 있지만, 제조빅데이터 기술을 제대로 적용하기 위해서는 빅데이터를 분석하여 공장운영 전반을 관리할 수 있는 IT인력의 훈련과 양성이 절대적으로 필요하다(Kim et al., 2016a). 이러한 연유로 중소제조기업들은 제조빅데이터 기술사용을 상대적으로 어렵게 평가하는 듯 보인다. 그래서 자체 IT능력이 풍부하여 제조빅데이터 기술에 대한 사용용이성을 인지할수록, 중소제조기업들은 그렇지 않는 기업들보다 제조빅데이터 기술의 도입수준을 더욱 높인다고 해석할 수 있다.

다음으로, <Figure 2>에서 보는 바와 같이, 자동

화 기술($\beta = 0.438, p < 0.01$)과 공급사슬통합 기술($\beta = 0.126, p < 0.1$)은 각각 제조성과에 모두 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 그러나 제조빅데이터 기술은 중소제조기업의 제조성과에 유의한 영향을 주지는 않았다($\beta = 0.086, p > 0.5$). 따라서 가설 5는 부분적으로 채택되었다.

본 연구결과에서 제조빅데이터 기술이 제조성과에 별다른 기여를 하지 않는 것은 제조빅데이터 기술의 특성과 관련이 있다. 중소제조기업 현장에서 제조빅데이터 기술을 도입하였다고 당장 성과를 얻지는 못한다(Kim, 2019). 먼저 각종 센서를 통해서 일정기간 충분한 양의 데이터가 수집되어야 한다. 특히 과거 수기로 작성된 문서들을 디지털화하는 작업도 병행되어야 한다. 충분한 규모의 데이터가 쌓여져 있어야, 그 데이터를 이용하여 분석한 결과가 의미가 있기 때문이다. 그러나 충분한 데이터가 쌓아질 때 까지는 일정 기간이 소요된다. 그러므로 제조빅데이터 기술을 이용하여 공정을 최적화하는 작업은 당장 할 수 없다. 처음에는 공정의 상태를 모니터링하는 수준에서 제조빅데이터 기술을 활용하는 것이 일반적이다(Oh, 2019). 본 연구의 조사대상 중소제조기업들은 제조빅데이터 기술을 도입한지가 얼마 되지 않았다. 따라서 이러한 이유들로 인해 제조빅데이터 기술이 제조성과에 미치는 영향이 제한적이었다고 평가할 수 있다.

5. 요약 및 결론

본 연구는 스마트공장 기술을 3가지 유형 -제조빅데이터 기술, 자동화 기술, 공급사슬통합 기술- 으로 구분하고, 기술수용이론 관점에서 종업원 기술수용태도와 기술 사용용이성이 스마트공장 기술 도입수준에 미치는 영향을 조사하였다. 또한, 스마트공장 기술이 제조성과에 미치는 영향을 살펴보았다.

본 연구는 스마트공장 기술을 도입한 100개의 국내 중소제조기업들을 대상으로 실증분석을 하였다. 분석결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 스마트공장 기술에 대한 종업원의 기술수용태도는 3가지 스마트공장 기술 도입수준 모두에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타났다. 특히, 종업원의 기술수용태도는 자동화 기술과 공급사슬통합 기술에 대한 도입수준에 더욱 영향을 준다는 사실을 발견할 수 있었다. 둘째, 스마트공장 기술에 대한 사용용이성 정도는 3가지 스마트공장 기술

도입수준에 모두 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한, 스마트공장 기술에 대한 사용용이성을 높게 평가하는 중소제조기업일수록 제조빅데이터 기술의 도입수준을 더욱 높인다는 사실을 발견할 수 있었다. 셋째, 중소제조기업에서 스마트공장의 자동화 기술과 공급사슬통합 기술도입은 제조성과를 통계적으로 유의하게 향상시킨다는 결과를 얻을 수 있었다. 그러나 제조빅데이터 기술은 제조성과에 유의한 영향을 주지는 못하였다.

본 연구의 이론적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 이전의 연구자들은 스마트공장 기술의 다양한 종류들을 복잡하게 제시하고 있지만, 스마트공장의 3가지 특징-지능화, 연결성, 디지털화- 측면에서 스마트공장 기술유형을 간결하게 분류하지는 않았다. 본 연구가 분류한 3가지 유형의 스마트공장 기술은 스마트공장의 3가지 특징을 반영하고 있기 때문에, 이론적 간결성 측면에서 본 연구가 향후 연구에 도움을 줄 수 있다.

둘째, 본 연구는 스마트공장 기술의 도입과 활용에서 기술수용이론 관점의 중요성을 제시하고 있다. 즉, 스마트공장 기술에 대한 종업원 기술수용태도가 스마트공장 기술도입 수준에 영향을 준다는 점이다. 또한 스마트공장 기술이 얼마나 사용하기 용이한지를 기업이 인지한 정도가 스마트공장 기술의 도입수준에 영향을 미친다는 점이다. 본 연구결과는 스마트공장 기술의 도입은 조직이 얼마나 해당 기술을 수용할 수 있는가에 의해 결정된다는 점을 보여 주고 있다.

본 연구의 실무적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서 종업원들이 스마트공장 기술수용에 대해 호의적인 기업에서는 스마트공장의 제조빅데이터 기술보다 자동화 기술과 공급사슬통합 기술의 도입수준을 더욱 증가시키는 것으로 나타났다. 이러한 연구결과는 거꾸로 종업원들이 스마트공장 기술에 대해 호의적이지 않다면, 종업원들의 업무와 역할에 큰 변화를 야기시키는 자동화 기술과 공급사슬통합 기술에 대한 도입수준을 과도하게 높여서는 안 된다는 점을 시사한다.

둘째, 본 연구에서 스마트공장 기술에 대한 사용용이성을 높게 인지하는 기업일수록 스마트공장의 자동화 기술과 공급사슬통합 기술보다 제조빅데이터 기술의 도입수준을 더욱 증가시키는 것으로 나타났다. 이러한 연구결과는 제조빅데이터 기술의 도입수준이 해당 기술의 사용용이성에 민감하게 연결되어 있다는 점을 보여주고 있다. 보편적으로 IT능력이 높은 기업들

은 제조빅데이터 기술에 대한 사용용이성을 긍정적으로 평가하는 경향이 있다(Kim et al., 2016b). 제조빅데이터 기술의 도입수준을 높이는 것은 고도화된 스마트공장 구현을 위해 필수적이다. 그러므로 제조빅데이터 기술수준을 제고시키기 위해서는 IT능력 배양이 전제되어야 함을 기업들이 인식할 필요가 있다.

셋째, 본 연구결과는 제조빅데이터 기술이 당장 가시적 제조성과를 제공하지 않는다는 점을 보여주고 있다. 원자재, 제품, 장비 등으로부터 각종 데이터를 수집/분석하여 최적의 공정 상태를 설계하고 유지하기 위해서는 충분한 데이터의 축적, IT인력의 훈련, 제조빅데이터 기술을 원활히 활용할 수 있는 공장운영 관리자와 작업자 양성 등이 수반되어야 한다. 그러므로 제조빅데이터 기술활용을 통해 실질적인 성과를 얻기 위해서는 시간이 걸리기 때문에 인내심이 필요하다고 할 수 있겠다.

본 연구는 다음의 한계점을 갖고 있다. 첫째, 본 연구는 기술수용모델 관점에서 스마트공장 기술의 도입과 성과에 미치는 영향을 살펴보았다. 그러나 혁신확산이론 관점에서 상대적 이점, 복잡성 등의 변수들이 스마트공장 기술 도입과 성과에 미치는 영향을 살펴볼 필요가 있다. 향후 연구에서는 다양한 관점에서 연구가 수행되기를 바란다. 둘째, 본 연구는 중소제조기업을 대상으로 하였지만 이들 기업의 다양한 특성들을 고려하지 못하고 있다는 한계점들이 있다. 중소제조기업들은 공정형태, 자원사용의 효율성, 기업능력, 업종 등의 측면에서 상이한 환경에 처해 있다. 따라서 일률적으로 본 연구결과가 모든 중소제조기업들에게 적용될 수 있다고 속단할 수 없다. 그러므로 향후 연구에서 상황적 접근을 통해 각각의 중소제조기업이 처한 상황별로 적합한 스마트공장 기술도입 전략을 연구할 필요가 있다. 마지막으로, 본 연구에서는 대기업을 배제한 채, 중소제조기업만을 조사대상으로 하였다. 향후 연구에서는 대기업과 중소제조기업을 비교하여 스마트공장 기술의 도입전략을 연구할 필요가 있다.

References

- [1] Al-Mamary, Y. H., Shamsuddin, A., and Aziati, N., "Factors Affecting Successful Adoption of Management Information Systems in Organizations towards Enhanc-

- cing Organizational Performance”, *American Journal of Systems and Software*, Vol. 2, No. 5, 2014, pp. 121-126.
- [2] Barclay, D., Higgins, C., and Thompson, R., “The Partial Least Squares Approach to Causal Modeling, Personal Computer Adoption and Use as an Illustration”, *Technology Studies*, Vol. 2, No. 2, 1995, pp. 285-309.
- [3] Chen, C. C., Chen, Y.-R., and Xin, K., “Quanxi practices and trust in management : A procedural justice perspective”, *Organization Science*, Vol. 15, No. 2, 2004, pp. 200-209.
- [4] Chin, W. W. and Gopal, A., “Adoption Intention in GSS : Importance of Beliefs”, *Data Base for Advances in Information Systems*, Vol. 26, 1995, pp. 42-64.
- [5] Chin, W. W., “Issues and Opinion on Structural Equation Modeling”, *MIS Quarterly*, Vol. 22, No. 1, 1998, pp. 7-16.
- [6] Chuttur, M. Y., *Overview of the Technology Acceptance Model : Origins, Developments and Future Directions*, Indiana University Working Papers on Information Systems, 2009.
- [7] Davis, F., “Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology”, *MIS Quarterly*, Vol. 13, No. 3, 1989, pp. 319-340.
- [8] Falk, R. F. and Miller, N. B., *A Primer on Soft Modeling*, The University of Akron Press, 1992.
- [9] Fornell, C. and Larcker, D., “Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error”, *Journal of Marketing Research*, Vol. 18, No. 1, 1981, pp. 39-50.
- [10] Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., and Black, W. C., *Multivariate Data Analysis with Readings*, 6th ed., New York, Macmillan Publishing Company, 2006.
- [11] Jang, K. S., *The smart factory trend analysis*, KB Financial Group Management Institute, 2017.
- [12] Kim, E., Kim, M. J., Kim, B. S., Kim, Y. H., Lee, H. L., Lee, T. J., Jung, D. Y., Cho, H. J., Choi, D. S., Ha, E. T., Han, S. H., and Hyun, Y. T., *The fourth industrial revolution and renaissance of manufacturing industry*, Seoul, Cloudline, 2017.
- [13] Kim, J. D., Chi, S. Y., and Yoo, K. H., “A study on factors affecting external manufacturing big data technology transfer performance in small-and medium-sized manufacturing firms : The technology transfer cases of Electronics and Telecommunications Research Institute”, *Journal of Information Technology and Architecture*, Vol. 15, No. 3, 2018, pp. 307-327.
- [14] Kim, J. D., Chi, S. Y., Yoo, K. H., Cho, W. S., and Song, Y.W., “An Empirical analysis on the design strategy of big data system in the context of small and medium-sized manufacturing firms”, *Journal of Information Technology and Architecture*, Vol. 13, No. 4, 2016a, pp. 521-532.
- [15] Kim, J. D., Song, Y. W., and Cho, W. S., “The usage needs and adoption intention of manufacturing big data technology in small and medium-sized manufacturing companies”, *Korean Corporation Management Review*, Vol. 23, No. 5, 2016b, pp. 47-68.
- [16] Kim, J. D., “A design strategy of efficient big data system reflecting strategic needs of small-and medium-sized manufacturing firms : Based on house of quality model”, *Industry and Management*, Vol. 31, No. 2, 2019, pp. 81-96.
- [17] Korea Smart Factory Foundation, <https://www.smart-factory.kr>, 2019.

- [18] Lee, B. S., "CEO' challenging leadership for smart factory", *Dong-A Business Review*, Issue 2, No. 227, 2017a, pp. 48-56.
- [19] Lee, B. S., "Smart factory as an intelligent factory combined with connection, insight, and optimization", *Dong-A Business Review*, Issue 2, No. 227, 2017b, pp. 58-72.
- [20] Lee, B. S., "Smart factory needs cautious preparation", *Dong-A Business Review*, Issue 2, No. 227, 2017c, pp. 84-90.
- [21] Min, J. W., "3I innovation", *Dong-A Business Review*, Issue 2, 2017, pp. 42-52.
- [22] Ministry of Trade Industry and Energy, <http://www.motie.go.kr>, 2016.
- [23] Oh, J. H., *A study on strategic utilization of smart factory : Effects of building purposes and contents on continuous usage intention*, Unpublished Ph.D. Dissertation, Department of Business Administration, Chungbuk National University, 2019.
- [24] Park, H. G., "The cyber-physical system in the fourth industrial revolution," *Dong-A Business Review*, 2014, pp. 52-59.
- [25] Park, S. Y., "An Analysis of the Technology Acceptance Model in Understanding University Students' Behavioral Intention to Use e-Learning", *Educational Technology and Society*, Vol. 12, No. 3, 2009, pp. 150-162.
- [26] Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Podsakoff, N. P., and Lee, J.-Y., "Common Method Biases in Behavior Research : A Critical Review of the Literature and Recommended Remedies," *Journal of Applied Psychology*, Vol. 88, No. 3, 2003, pp. 879-903.
- [27] Roland Berger, *The fourth industrial revolution*, Dasan, 2017.
- [28] Schwab, K., *The fourth industrial revolution*, World Economic Forum, Geneva, 2016.
- [29] Shin, J. C., Im, O. K., Park, Y. H., and Song, S. H., "A study on determining priorities of basic factors for implementing smart supply chain", *Journal of the Korean Society of Supply Chain Management*, Vol. 17, No. 1, 2017, pp. 1-12.
- [30] Tenenhaus, M., Vinzi, V. E., Chatelin, Y., and Lauro, C., "PLS Path Modeling," *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 48, No. 1, 2005, pp. 159-205.
- [31] Venkatesh, V. and Davis, F. D., "A theoretical extension of the technology acceptance model : Four longitudinal field studies", *Management Science*, Vol. 46, No. 2, 2000, pp. 186-204.
- [32] Venkatesh, V., "Determinants of perceived ease of use : Integrating control, intrinsic motivation, and emotion into the technology acceptance model", *Information Systems Research*, Vol. 11, No. 4, 2000, pp. 342-365.
- [33] Wetzels, M., Odekerken-Schroder, G., and Oppen, C., "Using PLS Path Modeling for Assessing Hierarchical Construct Models : Guidelines and Empirical," *MIS Quarterly*, Vol. 33, No. 1, 2009, pp. 177-195.
- [34] Wold, H. and Joreskog, K. G., "Soft Modeling : the Basic Design and Some Extensions", in *System Under Indirect Observations*, 2nd edition, Amsterdam, North-Holland, 1982, pp. 1-54.
- [35] Yoon, H. S., *Dose 4th industrial revolution cause Ruddites Movement?* Chosun Daily News Paper, 2016.
- [36] Youn, S., Yang, M. G., and Hong, P., "Integrative leadership for effective supply chain implementation : An empirical study of Korean firms", *International Journal of Production Economics*, Vol. 139, 2012, pp. 237-246.

■ 저자소개



오 주 환

충북대학교 경영학과에서 생산관리 전공으로 경영학박사 학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 4차 산업 혁명, 스마트 팩토리, 블록체인, 빅데이터, 스마트 SCM, 전략적 SCM, 지속가능경영, 환경경영 분야 등이다.



서 진 희

충북대학교 경영학과에서 경영학 박사 학위과정을 수료하였으며, 현재 주식회사 에이맥스 부설 기술 연구소에서 대공간 구조 계획 및 설계를 담당하고 있다. 주요 관심분야는 건설산업 분야의 스마트 팩토리, 스

마트 건설기술 등을 활용한 건설기업의 생산성 및 경쟁력 향상 방안이다.



김 지 대

현재 충북대학교 경영학부 교수로 재직 중에 있다. 연세대학교에서 경영학박사를 취득하였다. 한국과학기술연구원에서 연구원으로 근무한 바 있다. Asia Journal of Technology Innovation, 경영

학연구, 생산관리학회지 등의 저널에 다수의 논문을 발표하였다. 관심분야는 스마트팩토리, 제조빅데이터 활용, 기술경영, 생산전략이다.