

# 빅데이터 품질이 기업의 경영성과에 미치는 영향에 관한 연구

이충형<sup>1</sup>, 김영준<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>고려대학교 기술경영전문대학원 박사과정, <sup>2</sup>고려대학교 기술경영전문대학원 교수

## A study on the Effect of Big Data Quality on Corporate Management Performance

Choong-Hyong Lee<sup>1</sup>, YoungJun Kim<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Doctoral course, Graduate School of Management of Technology, Korea University

<sup>2</sup>Professor, Graduate School of Management of Technology, Korea University

**요약** 4차산업혁명시대에 정보통신기술의 비약적인 발전, 고객구매 성향의 다양함, 복잡함은 산업 전체적으로 데이터의 양적 증가를 가져와 '빅데이터' 시대를 맞이하게 되었다. 빅데이터 시대는 데이터를 분석, 활용하여 기업의 전략적 의사결정에 활용하는 것이 기업의 핵심 역량으로 자리 잡게 되었다. 하지만 현재 빅데이터 연구들은 기술적 이슈와 미래 잠재 가치 중심이었다. 반면 기업이 보유한 내.외부 고객 빅데이터의 품질 및 활용 수준관리에 대한 연구와 논의는 부족하였다. 본 연구에서는 기업의 내.외부 빅데이터 품질관리 정보시스템 측면과 품질경영 측면으로 인식하여 영향요인을 도출하였다. 또한 빅데이터 품질관리, 빅데이터 활용 및 수준관리가 기업의 업무 효율화와 기업 경영성과에 유의한 영향을 미치는지 204명의 임직원 설문을 통해 조사하였고, 가설을 설정하여 검증하였다. 연구결과 경영층의 지원, 개인 혁신성, 경영환경변화, 빅데이터 품질활용 지표관리, 빅데이터 거버넌스 체계 마련이 기업 경영성과에 유의한 영향을 미쳤다.

**주제어** : 빅데이터, 데이터품질, 품질지표, 빅데이터 거버넌스, 성과관리

**Abstract** The Fourth Industrial Revolution brought the quantitative value of data across the industry and entered the era of 'Big Data'. This is due to both the rapid development of information & communication technology and the diversity & complexity of customer purchasing tendencies. An enterprise's core competence in the Big Data Era is to analyze and utilize the data to make strategic decisions for enterprise. However, most of traditional studies on Big Data have focused on technical issues and future potential values. In addition, these studies lacked interest in managing the quality and utilization levels of internal & external customer Big Data held by the entity. To overcome these shortages, this study attempted to derive influential factors by recognizing the quality management information systems and quality management of the internal & external Big Data. First of all, we conducted a survey of 204 executives & employees to determine whether Big Data quality management, Big Data utilization, and level management have a significant impact on corporate work efficiency & corporate management performance. For the study for this purpose, hypotheses were established, and their verifications were carried out. As a result of these studies, we found that the reasons that significantly affect corporate management performance are support from the management class, individual innovation, changes in the management environment, Big Data quality utilization metrics, and Big Data governance system.

**Key Words** : Big Data, Data Quality, Quality Indicators, Big Data Governance, Management Performance

\*This paper was supported by Korea University Research Grant in 2021.

\*Corresponding Author : YoungJun Kim(youngjkim@korea.ac.kr)

Received June 13, 2021

Accepted August 20, 2021

Revised July 19, 2021

Published August 28, 2021

## 1. 서론

21세기에 접어들면서 정보통신기술(ICT)의 비약적인 발전과 복잡한 고객 구매 성향은 엄청난 양의 데이터를 만들어 냈다. 즉 '빅데이터 시대'가 도래한 것이다. 빅데이터 시대에서 기업은 방대한 양의 데이터를 보유하고 있는 것만이 핵심은 아니다. 그 속에서 기업 경영에 필요하고 가치 창출이 가능한 데이터를 찾는 것이 매우 중요하다. 또한 보유한 데이터는 정확한 의사결정이 가능하도록 데이터 품질이 확보되어야 한다. 품질은 석유 자원과 스트림라인(Streamline) 공정으로 빗대어 표현되곤 한다. 원유는 공정 단계를 거쳐 섬유, 유리, 고무, 아스콘과 같은 제품이 재탄생 하듯이 데이터도 수집, 저장, 처리, 분석, 활용 단계를 거쳐 새로운 가치 창출 데이터가 만들어지기 때문이다[1,10].

최근 한국데이터산업진흥원의 데이터산업백서(2020)에서 데이터산업 시장 규모를 약 16조 8천억(2019'기준)으로 전년 대비 8.4% 증가했고, 2018년 이전 3년간 연평균 성장률(Compound Annual Growth Rate)은 6%라고 하였다. 그 중 데이터베이스 구축 및 운영이 약 62%를 차지하고, 데이터 서비스는 10%에 불과하여 여전히 데이터 구축 및 운영 중심으로 데이터 시장이 형성되고 있어 데이터 서비스의 확대가 매우 절실한 상황이다. 데이터 서비스 확대를 위해 기업의 내부 데이터 품질 확보는 필수 요소가 되었다. 이제는 기업경영에서 빅데이터 품질이 경영성과 창출과 경쟁력 강화의 핵심으로 인식되기 시작한 것이다. 비단 경영뿐 아니라 산업의 거의 모든 분야에서 그 성과를 인정받고 있다. 하지만 기업이 빅데이터를 잘 활용하여 경영성과를 향상시키는 것은 매우 어려운 일이다. 최근 기업이 당면한 문제와 기회 요소들은 다음과 같다.

첫째, 정확한 고객 데이터를 기반으로 효율적인 응대 체계 마련이 필요한데, 보유한 데이터의 정합성 또는 완전성이 부족하여 데이터 기반의 응대에는 한계가 있다.

둘째, 경영층의 적극적인 지원에 어려움이 있다. 임직원의 변화관리, 빅데이터 분석 전담팀 운영, 빅데이터 분석 전문가 확보, 빅데이터 시스템 투자 등 정책적 의사결정 사안이 많은데 경영층의 관심사에서 떨어져 있는 것이 현실이다.

셋째, 기업은 자사가 축적하고 있는 데이터의 속성에 대해 제대로 이해하지 못하고 있어 신속하고 정확한 맞춤형 고객서비스에는 한계를 내포하고 있다. 고객이 자주 찾는 핫데이터(hot data)에서 반대로 호출이 뜸한 콜

드데이터(cold data)까지 계층화되어 있다면 고객 맞춤형 서비스에 효과적일 것이다.

넷째, 기업 내에서 데이터의 언어로 소통하고 온톨로지 적으로 쌓은 데이터로 빠르게 혁신하는 빅데이터 테크놀로지 문화 정착이 매우 필요하다. 조직이나 개인의 주관적인 의사 결정이 아니라, 객관적인 사실과 그 해석을 기반으로 소통하는 기업만이 새로운 빅데이터와 인공지능 시대에 생존할 수 있을 것이다.

다섯째, 기업은 정확하지 않거나 정합성이 떨어지는 빅데이터를 가지고 의사결정을 내리는 사례가 많은데 이 같은 우려를 범하지 말아야 한다. 빅데이터 업무 흐름을 4단계(데이터 수집->저장->분석->활용)로 구분하고 각 단계에서 기업이 직면하고 있는 고객 이슈와 이슈 해결에 도움을 줄 수 있는 빅데이터 품질, 기술, 기법 등 인에이블러(Enabler)를 제시해야 한다.

우리는 4차산업혁명 시대에 살고 있다. 이 시대는 자본으로도 회복할 수 없는 뉴 디지털디바이드(New Digital Divide) 세상이다. 뉴 디지털디바이드 세상은 빅데이터가 엔진과도 같은 역할을 한다. 기업은 과거에서 현재까지 보유하고 있는 데이터 품질에 대한 가치를 재조명하고, 그 속에서 기업경영 성과에 미치는 데이터의 품질 요소에 대하여 한 차원 진화된 빅데이터 품질이 경영성과에 미치는 영향 관계에 대한 새로운 연구가 필요하다[14,16,17].

## 2. 이론적 배경

기업이 경영성과 달성을 위해 빅데이터 품질 향상에 영향을 미치는 데이터 품질관리 성숙모형, 빅데이터 활용 수준, 빅데이터 품질평가 모델을 이론적 기초로 설정하고, MBNQA, 경영품질, 경영성과 모형 등의 선행 논문을 고찰하였다.

### 2.1 빅데이터 개념

최근 정부 및 기업들은 빅데이터와 인공지능(AI)을 활용하여 다양한 제품 및 응용서비스 등을 잇달아 출시하고 있다. 이제는 일반인들도 쉽게 접할 수 있을 만큼 우리 곁에 성큼 다가왔다. '빅데이터'란 정보화 환경에서 생성되는 그 규모가 크고, 다양하며, 문자, 숫자, 영상 데이터 등을 포함한 큰 데이터를 말한다. 하지만 빅데이터를 통해 고객이 필요한 가치(Value)를 창출하고, 이를 통해 기업의 전략적 의사결정시 활용이 가능한 통찰력

(Insight)을 찾는 것이 무엇보다 중요하다. 빅데이터는 문자, 숫자와 같은 정형데이터, 음성 및 영상과 같은 비정형데이터, 데이터 형태가 변하지 않는 정적데이터, 데이터의 내용이 변하는 동적데이터 형태를 가지고 있다 [6,8-10,12].

### 2.2 빅데이터 품질 관련 선행 연구

소레스(Soares, 2012)는 데이터의 복잡함, 다양함 등을 품질관점에서 전통적인 데이터 품질관리와 빅데이터 품질관리로 구분하여 Table 1과 같이 제시하였다[4].

Table 1. Traditional Data Quality and Big Data Quality

Perspective	Traditional data quality	Big Data Quality
Frequency of data quality processing	Batch Processing	Mix deployment and real-time
Data variety	Structured Data	Structured, unstructured, semi-structured data
Data reliability level	High-quality data for analysis	Good level for analysis after severe error elimination
Data Cleaning Point	Before Data Warehouse Loading	Load to Original State In memory Analysis
Data Quality Evaluation items	Evaluation of key items, such as customers, addresses, names, etc.	Change by analysis and navigation topics

박주석(2016)은 빅데이터 시대를 맞이하여 데이터 라이프사이클(Lifecycle)이 DIA(Data, Insight, Action)로 진화 되었다고 하였다. 즉 데이터(Data)로 통찰력(Insight)을 얻고, 통찰력을 업무에 내재화하여 임직원이 바로 사용이 가능하다고 Fig. 1과 같이 주장하였다[4,18].

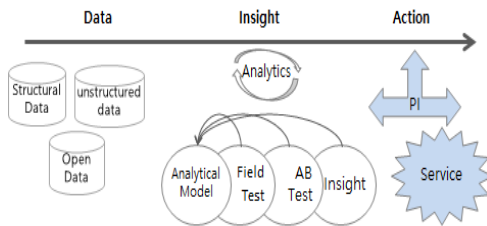


Fig. 1. DIA Data Quality Type

전통적인 빅데이터 서비스 품질 측정 모형에는 서버퍼프(SERVPERF) 모형과 서버퀄(SERVQUAL) 모형이 있

다. 서버퍼프는 단순 성과만을 측정한다. 반면에 서버퀄은 가장 일반화된 모형으로, 인지된 품질은 고객이 구매하기 전에 기대치와 실제 경험한 후의 기대치와의 차이라고 정의 하였다.

윤희정(2014)은 조직적 측면에서 ‘경영진의 관심과 지원’, ‘구성원들의 인식’, 환경적인 측면에서 빅데이터 ‘투자환경’ 보다는 ‘경영환경’이 매우 중요한 요인이라고 주장하였다.

Wamba et al.(2017)은 자원기반 이론으로 빅데이터 분석이 기업의 비즈니스 성공에 기여 할 수 있는지에 대한 연구를 바탕으로 빅데이터 분석기능 (Big Data Analytics Capability : BDAC) 모델을 제안 하였다, 즉 기업의 빅데이터 분석 역량은 경영에 직접적으로 영향을 주어 경영성과를 향상 시킨다고 주장하였다.

Chae et al.(2014)은 데이터 활용성과 조직의 민첩성과의 영향 관계를 연구한 결과 조직 민첩성이 증가할수록 조직의 운영성과는 향상된다고 하였다. 데이터 활용성은 기업 조직의 인적자원이 IT기반 자원을 전사적인 관점에서 활용이 필요하다고 주장하면서 TDQM (Total Data Quality Management) 방법론을 Fig. 2와 같이 제시하였다[5,19,20].

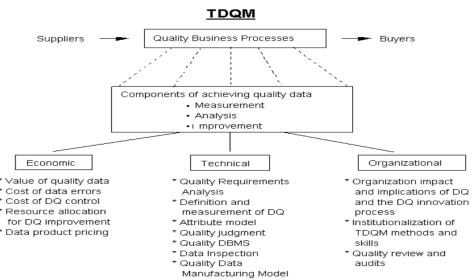


Fig. 2. The TDQM Schematic

한국데이터베이스진흥원에서 개발한 데이터 품질관리 성숙 모델인 DQM3은 데이터 품질 기준, 데이터 관리 프로세스, 데이터 관리 성숙수준 3개의 요소로 구성된다 고 하였다. 개인 또는 조직의 시각에 따라 빅데이터 품질은 다양하게 정의될 수 있다. 하지만 구성원 간 품질에 대한 상이한 견해 차이로 품질관리를 수행한다면 기준이나 대상의 불명확화로 문제가 발생 할 수 있다. 즉 데이터 품질에 대한 기준 정의가 빅데이터 품질관리의 시작이라 할 수 있다. DQM3 모델은 데이터 품질의 보편성 측면에서 6가지로 정리하였다. 데이터 유효성 측면에서 일관성, 정확성 2가지를, 데이터 활용적인 측면에서 접근

성, 유용성, 보안성, 적시성 4가지를 반영하였다. 데이터 품질관리 프로세스는 요구사항 관리, 데이터 흐름관리, 데이터 구조관리, 데이터베이스 관리, 데이터 표준관리, 데이터 활용관리, 데이터 오너십 관리, 사용자 뷰 관리의 8개 프로세스로 구분 하여 Fig. 3과 같이 제시하였다 [5,11,13].

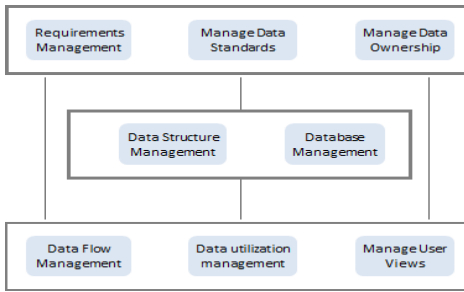


Fig. 3. Data Quality Control Process

Tornatzky & Fleischer(1990)의 TOE 모델은 조직이 환경 변화에 따라 변경하거나 조정 할 수 있는 조직적 요인, IT혁신의 인식된 특성인 기술적 요인, 그리고 조직을 위협 할 뿐만 아니라 위협을 야기하는 일반적인 관리의 통제를 넘어서는 것에 대한 환경적 요인 등 3가지 요인으로 구성되고, 많은 연구에 의해 경험적으로 테스트 되었으며, 기술혁신의 채택을 이해하는 데 유용하다.(Lee Cheon Pyo 등, 2007). Tornatzky and Fleischer (1990)가 제안한 TOE 모델은 조직에서 기술 도입시 가장 적합한 모델로 많이 활용되어 왔으며 Fig. 4와 같이 제시되었다[2].

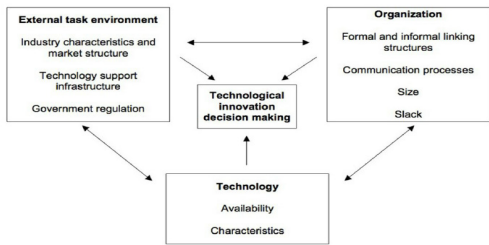


Fig. 4. TOE Model (1990)

2.3 품질경영 관점의 경영성과 선행연구

기업의 경영 상태를 파악하고 효율적인 운영 기준 마련을 위해 경영성과를 측정한다. 초기는 기업의 재무지표 즉 경상이익률, 매출액이익률, 투자수익률, 자본수익

률, 자산이익률, 총 자산 증가율, 매출액 증가 등이 성과 측정 지표로 활용되었다. 정진우(012)은 경영성과를 운영성과, 재무성과, 품질성으로 구분하여 Table 2와 같이 제시하였다[5].

Table 2. Management Performance and Conceptual Factors

Management performance	Measurement factors
Quality Performance	reliability, accessibility, responsiveness, lead time, timeliness, capability, competitiveness, quality cost, image
Operational performance	The psychology of workers, the improvement of financial satisfaction, the reduction of annual turnover of workers, the improvement of new product development capabilities, the diversification of products, and the excellence of design
Financial performance	Revenue growth, market share, return on investment, net income growth

박형근(2010)은 경영 품질이 ‘고객이 만족할 목표 수준에 도달하기 위해 기업이 가용 할 수 있는 자원을 경영 활동에 활용함으로써 최고의 품질을 달성하는 모든 활동’ 이라고 정의하였다. 문재영 등(2007)은 국가품질상(KNQA) 평가 모형의 인과관계 분석을 통해 품질에 영향을 주고, 기업의 경영성과에도 영향을 미친다고 하였다. 미국의 매클롬볼드리지상(MBNQA)은 전략, 리더십, 고객, 측정, 인적 자원, 지식경영 및 분석, 운영, 경영성과 등 7개 영역에 걸쳐서 기업의 품질경영 수준을 평가하고 있다[2,3].

DeLone & McLean(1992)은 정보시스템 사용이 개인에게 영향을 주고 결국 조직의 성과까지 연결된다고 하였다. 즉 조직의 데이터 품질관리 성숙 수준과 연결된다는 맥락으로 이해할 수도 있다. (강덕희,2012) 조직적 영향과 개인적 영향을 전체 효과 이익(Net Benefit)으로 변경하여 수정된 연구모형을 Fig. 5와 같이 제시하였다[13].

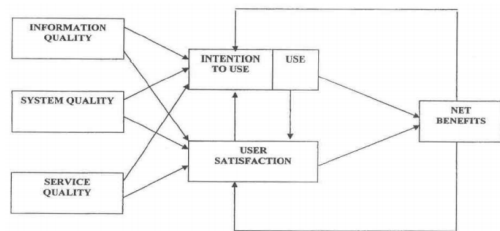


Fig. 5. Updated D&M IS Success Mode

### 3. 연구모형과 연구가설

#### 3.1 연구모형

본 연구는 빅데이터 품질관리를 단순 IT시스템 운영 측면을 넘어, 기업에서 빅데이터의 중요성을 인식하고, 빅데이터 품질관리 활동 및 활용 수준을 통해 고객지향성을 촉진시키고, 비재무적 기업 경영성과에 영향을 주는지를 파악하기 위한 목적으로 Fig. 6와 같은 모형을 설정하였다.

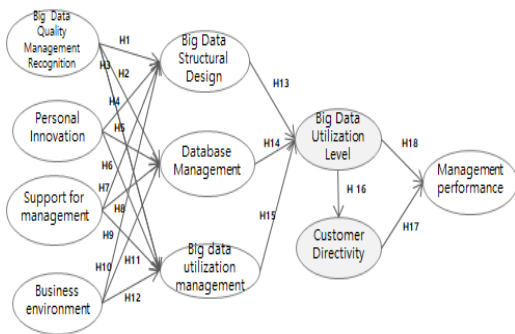


Fig. 6. Research Model

#### 3.2 가설설정

본 연구에서는 Fig. 6 연구모형을 기반으로 다음과 같은 가설을 수립하였다.

##### 3.2.1 ‘빅데이터 품질관리 영향요인’과 ‘빅데이터구조 설계관리’ 관계

기업은 내부데이터 중심에서 외부데이터로 확대하여 수동적인 의사결정에서 미래 예측 기반의 능동적인 의사결정으로 진화되어야 한다. 하지만 기업이 의사결정 과정에 부정확한 데이터 및 미흡한 데이터 사용은 기업의 이미지 실추 및 경영성과 달성에 저해 요인이 된다. 따라서 본 연구는 다음과 같은 연구 가설을 설정 하였다.

- H1. 데이터 품질관리 인식은 빅데이터 구조설계관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H2. 개인 혁신성은 빅데이터 구조설계관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H3. 경영층 지원은 빅데이터 구조설계관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H4. 경영 환경은 빅데이터 구조설계 관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

##### 3.2.2 ‘빅데이터 품질관리 영향요인’과 ‘데이터베이스 관리’ 관계

복잡하고, 섬세한 고객 구매 성향을 파악하고, 고객의 성향을 예측하여 실시간 맞춤형 서비스 체계를 확보하려면 무엇보다 기업이 보유한 빅데이터 활용 환경과 경영진의 참여와 지원이 절실하다. 이를 위해 빅데이터 이슈로 데이터 품질의 중요성이 강조 되고 있다. 따라서 다음과 같은 연구가설을 설정하였다.

- H5. 데이터 품질관리 인식은 데이터베이스 관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H6. 개인 혁신성은 데이터베이스 관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H7. 경영층 지원은 데이터베이스 관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H8. 경영 환경은 데이터베이스 관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

##### 3.2.3 ‘빅데이터 품질관리 영향요인’과 ‘빅데이터 활용관리’ 관계

기업에서 빅데이터 거버넌스 체계 확립은 임직원의 변화관리와 경영진의 리더십에 많은 영향을 미친다. 즉 데이터 품질관리 활동이 조직에 정착되는 과정에 영향을 준다. 따라서 다음과 같은 연구 가설을 설정하였다.

- H9. 데이터 품질관리 인식은 빅데이터 활용관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H10. 개인 혁신성은 빅데이터 활용관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H11. 경영층 지원은 빅데이터 활용관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H12. 경영 환경은 빅데이터 활용관리에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다

##### 3.2.4 ‘빅데이터 품질 활용 관리’과 ‘빅데이터 활용 수준’ 관계

기업에서 빅데이터 품질 관리가 잘되면 고객 활용도 및 신뢰도가 향상되어 빅데이터 활용에 긍정적인 경험을 갖게 되고 데이터 활용이 촉진될 것이라는 가설을 설정 하였다.

- H13. 빅데이터 구조설계관리는 빅데이터 활용수준에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

H14. 데이터베이스 관리는 빅데이터 활용수준에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

H15. 빅데이터 활용관리는 빅데이터 활용수준에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

### 3.2.5 ‘빅데이터 활용수준’ 과 ‘고객지향성’ 및 ‘경영성과’ 관계

기업에서 빅데이터 품질 관리가 잘되면 고객 활용도 및 신뢰도가 향상되어 빅데이터 활용에 긍정적인 경험을 갖게 되고 데이터 활용이 촉진될 것이라는 가설을 설정하였다.

H16. 빅데이터 활용수준은 고객지향성에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

수집된 고객 빅데이터를 업무 운영 및 전략적 의사결정에 활용하는 수준이 높아지면, 신규고객 창출, 기존 고객 유지 등 기업 경영 성과에 긍정적인 영향을 미치는 간접 효과가 있을 것이라는 가설을 설정하였다.

H17. 빅데이터 활용수준은 경영성과에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

H18. 고객지향성은 경영성과에 유의한 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

### 3.3 변수의 정의

본 연구에서는 빅데이터 품질관리 영향요인으로서 데이터 품질관리 인식, 개인 혁신성, 경영층 지원, 경영환경으로 정의하였다. 빅데이터 품질관리 활동을 탐색적 요인분석으로 실시하였다. 또한 빅데이터 품질 활용 수준에 의한 경영 성과는 비재무적 성과로 제한하였다. 각 변수에 대한 조작적 정의는 Table 3와 같이 제시되었다 [5,15].

Table 3. Variable Definitions

Study Variables	Variable Definitions and Metrics	Prior Study
Big Data Quality Management Recognition	Big Data Needs, Availability, Availability Understand, value of data quality, faith, action, willingness and attitude to participate.	English(1999) Segev(1996)
Personal Innovation	It means innovative work posture, awareness of challenges, and a sense of accomplishment for efficient performance	

Support for management	Management recommends interest in data quality and data quality control activities	Harry(2000) Jung Seung Ho(2013)
Business environment	Define uncertain market conditions, complexity, dynamics, and competitiveness.	Kwon Young Hoon(2008)
Big Data Structural Design	Designing optimized data structures to meet user requirements. Process management and activities	Data quality management maturation model
Database Management	A set of processes and activities that operate and manage databases efficiently	Data quality management maturation model
Big data utilization management	Continuous quality measurement and error measures activities to provide an optimized environment for users' data utilization	Data quality management maturation model
Big Data Utilization Level	Measure how often and how often data is being used in practice, how data is being used to handle tasks, use it to make strategic decisions, and understand customer characteristics.	DeLone (1992)
customer Directivity	Trying to understand customers according to their characteristics, interest in customer complaints, and providing services considering their characteristics	Berry & Parasuraman (1991)
Management performance	Use big data to measure non-financial performance such as maintaining existing customers, listening to new customers, customer satisfaction, and employee satisfaction in terms of increasing corporate profits.	

## 4. 실증분석

### 4.1 연구대상 및 방법

연구를 수행하기 위해 연구 사례를 참조하여 설문지를 구성하였고, 전문가 검토를 통해 연구가설을 검증하였다. 설문조사는 2020년11월1일 부터 약 1개월간 실시하였고, 총204 부의 설문지 응답을 분석 하였다. 수집된 자료를 SPSS 프로그램을 활용하여 분석하였다.

### 4.2 조사대상자 특성

본 연구를 위해 204명을 대상으로 설문조사를 실시하였으며, 연구의 일반적 특성은 Table 4와 같다.

Table 4. General characteristics of the study

category	Sortation	N	%
Gender	men	117	57.4
	female	87	42.6
Age	twenties	35	17.2
	Thirties	91	44.6
	forties	56	27.5
	More than fifth	22	10.8
	executive	1	0.5
position	a manager/department manager	56	27.5
	section chief/agent	90	44.1
	Employee	56	27.5
	etc	1	0.5
	Not more than 50 people	49	24.0
Number of employees	51 to 100 people	45	22.1
	101~200 people	24	11.8
	More than 201 people	86	42.2
	Sum	204	100.0

### 4.3 타당성과 신뢰성 분석

#### 4.3.1 탐색적 요인분석

빅데이터 품질관리 영향 요인은 타당도를 저해하는 1개 항목(18번)이 제외되어 최종적으로 18개의 항목으로 요인분석을 실시하였다. 요인분석 결과, KMO 측도는 .89이다. Bartlett의 구형성 검증 결과( $p < .001$ ) 유의하게 나타났다. 요인분석 모형은 적합한 것으로 판단되었다. 4개의 요인은 67.388%의 요인 설명력을 보였으며 Table 5와 같다.

Table 5. Big Data Quality Control Impact Factors

category	Factors				Commonality
	1	2	3	4	
Quality control impact factors1	.835	.167	.067	.119	.743
Quality control impact factors2	.790	.229	.116	.109	.702
Quality control impact factors3	.715	.191	.228	.039	.601
Quality control impact factors4	-.148	.590	-.100	.413	.550
Quality control impact factors5	.348	.651	-.049	.174	.577
Quality control impact factors6	.182	.779	.246	-.030	.701
Quality control impact factors7	.155	.799	.236	.007	.718
Quality control impact factors8	.277	.729	.274	-.001	.683

Quality control impact factors9	.127	.710	.217	.160	.593
Quality control impact factors10	.274	.176	.728	.194	.673
Quality control impact factors11	.332	.144	.731	.172	.695
Quality control impact factors12	.135	.158	.825	.106	.735
Quality control impact factors13	.105	.142	.782	.216	.689
Quality control impact factors14	-.027	.132	.823	.126	.711
Quality control impact factors15	-.014	.130	.831	.186	.743
Quality control impact factors16	.057	.166	.352	.743	.707
Quality control impact factors17	.182	.047	.301	.747	.684
Quality control impact factors19	.250	.121	.501	.541	.622
eigenvalue	2.441	3.343	4.511	1.834	
Common Variance(%)	13.561	18.574	25.063	10.190	
Cumulative variance(%)	13.561	32.135	57.198	67.388	

KMO=.893, Bartlett  $\chi^2=1962.343(p<.001)$

#### 4.3.2 신뢰성분석

본 연구는 응답자가 일관성 있게 조사에 응하였는지 설문문을 통해 신뢰도 분석을 실시하였다. 크론바흐 알파(Cronbach's alpha) 계수를 이용하여 검증 하였다. 알파 계수가 0.6 이상이면 신뢰도가 높다고 본다.(Hair et al., 1998), 변수의 알파 계수가 모두 0.6 이상으로 나타나게 되어 신뢰도가 높다고 판단 되고 Table 6와 같다.

Table 6. Reliability Analysis

variable	Question number	Cronbach's $\alpha$	
Data Quality Control Awareness	3	.794	
Big Data Quality Control Impact Factors	Personal Innovation	6	.845
	Management Support	6	.911
business environment	3	.764	
Big Data Quality Management Activities	Big Data Structural Design Management	6	.886
	Database Management	4	.875
	Big Data Utilization Management	6	.931

Big Data Utilization Level	5	.890
Customer orientation	6	.895
Management performance	5	.844

#### 4.4 연구가설의 검증

##### 4.4.1 빅데이터 품질관리 영향 요인이 빅데이터 구조 설계 관리에 미치는 영향

회귀모형을 검증한 결과,  $F=60.301(p<.001)$ 로 회귀 모형이 적합했으며, 모형의 설명력은 약 54.8%로 나타났다. Durbin-Watson 통계량은 1.690으로 2에 근사한 값을 가졌다. 잔차의 독립성에 문제가 없었고, 모두 공차한계(tolerance)는 0.1 이상이다. 다중공선성 문제는 없었다. 회귀계수의 유의성 검증 결과, 데이터 품질관리 인식, 개인 혁신성, 경영층 지원, 경영 환경은 빅데이터 구조설계관리에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다으며 Table 7과 같다.

Table 7. Quality Impact Factors and Database Management

Independent variables	B	S.E	$\beta$	t	p	VIF
(Constants)	0.269	0.249		1.082	.281	
Data Quality Control Awareness	0.206	0.059	.193	3.481***	<.001	1.347
Personal Innovation	0.149	0.070	.121	2.143*	.033	1.404
Management Support	0.228	0.054	.269	4.212***	<.001	1.796
business environment	0.341	0.059	.363	5.761***	<.001	1.747

$F=60.301(p<.001)$ ,  $R^2=.548$ , adjusted  $R^2=.539$ , Durbin-Watson=1.690

\*  $p<.05$  \*\*\*  $p<.001$

##### 4.4.2 빅데이터 품질관리 영향 요인이 데이터베이스 관리에 미치는 영향

회귀모형을 검증한 결과,  $F=32.967(p<.001)$ 로 회귀 모형이 적합했으며, 모형의 설명력은 약 39.9%로 나타났다. 한편 Durbin-Watson 통계량은 1.972로 2에 근사한 값을 보여 잔차의 독립성 문제가 없었고, 모두 공차한계(tolerance)는 0.1 이상이다. 다중공선성에는 문제가

없었다. 회귀계수의 유의성 검증 결과, 데이터 품질관리 인식, 경영층 지원, 경영 환경은 데이터베이스 관리에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 즉 빅데이터 품질관리 영향 요인의 빅데이터 품질관리 인식, 경영 환경, 경영층 지원이 높을수록 데이터베이스 관리는 높아지며 Table 8과 같다.

Table 8. Quality Impact Factors and Database Management

Independent variables	B	S.E	$\beta$	t	p	VIF
(Constants)	0.554	0.314		1.764	.079	
Data Quality Control Awareness	0.210	0.075	.179	2.812**	.005	1.347
Personal Innovation	0.132	0.088	.098	1.506	.134	1.404
Management Support	0.240	0.068	.259	3.519***	<.001	1.796
business environment	0.280	0.075	.273	3.751***	<.001	1.747

$F=32.967(p<.001)$ ,  $R^2=.399$ , adjusted  $R^2=.386$ , Durbin-Watson=1.972

\*\*  $p<.01$  \*\*\*  $p<.001$

##### 4.4.3 빅데이터 품질관리 영향 요인이 빅데이터 활용 관리에 미치는 영향

회귀모형을 검증한 결과,  $F=74.780(p<.001)$ 로 회귀 모형이 적합했으며, 모형의 설명력은 약 60.0%로 나타났다. 한편 Durbin-Watson 통계량은 2.200으로 2에 근사한 값을 보였다. 잔차의 독립성에 문제가 없었고, 모두 공차한계(tolerance)는 0.1 이상이다. 다중공선성 문제는 없었다. 회귀계수의 유의성 검증 결과, 개인 혁신성, 경영층 지원, 경영 환경은 빅데이터 활용관리에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 즉 빅데이터 품질관리 영향 요인의 개인 혁신성, 경영층 지원, 경영 환경이 높을수록 빅데이터 활용관리는 높아진다고 할 수 있다.

경영층 지원( $\beta=.600$ ,  $p<.001$ ), 경영 환경( $\beta=.154$ ,  $p<.05$ ), 개인 혁신성( $\beta=.115$ ,  $p<.05$ ) 순으로 빅데이터 활용관리에 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 그에 비해 데이터 품질관리 인식은 빅데이터 활용관리에 유의한 영향을 미치지 않았고( $p>.05$ ) Table 9와 같다.



Table 9. Quality Impact Factors and Big Data Utilization Management

Independent variables	B	S.E	$\beta$	t	p	VIF
(Constants)	-0.272	0.296		-0.919	.359	
Data Quality Control Awareness	0.033	0.070	.024	0.465	.643	1.347
Personal Innovation	0.179	0.083	.115	2.166*	.032	1.404
Management Support	0.643	0.064	.600	9.995***	<.001	1.796
business environment	0.183	0.070	.154	2.600*	.010	1.747

F=74.780(p<.001), R<sup>2</sup>=.600, adjusted R<sup>2</sup>=.592, Durbin-Watson=2.200

\* p<.05 \*\*\* p<.001

#### 4.4.4 빅데이터 품질관리 활동 요인이 빅데이터 활용 수준에 미치는 영향

빅데이터 품질관리 활동 요인이 빅데이터 활용수준에 미치는 영향을 검증하기 위해 다중회귀분석을 실시하였다. 회귀모형을 검증한 결과, F=168.274(p<.001)로 회귀모형이 적합했으며, 모형의 설명력은 약 71.6%로 나타났다. 한편 Durbin-Watson 통계량은 1.706으로 2에 근사한 값을 보였다. 잔차의 독립성에 문제가 없었고, 모두 공차한계(tolerance)는 0.1 이상이다. 다중공선성 문제는 없었다.

회귀계수의 유의성 검증 결과, 빅데이터 활용관리는 빅데이터 활용수준에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다( $\beta$ =.744, p<.001). 즉 빅데이터 품질관리 활용의 빅데이터 활용관리가 높을수록 빅데이터 활용수준은 높아진다고 할 수 있다. 그에 비해 빅데이터 구조설계관리, 데이터베이스 관리는 빅데이터 활용수준에 유의한 영향을 미치지 않았고(p>.05) Table 10과 같다.

Table 10. Big Data Activity Management and Big Data Utilization Level

Independent variables	B	S.E	$\beta$	t	p	VIF
(Constants)	0.588	0.158		3.725***	<.001	
Big Data Structural Design Management	0.072	0.078	.062	0.920	.359	3.240

Big Data Structural Design Management	0.082	0.067	.078	1.238	.217	2.795
Big Data Utilization Management	0.681	0.051	.744	13.315***	<.001	2.203

F=168.274(p<.001), R<sup>2</sup>=.716, adjusted R<sup>2</sup>=.712, Durbin-Watson=1.706

\*\*\* p<.001

#### 4.4.5 빅데이터 활용수준이 고객지향성에 미치는 영향

빅데이터 활용수준이 고객지향성에 미치는 영향을 검증하기 위해 단순회귀분석을 실시하였다.

회귀모형을 검증한 결과, F=118.686(p<.001)으로 회귀모형이 적합했으며, 모형의 설명력은 약 37.0%로 나타났다. 한편 Durbin-Watson 통계량은 1.937로 2에 근사한 값을 보였다. 잔차의 독립성에 문제가 없었다. 회귀계수의 유의성 검증 결과, 빅데이터 활용수준은 고객지향성에 유의한 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다( $\beta$ =.608, p<.001). 즉 빅데이터 활용수준이 높을수록 고객지향성은 높아지고 Table 11과 같다.

Table 11. Big Data Utilization Level and Customer Oriented

Independent variables	B	S.E	$\beta$	t	p
(Constants)	1.855	0.161		11.527***	<.001
Big Data Utilization Level	0.519	0.048	.608	10.894***	<.001

F=118.686(p<.001), R<sup>2</sup>=.370, adjusted R<sup>2</sup>=.367, Durbin-Watson=1.937

\*\*\* p<.001

#### 4.4.6 빅데이터 활용수준과 고객지향성이 경영성과에 미치는 영향

회귀모형을 검증한 결과, F=110.262 (p<.001)로 회귀모형이 적합했으며, 모형의 설명력은 약 52.3%로 나타났다. 한편 Durbin-Watson 통계량은 2.188로 2에 근사한 값을 보였다. 잔차의 독립성에 문제가 없었고, 모두 공차한계(tolerance)는 0.1 이상이다. 분산팽창지수 (Variance Inflation Factor: VIF)는 10 미만으로 다중공선성 문제는 없었다.

회귀계수의 유의성 검증 결과, 빅데이터 활용수준과 고객지향성은 경영성과에 유의한 정(+)의 영향을 미치는

것으로 나타났다. 즉 빅데이터 활용수준과 고객지향성이 높을수록 경영성과는 높아진다고 할 수 있다. 고객지향성( $\beta=.461, p<.001$ ), 빅데이터 활용수준( $\beta=.343, p<.001$ ) 순으로 경영성과에 영향을 미치며 Table 12와 같다.

Table 12. Level of utilization, customer orientation and management performance

Independent variables	B	S.E	$\beta$	t	P
(Constants)	1.855	0.161		11.527***	<.001
Big Data Utilization Level	0.519	0.048	.608	10.894***	<.001

F=118.686(p<.001), R<sup>2</sup>=.370, adjusted R<sup>2</sup>=.367, Durbin-Watson=1.937

\*\*\* p<.001

### 5. 결론

본 연구의 결과를 요약해 보면 다음과 같다.

첫째, 빅데이터 품질관리 영향 요인으로 설정한 데이터 품질관리 인식, 개인혁신성, 경영층 지원, 경영 환경은 빅데이터 구조설계 관리에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 데이터 품질관리 인식, 경영층 지원, 경영환경은 데이터베이스 관리에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났고, 개인혁신성은 기각 되었다. 개인혁신성, 경영층지원, 경영환경은 빅데이터 활용관리에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났으나, 데이터 품질관리 인식은 기각 되었다.

임직원 개인의 품질 인식과 의지만으로 빅데이터 목표 품질을 달성하기 어려운 측면이 있어 기업은 빅데이터 목표 품질 확보를 위해 전사적으로 빅데이터 거버넌스 체계를 수립하고, 체계적인 대응 방안 마련이 필요한 결과라 판단된다.

둘째, 빅데이터 품질관리 활동이 빅데이터 활용을 촉진시키는지 살펴보았는데 데이터베이스 관리와 데이터베이스 구조설계 관리는 유의한 영향을 주지 못하는 것으로 나타났다. 하지만 빅데이터 활용관리는 정(+)의 영향을 주었다. 데이터베이스 구조설계, 데이터베이스 관리는 고객 편의성, 사용성 보다는 시스템 운영관리에 더 초점이 맞춰있기 때문에 판단된다. 하지만 고객이 필요 시 신속하게 데이터를 제공할 수 있는 빅데이터 활용 관리가 고객의 데이터 활용 수준 향상과 직간접적인 관련

성이 높음을 알 수 있었다. 고객들이 활용하는 데이터 제공 수단인 데이터베이스 관리가 실질적으로 활용 수준에 더 큰 영향을 미치고 있어, 데이터베이스 운영자는 주기적으로 데이터 값, 데이터 알고리즘, 데이터 서비스 개선 활동과, 현업담당자를 대상으로 품질 강화 교육이 필요하다는 결과라 판단된다.

셋째, 빅데이터 활용 수준이 비재무적 경영성과의 영향 관계를 분석하였다. 데이터 활용 수준은 고객지향성에 정(+) 영향을, 고객지향성은 경영성과에 정(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

이러한 결과는 고객지향성이 높은 기업은 빅데이터 시스템 의존도가 높은 경영환경에서 고객 맞춤형 서비스를 적시에 제공하기 위해 업무를 효율적으로 처리하고 고객 특성을 분석하여 의사결정을 내리는데 빅데이터 활용을 적극적으로 할 것이라는 가설에 부합된다고 본다. 또한 고객이 빅데이터의 활용 수준이 높으면 기업은 빅데이터 기반 의사결정이 가능해 고객 불만 해소와 비재무적 성과에 직·간접적인 영향을 줄 수 있을 것으로 판단된다. 위의 결과를 근거로 학문적 측면에서 연구의의와 시사점을 제시하면 다음과 같다.

첫째, 국내 빅데이터 연구는 빅데이터 분석활용, 빅데이터 인프라 성능 중심으로 이루어졌다. 이번 연구는 기업이 보유한 빅데이터의 품질 수준에 따라 기업 경영성과에 미치는 영향을 살펴 볼 수 있는 계기가 되었다. 즉 기업은 자사가 축적하고 있는 데이터의 속성에 대해 파악한 후 많은 고객이 찾는 핫데이터(hot data)에서 반대로 호출이 뜸한 콜드데이터(cold data)까지 계층화하고 기업 경영 전략과 연계한다면 목표 성과 달성에 많은 도움이 될 것이다.

둘째, 기업이 보유한 빅데이터에 대한 거버넌스 체계 연구가 필요하게 되었다. 조직이나 개인의 주관적인 의사 결정이 아니라, 객관적인 사실과 그 해석을 기반으로 소통하는 기업만이 새로운 빅데이터와 인공지능 시대에 생존 할 수 있는 기업이 될 것이다. 더 나아가 기업 내에서 데이터의 언어로 소통하고 온톨로지 적으로 쌓은 데이터를 가지고 작은 실험을 반복하며 빠르게 혁신하는 빅데이터 데브옵스 문화 정착이 필요하다.

셋째, 기업은 정확하지 않거나 정합성이 떨어지는 빅데이터를 가지고 의사결정을 내리는 우려를 범하지 말아야 한다. 그렇게 하려면 기업은 데이터 생성 전 라이프사이클(Lifecycle) 관점으로 품질 관리 영역을 확대해서 관리해야 한다. 즉 데이터 업무 흐름을 4단계(데이터 수집->저장->분석->활용)로 구분하고 각 단계에서 기업이 직

면하고 있는 고객 이슈와 이슈 해결에 도움을 줄 수 있는 품질기술. 기법 인에이블러(Enabler)를 제시해야 한다.

본 연구로 실무적 측면에서 다음과 같은 시사점을 제시할 수 있다.

첫째, 연구를 통해 기존 고객 데이터 즉 정형, 비정형, 반정형 데이터의 품질 강화와 활용 수준을 높여 고객 불만해소, 기존 고객 유지 등 비재무적 성과에도 긍정적인 영향을 준다는 것을 확인할 수 있었다. 기업은 고객과 접점에서 확보한 외부 데이터만으로는 유용한 통찰력을 얻기 어렵다. 외부에서 확보한 데이터를 내부의 데이터와 연계 통합하여 고객의 추가적인 속성을 파악하고, 고객에 대한 전 방위적인 이해를 기반으로 'Customer 360° View' 서비스가 가능하도록 빅데이터 품질을 강화해야 한다.

둘째, 빅데이터 품질 수준 향상을 위해서 경영층의 지원은 모든 부문에서 영향을 미치는 주요 요인임을 알 수 있었다. 기업의 경영자는 데이터 기반의 의사결정 프로세스를 마련하고, 데이터 과학, 데이터 품질관리 정책, 비즈니스 프레임워크, 전담 조직 양성, 빅데이터 변화관리 및 교육 등 전사적 빅데이터 마스터플랜을 수립해야 한다.

셋째, 데이터 활동 수준이 경영성과나 고객지향성에 유의한 영향을 미친다는 사실은 빅데이터를 기반으로 효율적인 업무처리와 최적의 의사결정을 함으로써 고객중심의 경영을 실천하게하고 기업의 경영성과 증대에 긍정적인 영향을 미친다고 판단한다.

본 연구는 빅데이터를 운영 중이거나 도입을 고려하고 있는 기업의 임직원들에게 최적화된 고객 서비스를 위해 빅데이터 도입 및 운영시 기술적 접근만이 고객 서비스 강화와 경영성과를 달성할 수 있다는 달콤한 환상과 우려를 범하지 않도록 하는데 연구의 의의가 있다.

본 연구는 기업 임직원의 적극적인 참여와 고객 데이터 품질의 중요성을 인식하고, 빅데이터 품질 아키텍처 및 품질 거버넌스 체계 마련을 통해 기업경영 성과에 미치는 효과는 검증하였지만 다음과 같은 한계점을 갖고 있어 향후 추가적인 연구가 필요하다.

첫째, 실제 빅데이터 도입 및 운영 경험을 축적한 기업만을 대상으로 실증적 연구를 통해 빅데이터 품질과 재무적 경영성과의 인과관계를 검증해 본다면 기업의 성과 및 투자가치 판단에 도움이 될 것이다.

둘째, 빅데이터 품질 지표 관점으로 심화된 연구가 필요하다. 기존의 데이터 품질 모형 중심으로 연구는 진행하였으나, 빅데이터 고유 품질 속성들을 도출하고 관련

된 품질관리 프로세스를 정립하여 심층화된 연구가 진행된다면 기업의 빅데이터 품질 향상을 위한 표준 품질 가이드라인(guideline)을 정립 할 수 있을 것이다.

셋째, 일반 기업의 아닌 공공기관을 대상으로 빅데이터의 품질 활용 수준 및 대고객 서비스에 미치는 영향관계에 대한 연구가 필요하다.

## REFERENCES

- [1] C. H. Lee. (2021) A data extension technique to handle incomplete data. *Journal of the Korea Convergence Society*, 2(12), 7-13. DOI : 10.15207/JJKCS.2021.12.2.007
- [2] S. H. Shin & S. J. Lee. (2019) The Key Factors of Big Data Utilization for Improvement of Management Quality of Companies in terms of Technology, Organization and Environment. *Journal of Information Technology Services*, 1(18), 91-112, DOI : 10.9716/KITS.2019.18.1.091
- [3] D. P. Seo & B. S. Kim. (2020). The Effect of Government's Support Policy and Experience on the Performance of SMEs. *Journal of the Korea Convergence Society*, 8(11), 195-201. DOI : 10.15207/JJKCS.2020.11.8.195
- [4] J. S. Park, S. Y. Kim, & J. H. Lee. (2017) Applying Service Quality to Big Data Quality. *The Korea Journal of BigData*, 2(2), 87-93, DOI : 10.36498/kbigdt.2017.2.2.87
- [5] H. J. Ahn & H. S. Kim. (2015). *A Business Performance Study of Data Quality Management for Big Data Adoption*. KOOKMIN University, Seoul
- [6] H. S. Koo. (2019). *A Study on Factors Affecting the Intention to Use Big Data in Businesses.*. SOONGSIL University, Seoul
- [7] J. S. Lee. (2017). *An empirical study on the effect of innovation financing on technology innovation competency and firm performance of SMEs*. KOREA University, Seoul
- [8] S. K. Kim & M. K. Kim. (2017). A Study on the Effect of Financial Company Intention to Use and Business Performance in Big Data. *Asia-pacific Journal of Multimedia Services Convergent with Art, Humanities, and Sociology*, 7(9), 31-41, DOI : 10.35873/ajmahs.2017.7.9.004
- [9] J. H. Lee. (2017). A Study on Automation of Big Data Quality Diagnosis Using Machine Learning. *The Korea Journal of BigData*, 2(2), 78-86, DOI : 10.36498/kbigdt.2017.2.2.75
- [10] C. S. Cho, N. K. Lee & Y. K. Ham. (2020) 'Methodology for Evaluating Big Data Platforms Performance in the Domestic Electronic Power

- Industry. *The Korea Journal of BigData*, 5(1), 97-108, DOI : 10.36498/kbigdt.2020.5.1.97
- [11] S. J. Choi, J. W. Park, J. B. Kim & J. H. Choi. (2014). A Quality Evaluation Model for Distributed Processing Systems of Big Data. *Journal of Digital Contents Society*, 15(4), 533-545  
DOI : 10.9728/dcs.2014.15.4.533
- [12] S. H. Kim, Y. K. Seo & B. C. Tak. (2020). A Recommendation Scheme for an Optimal Pre-processing Permutation Towards High-Quality Big Data Analytic. *Journal of KIISE (JOK)*, 47(3), 319-327, DOI : 10.5626/JOK.2020.47.3.319
- [13] H. Y. Woong. (2014). A study on the invigorating strategies for open government data. *Journal of the Korean Data And Information Science Society*, 25(4), 769-777. DOI : 10.7465/jkdi.2014.25.4.769
- [14] U. K. Hahm. (2017). Data Integration Strategy in Big Data Era: A Public Sector Case Analysis. *Korea Institute of Enterprise Architecture*, 14(2), 115-128
- [15] J. B. Kim, Y. J. Kim & J. H. Park. (2019). A Study on Auditing Method of Big Data Technology Applied System. *The Korea Society of Information Technology Policy & Management*, 11(3), 1255-1267
- [16] J. K. Bae. (2021). A Study on the Legal and Institutional Factors for Activation of MyData Industry'. *Logos Management Review*, 19(1), 117-132
- [17] D. W. Hyun & S. Y. Lee. (2021). A Study of Big Data Analysis Regarding Smartphone User Satisfaction: Utilizing Sentiment Analysis Based on Social Media Data. *Korean Journal of Converging Humanities (KJCH)*, 9(1), 7-35, DOI : 10.14729/converging.k.2021.9.1.7
- [18] J. S. Park. (2018). A Comparative Study of Big Data, Open Data, and My Data'. *The Korea Journal of BigData*, 3(1), 41-46.  
DOI : 10.36498/kbigdt.2018.3.1.41
- [19] Y. W. Kim. (2014). A study on Convergent & Adaptive Quality Analysis using DQnA model'. *Journal of the Korea Convergence Society*, 5(4), 21-25, UCI : G704-SER000004000.2014.5.4.009
- [20] D. H. Kwag. (2018). Development of service scale on new perspective by using big data'. *Event & Convention Research*, 14(4), 101-121, DOI : 10.31927/asec.14.4.6

## 이 충 형(Choong-Hyong Lee)

[정회원]



- 2003년 2월 : 고려대학교 소프트웨어 공학(공학석사)
- 2017년 9월 : 남서울대학교 빅데이터 산업보안학과 조교수
- 2019년 2월 ~ 현재 : 고려대학교 기술경영학과 박사과정
- 관심분야 : ICT 컨설팅, 빅데이터, 인공지능, 클라우드

· E-Mail : middleware@nsu.ac.kr

## 김 영 준(YoungJun Kim)

[정회원]



- 2011년 1월 : TexasA& M International University, USA, School of Business, 조교수
- 2011년 2월 ~ 2012년 2월 : 서울대학교 기술경영정책 대학원, 초빙교수
- 2015년 2월 ~ 현재 : 고려대학교 기술경영전문대학원, 교수, 부원장
- 관심분야 : 기술경영경제, 전략적 제휴, 기술혁신정책

· E-Mail : youngkim@korea.ac.kr