

# 기업의 머신러닝 선정에 영향을 미치는 요인 연구: 확장된 알고리즘 선택 문제의 관점으로

## A Study on the Factors Influencing a Company's Selection of Machine Learning: From the Perspective of Expanded Algorithm Selection Problem

이영수(Youngsoo Yi)\*, 권민수(Min Soo Kwon)\*\*, 권오병(Ohbyung Kwon)\*\*\*

### 초 록

인공지능의 사회적수용도가 증가하면서 머신러닝 기법을 기업에 적용하는 사례가 증가하고 있다. 머신러닝 기법의 선정에는 주로 정확성이나 해석 가능성 등 기술적 요인이 주로 기준이 되어왔다. 그러나 머신러닝 채택의 성공은 개발부서, 사용부서, 리더십과 조직문화 등 경영관리 요인도 영향을 주기도 한다. 아쉽게도 기술적 요인과 경영관리적 요인이 함께 고려된 머신러닝 선정의 성공 요인을 이해하는 통합 연구가 거의 존재하지 않는다. 이에 본 논문의 목적은 기업 내 머신러닝 선정을 이해하기 위해 John Rice의 algorithm selection process model과 task-technology fit, 그리고 IS Success Model 이론을 결합한 기술-경영관리 통합 모형을 제안하고 실증적 분석을 하는 것이다. 머신러닝을 도입한 국내 기업 240곳을 대상으로 설문 분석을 실시한 결과 알고리즘 품질과 데이터 품질이 높을수록 문제-알고리즘 적합성에 높게 영향을 주는 것으로 나타났으며, 문제-알고리즘 적합성은 조직의 생산성과 혁신성에도 유의한 영향을 미치는 것으로 검증되었다. 또한 외주화와 경영진 지원이 머신러닝 시스템 품질에 긍정적인 영향을 미치고, 데이터 중심 경영 및 동기화와 같은 조직문화 요인은 활용성도에 높은 영향을 미치는 것으로 확인되었다.

### ABSTRACT

As the social acceptance of artificial intelligence increases, the number of cases of applying machine learning methods to companies is also increasing. Technical factors such as accuracy and interpretability have been the main criteria for selecting machine learning methods. However, the success of implementing machine learning also affects management factors such as IT departments, operation departments, leadership, and organizational culture. Unfortunately, there are few integrated studies that understand the success factors of machine learning selection in which technical and management factors are considered together. Therefore, the purpose of this paper is to propose and empirically analyze a technology-management integrated model that combines task-tech fit, IS Success Model

---

This work was supported by the Ministry of Education of the Republic of Korea and the National Research Foundation of Korea (NRF-2020S1A3A2A02093277).

\* First Author, Ph.D. Candidate, School of Management, Kyung Hee University(youngsoo.yi@khu.ac.kr)

\*\* Co-Author, Graduate Student, School of Management, Kyung Hee University(kwon815@khu.ac.kr)

\*\*\* Corresponding Author, Professor, School of Management, Kyung Hee University(obkwon@khu.ac.kr)

Received: 2022-02-16, Review completed: 2022-04-27, Accepted: 2022-05-03

theory, and John Rice's algorithm selection process model to understand machine learning selection within the company. As a result of a survey of 240 companies that implemented machine learning, it was found that the higher the algorithm quality and data quality, the higher the algorithm-problem fit was perceived. It was also verified that algorithm-problem fit had a significant impact on the organization's innovation and productivity. In addition, it was confirmed that outsourcing and management support had a positive impact on the quality of the machine learning system and organizational cultural factors such as data-driven management and motivation. Data-driven management and motivation were highly perceived in companies' performance.

**키워드** : 알고리즘 선정 과정, 과업-기술 적합성, 정보시스템 성공모형, 머신러닝, 실증연구  
Algorithm Selection Process, Task-Technology Fit, IS Success Model, Machine Learning Empirical Study

## 1. 서 론

디지털 트랜스포메이션 기업 혁신에 있어 인공지능은 가장 파괴적인 기술 중의 하나이며, 기업의 경쟁 우위를 이끄는 강력한 원동력으로 간주되고 있다[24]. 이중 머신러닝은 은행, IT 운영, 인프라 및 유지 보수 전반에 걸쳐 비용을 절감하고, 제품 및 서비스 전반에 걸쳐 영향을 주어 새로운 수익을 창출하며, 고객 유지 및 신규 확보율을 개선하는 데 기여한다[39]. 기존의 수동적인 프로세스를 지능적이고 자동화된 프로세스로 전환함으로써 기업은 고객에게 더 나은 제품 및 서비스를 제공하고 고객 확보, 유지 및 개선하는 것과 같은 더 높은 가치의 활동에 자원을 집중하고 있다[49]. 이에 머신러닝이 더욱 폭넓게 기업에 채택되고 있다[7].

머신러닝이 기업의 성과 향상에 어떻게 기여하는지에 대한 활발한 연구가 이루어져 왔다. 머신러닝은 잠재적으로 노동력을 대체하거나 작업의 생산성을 증가시킴으로써 단위당 인건비를 절감할 것으로 기대한다[1, 89]. 또한 머신러닝은 더 정교한 예측을 통해 의사결정의 질

을 높일 수 있게 해줄 수 있다[1, 54]. 그러나 이러한 연구들은 조직이 어떤 머신러닝 방법을 선택하면 어떤 성과가 나오는지에 대한 깊이 있는 연구를 수행하지는 못했다.

한편 기업 내에서 머신러닝의 성과에 중요한 영향을 미치는 의사결정은 어떤 알고리즘을 선택하느냐이다. 이에 대한 논의는 1976년 Rice[68]의 알고리즘 선택 문제(Algorithm Selection Problem) 모형에서 알고리즘 영역(Algorithm Space)과 문제 영역(Problem Space)으로부터 설명된다. 이후에도 Rice의 연구모형은 최적화[57], 협업 필터링[14] 등 여러 문제 영역에서 활용되었고, 최근에는 머신러닝에서도 활용되고 있다[50]. 그러나 지금까지의 알고리즘 선택 문제 프레임워크는 기술적 요인에 대한 연구만 하여 머신러닝 알고리즘 선정에 영향을 미치는 관리적 측면을 고려하지 않아 기업 내의 머신러닝의 성과를 이해하는 데는 한계가 있었다.

이에 본 연구의 목적은 기업에서의 머신러닝 알고리즘 선택 과정이 기업 성과에 미치는 영향을 실증하는 것이다. 특별히 기술론적으로 머신러닝 선택을 설명하기 위한 Rice[68]의 알고

리즘 선택 문제 프레임워크에 개발부서의 특징과 조직 문화 등 조직 요인을 추가한 확장된 프레임워크를 제안하여 조직의 머신러닝 채택 현상에 대한 더욱 풍부한 이해를 하려고 하였다. 이를 위해 개발부서의 특징이 머신러닝 알고리즘 선택에 어떤 영향을 미치는지, 또 조직 문화가 머신러닝 활용성과 어떤 영향을 미치는지 실증 분석하였다. 추가적으로 과업-기술 적합성(Task-Technology Fit, TTF) 이론을 근거로, 문제 영역을 과업으로, 머신러닝 알고리즘 영역을 기술로 대입하여 알고리즘과 업무의 적합성을 검증하여 조직의 생산성과 혁신성에 유의미한 영향을 미치는지에 대한 실증 분석을 하였다. 그 외에도 정보시스템성공모형(IS Success Model) 개념을 추가 고려하였다.

본 연구의 학술적 공헌은 머신러닝 알고리즘 생산성에 관한 연구에 기술적 요인 외에 경영 관리 관점으로 확장하여 영향도를 최초로 실증 분석하였다는 것이다. 그리고 기존 IT 성과 연구에 적용되었던 TTF 이론[29]을 머신러닝 선택 과정 프로세스에 처음 적용하여 알고리즘-과제의 적합성 및 실행 성과가 유의미하게 영향을 미친다는 실증 결과를 도출하였다. TTF 이론은 의사결정지원시스템[2], MOOC[4] 등 여러 종류의 정보시스템의 성공 요인 규명에 설명되어 왔으며, 인공지능에서도 적용된 바 있으나[20], 아직 기업의 조직관점의 영향에 대한 연구가 진행된 것은 없는 것으로 파악된다.

또한 본 연구의 실무적 공헌점은 기업의 알고리즘 개발자들에게는 머신러닝의 Faster Algorithm 개발이 조직의 성과에 유효하게 영향을 주었음을 본 연구에서 검증을 함으로써, 빠르게 변화하는 시장 요구사항에 신속하게 대응하는 조직의 민첩성이 중요하다는 것과 신기

술 도입에 외주화의 조직 행동 특성이 긍정적인 영향을 미친다는 것, 데이터 중심 경영이 디지털 트랜스포메이션 시대에 조직의 생산성 및 혁신성에 지속적인 긍정적인 영향을 미친다는 가설을 검증하였다는 것이다.

## 2. 이론적 배경과 가설

### 2.1 알고리즘 선택 문제

Rice[68]의 알고리즘 선택 문제(Algorithm Selection Problem)는 측정 가능한 특성이 있는 문제의 경우, 문제 풀이 성능을 최대화하도록 알고리즘을 선택을 한다는 모델이다. 이 모델은 이후에도 여러 학문영역에서 채택 및 활용되고 있다[76]. 알고리즘 선택 모델에서 개인 또는 집단이 알고리즘을 선정하는데 필요한 절차는 과업 영역(Problem Space, P)과, 그 과업 영역의 문제를 푸는데 필요한 알고리즘 영역(Algorithm Space, A), 문제와 성능의 적합도를 판단하는 알고리즘의 매핑(Performance Space, Y) 그리고 그 성능에 대한 개선점을 도출(Refinement)하는 과정으로 나눌 수 있다[68].

#### 2.1.1 알고리즘 영역

알고리즘 영역은 문제를 해결하기 위해 가능한 알고리즘의 집합이다. 이는 DeLone and McLean[18]의 정보시스템성공모형의 관점에서 볼 때, 시스템 품질에 가까운 개념이다. 시스템 품질은 정보시스템의 자체 품질과 요구 특성을 나타내고, 그것은 기능의 정확성, 적응성, 가용성, 편의성, 효율성, 유연성, 신뢰성, 대응성 및 사용성을 나타낸다[93, 97]. 품질은 사용자의

정보 작업에 적합하게 영향을 미칠 수 있다[9]. 사용자가 시스템 품질을 더 높게 인식한다면, 업무에서 사용하는 정보시스템이 그들의 업무에 더 적합하다고 인식할 가능성이 높기 때문에, 시스템 품질은 시스템의 기능적 특성과 해당 작업의 요구사항을 일치시키기 때문에 시스템의 직무적합성을 향상시킬 수 있다[95]. 따라서 머신러닝 알고리즘에 대한 인지된 품질이 문제-알고리즘 적합성(Problem-Algorithm Fit, P-A Fit)에 영향을 미친다고 가설을 설정할 수 있다. 이에 다음과 같이 가설을 수립하였다.

가설 1.1: 알고리즘 품질은 문제-알고리즘 적합성에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

한편, 정보시스템에서 제공하는 데이터의 품질이 높을 때, 이용자는 실무와 관련이 있다고 판단되면 이를 인정한다[47]. 이러한 배경을 고려할 때, 사용자가 정보시스템이 제공하는 정보를 더 높은 품질로 인식한다면 정보시스템이 자신의 업무에 더 적합하다고 인식할 가능성이 높다. 즉, 데이터 품질을 높이면 더 높은 적합이 이루어질 것으로 예상된다[80]. 따라서, 머신러닝에 대한 인지된 데이터 품질이 사용자의 인식에 영향을 미쳐 문제-알고리즘 적합성에 상당한 영향을 미친다고 보고 다음과 같이 가설을 수립하였다.

가설 1.2: 데이터 품질은 문제-알고리즘 적합성에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

## 2.1.2 문제 영역

알고리즘 선택 모델에서의 문제 영역은 기업에서는 과업의 영역으로 볼 수 있다. 대체로 과

업의 특성은 난이도(Difficulty), 상호 종속성(Interdependence), 시간 중요도(Time-Criticality)나[28] 과업 일상성(Task Routines), 과업 상호작용성(Interdependence), 과업 구조(Task Structure), 과업 복잡도(Task Complexity) [90] 등으로 특징된다. 이를 머신러닝 관련 과업으로 보면 머신러닝으로 해결해야 하는 문제의 난이도와 머신러닝 활용에서의 시간의 중요도 등이 주요 과업 특성이 될 것이다. 일반적으로 문제의 난이도는 문제의 정규성[5, 31], 구조화 가능성[75], 분석 가능성[64]의 정도에 의하여 결정된다. 예를 들어 여비 처리나 표준 품목 조달 등은 문제의 난이도가 낮으며, 전략기획이나 경영 의사결정 등은 난이도가 높은 편이다 [28]. 마찬가지로 머신러닝에 있어서도 이전 머신러닝 적용 사례가 있거나, 유사한 속성의 데이터와 머신러닝 알고리즘 선택 결과가 벤치마크로 존재하는 경우이거나, 문제가 구조적일수록 난이도가 낮을 것이다.

다음으로 시간 중요도는 최근 급변하는 기업 환경에서 시장 요구사항에 신속하게 대응할 수 있는 조직의 능력으로 경영 및 전략 연구 분야에서 중요하게 논의되어 왔다[10]. 시간 중요도는 머신러닝 분야에서도 중요하다. 머신러닝 적용에서는 문제 해결을 위해 머신러닝 알고리즘을 선택하고 학습 데이터로 학습하여 추론하는 데까지 시간이 소요되며, 이 시간이 문제 해결 요청에 요구되는 시간보다 길면 그 머신러닝 방법을 적용할 수 없다. 종종 머신러닝의 성능은 정확도보다도 소요시간(Elapsed Time)이 더 중요할 때가 많다[48, 60]. 그래서 머신러닝에서도 Faster Algorithm을 개발하는 연구가 활발하다[13].

정보 기술에 관한 기존 연구는 기술 특성과

업무-기술 적합성 사이의 긍정적 관계와 업무 특성과 업무-기술 적합성 사이의 부정적 관계를 연구하였다[40]. 따라서, 머신러닝 선택 영역에서도 다음과 같은 가설을 설정할 수 있다.

가설 2.1: 문제의 난이도는 문제-알고리즘 적합성에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

가설 2.2: 문제의 시간중요도는 문제-알고리즘 적합성에 부정적인 영향을 미칠 것이다.

## 2.2 문제-알고리즘 적합성

제안하는 문제-알고리즘 적합성(Problem-Algorithm Fit) 개념은 과업-기술적합성(TTF) 이론을 근거로 한다. TTF란 개인이 과업을 수행할 때 필요한 과업에 대한 요구사항과 IT 기술의 지원 능력 간의 조화 정도를 뜻한다[21, 29, 30]. TTF 이론은 정보기술의 역량을 설명하는 이론으로, 개인이 과업을 수행할 때 필요한 정보를 정보기술이 얼마나 잘 지원해 주는가를 의미한다. 과업에 기술이 적합하다는 것은 과업을 수행할 때 기술이 과업을 수행하는데 적절한 정보를 제공해 주어 개인의 의사결정을 하는 데 도움을 주며, 높은 성과를 가져올 수 있게 해 준다는 것이다. 따라서 TTF 이론은 TAM과 같은 기존 기술 수용 현상의 해석을 보완해 준다[21, 29, 44].

기업은 머신러닝 기술을 수용하는 과정에서 다양한 반응을 보일 수 있으며, 이는 성능점점 및 선택과정에 영향을 미칠 수 있다[86]. 예를 들어 빅데이터 분석과 같은 새로운 기술은 보다 유연하면서도, 비용 절감, 혁신 및 성장을 견인할 수 있는 기업 경쟁 우위의 주요 원동력

이 될 수 있어 기업의 수용과정에서 긍정적인 평가를 받는다[77]. 결론적으로 생산성과 기술 채택은 연계하여 평가되기도 한다[96]. 따라서, 문제-알고리즘 적합성은 조직의 활용성과(생산성, 혁신성)에 긍정적인 영향을 미친다는 가설을 설정할 수 있다.

가설 3.1: 문제-알고리즘 적합성은 조직 생산성에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

가설 3.2: 문제-알고리즘 적합성은 조직 혁신성에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

## 2.3 조직 특성과 문화

### 2.3.1 조직 특성

기업문화, 최고경영자 지원, 기업 구조, 분권화 정도, 공식화, 통합 정도, 경쟁전략, 경영자의 위험 등은 대표적인 조직의 특성이다[78]. 특히 개발부서의 특성으로는 분권화, 경영자 지원과 더불어 외주화가 포함된다. 이 중에서 외주화는 첨단 IT에 접근하고 기술적 노후화의 위험을 피할 수 있는 기술적인 장점으로 작용이 된다[15]. 따라서 머신러닝과 같은 신기술도 외주화가 유력한 고려요인이 될 수 있다.

외주화는 정보시스템 서비스가 내부 IT 부서에서 제공하는 서비스 대신 외부 공급업체에서 제공하는 일반적인 거버넌스 매커니즘이 된 지 오래 되었다[58]. 선행연구에 따르면 IT 외주 서비스에 대한 고객 만족도는 사내 IT 직원에게 자신감을 심어주고 관련 정보를 제공할 수 있는 능력에 크게 영향을 준다[17]. IT 외주화는 서비스 수준 계약 측면에서 공급업체의 성과에 대한 인식[35], 비용, 결과물(시스템, 데이

터 포함) 및 서비스의 품질에 대한 만족도, 문제 및 문의에 대한 대응성[65], 공급업체 만족도 등 여러 요소에 관련되고, 공급업체 성과에 대한 만족도[45, 71] 및 공급업체 서비스 및 결과물의 품질에도 영향을 미친다[8, 22]. 이에 아웃소싱은 알고리즘 영역 및 데이터 품질에도 긍정적인 영향을 미칠 것이라고 가설을 설정한다.

가설 4.1: 외주화는 알고리즘 품질에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

가설 4.2: 외주화는 데이터 품질에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

경영진으로부터의 지원은 자원의 할당과 서비스의 통합을 용이하게 하기 때문에 모든 주요 조직 변화에서 중요한 요소이다[36]. 경영진의 지원은 정보시스템 구현[56]과 정보기술 채택[51]에서 중요한 요소이다. 그러므로 경영진 지원은 프로젝트 구현 중에 일관되고 지속적으로 이루어져야 한다[23]. 그렇지 않으면 프로젝트가 실패할 수 있기 때문이다[13].

또한 최고경영진은 비전 제시와 자원 할당 측면에서 신기술 채택[92, 98]에 상당한 긍정적인 영향을 미칠 수 있다. 예를 들어, IS/IT 채택에 대한 연구의 경우, 최고경영진의 지원이 클라우드 컴퓨팅[92]과 e-비즈니스[37]의 수용을 촉진하는 것으로 나타나며, 이는 시스템과 데이터 모두에 해당한다. 그래서, 경영진의 지원은 알고리즘 영역 및 데이터 영역의 품질에 긍정적인 영향력을 미치는 것으로 가설을 설정한다.

가설 5.1: 경영진 지원은 알고리즘 품질에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

가설 5.2: 경영진 지원은 데이터 품질에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

### 2.3.2 조직문화

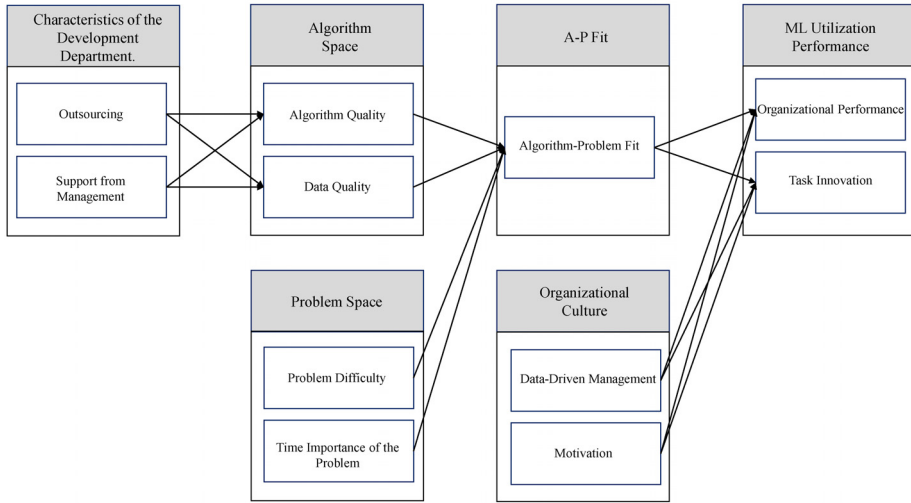
조직문화는 조직 내에서 사람들이 어떻게 행동하고 일이 어떻게 처리되는지에 대한 조직규범과 기대이다. 조직문화는 조직의 핵심 가치, 서비스 또는 제품뿐만 아니라 집단의사결정과 같이 조직 내의 개개인과 그룹이 서로 상호작용하는 방식의 의미도 포함한다[72]. 조직문화에는 암묵적 규범, 가치, 공유된 행동 기대, 작업 단위 구성원의 행동을 안내하는 과정이 포함된다.

최근 조직문화 중 관심의 대상은 사실(fact) 중심 경영 또는 데이터 중심 경영 문화이다[79]. 데이터 중심 경영이란 중요한 비즈니스 활동의 성과를 추적하고 평가하는 정량적 측정 기준을 기반으로 하는 의사결정이다. 합리적인 의사결정을 위한 데이터에 대한 활용이 모든 관리수준에 보편화되어 되고, 데이터를 효과적으로 사용하는 것은 성공을 위한 핵심 역량이 된다. 경영의 주요 기능 영역과 관련된 성과 지표의 정확한 평가를 위한 데이터 사용[27]은 시장 선두주자들에게는 중요한 우선순위가 된다[38]. 따라서 다음과 같은 가설을 수립하였다.

가설 6.1: 데이터 중심 경영은 조직 생산성에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

가설 6.2: 데이터 중심 경영은 조직 혁신성에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

한편, 동기부여는 근본적으로 행동 변화를 용이하게 하기 위한 것이며, 개인이 특정한 목표의 방향으로 행동할 수 있게 하는 힘이기도 하다. 동기 부여된 직원들은 덜 동기 부여된 직원들에 비해 자율성과 자유를 더 지향하며 더 자기 주도적인 경향이 있어 개발 기회를 더 정확하게 이용할 수 있다[70]. 마찬가지로, 덜 동



<Figure 1> Research Model

기 부여된 직원과 비교하여 동기부여가 되는 경우, 자신의 업무와 직무에 대한 직원 헌신이 더 많다[83]. 따라서 다음과 같이 가설을 제시하였다.

가설 7.1: 동기부여는 조직 생산성에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

가설 7.2: 동기부여는 조직 혁신성에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

종합적으로, 연구 모형은 <Figure 1>과 같다.

### 3. 연구방법

#### 3.1 분석방법

본 논문은 설문조사 내용을 바탕으로 개발부서 특성(외주화, 경영진 지원), 알고리즘 영역(알고리즘 품질, 데이터 품질), 문제 영역(문제

난이도, 문제 시간중요도), 문제-알고리즘 적합성, 조직문화(데이터 중심 경영, 동기부여), 기계학습 활용성과(과업생산성, 과업혁신성)에 대한 내용타당성(Content Validity) 및 구성타당성(Construct Validity) 검증에 대해 탐색적 요인분석(Exploratory Factor Analysis)을 실시하였다. 이를 통해 추약된 요인을 대상으로 크론바흐 알파(Cronbach's Alpha) 계수를 통해 신뢰도 분석을 실시하였으며 각 요인에 대한 집중 타당성(Convergent Validity) 및 판별 타당성(Discriminant Validity)을 검증하기 위해 확인적 요인분석(Confirmatory Factor Analysis)을 실시하였다. 마지막으로 표본의 크기 및 요인들의 관계와 연구 모형을 고려하여 구조 모형을 사용하였다. 분석의 도구로는 SPSS 21과 JAMOVI 2.2.4.0을 이용하였다.

#### 3.2 자료수집

연구 대상은 전국의 머신러닝 기업을 도입한

회사 중에서 3년 이상 근무한 회사원 및 응답자가 응답한 회사로 한정하였다. 외부 설문 전문 회사를 통해서 웹 설문을 통한 온라인 조사를 2021년 12월 14일부터 2021년 12월 20일까지 7일간 실시하였으며, 데이터 수집 기간 동안 설문 결과는 총 240부가 회수되었고, 그중 불성실 응답과 연구 대상에서 벗어난 표본을 제거하고 204개의 데이터를 분석에 사용하였다. 분석에 사용된 표본의 인구통계학적 특징을 알아보기 위해 실시한 빈도 분석 결과는 <Table 1>과 같다.

<Table 1> Demographics Characteristics (N = 204)

Characteristic	N	%
Sex		
Male	98	48
Female	106	52
Age		
20~29	28	13.7
30~39	96	47.1
40~49	57	27.9
50~59	23	11.3
Work Experience		
3~5 years	54	26.5
More than 5 years	150	73.5
Work Department		
Development	60	29.4
Others	144	70.6
Sector		
Manufacture	41	20.1
Logistic	9	4.4
Information & Communication	53	26
Finance	60	29.4
Others	41	20.1

### 3.3 측정변인

본 연구는 기존 선행연구에서 신뢰성과 타당성이 검증된 개념과 항목을 바탕으로 연구목적에 맞게 수정하여 활용하였으며, 각 문항은 리커트 7점 척도로 측정하였다(1: 전혀 그렇지 않다, 7: 매우 그렇다). 알고리즘 영역은 알고리즘 품질과 데이터 품질의 두 개의 차원으로 구성이 되어 있으며, 알고리즘 품질은 선택된 머신러닝의 알고리즘의 시스템 품질에 대한 신뢰성, 유용성 등을 지각하는 정도로[18, 59, 73], 데이터 품질은 사용하고 있는 데이터의 준비, 오류 가능성, 양질의 품질 등을 지각하는 정도로 정의하였다[59, 88]. 선행연구를 참고하여 알고리즘 품질은 ‘머신러닝에 적용된 알고리즘은 믿을 수 있게 작동한다’, ‘머신러닝에 적용된 알고리즘은 믿을 수 있는 성능을 발휘한다’, ‘머신러닝에 적용된 알고리즘은 신뢰할 수 있다’, ‘머신러닝에 적용된 알고리즘은 유용한 기능을 가지고 있다’ 등 4문항을 연구목적에 맞게 수정을 하였고, 데이터 품질은 ‘우리 회사는 머신러닝 개발을 위해 좋은 품질의 데이터를 사용하고 있다’, ‘머신러닝 학습에 활용되는 데이터는 거의 오류가 없다’, ‘머신러닝을 위해 제공되는 데이터는 온전하다’, ‘머신러닝을 위해 제공되는 데이터는 잘 준비된 것들이다’ 등 네 문항을 연구목적에 맞게 수정하였다.

문제 영역은 문제 난이도와 문제 시간중요도의 2개의 차원으로 구성하였으며, 문제 난이도는 업무의 표준화 정도, 명확성, 반복성, 예측 가능, 절차를 준수하는 정도로[46], 문제 시간중요도는 적시성, 촉박성의 정도로 정의를 하였다[94]. 선행연구를 참조하여 문제 난이도는 ‘내가 수행하는 업무는 잘 표준화된 것이다’, ‘나의



업무 방법은 분명하고, 명확하게 알려진 것이다’, ‘나의 업무는 예측 가능하고 반복적이다’, ‘나의 업무는 잘 정의된 절차를 따른다’ 등 네 문항이고, 문제 시간중요도는 ‘내가 맡은 일은 제시간에 일을 마치는 것이 중요하다’, ‘나의 일은 마치고에 늘 시간이 촉박한 편이다’, ‘나의 일은 가능한 한 빨리 시작하는 것이 중요하다’, ‘나의 일은 가능한 한 빨리 완성하는 것이 중요하다’, 등 네 문항을 조작적 정의와 연구목적에 맞게 개발하였다.

P-A Fit은 문제-알고리즘 적합성이라는 한 개의 차원으로 구성하였다. 문제-알고리즘 적합성은 채택된 알고리즘이 회사의 문제 해결에 적합한지, 유용한지, 도움이 되는지, 업무와 관련이 있는 지의 정도로 정의하였고[51], ‘선택된 머신러닝 알고리즘은 회사 문제 해결에 적절하다’, ‘선택된 머신러닝 알고리즘은 회사 문제 해결에 유용하다’, ‘선택된 머신러닝 알고리즘은 회사 문제 해결에 도움이 된다’, ‘선택된 머신러닝 알고리즘은 회사가 하는 일에 관련된다’ 등 네 가지 문항으로 TTF관련 선행연구를 바탕으로 연구목적에 맞게 정의를 하였다.

개발부서 특성은 외주화와 경영진 지원의 2개의 차원으로 구성을 하였고, 외주화는 새로운 기술 확보, IT 기술력 증대, 외부환경 IT 대응력, 머신러닝 품질의 정도로 정의를 하였고[15], 경영진 지원은 활용 마인드, 핵심역량 인식, 비즈니스성과 연계, 위험의 감수 정도로 정의를 하였다[13]. 외주화는 ‘외주화를 통해 머신러닝의 새로운 기술을 확보할 수 있다’, ‘외주화를 통해 머신러닝에 대한 새로운 IT 기술력을 갖출 수 있다’, ‘외주화를 통해 머신러닝에 대응할 수 있는 IT 환경을 구축할 수 있다’, ‘외주화를 통해 머신러닝의 품질을 향상할 수 있다’,

등 4문항이고, 경영진 지원은 ‘경영진은 경쟁사보다 먼저 머신러닝의 새로운 기술을 활용하려는 마인드를 가지고 있다’, ‘경영진은 머신러닝의 신기술을 전략적 핵심 역량으로 활용하려고 한다’, ‘경영진은 머신러닝 기술이 어떻게 비즈니스 성과를 높이는지 잘 인지하고 있다’, ‘경영진은 머신러닝 기술 채택과 관련된 위험을 기꺼이 감수할 것이다’, 등 네 가지 문항으로 연구목적에 맞게 조작적 정의를 하였다.

조직문화는 데이터 중심 경영과 동기부여의 두 개의 차원으로 구성이 되어있으며, 데이터 중심 경영은 데이터에 의한 분석, 의사결정 반영, 데이터의 존재, 등의 정도로 정의를 하였고[12, 67], 동기부여는 기회 제공, 경력에 도움, 교육 프로그램 준비, 교육 프로그램에 대한 만족 정도를 정의하였다[69]. 데이터 중심 경영은 ‘회사는 신제품이나 새로운 서비스를 검토할 때 데이터 분석을 기초로 한다’, ‘회사는 의사결정을 할 때 데이터에 근거한다’, ‘회사는 의사결정에 필요한 데이터를 가지고 있다’, ‘회사는 데이터 중심의 의사결정을 하고 있다’, 등 4문항이고, 동기부여는 ‘회사는 나의 정보기술 활용 능력 향상을 위해 기회를 제공’, ‘회사에서의 경험 이 나의 미래 경력에 도움이 될 것이라 생각한다’, ‘회사는 구성원을 위한 교육 프로그램을 잘 구비하고 있다’, ‘나는 회사에서 제공하는 교육 및 개발 프로그램에 만족한다’, 등 네 문항으로 선행연구의 내용을 바탕으로 조작적 정의를 하였다.

머신러닝 활용성과는 조직 생산성 및 조직 혁신성의 두 가지 요인으로 구성이 되어 있으며, 조직 생산성은 효율성, 일정 준수, 업무수행 속도, 품질의 제고의 정도로 정의를 하였고[55], 조직 혁신성은 새로운 제품(서비스)의 증가, 새

로운 생산방법의 증가, 혁신성, 아이디어 개발의 정도로 정의를 하였다[63, 85]. 조직 생산성은 ‘머신러닝 적용으로 부서의 자원을 효율적으로 사용하게 되었다’, ‘머신러닝 적용으로 주어진 일정을 준수할 수 있게 되었다’, ‘머신러닝 적용으로 부서는 업무 수행에 더 숙달되었다’, ‘머신러닝 적용으로 부서는 품질을 제고하게 되었다’, 등 네 문항이고, 조직혁신성은 ‘머신러닝 적용으로 새로운 제품(서비스)이 조직에 빠르게 증가하였다’, ‘머신러닝 적용으로 새로운 생산방법(서비스)이 조직에 빠르게 증가하였다’, ‘머신러닝 적용으로 경쟁업체보다 훨씬 더 혁신적이 되었다’, 머신러닝 적용으로 새로운 아이디어를 개발하는 데 도움을 쉽게 받는다’, 등 네 문항으로 조작적 정의를 통해 설문문항을 구성하였다. 측정도구는 <Appendix A>와 같다.

## 4. 결 과

### 4.1 측정항목의 신뢰성 및 타당성 검증

본 연구에서는 설문 항목의 타당성을 검증하기 위해 탐색적 요인분석을 실시하였다. 탐색적 요인분석은 각 설문 문항들 간의 상관관계를 기반으로 수행되며, KMO(Kaiser-Meyer-Olkin) 측도와 Bartlett의 구형성 검정을 통해 각 설문 문항들 간의 상관행렬을 확인함으로써 각 표본들이 요인분석에 적합한가를 검증하였으며, 사회과학 분야에서 일반적으로 요구하는 수준인  $KMO > 0.5$ , Bartlett의 구형성 검정  $p < 0.05$ 를 기준으로 판단하였다.

요인분석 방법은 정보 손실의 최소화 및 요인 축소를 위해 주성분 분석을 사용하였으며,

요인 회전방법은 직각 회전인 베리맥스(Varimax) 방법을 사용하였다. 또한 각 요인에 포함될 항목은 공통성이 0.6을 기준으로 해당 기준을 초과하는 항목만을 선택하였으며, 각 변수와 요인 간 상관관계를 나타내는 요인적재량은 0.4 이상 측정된 경우를 유의한 것으로 판단하였다 [33].

이를 바탕으로 측정도구로 사용된 41개의 설문 문항에 대한 탐색적 요인분석을 실시한 결과 공통성이 0.6 이하로 나타났거나 요인적재량이 0.4 이하로 나타난 알고리즘 영역의 알고리즘품질 (AS\_AQ1), 문제 영역의 시간중요도 (PS\_IMT1, PS\_IMT2)와 같은 세 항목을 제거하였으며, 구체적인 분석결과는 <Appendix B>와 같다.

또한 각 관측 변인에 대한 측정항목의 신뢰성을 검증하기 위해 신뢰도 분석을 실시하여 분석에 사용된 항목의 Cronbach's  $\alpha$  계수 모두 0.6 이상으로 검증되었다. 관측 변인의 관련성을 검증한 결과 개념 신뢰도(CR: Composite Reliability)가 0.7 이상이고, 평균분산추출(AVE: Average Variance Extracted)값이 0.6 이상이기 때문에 집중타당도가 검증됨을 알 수 있다 [25, 33].

본 연구에서 사용된 개념들의 판별타당도를 검증하기 위해 각 변수의 AVE 값이 개념 간 상관계수 제곱( $\rho^2$ ) 값을 상회하는지의 여부를 살펴보았으며 결과는 <Table 2>와 같다. 분석 결과 데이터 품질과 알고리즘 품질(0.741), 생산성과 혁신성(0.757)의 상관관계가 AVE 값보다 다소 높게 나타났다. 따라서 해당 변수에 대한 판별타당도를 추가적으로 검증하기 위해  $\rho \pm 2 \times S.E.$ 가 1을 포함하는지를 살펴보았다 [43]. 분석 결과 데이터 품질과 알고리즘 품질은

〈Table 2〉 Correlation Analysis

	DEV_OUT	DEV_MS	ORG_DM	ORG_MOT	AS_AQ	AS_DQ	PS_DIFF	PS_IMT	AP_SUIT	UTL_PROD	UTL_INN
DEV_OUT	0.776										
DEV_MS	0.446***	0.663									
ORG_DM	0.416***	0.576***	0.750								
ORG_MO	0.249***	0.399***	0.489***	0.813							
AS_AQ	0.432***	0.377***	0.497***	0.558***	0.720						
AS_DQ	0.438***	0.415***	0.613***	0.531***	0.741***	0.715					
PS_DIFF	0.215***	0.268***	0.361***	0.392***	0.407***	0.425***	0.691				
PS_IMT	0.111***	0.055**	0.142***	0.184***	0.177***	0.162***	0.260***	0.648			
AP_SUIT	0.334***	0.303***	0.373***	0.346***	0.411***	0.433***	0.325***	0.219***	0.633		
UTL_PROD	0.279***	0.368***	0.526***	0.452***	0.526***	0.591***	0.370***	0.176***	0.630***	0.712	
UTL_INN	0.333***	0.366***	0.613***	0.441***	0.520***	0.619***	0.364***	0.232***	0.627***	0.757***	0.689

( $0.741 \pm 2 \times 0.027$ ) 0.687~0.795로 나타났으며, 생산성과 혁신성은( $0.757 \pm 2 \times 0.029$ ) 0.699~0.815로 나타나 판별타당성을 충족하였다.

= 0.071, SRMR = 0.075, GFI = 0.917, CFI = 0.908, RNI = 0.908로 나타나 전반적인 면에서 연구모형이 양호한 것으로 평가되었다.

#### 4.2 모형분석

본 논문에서는 개발부서 특성, 조직문화, 머신러닝 알고리즘 영역, 머신러닝으로 풀기 위한 문제 영역, 알고리즘과 문제의 적합성, 실행성과 등 총 11개의 변수를 설정하여 구조모형으로 분석을 진행하였다. 구조방정식 모형의 적합도를 검증하는 지수로 절대적합도지수, 증분적합도지수, 간명적합도지수를 사용하였다. 이중 절대적합도지수로  $\chi^2$ , RMSEA를, 증분적합도지수로 GFI, TLI, CFI와 RNI를 살펴보았다.  $\chi^2$  통계량의 경우 값이 적을수록 모형이 우수하다는 점을 나타내는데, 표본의 크기에 민감하다는 단점이 있다. 따라서 구조모형의 적합도를 판단하기 위하여 여러 가지 적합도 지수를 함께 고려하였다. <Table 3>에 제시된 바와 같이, 본 연구모형의 적합도는  $\chi^2= 1143$  (df = 564),  $p < 0.001$ , CMIN/DF = 2.027, RMSEA

〈Table 3〉 Model Fit

Fit statistics	Recommend value	Value	Conclusion
CMIN	-	1143	-
DF	-	564	-
CMIN/DF	$\leq 3.0$ (Hayduck, 1987)	2.027	Fit
RMSEA	$\leq 0.08$ (Bagozzi and Yi, 1988)	0.071	Fit
SRMR	$\leq 0.08$ (Hu and Bentler, 1988)	0.075	Fit
GFI	$\geq 0.9$ (Bagozzi and Yi, 1988)	0.917	Fit
CFI	$\geq 0.9$ (Bagozzi and Yi, 1988)	0.908	Fit
RNI	$\geq 0.9$ (Hu and Bentler, 1988)	0.908	Fit

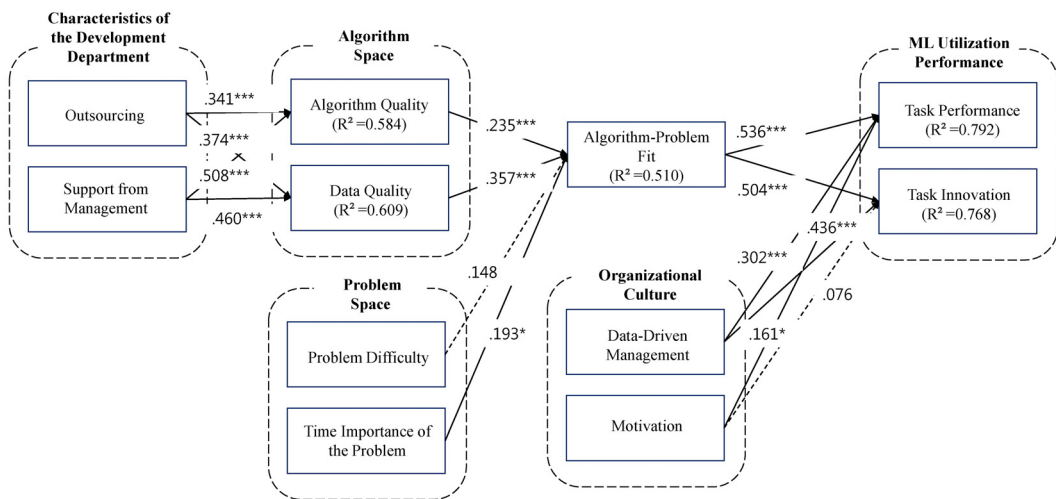
#### 4.3 가설검정

최종적으로 구조방정식 모형을 통해 검증된

경로계수는 <Figure 2>와 같다. 머신러닝 알고리즘 영역의 알고리즘 품질은 문제-알고리즘 적합성에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며(표준화 경로계수 = 0.235,  $p = 0.004$ ), 데이터 품질은 문제-알고리즘 적합성에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으므로(표준화 경로계수 = 0.357,  $p < 0.001$ ), 가설 1.1, 가설 1.2가 채택되었다. 머신러닝으로 풀기위한 문제 영역의 시간중요도는 문제-알고리즘 적합성에 유의한 영향을 미치는 것으로 볼 수 있어(표준화 경로계수 = 0.193,  $p = 0.015$ ), 가설 2.2는 채택되었다. 개발부서 특성의 외주화는 머신러닝 알고리즘 영역의 알고리즘 품질에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며(표준화 경로계수 = 0.341,  $p < 0.001$ , 가설 4.1 채택), 데이터 품질에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다(표준화 경로계수 = 0.374,  $p < 0.001$ , 가설 4.2 채택). 개발부서 특성의 경영진지원은 머신러닝 알고리즘 영역의 알고리즘 품질에 유의한 영향을 미치는 것으로 볼 수 있으며(표준화 경로계수

= 0.508,  $p < 0.001$ , 가설 5.1 채택), 데이터 품질에도 유의한 영향을 미치고 있다(표준화 경로계수 = 0.460,  $p < 0.001$ , 가설 5.2 채택). 또한 문제-알고리즘 적합성이 실행성과의 생산성에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며(표준화 경로계수 = 0.536,  $p < 0.001$ , 가설 3.1 채택), 실행성과의 혁신성에도 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다(표준화 경로계수 = 0.504,  $p < 0.001$ , 가설 3.2 채택). 조직문화의 데이터 중심경영은 실행성과의 생산성에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며(표준화 경로계수 = 0.3026,  $p < 0.001$ ), 실행성과의 혁신성에도 유의한 영향을 미치는 것으로 나타나서(표준화 경로계수 = 0.436,  $p < 0.001$ ), 가설 6.1, 가설 6.2는 채택되었다. 끝으로, 조직문화의 동기부여는 실행성과의 생산성에 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다(표준화 경로계수 = 0.264,  $p = 0.035$ , 가설 7.1 채택).

알고리즘 영역의 알고리즘 품질, 데이터 품질, 알고리즘과 문제의 적합성의 매개효과를



<Figure 2> Results of SEM

검증하기 위해 Bootstrapping 검증을 사용하였다[66]. 매개효과 분석결과는 <Table 4>와 같다. 알고리즘품질이 문제-알고리즘 적합성을

통해 생산성에 미치는 간접효과( $\beta=.126$ , 95% CI 0.032-0.195)는 유의한 것으로 나타났으며 알고리즘문제 적합성을 통해 혁신성에 미치는

<Table 4> Results of Mediating Effect

Model	Mediating Variable	Indirect Effect	Total Effect	LLCI	ULCI	t-value	Conclusion
Algorithm Quality ↓	P-A Fit	0.126**	0.126	0.032	0.195	2.717	Accept
Productivity Algorithm Quality ↓	P-A Fit	0.118**	0.118	0.030	0.188	2.710	Accept
Innovative Data Quality ↓	P-A Fit	0.191***	0.191	0.085	0.262	3.85	Accept
Productivity Data Quality ↓ Innovative	P-A Fit	0.180***	0.180	0.082	0.254	3.830	Accept
Difficulty ↓ Productivity	P-A Fit	0.079	0.079	-0.008	0.137	1.745	Reject
Difficulty ↓ Innovative	P-A Fit	0.074	0.074	-0.008	0.132	1.743	Reject
Time Criticality ↓ Productivity	P-A Fit	0.103*	0.103	0.014	0.153	2.349	Accept
Time Criticality ↓ Innovative	P-A Fit	0.097*	0.097	0.013	0.147	2.344	Accept
Outsourcing ↓ (P-A Fit ↓) Productivity	Algorithm Quality	0.047*	0.094	0.006	0.069	2.358	Accept
	Data Quality	0.047*		0.006	0.069	2.358	Accept
Outsourcing ↓ (P-A Fit ↓) Innovative	Algorithm Quality	0.044*	0.105	0.006	0.066	2.353	Accept
	Data Quality	0.061**		0.017	0.084	2.926	Accept
Management Support ↓ (P-A Fit ↓) Productivity	Algorithm Quality	0.058*	0.155	0.010	0.090	2.446	Accept
	Data Quality	0.097***		0.034	0.133	3.319	Accept
Management Support ↓ (P-A Fit ↓) Innovative	Algorithm Quality	0.054*	0.145	0.009	0.087	2.441	Accept
	Data Quality	0.091***		0.033	0.129	3.306	Accept

간접효과( $\beta=.118$ , 95% CI 0.030-0.188)는 유의한 것으로 나타났다. 데이터품질이 알고리즘문제 적합성을 통해 생산성에 미치는 간접효과( $\beta=.191$ , 95% CI 0.085-0.262)는 유의한 것으로 나타났다. 알고리즘문제 적합성을 통해 혁신성에 미치는 간접효과( $\beta=.180$ , 95% CI 0.082-0.254)는 유의한 것으로 나타났다. 머신러닝으로 풀기위한 문제의 시간중요도가 알고리즘문제 적합성을 통해 생산성에 미치는 간접효과( $\beta=.103$ , 95% CI 0.014-0.135)는 유의한 것으로 나타났다. 알고리즘문제 적합성을 통해 혁신성에 미치는 간접효과( $\beta=.074$ , 95% CI 0.013-0.147)는 유의한 것으로 나타났다. 개발부서의 외주화는 알고리즘 품질을 거쳐서 알고리즘문제 적합성을 통해 생산성에 미치는 간접효과( $\beta=.047$ , 95% CI 0.006-0.069)는 유의한 것으로 나타났다. 데이터 품질을 거쳐서 알고리즘문제 적합성을 통해 생산성에 미치는 간접효과( $\beta=.065$ , 95% CI 0.017-0.084)는 유의한 것으로 나타났다. 그리고 개발부서의 외주화는 알고리즘 품질을 거쳐서 알고리즘문제 적합성을 통해 혁신성에 미치는 간접효과( $\beta=.044$ , 95% CI 0.006-0.069)는 유의한 것으로 나타났으며 데이터 품질을 거쳐서 알고리즘문제 적합성을 통해 혁신성에 미치는 간접효과( $\beta=.061$ , 95% CI 0.017-0.084)는 유의한 것으로 나타났다. 또한 개발부서의 경영진지원이 데이터 품질을 거쳐서 알고리즘문제 적합성을 통해 생산성에 미치는 간접효과( $\beta=.058$ , 95% CI 0.010-0.090)는 유의한 것으로 나타났으며 데이터 품질을 거쳐서 알고리즘문제 적합성을 통해 생산성에 미치는 간접효과( $\beta=.097$ , 95% CI 0.034-0.133)는 유의한 것으로 나타났다. 그리고 개발부서의 경영진지원이 데이터 품질을 거쳐서 알고리즘

문제 적합성을 통해 혁신성에 미치는 간접효과( $\beta=.054$ , 95% CI 0.009-0.087)는 유의한 것으로 나타났으며 데이터 품질을 거쳐서 알고리즘문제 적합성을 통해 혁신성에 미치는 간접효과( $\beta=.091$ , 95% CI 0.033-0.129)는 유의한 것으로 나타났다.

## 5. 토의 및 결론

### 5.1 결과요약

본 논문에서는 머신러닝의 알고리즘 영역과 문제 영역이 문제-알고리즘 적합성에 영향을 미치는 정도와 문제-알고리즘 적합성이 조직의 생산성과 혁신성에 영향을 미치는 정도를 검증하였으며, 경영관리 관점에서 개발부서의 특성이 알고리즘 영역에 미치는 영향 및 조직문화가 머신러닝 활용성과에 미치는 영향을 살펴보고자 하였다. 분석 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 알고리즘 영역의 알고리즘 품질, 데이터 품질과 문제 영역의 시간 중요도가 문제-알고리즘 적합성을 높게 영향을 미치는 것으로 나타나 기존 선행연구를 뒷받침했다[40, 93, 99]. 반면에 문제 영역의 난이도가 높을수록 문제-알고리즘 적합성이 높을 것이라는 가설은 기각이 되었다. 이는 문제의 난이도보다 문제 시간중요도가 적합성에 영향을 준다는 것에 의미가 있다.

둘째, 문제-알고리즘 적합성이 높을수록 머신러닝 활용성과의 조직생산성과 조직혁신성에 강한 영향력을 미치는 것으로 나타났다. 정보시스템의 효과적인 채택은 작업과 기술 사이에 적절한 일치가 존재하는지 여부에 달려 있

다. 과제와 기술은 모두 여러 관점에서 사용자 성과를 추정하는 TTF의 가정에 상당한 영향을 미친다[42].

셋째, 개발조직특성인 외주화와 경영진지원이 높을수록 알고리즘품질과 데이터품질에 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났다. 자원기반이론에 의하면, 최고 경영진의 지원을 촉진적요소로 파악하며, 지원이 부족하면 기업의 경쟁적 지위를 개선하지 못할 뿐만 아니라 혁신을 채택하지 못할 수도 있다고 주장한다[87, 91]. 또한 최고 경영진의 약속은 신기술 채택과 자원 할당 측면에서 비전제시[92]에 상당한 긍정적인 영향을 미칠 수 있다. 이는 머신러닝과 같은 신기술채택에 있어서 필수적으로 동반하는 경영진으로부터의 확약 및 변화관리기 필요하다는 것을 의미한다[3].

넷째, 조직문화의 데이터중심 경영과 동기부여는 조직 생산성에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났고, 데이터중심 경영은 조직 혁신성에 긍정적인 영향을 주었으나, 동기부여가 조직 혁신성에 긍정적인 영향을 미칠 것이라는 가설은 기각되었다. 혁신적인 기업들은 비즈니스에 관련된 데이터의 분석을 강화하며 성과를 크게 향상시킬 수 있다고 본다[16].

## 5.2 학술적 시사점

본 연구의 결과는 다음과 같은 학술적 의의를 가진다. 첫째, 머신러닝 알고리즘 성과에 관한 연구를 기술적 관점에서 경영관리 관점으로 확장하였다. Rice[68]의 연구 이후 알고리즘 선택에 필요한 ‘정확성’과 ‘해석가능성’ 등의 기술적요인만 보완되어 왔는데, 본 연구를 통하여 경영관리 관점의 개발부서 특성, 조직문화 등

의 영향도를 확인할 수 있는 모형으로 확장하여 머신러닝 선택의 프로세스에 조직행동 유형이 어떤 의미를 갖는지 검증하였다.

둘째, TTF 이론을 머신러닝 선택과정 프로세스에 적용하여 문제-알고리즘 적합성 및 실행성과가 유의미하게 영향을 미친다는 결과를 도출함으로써, 지금까지의 TTF 이론의 적용 범위(예: E-Commerce[42], 전자건강기록[26], 의사결정시스템[19], 초고속 데이터서비스 등)를 확장하였다[74]. 즉, 선행연구에 기초하여 기업의 머신러닝 채택과정에 TTF이론을 적용하여 유의미한 결과를 도출할 수 있었다.

## 5.3 실무적 시사점

본 연구의 결과는 기업의 운영자, 머신러닝 기술자들에게 다음과 같은 실무적인 시사점도 제공한다. 첫째, 기업의 알고리즘 개발자들에게는 머신러닝의 Faster Algorithm 개발이 조직의 성과에 유효하게 영향을 주었음을 검증하였다. 급변하는 경제 환경에서 민첩한 조직의 필요성이 대두됨에 따라[10, 91], 정보시스템의 활용에 있어서 긴급성이 무엇보다 중요할 수 있다고 판단을 할 수 있는데[84], 이는 머신러닝의 빠른 개발에도 적용이 되는 것으로도 검증이 되었다. 향후에도 정확도 제고 노력 외에도 학습속도를 올리는 알고리즘 혁신을 할 필요가 있음을 알 수 있었다.

둘째, 개발부서의 특성 중 외주화가 머신러닝 품질에 유효하게 영향을 미치는 것으로 나타났다. 외주화는 빠르게 개선되는 머신러닝 알고리즘의 적시 도입 및 활용을 위해서 필요한 요인이다. 외주화의 성공적인 개념은 서비스수준 계약(SLA)의 측면에서의 공급업체의

성과에 대한 인식[35], 서비스와 결과에 대한 비용, 문제와 문의에 대한 대응성[65], 업체성과에 대한 만족도[45, 71], 공급업체의 서비스 및 결과물의 품질[8, 22]로 정리가 된다. 전문화되고 일정규모의 기술력과 경험이 많은 업체를 개발 파트너로 선정하는 것이 매우 중요하지만, 업체의 서비스 결과물을 관리하고, 전체적인 프로세스를 유지하는 것도 매우 중요하다[41].

셋째, 데이터중심 경영은 디지털 트랜스포메이션 시대에 조직 생산성에 중요한 영향을 미치는 요인이다. 데이터 중요성은 기업의 기간시스템인 ERP, SCM, CRM 등의 광범위한 확산으로 방대한 양의 처리를 하는 엔터프라이즈 정보기술의 확산에 기인한 것이다[6, 53]. 이런 시스템을 통해 기업은 소비자, 공급업체, 제휴 파트너 및 경쟁업체로부터 매우 상세한 데이터를 수집하고 관련정보를 조직 내에 공유하고 있다. 오늘날과 같은 빅데이터 시대에 머신러닝 활용을 할 수 있는 능력의 보유는 기업의 생존경쟁에 필수적인 요인이 될 것이다.

#### 5.4 연구의 한계 및 추후 연구방향

본 연구의 한계점으로 첫째, 알고리즘선택 프로세스에서 알고리즘 개선활동(Refinement)에 대한 고찰이 부족하였다. 알고리즘 개선에는 담당자나 조직의 저항이 동반될 수 있기 때문에[52], 알고리즘 개선이 성과감소나 생산성 저하를 초래하는 경향도 있다[82]. 향후에는 알고리즘 개선에 수반되는 영향 양상을 살펴볼 필요가 있다.

둘째, 문제-알고리즘 적합성이 활용성과 뿐만 아니라 기업의 재무적성과에 최종 어떤 영향을 미치는 지에 대한 검증이 부족하였다. 새

로운 기술의 채택은 조직의 성과에 긍정적인 영향을 미치는 경향이 있는데[50], 재무적 관점에서 볼 때 BI와 같은 새로운 정보기술의 도입은 기업의 투자 수익률, 자산 수익률, 이익률 뿐만 아니라 시장 점유율을 높일 수 있게 지원을 한다[62]. 향후 연구에서는 알고리즘 선택 프로세스의 생산성 검증을 재무적성과로 확장하면 기업체 운영관리에 좀 더 실무적인 시사점을 도출할 수 있으리라 기대한다.

#### 5.5 결론

현재 머신러닝은 4차 산업혁명시대에 기업체의 제품 및 서비스 개발, 운영전략에 많은 영향을 미치고 있다. 빅데이터 활용과 더불어 인공지능의 확산은 경쟁력 확보에 필수 불가결한 요인으로 기업체에서 받아들이고 있고, 경영진들의 인공지능에 대한 인식의 변화가 본격화되고 있는 시점이다. 이는 기업의 규모, 업종의 종류에 상관없이 파괴적 혁신의 지속 가능한 도구가 되고 있는 것이다. 본 연구에서 경영관리 관점의 조직행동 요인들이 머신러닝 알고리즘 생산성에 영향을 준다는 검증결과는 기업체 운영관점에서 조직의 준비도, 조직문화의 변화 등에서 데이터중심 경영 패러다임으로 변화해야 된다는 시사점이 있다. 특히 빠른 시장의 변화에 대응하기 위해서는 머신러닝의 빠른 적용을 통한 경쟁우위를 확보하는 것이 중요하다. 본 연구가 기업체를 운영하는 관리자, 개발자에게 기업의 성공적 머신러닝 알고리즘 선택 프로세스를 운영하는데 기여할 것으로 기대한다. 또한 머신러닝 알고리즘 선택 모형에 경영관리적 요인을 도입하는 연구를 촉진하는 계기가 될 것으로 기대한다.



---

## References

---

- [1] Agrawal, A., McHale, J., and Oettl, A., "Finding needles in haystacks: Artificial intelligence and recombinant growth," University of Chicago Press, pp. 149-17, 2020.
- [2] Aljarboa, S. and Miah, S. J., "An integration of UTAUT and task-technology fit frameworks for assessing the acceptance of clinical decision support systems in the context of a developing country," In of Sixth International Congress on Information and Communication Technology, pp. 127-137, 2022.
- [3] Alsheibani, S. and Cheung, Y., "Artificial intelligence adoption: AI-readiness at firm-level," PACIS 2018 Proceedings, p. 37, 2018.
- [4] Alyoussef, I. Y., "Massive Open Online Course (MOOCs) acceptance: The role of Task-Technology Fit (TTF) for higher education sustainability," Sustainability, Vol. 13, No. 13, p. 7374, 2021.
- [5] Anthony R. N., "Planning and control systems: A framework for analysis," Boston: Harvard Business School, Division of Research, 1965.
- [6] Aral, S., Brynjolfsson, E., and Wu, D., "Which came first, it or productivity? The virtuous cycle of investment and use in enterprise systems," SSRN Electronic Journal, pp. 1-22, 2006.
- [7] Attaran, M. and Deb, P., "Machine learning: The new 'big thing' for competitive advantage," Int. J. Knowledge Engineering and Data Mining, Vol. 5, No. 4, pp. 277-305, 2018.
- [8] Aubert, B. A., Rivard, S., and Patry, M., "A transaction cost approach to outsourcing behavior: Some empirical evidence," Information and Management, Vol. 30, No. 2, pp. 51-64, 1996.
- [9] Bagozzi, R. P. and Yi, Y., "On the evaluation of structural equation models," Journal of the academy of marketing science, Vol. 16, No. 1, pp. 74-94, 1988.
- [10] Bradley, S. and Nolan, R., "Sense & Respond," Boston: Harvard Business School Press, 1998.
- [11] Brock V. and Khan, H. U., "Big data analytics: Does organizational factor matters impact technology acceptance?," Journal of Big Data, Vol. 4, No. 1, pp. 1-28, 2017.
- [12] Brynjolfsson, E., Hitt, L. M., and Kim, H. H., "Strength in numbers: How does data-driven decision making affect firm performance?," Available at SSRN 1819486, 2011.
- [13] Chen, Y., Wang, H., Li, W., Sakaridis, C., Dai, D., and Van Gool, L., "Scale-aware domain adaptive faster R-Cnn," International Journal of Computer Vision, Vol. 129, No. 7, pp. 2223-2243, 2021.
- [14] Cunha, T., Soares, C., and de Carvalho, A. C., "Metalearning and recommender systems: A literature review and empirical

- study on the algorithm selection problem for collaborative filtering,” *Information Sciences*, Vol. 423, pp. 128–144, 2018.
- [15] Dahlberg, T. and Nyrhinen, M., “A new instrument to measure the success of IT outsourcing,” In *Proceedings of the 39th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS’06)*, Vol. 8, pp. 200a–200a, 2006.
- [16] Davenport, T. H., “Competing on analytics,” *Harvard Business Review*, Vol. 84, No. 1, p. 98, 2006.
- [17] de Almeda, A. R., Medeiros, P. Y., and Halpern, E. E., “Why internal clients are dissatisfied with the quality of information technology services provided by their organizations?,” *Procedia Computer Science*, Vol. 55, pp. 922–930, 2015.
- [18] DeLone, W. H. and McLean, E. R., “The delone and mclean model of information system success,” *Journal of Management Information System*, Vol. 19, No. 4, pp. 9–30, 2003.
- [19] Dennis, A. R., Wixom, B. H., and Vandenberg, R. J., “Understanding fit and appropriation effects in group support systems via meta-analysis understanding fit and appropriation effects in group support systems via meta-analysis,” *MIS Quarterly*, pp. 167–193, 2001.
- [20] Dharanikota, S. and Marakas, G. M., “Does AI reliance lead to performance? A task-technology fit theory perspective,” 2021.
- [21] Dishaw, M. T. and Strong, D. M., “Extending the technology acceptance model with task-technology fit constructs,” *Information & Management*, Vol. 36, No. 1, pp. 9–21, 1999.
- [22] Domberger, S., Fernandez, P., and Fiebig, D. G., “Modelling the price, performance and contract characteristics of it outsourcing,” *Journal of Information Technology*, Vol. 15, No. 2, pp. 107–118, 2000.
- [23] Elbanna, A., “Top management support in multiple-project environments: An in-practice view,” *European Journal of Information Systems*, Vol. 22, No. 3, pp. 278–294, 2013.
- [24] Feng, L., Lu, J., and Wang, J., “A Systematic Review of Enterprise Innovation Ecosystems,” *Sustainability*, Vol. 13, No. 10, p. 5742, 2021.
- [25] Fornell, C. and Larcker, D. F., “Structural equation models with unobservable variables and measurement error: Algebra and statistics,” *Journal of Marketing Research*, Vol. 18, No. 3, pp. 382–388, 1981.
- [26] Gan, Q. and Cao, Q., “Adoption of electronic health record system: Multiple theoretical perspectives,” In: *2014 47th Hawaii International Conference on System Sciences*, pp. 2716–2724, 2014.
- [27] Garbelli, M. E., “Market-Driven Management, Competitive Markets, and Performance Metrics,” *Symphonya-Emerging Issues in Management*, Vol. 1, pp. 72–87, 2008.

- [28] Gebauer, J., Shaw, M. J., Gribbins, M. L., Gebauer, J., Shaw, M. J., and Gribbins, M. L., "Towards a specific theory of task-technology fit for mobile information systems," *Journal of Strategic Information Systems*, pp. 12-15, 2005.
- [29] Goodhue, D. L. and Thompson, R. L., "Task-technology fit and individual performance," *MIS Quarterly*, Vol. 19, No. 2pp. 213-236, 1995.
- [30] Goodhue, D. L., "Development and measurement validity of a task-technology fit instrument for user evaluations of information systems," *Decision Sciences*, Vol. 29, No. 1, pp. 105-138, 1998.
- [31] Gorry, G. A. and Scott Morton, M. S., "A Framework for Management Information systems," *Sloan Management Review* Vol. 13, No. 1, pp. 55-70, 1971.
- [32] Grant, A. M., "The significance of task significance: Job performance effects, relational mechanisms, and boundary conditions," *Journal of Applied Psychology*, Vol. 93, No. 1, pp. 108-124, 2008.
- [33] Hair, J. F., Anderson, R. E., Tatham, R. L., and Black, W. C., "Multivariate data analysis prentice hall," Upper Saddle River, NJ, 730, 1998.
- [34] Hayduk, L. A., "Structural equation modeling with LISREL: Essentials and advances," *Social Forces*, Vol. 69, No. 1, pp. 338, 1987.
- [35] Ho, V. T., Ang, S., and Straub, D., "When subordinates become it contractors: persistent managerial expectations in IT outsourcing," *Information System Research*, Vol. 14, No. 1, pp. 66-125, 2003.
- [36] Hu, L. T. and Bentler, P. M., "Fit indices in covariance structure modeling: Sensitivity to underparameterized model misspecification," *Psychological Methods*, Vol. 3, No. 4, pp. 424-453, 1998.
- [37] Ifinedo, P., "Measuring africa's e-readiness in the global networked economy: A nine-country data analysis," *International Journal of Education and development using ICT*, Vol. 1, No. 1, pp. 53-71, 2005.
- [38] Jeffery, M., "Data-Driven marketing: The 15 metrics everyone in marketing should know," John Wiley & Sons, 2010.
- [39] Jubraj, R., Graham, T., and Ryan, E., "Redefine banking with artificial intelligence," *Intell. Bank*, pp. 1-20, 2018.
- [40] Junglas, I., Abraham, C., and Watson, R. T., "Task-technology fit for mobile locatable information systems," *Decision Support Systems*, Vol. 45, No. 4, pp. 1046-1057, 2008.
- [41] Karimi-Alaghehband, F. and Rivard, S., "IT outsourcing success: A dynamic capability-based model," *Journal of Strategic Information Systems*, Vol. 29, No. 1, pp. 101599, 2020.
- [42] Khan, I. U., Hameed, Z., Yu, Y., Islam, T., Sheikh, Z., and Khan, S. U., "Predicting the Acceptance of MOOCs in a developing country: Application of task-technology

- fit model, social motivation, and self-termination theory,” *Telematics and Informatics*, Vol. 35, No. 4, pp. 964-978, 2018.
- [43] Kim, N. J., Kim, J. O., Lee, J. E., Mydin, O., and Marzuki, A., “An influence of outdoor recreation participants’ perceived restorative environment on wellness effect, satisfaction and loyalty,” *SHS Web of Conferences*, Vol. 12, p. 01082, 2014.
- [44] Klopping, I. M. and Mckinney, E., “Extending the technology acceptance model and the task-technology fit model to consumer e-commerce,” *Information Technology, Learning and Performance Journal*, Vol. 22, No. 1, pp. 35-48, 2004.
- [45] Koh, C., Ang, S., and Straub, D. W., “IT outsourcing success: A psychological contract perspective,” *Information Systems Research*, Vol. 15, No. 4, pp. 356-373, 2004.
- [46] Koo, C., Watia, Y., and Jungb, J.J., “Examination of how social aspects moderate the relationship between task characteristics and usage of social communication technologies (SCTs) in organizations,” *International Journal of Information Management*, Vol. 31, No. 5, pp. 445-459, 2011.
- [47] Kuo, R. Z. and Lee, G. G., “KMS adoption: The effects of information quality”, *Management Decision*, Vol. 47 No. 10, pp. 1633-1651, 2009.
- [48] Lee, C. C., Cheng, H. K., and Cheng, H. H., “An empirical study of mobile commerce in insurance industry: task-technology fit and individual differences,” *Decision Support Systems*, Vol. 43, No. 1, pp. 95-110, 2007.
- [49] Lee, I. and Shin, Y. J., “Machine learning for enterprises: Applications, algorithm selection, and challenges,” *Business Horizons*, Vol. 63, No. 2, pp. 150-170, 2020.
- [50] Li, L., Wang, Y., Xu, Y., and Lin, K. Y., “Meta-learning based industrial intelligence of feature nearest algorithm selection framework for classification problems,” *Journal of Manufacturing Systems*, 2021.
- [51] Li, Y. H., “An empirical investigation on the determinants of e-procurement adoption in Chinese manufacturing enterprises,” In *International Conference on Management Science & Engineering 15th Conference Proceedings, IEEE*, pp. 32-37, 2008.
- [52] Markus, M. L., “Power, politics and MIS implementation,” *Communication of the ACM*, Vol. 26, No. 6, pp. 430-444, 1983.
- [53] McAfee, A., “The impact of enterprise information technology adoption on operational performance: An empirical investigation,” *Production and Operations Management*, Vol. 11, No. 1, pp. 33-53, 2002.
- [54] Mihet, R. and Thomas, P., “The economics of big data and artificial intelligence,” *Disruptive Innovation in Business and Finance in the Digital World*, Vol. 20, pp. 29-43, 2019.

- [55] Mohamed, M. S., Khalifa, G. S. A., and Hamoud, A., "The mediation effect of innovation on the relationship between creativity and organizational productivity: An empirical study within public sector organizations in the UAE," *Journal of Engineering and Applied Sciences*, Vol. 14, No. 10, pp. 3234-3242, 2019.
- [56] Müller, R. and Jugdev, K., "Critical success factors in projects," *International Journal of Managing Projects in Business*, Vol. 5, No. 4, pp. 757-775, 2012.
- [57] Munoz, M. A., Kirley, M., and Halgamuge, S. K., "The algorithm selection problem on the continuous optimization domain," In *Computational Intelligence in Intelligent Data Analysis*, pp. 75-89, 2013.
- [58] Narasimhaiah and Toni, "The impact of IT outsourcing on information systems success," *Information & Management*, Vol. 51, No. 3, pp. 320-335, 2014.
- [59] Nelson, R. R., Todd, P. A., and Wixom, B. H., "Antecedents of information and system quality: An empirical examination within the context of data warehousing," *Journal of Management Information Systems*, Vol. 21, No. 4, pp. 199-235, 2005.
- [60] Ooka, R., Miyoshi, T., and Yamazaki, T., "Unit traffic classification and analysis on P2P video delivery using machine learning," *IEICE Communications Express*, Vol. 8, No. 12, pp. 640-645, 2019.
- [61] Operskalski, J. T. and Barbey, A. K., "Risk literacy in medical decision-making," *Science*, Vol. 352, No. 6284, pp. 413-414, 2016.
- [62] Park Y. J. and Rim, M. H., "The relationship analysis of RFID adoption and organizational performance," In *ICSNC 2011, The Sixth International Conference on Systems and Networks Communications*, pp. 76-82, 2011.
- [63] Patterson, M. G. and West, M. A., "Validating the organizational climate measure: Links to managerial practices, productivity and innovation," *Journal of Organizational Behavior*, Vol. 26, No. 4, pp. 379-408, 2005.
- [64] Perrow, C., "A framework for the comparative analysis of organizations," *American Sociological Review*, Vol. 32, No. 2, pp. 194-208, 1967.
- [65] Poppo, L. and Zenger, T., "Do formal contracts and relational governance function as substitutes or complements?," *Strategic Management Journal*, Vol. 23, No. 8, pp. 707-725, 2002.
- [66] Preacher, K. J. and Hayes, A. F., "Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models," *Behavior Research Methods*, Vol. 40, No. 3, pp. 879-891, 2008.
- [67] Rejikumar, G., Asokan A. A., and Sreedharan, V. R., "Impact of data-driven decision-making in lean six sigma: An empirical analysis," *Total Quality Mana-*

- gement & Business Excellence, Vol. 31, No. 3, pp. 279-296, 2020.
- [68] Rice, J. R., "The algorithm selection problem—abstract models," Department of Computer Science Technical Reports. Paper 99, 1975.
- [69] Rizwan, M., Hussain, S., Nawaz, M. S., and Hameed, W. U., "Impact of effective training program, job satisfaction and reward management system on the employee motivation with mediating role of employee commitment," *Journal of Public Administration and Governance*, Vol. 3, No. 3, p. 278, 2013.
- [70] Ryan, R. M. and Deci, E. L., "Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being," *American Psychologist*, Vol. 55, No. 1, pp. 68-78, 2000.
- [71] Saunders, C., Gebelt, M., and Hu, Q., "Achieving success in information systems outsourcing," *California Management Review*, Vol. 39, No. 2, pp. 63-79, 1997.
- [72] Schein, E. H., "Organizational Culture and Leadership," John Wiley & Sons, Vol. 2, 2010.
- [73] Sedera, D. and Gable, G., "A factor and structural equation analysis of the enterprise systems success measurement model," In *Systems Success Measurement Model*. International Conference of Information, p. 449, 2004.
- [74] Shahbaz, M., Gao, C., Zhai, L. L., Shahzad, F., and Hu, Y., "Investigating the adoption of big data analytics in healthcare: The moderating role of resistance to change," *Journal of Big Data*, Vol. 16, No. 1, pp. 1-20, 2019.
- [75] Simon, H., "The new science of management decision," New York: Harper & Row, 1960.
- [76] Smith-Miles, K. A., "Cross-disciplinary perspectives on meta-learning for algorithm selection," *ACM Computing Surveys*, Vol. 41, No. 1, pp. 1-25, 2008.
- [77] Soon, K. W. K., Lee, C. A., and Boursier, P., "A study of the determinants affecting adoption of big data using integrated technology acceptance model (TAM) and diffusion of innovation (DOI) in Malaysia," *International Journal of Applied Business and Economic Research*, Vol. 14, No. 1, pp. 17-47, 2016.
- [78] Sultan, F. and Chan, L., "The adoption of new technology: The case of object-oriented computing in software companies," *IEEE Transactions on Engineering Management*, Vol. 47, No. 1, pp. 106-126, 2000.
- [79] Sultana, S., Akter, S., and Kyriazis, E., "How data-driven innovation capability is shaping the future of market agility and competitive performance?," *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 174, 2022.
- [80] Tam, C. and Oliveira, T., "Understanding the impact of m-banking on individual performance: DeLone & McLean and TTF

- perspective,” *Computers in Human Behavior*, Vol. 61, pp. 233-244, 2016.
- [81] Tanaka, M., Bloom, N., David, J. M., and Koga, M., “Firm Performance and Macro Forecast Accuracy,” *Journal of Monetary Economics*, Vol. 114, pp. 26-41, 2020.
- [82] Van de Ven, A. H. and Drazen, R., “Alternative forms of in contingency theory,” *Administrative Science Quarterly*, Vol. 30, No. 4, pp. 514-539, 1985.
- [83] Vansteenkiste, M., Lens, W., and Deci, E. L., “Intrinsic versus extrinsic goal contents in self-determination theory: Another look at the quality of academic motivation,” *Educational Psychologist*, Vol. 41, No. 1, pp. 19-31, 2006.
- [84] Venkatesh, V., Ramesh, V., and Massey, A. P., “Understanding usability in mobile commerce,” *Communications of the ACM*, Vol. 46, No. 12, pp. 53-56, 2003.
- [85] Víctor, J. G., Francisco, J. L., and Antonio, J. V., “Antecedents and Consequences of Organizational Innovation and Organizational Learning in Entrepreneurship,” *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 106, No. 1, 2006.
- [86] Voola, R., Casimir, G., Carlson, J., and Agnihotri, M. A., “The effects of market orientation, technological opportunism, and e-business adoption on performance: A moderated mediation analysis,” *Australasian Marketing Journal*, Vol. 20, No. 2, pp. 136-146, 2012.
- [87] Wade, M. and Hulland, J., “Review: The resource-based view and information systems research: Review, extension, and suggestions for future research,” *MIS Quarterly*, Vol. 28, No. 1, pp. 107-142, 2004.
- [88] Wang, R. Y. and Strong, D. M., “Beyond accuracy: What data quality means to data consumers,” *Journal of Management Information Systems*, Vol. 12, No. 4, pp. 5-33, 1996.
- [89] Webb, M., “The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market,” Available at SSRN 3842150, 2019.
- [90] Wells, J. D., Sarker, S., Urbaczewski, A., and Sarker, S. U., “Studying customer evaluations of electronic commerce applications: A review and adaptation of the task-technology fit perspective,” In *36Th Annual Hawaii International Conference On System Sciences*, p. 10, 2003.
- [91] Wen, B., Jin, Y., and Kwon, O., “Effects of artificial intelligence functionalities on online store’s image and continuance intention: A resource-based view perspective,” *The Journal of Society for e-Business Studies* Vol.25, No.2, pp. 65-98, 2020.
- [92] Yang, Z., Sun, J., Zhang, Y., and Wang, Y., “Understanding SaaS adoption from the perspective of organizational users: A tripod readiness model,” *Computers in Human Behavior*, Vol. 45, pp. 254-264, 2015.
- [93] Yoo, K. W., Hwang, K., and Kwon, O., “The effects of vr-based cultural heritage

- experience on visit intention,” *The Journal of Society for e-Business Studies* Vol. 26, No. 2, pp. 95-122, May 2021.
- [94] Yuan, Y., Archer, N., Connelly, C. E., and Zheng, W., “Identifying the ideal fit between mobile work and mobile work support,” *Information & Management*, Vol. 47, No. 3, pp. 125-137, 2010.
- [95] Yuce, A., Abubakar, A. M., and Ilkan, M., “Intelligent tutoring systems and learning performance,” *Online Information Review*, Vol.43, No. 4, pp. 600-616, 2019.
- [96] Zepeda, L., “Simultaneity of technology adoption and productivity,” *Journal of Agriculture and Resource Economics*, pp. 46-57, 1994.
- [97] Zha, X., Yang, H., Yan, Y., Liu, K., and Huang, C., “Exploring the effect of social media information quality, source credibility and reputation on informational fit-to-task: Moderating role of focused immersion,” *Computers in Human Behavior*, Vol. 79, pp. 227-237, 2018.
- [98] Zhai, C., “Research on post-adoption behavior of B2B e-marketplace in China,” In 2010 International Conference on Management and Service Science, pp. 1-5, 2010.
- [99] Zhou, T., Lu, Y., and Wang, B., “Integrating TTF and UTAUT to explain mobile banking user adoption,” *Computers in Human Behavior*, Vol. 26, No. 4, pp. 760-767, 2010.



〈Appendix A〉

Factors		Measurement Questions		Related Research
Characteristics of the Development Department	Outsourcing	DEV_OUT1	Outsourcing can secure new technologies for machine learning	[15]
		DEV_OUT2	Through outsourcing, you can have new IT Skills for machine learning	
		DEV_OUT3	It is possible to establish an IT environment that can respond to machine learning through outsourcing	
		DEV_OUT4	Outsourcing can improve the quality of machine learning	
	Management Support	DEV_MS1	Management has a mindset to utilize new technologies in machine learning before competitors	[13]
		DEV_MS2	Management is trying to utilize the new technology of machine learning as a strategic core competency	
		DEV_MS3	Management is well aware of how machine learning technology improves business performance	
		DEV_MS4	Management is willing to take risks related to adopting machine learning technology	
Organizational Culture	Data-Driven Management	ORG_DM1	When company consider new products or new services, they rely on data analysis	[12, 67]
		ORG_DM2	Company relies on data when making decisions	
		ORG_DM3	Company has the data necessary for decision making	
		ORG_DM4	Company is making data-oriented decisions	
	Motivation	ORG_MOT1	Company provides opportunities to improve my information technology use skills	[69]
		ORG_MOT2	I think my experience at work will help my future career	
		ORG_MOT3	Company is well equipped with educational programs for its employees	
		ORG_MOT4	I am satisfied with the training and development programs provided by the company	
ML Utilization Performance	Organizational Productivity	UTL_PROD1	Implementation of machine learning enabled efficient use of departmental resources	[55]
		UTL_PROD2	Implementation of machine learning made possible to comply with a given schedule	
		UTL_PROD3	Implementation of machine learning made the department become more skilled in performing their duties	
		UTL_PROD4	Implementation of machine learning has improved the overall quality of the department	
	Organizational Innovation	UTL_INN1	Implementation of machine learning has rapidly increased new products(services) in the organization	[63, 85]
		UTL_INN2	Implementation of machine learning has rapidly increased new production(service) method in the organization	
		UTL_INN3	Implementation of machine learning made company more innovative than its competitors	
		UTL_INN4	Implementation of machine learning makes it easy to develop new ideas	

Factors		Measurement Questions		Related Research
Algorithm Space	Algorithm Quality	AS_AQ1	Algorithm applied to machine learning operates reliably	[18, 59, 73]
		AS_AQ2	Algorithm applied to machine learning shows performs reliably	
		AS_AQ3	Algorithms applied to machine learning are dependable	
		AS_AQ4	Algorithms applied to machine learning have useful functions	
	Data Quality	AS_DQ1	Our company is using decent quality data for machine learning development	[59, 88]
		AS_DQ2	Data used for machine learning training have almost no errors	
		AS_DQ3	Data provided for machine learning is intact	
		AS_DQ4	Data provided for machine learning are well prepared	
Problem Space	Problem Difficulty	PS_DIFF1	The work I do is well standardized	[46]
		PS_DIFF2	My work method is clear and straight forward	
		PS_DIFF3	My task is predictable and repetitive	
		PS_DIFF4	My task follows a well-defined procedure	
	Time-Criticality	PS_IMT1	It is important for me to finish my work on time	[94]
		PS_IMT2	I am always running out of time to finish my work	
		PS_IMT3	It is important for me to start my task as soon as possible	
		PS_IMT4	It is important to complete my task as soon as possible	
P-A Fit	PA_SUIT1	Selected machine learning algorithm is suitable for solving company problems	[51]	
	PA_SUIT2	Selected machine learning algorithm is useful for solving company problems		
	PA_SUIT3	Selected machine learning algorithm helps solve company problems		
	PA_SUIT4	Selected machine learning algorithm is relevant to what the company does		

〈Appendix B〉

	Construct	Factor loading	Communality	Cronbach $\alpha$	C.R.	AVE
Characteristics of the Development Department	DEV_OUT1	0.795	0.874	0.934	0.933	0.776
	DEV_OUT2	0.824	0.857			
	DEV_OUT3	0.792	0.862			
	DEV_OUT4	0.808	0.851			
	DEV_MS1	0.811	0.828	0.898	0.887	0.663
	DEV_MS2	0.811	0.843			
	DEV_MS3	0.698	0.784			
	DEV_MS4	0.686	0.783			
Organizational Culture	ORG_DM1	0.652	0.834	0.921	0.923	0.75
	ORG_DM2	0.757	0.874			
	ORG_DM3	0.715	0.815			
	ORG_DM4	0.579	0.803			
	UTL_PROD3	0.718	0.847	0.895	0.897	0.813
	UTL_PROD4	0.708	0.850			
Algorithm Space	AS_AQ2	0.514	0.789	0.886	0.885	0.72
	AS_AQ3	0.537	0.804			
	AS_AQ4	0.646	0.851			
	AS_DQ1	0.622	0.798	0.908	0.909	0.715
	AS_DQ2	0.558	0.783			
	AS_DQ3	0.746	0.859			
	AS_DQ4	0.683	0.866			
Problem Space	PS_DIFF1	0.771	0.858	0.864	0.869	0.691
	PS_DIFF2	0.813	0.854			
	PS_DIFF4	0.735	0.789			
	PS_IMT3	0.843	0.838	0.784	0.786	0.648
	PS_IMT4	0.850	0.835			
P-A Fit	PA_SUIT1	0.632	0.766	0.883	0.873	0.633
	PA_SUIT2	0.787	0.796			
	PA_SUIT3	0.723	0.807			
	PA_SUIT4	0.771	0.811			
ML Utilization Performance	UTL_PROD2	0.618	0.785	0.885	0.881	0.712
	UTL_PROD3	0.641	0.815			
	UTL_PROD4	0.725	0.850			
	UTL_INN1	0.675	0.841	0.876	0.869	0.689
	UTL_INN2	0.595	0.842			
	UTL_INN3	0.462	0.779			

Kaiser-Meyer-Olkin Measurement of Sampling Adequacy = 0.943, Bartlett's Test of Sphericity = 6430.523 (df = 630, p=0.000)

## 저 자 소 개



이영수

2018년

2020년

1991년~1998년

2001년~2006년

2006년~2007년

2007년~2022년

관심분야

(E-mail: [youngsoo.yi@khu.ac.kr](mailto:youngsoo.yi@khu.ac.kr))

경희대학교 경영대학원 경영학과 (석사)

경희대학교 일반대학원 경영학과 박사과정 수료

삼성SDS, 삼성전자 정보시스템실

SAP Korea, SCM Solution팀

Accenture, Delivery Management

LG전자, SCM그룹

AI응용, 빅데이터분석, 공급망관리, 경영혁신



권민수

2018년

2021년~현재

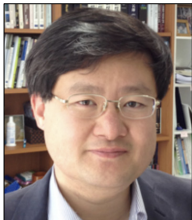
관심분야

(E-mail: [kwon815@khu.ac.kr](mailto:kwon815@khu.ac.kr))

Indiana University Bloomington (학사)

경희대학교 빅데이터 응용학과 석사과정

데이터마이닝, 빅데이터



권오병

1988년

1995년

1996년~2004년

2002년~2003년

2009년~2011년

2004년~현재

관심분야

(E-mail: [obkwon@khu.ac.kr](mailto:obkwon@khu.ac.kr))

서울대학교 경영학과 (학사)

한국과학기술원 경영과학과 (석사, 박사)

한동대학교 경영경제학부 부교수

카네기멜론대학 전산학부 ISRI 방문과학자

San Diego State University 겸직교수

경희대학교 경영대학 교수

AI비즈니스, 빅데이터분석, 메타버스