



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

경 영 학 석 사 학 위 논 문

빅데이터 도입이 중국의 제조업
수익성에 미치는 영향

2020년 8월

부 경 대 학 교 대 학 원

경영학과

HAN BO

(한보)

경 영 학 석 사 학 위 논 문

빅데이터 도입이 중국의 제조업
수익성에 미치는 영향

지도교수 최태영

이 논문을 석사 학위논문으로 제출함

2020년 8월

부 경 대 학 교 대 학 원

경영학과

HAN BO

(한보)

HAN BO의 경영학석사 학위논문을
인준함.

2020년 8월

주심 경제학박사 서석홍 (인)

위원 경영학박사 이진수 (인)

위원 경영학박사 최태영 (인)

목차

1. 서론	1
1.1. 연구배경	1
1.2. 연구의 필요성과 목적	3
2. 이론적 배경	4
2.1. 빅데이터의 정의	4
2.2. 빅데이터의 속성	7
2.3. 빅데이터 환경에서 제조업의 데이터	9
2.3.1. 빅데이터 환경에서 제조업 데이터의 출처	9
2.3.2. 빅데이터 환경에서 제조업 데이터의 속성	10
2.4. 산업용 빅데이터	11
2.5. 빅데이터 시장	11
2.5.1. 세계 빅데이터 시장 규모	11
2.5.2. 중국 빅데이터 시장 규모	12
2.6. 수익성 연구	13
3. 선행연구의 검토	14
3.1. 정보기술	14
3.2. 빅데이터 도입	16
3.3. 기업의 연구개발	17
3.4. 기업 규모	18
4. 분석방법	19
4.1. 자료수집	19
4.2. 변수 설계	20
4.2.1. 종속변수	20
4.2.2. 독립변수	20
4.2.3. 통제변수	21
4.3. 단위근 검정	21
4.4. 측정모형 및 방법	22
4.4.1. 패널자료 및 종료	22

4.4.2. 모형검정	23
4.5. 분석모형	25
4.6. 기술통계 분석	26
4.7. 회귀분석	30
4.7.1. 업종별 회귀분석	30
4.7.2. 전체의 회귀분석	32
5. 결론	33
참고문헌	35
<부록 1> 표본기업	42



표 목차

[표 1] 빅데이터의 개념	6
[표 2] 빅데이터의 속성	8
[표 3] IT가 기업성과 등에 미치는 영향에 관한 선행연구	15
[표 4] 연도별 빅데이터 도입 표본기업수	19
[표 5] 업종별 제조업 표본기업수	20
[표 6] 변수 요약	21
[표 7] 패널자료의 단위근 검정	22
[표 8] 혼합효과 모형회귀	24
[표 9] 고정효과 모형회귀	25
[표 10] Hausman 검정	25
[표 11] 전체 기술통계량	26
[표 12] 업종별 기술통계량	28
[표 13] 연도별 기술통계량	29
[표 14] 업종별 회귀분석 결과	31
[표 15] 전체 회귀분석	32

그림 목차

[그림 1] Industrial manufacturing companies are lagging behind their cross-industry peers in their ability to create a competitive advantage from analytics and information	3
[그림 2] 제조업의 데이터 출처	9
[그림 3] 2011-2027 전 세계 빅데이터 시장 규모 예상	12
[그림 4] 빅데이터를 사용한 기업별 비중	13



빅데이터 도입이 중국의 제조업 수익성에 미치는 영향

한보

부경대학교 대학원 경영학과

요약

본 연구에서는 빅데이터 도입이 중국의 제조업 수익성에 미치는 영향에 대한 실증분석을 실시하였다. 선정된 총 53개 기업들을 사물인터넷, 전기/전자, 기계, 정보통신, 화학 및 의학으로 구분하고, 각 산업별로 수익성에 미치는 영향의 차이가 있는지 분석하였다. 분석대상 중에서는 정보통신 산업에 속하는 기업들이 14개로 가장 많고, 전기/전자와 기계가 각각 13개 및 12개이다. 선행연구에 따라 기업의 수익성은 영업이익률로 측정하였으며, 빅데이터 도입은 더미변수를 이용했다. 연구개발은 연구개발강도를 이용해 측정하였다. 수익성에 미치는 영향을 회귀분석한 결과 빅데이터 도입은 수익성에 양의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 연구개발도 수익성에 유의한 양의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 산업별로 살펴본 결과 정보통신에 속하는 기업군에서만 빅데이터 도입이 수익성에 유의한 양의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

주제어 : 빅데이터, 연구개발강도, 제조업, 수익성

The Effect of Big Data On Profitability China's Manufacturing Firms

HAN BO

Department of Business Administration
Graduate School of Pukyong National University

Abstract

This study conducted an empirical analysis on the impact of the investment of big data on profitability in China's manufacturing industry. Total 53 companies were classified by the Internet of Things(IoT), electricity / electronics, machinery, information and communication, chemicals, and medicine, we analyzed whether there is a difference in profitability for each industries. Among the analysis targets, the number of the information and communication industry is 14 which is the most, followed by electric / electronics and machinery industry, that have 13 and 12 companies, respectively. The profitability is measured by the profit margin rate, and the investment of big data is by dummy variables, and R&D is by R&D intensity. As a result of regression analysis on the effect on profitability, the investment of big data has a positive effect on profitability. R&D was found to have a significant effect on profitability. Only the information and communication industry showed that the investment of big data had a significant effect on profitability.

Key words : big data, R&D intensive, manufacturing, profitability

1. 서론

1.1. 연구배경

차세대 과학기술 혁명과 산업 변혁이 거세지면서 점점 더 많은 나라들이 경제 성장을 위한 중요한 통로로 디지털 경제를 발전시키고 있다. 미국은 적극적으로 재공업화를 추진하여, 고급 제조업 분야에서 새로운 성장점을 형성하였다. 독일은 4차 산업 전략을 실시하여 제조업의 지능화를 촉진하고 국가 경제의 경쟁 우위를 재창조하였다. 인도는 차세대 정보기술과 제조업의 깊은 융합을 촉진한다. 뿐만 아니라 브라질과 같은 일부 개발도상국들도 제조업을 대대적으로 발전시키고 있으며 국제 시장 공간을 적극적으로 확장하고 있다. 중국은 제조업 규모가 방대하고 체계가 잘 갖추어져 있지만 크고 강하지 않은 문제가 두드러진다. 특히 전통 제조업은 창조 능력이 뛰어나지 않아 생산관리 효율성이 떨어진다. 중국 제조업의 저 비용 우위가 약화된 배경에서 제품 품질과 생산관리 효율성을 높이고 경쟁 우위를 재창조해야 하며 디지털 전환은 제조업의 경쟁력을 높이는 중요한 길이다.

디지털 경제 발전 추세에 맞춰 4차 산업과 중국제조 2025가 잇따라 제시되면서 중국의 제조업은 제조(製造)에서 지조(智造)로 전환하고 있다. 디지털화, 네트워크화, 지능화, 서비스화는 이미 제조업 발전의 주류로 자리 잡고 있다. 인터넷, 빅데이터, 인공지능과 실물경제의 깊은 융합을 추진하고 농업, 공업, 서비스업과의 융합을 심화시켜 실물경제의 발전 효율을 높여야 한다.

빅데이터가 기업의 의사 결정에 가장 중요한 영향을 미치는 것은 빅데이터 자체가 아니라 데이터와 데이터 간의 관계이다. 빅데이터 가치 실현은 데이터와 데이터 간의 연결에 있다. 데이터 간의 연계를 이용해 만든 일종의 식도보로서, 지식도보는 단순한 데이터 수집보다 훨씬 가치 있는 결과가 된다. “독일 4차 산업“이나 “중국제조 2025“에서는 스마트화와 인터넷화를 언급하고 있다(<https://zhuanlan.zhihu.com/p/51262984>, 2020). 지능화와

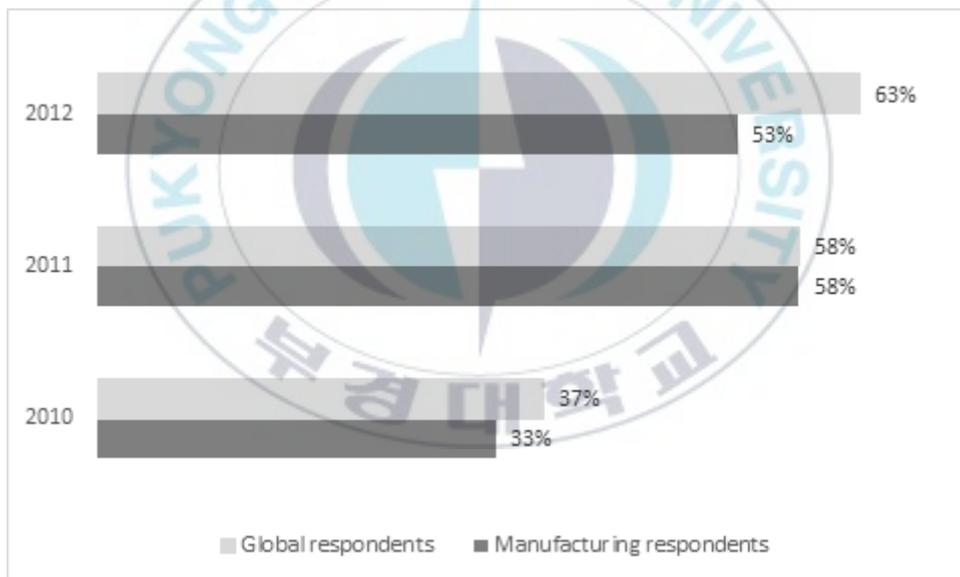
인터넷화의 핵심은 한편으로 인터넷 기술을 이용하여 전통을 이루는 것은 제품 중심에서 고객 중심으로 변화한다. 고객의 수요 예측을 강화하고 고객을 제품 개발에 참여시켜 개성화된 제품, 서비스 및 체험을 제공한다. 한편 대량 소비 데이터를 수집하여 생산 방식을 동적으로 조정함으로써 고객의 수요 변화에 빠르게 적응한다. 즉 대규모 대량생산을 대규모 맞춤 생산으로 바꾸는 것이다. 마지막으로 기업의 내부 마케팅, 과학연구, 생산, 구매 등의 경영 데이터를 활용한다. 기업 경영의 해결을 위한 근거를 제공하고 기업 경영을 투명하게 실현한다. 기업의 지능화와 인터넷화 수준이 높아지면서 점점 더 많은 데이터를 보유하게 되었다. 이러한 데이터는 역설적으로 기업의 지능화와 인터넷화 수준을 향상시켰다. Wan et, al(2017)은 적극적인 예방정비를 위한 빅데이터 제조에 관심을 두었다. 비교 결과는 능동적 예방 유지관리의 우수성과 4.0차 산업의 구현을 가속화하는 타당성을 확인했다.

제조업 기업의 각 항목에는 연구개발, 설계, 구매, 인공, 제조, 창고, 물류, 판매관리, 외부 가치사슬 등이 포함된다. 산업 빅데이터가 제조업에 미치는 영향은 다음과 같다. 정밀도가 더 높다; 생산량이 더 높다; 더 나은 예측; 추적 공급업체의 제품 우열 예측 및 판단; 더 높은 소급효과; 투자수익률과 운영효율성; 더 높은 수익성(<https://zhuanlan.zhihu.com/p/51262984>, 2020). 데이터 중심 세계에서 스프레드시트와 같은 전통적인 비협조적 도구를 사용하는 것은 점점 더 복잡한 결정을 내리고 시장에서 요구하는 민첩성을 만드는 데 효과적이지 않다. 오늘날의 제조업에서 수익성을 높이는 것은 올바른 도구를 사용해야 가능하다. 예측 분석과 규범적 분석에 기반을 둔 해결수단은 데이터에 기반한 의사결정을 쉽고 빠르게 할 수 있도록 해주며, 생산성, 수익성 및 효율성 향상을 목표로 하는 알고리즘을 통해 복잡한 프로세스를 자동화하고 최적화하는 데 도움이 된다. 더 나은 의사결정을 위해 운영 프로세스의 제어 및 가시성 향상 이렇게 하면 오늘날의 제조업에서 수익성을 높일 수 있다.

빅데이터는 이미 있는 제품을 개선할 뿐만 아니라 새로운 제품을 혁신 및 도입 할 때 매우 유용하다. 빅데이터는 기업의 매출액을 증가시키고 수익을 올리는지 보여준다. 분석 기술이 더욱 발전함에 따라 빅데이터가 비즈니스 운영 방식을 지속적으로 개선할 것이라는 데는 의심의 여지가 없

다. 그러나 성장 속도가 느리고 불확실한 환경에서 더 적은 비용으로 더 많은 일을 하려면 기업은 운영의 생산성과 수익성을 높일 수 있는 새로운 방법을 찾아야 한다. 그 답은 빅데이터 분석이다(Alton, 2018). IBM의 보고서(2012)에 따르면 산업 제조업 중 53%가 정보(빅데이터 포함) 및 분석을 사용하여 업계 전반의 응답자 중 63%가 조직에 경쟁 우위를 창출하고 있다고 응답했다. 제조 산업에서 경쟁 우위를 보고 한 응답자의 비율은 2010년에 33%에서 2012년에 53%로 2년 만에 61%까지 증가했다. 다음 [그림 1]과 같다.

[그림 1] Industrial manufacturing companies are lagging behind their cross-industry peers in their ability to create a competitive advantage from analytics and information.



자료: IBM(2012). “Analytics: The real-world use of big data,” a collaborative research study by the IBM Institute for Business Value and the Saïd Business School at the University of Oxford.

1.2. 연구의 필요성과 목적

제조업의 중요성은 중국의 제조 혁신기술 도입이 수익성에 미치는 영향의 시급성을 결정한다. 수익성 평가 결과는 관리자, 투자자 및 기타 이해

관계자에게 큰 의미가 있다. 기업의 주요 목표는 생존과 개발이며, 목표 달성을 위해서는 수익성이 중요하다. 관리자는 수익성 평가를 통해 기업의 운영 결과를 완전히 이해하고 기업의 성장 능력과 향후 개발을 예측할 수 있다.

그런데 객관적인 분석방법을 이용한 빅데이터 도입의 성과를 실증적으로 측정하는 연구들이 부족한 상황이다. 특히 재무적 관점에서 충분히 검증하지 못하고 있다. 국내 제조기업의 빅데이터 도입이 초기를 기점으로 일단락되고, 일정 정도의 시간이 지난 현재, 도입기업을 대상으로 재무적인 효과를 측정하여 빅데이터 도입에 대해 검증할 필요가 있다.

그래서 이 연구의 목적은 다음과 같다.

첫째, 빅데이터 도입이 중국의 제조업 수익성에 미치는 영향을 분석하고자 한다.

둘째, 빅데이터 도입이 중국의 제조업 수익성에 미치는 영향에 대하여 실증 분석한다.

2. 이론적 배경

2.1. 빅데이터의 정의

빅데이터 도입이 제조업의 수익성에 미치는 영향을 분석하기에 앞서 “빅데이터란 무엇인가?”에 대한 명확한 개념을 정의해야 한다. 그리고 빅데이터에 대한 정의에 대하여는 기관마다 그 정의가 다양하게 기술되고 있다.

Gartner(2001)는 빅데이터에 대해 다음과 같은 정의(아직도 빅데이터에 관한 권위 있는 해석): 빅데이터는 고속(velocity)에서 쏟아져 나오는 대량(volume)의 다양한 (variety) 데이터를 의미하였다.

국제 데이터 센터 IDC는 빅데이터와 그 영향을 연구하는 선구자로서, 2011년 보고서에서 빅데이터 기술은 하나의 기술과 체계의 새로운 시대를 묘사하고 대규모로 다양화된 데이터로부터 고속 포획, 발견 및 분석 기술

을 통해 데이터를 추출하도록 설계되었다고 정의했다. 이 정의는 빅데이터의 4가지 뚜렷한 특징, 즉 용량(volume), 다양성(variety), 속도(velocity)와 가치(value)를 폭넓게 기술하고 4Vs를 사용하여 정의되었다.

2011년에 McKinsey의 연구 보고서에서는 빅데이터를 전형적인 데이터베이스 소프트웨어 툴의 포획, 저장, 관리 및 분석 능력을 넘어선 데이터 집합으로 정의했다. 이러한 정의는 일종의 주관적 정의로서 빅데이터와 관련된 어떠한 도량 메커니즘도 묘사하지 않았지만, 정의에는 일종의 진화적 관점이 포함되어 있었다(시간과 영역을 건너는 관점에서). 어떤 데이터 집합이 빅데이터로 인식될 수 있는지를 설명했다.

NIST에서는 빅데이터란 데이터의 용량, 데이터의 획득 속도 또는 데이터의 표시가 전통적 관계 방법을 사용하여 데이터에 대한 분석 처리 능력을 제한하고 처리 효율을 높이기 위해 수평 확장된 메커니즘을 사용해야 한다고 한 것이다.

MCI는 발표한 '빅데이터: 다음 혁신, 경쟁과 생산성의 선두' 보고서에서 빅데이터는 전형적인 데이터베이스(data base) 소프트웨어(software)의 채집, 저장, 관리 및 분석과 같은 능력을 초과하는 크기를 가진 데이터 집합을 의미한다는 것이다.

NASDAQ은 빅데이터가 대량 데이터와 복잡한 데이터 유형을 모두 포함하고 있으며, 그 규모가 전통적인 데이터베이스(data base)를 능가하여 관리하고 처리할 수 있는 능력이라고 생각한다.

AWS 데이터 과학자 John Rauser는 빅데이터가 어떤 컴퓨터 처리 능력의 방대한 데이터양을 초과할 수 있다고 요약했다.

빅데이터에 관한 여러 정의를 요약하면 다음과 같다.

[표 1] 빅데이터의 개념

저자	개념
Gartner	빅데이터는 고속(Velocity)에서 쏟아져 나오는 대량(Volume)의 다양한 (Variety) 데이터를 의미함
IDC	빅데이터 기술은 하나의 기술과 체계의 새로운 시대를 묘사하고 대규모로 다양화된 데이터로부터 고속 포획, 발견 및 분석 기술을 통해 데이터를 추출하도록 설계
McKinsey	빅데이터를 전형적인 데이터베이스 소프트웨어 툴의 포획, 저장, 관리 및 분석 능력을 넘어선 데이터 집합
NIST	빅데이터란 데이터의 용량, 데이터의 획득 속도 또는 데이터의 표시가 전통적 관계 방법을 사용하여 데이터에 대한 분석 처리 능력을 제한하고 처리 효율을 높이기 위해 수평 확장된 메커니즘을 사용해야 함
MCI	빅데이터는 전형적인 데이터베이스(Data Base) 소프트웨어(Software)의 채집, 저장, 관리 및 분석과 같은 능력을 초과하는 크기를 가진 데이터 집합
NASDAQ	빅데이터가 대량 데이터와 복잡한 데이터 유형을 모두 포함하고 있으며, 그 규모가 전통적인 데이터베이스(Data Base)를 능가하여 관리하고 처리할 수 있는 능력
Rauser	빅데이터가 어떤 컴퓨터 처리 능력의 방대한 데이터 양을 초과할 수 있음
Manovich	데이터를 수집, 관리 처리하는 기존의 소프트웨어의 능력은 뛰어 넘는 데이터들의 집합
Wigan & Clacrke	대규모의 세부적인 데이터 집합뿐 아니라 다양한 정보원에서 많은 데이터 집합을 통합하는 것까지 포함하며, 데이터를 추출하고 이를 분석하는 기술까지 포함
Letouz	빅데이터는 해량 구조화와 비구조화 데이터를 기술하기 위한 유행어로서 이러한 데이터의 용량은 전통적인 데이터베이스와 소프트웨어 기술로 처리하기 어려울 정도로 막대함
리귀제(李國傑)	빅데이터는 용인 가능한 시간 내에 이를 전통적인 정보 기술과 하드웨어 도구로 감지, 획득, 관리, 처리 및 서비스할 수 없는 데이터 집합을 의미함
삼성경제연구소	기대한 데이터 집합으로 대규모 데이터와 관련한 기술과 도구를 포함

EMC	빅데이터는 데이터 집약적이거나 정보이며, 그것의 규모, 배포, 위치가 서로 다른 외딴 섬에 있거나, 또는 그것의 타임라인은 이러한 정보를 캡처, 저장, 통합, 관리 및 분석하기 위해 고객에게 새로운 아키텍처를 요구함
Parich	빅데이터의 의미는 데이터에 비즈니스에 가치 있는 의사결정력과 통찰력을 발굴할 수 있다는 것이다. 자신이 수집한 데이터를 제대로 활용하지 못한다면 한 무더기의 데이터를 비우면 아무리 체량이 커도 빅데이터라고 할 수 없음
노무라 종합 연구소	빅데이터란 기존의 일반적인 기술로는 관리하기 어려운 대량의 데이터의 집합이다. 이른바 "기존의 일반적인 기술로는 관리하기 어렵다"는 것은, 예를 들면, 현재 기업 데이터베이스가 주류를 이루고 있는 관계적인 데이터베이스로는 관리할 수 없는 복잡한 구조를 가진 데이터를 말한다. 또는 데이터 량의 증대로 인해 데이터에 대한 조회(query) 응답 시간이 허용 범위를 벗어나는 방대한 데이터를 의미할 수도 있음

자료: 大數據概念與發展(大數據戰略重點實驗室, 2017)을 이용해서 편집

2.2. 빅데이터의 속성

빅데이터 속성은 2001년에 메타그룹(META Group, 현 가트너) Doug Laney의 연구 보고서 '3D 데이터 관리: 데이터 수량, 속도 및 종류 제어'에 의하여 명확하게 정리되었는데 데이터 급증의 도전과 기회는 3차원적이며, 우리가 일반적으로 이해하고 있는 데이터 양 측면에서뿐만 아니라 데이터가 드나드는 속도 및 데이터 종류 범위까지 포함한다고 말한다. 이후 연구자들은 빅데이터의 속성에서 분석하고 이해하며 이러한 "3V"에 대한 관점을 풍부하게 한다. 이후 IBM 및 기타 여러 학자에 의하여 속성들이 추가되어 지고 있다. IBM 비즈니스 가치 연구원이 '분석: 빅데이터의 현실 세계에서 활용' 보고서에서 정확성을 늘려야 한다고 제안한다. SAS(Statistical Analysis System)는 두 가지 속성의 변동성(variability)과 복잡성(complexity)을 추가했다. Born(2014)는 빅데이터의 속성이 10V로 규모(volume), 다양성

(variety), 속도(velocity), 정확성(veracity), 효율성(validity), 가치(value), 변동성(variability), 장소(venue), 어휘(vocabulary), 모호성(vagueness)을 정의했다. 빅데이터 주요 속성을 정리하면 아래 [표 2]와 같다.

[표 2] 빅데이터의 속성

속성	설명	주요 내용
규모 (volume)	데이터 크기	기술의 발전과 IT의 일상화가 진행됨에 따라 수집 및 저장된 데이터의 수량. 데이터 크기(TB, PB)
다양성 (variety)	데이터 유형	구조화된 데이터뿐만 아니라 반 구조화된 데이터와 대부분 구조화되지 않은 데이터도 처리해도 됨
속도 (velocity)	데이터 속도	데이터를 생성, 생성, 생성 또는 새로 고치는 속도를 나타냄
정확성 (veracity)	데이터 품질	데이터 저장 및 처리 과정의 정확하고 안전한 상태
효율성 (validity)	데이터 신뢰도	데이터가 의도한 사용에 얼마나 정확하고 정확한지 나타냄
가치 (value)	데이터의 중요성	데이터가 원한 용도에 얼마나 정확함
변동성 (variability)	데이터 차이성	데이터는 서로 다른 차원에서 지속적으로 전송되며, 소용없는 데이터 또는 중요한 데이터를 얼마나 효율적으로 구별함
시각화 (visualization)	데이터 프로세스/데이터 작업	복잡한 대규모의 데이터를 시각적으로 표현
복잡성 (complexity)	데이터 상관관계	데이터는 서로 다른 차원에서 발생하며, 정보가 신속하게 전달될 수 있도록 이전에 도착한 데이터에 대한 데이터의 양이 적거나 큰 변화를 파악함

자료: Kapil et al.(2016). A study of big data characteristics로부터 편집.

2.3. 빅데이터 환경에서 제조업의 데이터

2.3.1. 빅데이터 환경에서 제조업 데이터의 출처

빅데이터는 단순히 하나의 데이터 처리 기술이 아닌 전체적인 시각의 구현이며, 일종의 통합 관련성 분석으로서 잠재적인 연관성을 발견하게 된다. 따라서 제조업의 빅데이터를 분석할 때 제조업의 데이터 출처를 전반적으로 고려해야 한다. 제조업의 데이터 출처에는 제품 설계와 개발, 제품 가공과 설비 운영, 창고 관리 등 업종 데이터뿐 아니라 시장, 고객 관계, 정부 계획, 인터넷 등 외부 데이터도 포함된다. 제조업의 데이터 출처는 다음 [그림 2]과 같다.

[그림 2] 제조업의 데이터 출처

마켓 데이터/ 고객관계 데이터	상품 디자인 데이터			
	재료	크기	수량	기술요
	제조 과정 데이터			
	설비운영	생산 감시	생산 라인	고장
기업 관리 데이터				
생산관리	영업관리	재무관리	인사관리	
판매 및 판매 후 데이터				

자료: 李少波·陳永前(2017).

상품 디자인 데이터: 고객과 기업 간의 상호작용 및 거래는 많은 데이터를 생성할 수 있으며 이러한 고객의 데이터 마이닝 및 분석하여 고객이 제품의 수요분석 및 제품 설계와 같은 혁신적인 활동에 참여하고 제품 혁신에 기여할 수 있도록 도와준다.

제조 과정 데이터: 센서 및 인터넷 기술의 도입으로 제품 고장의 실시간 진단이 현실화되고 빅데이터, 모델링 및 시뮬레이션 기술이 적용되어 역학

을 예측할 수 있다. 그리고 제조업의 생산라인에는 온도, 압력, 열량, 진동 및 소음을 감지하는 수천 개의 소형 센서가 장착되어 있다. 몇 초마다 데이터가 수집되므로 이러한 데이터를 사용하면 설비 진단, 전기소비 분석, 에너지소비 분석, 품질사고 분석 등 다양한 형태의 분석을 수행 할 수 있다.

기업 관리 데이터: 빅데이터 분석은 이미 많은 전자 상거래 회사가 공급 사슬의 경쟁력을 향상시키는 중요한 수단이다. 빅데이터는 다양한 장소에서 상품에 대한 수요를 미리 분석하고 예측하여 유통 및 창고 효율성을 개선하고 다음 날 도착한 고객의 경험을 보장한다. 그리고 빅데이터는 훌륭한 판매 분석 도구로 과거 데이터의 다차원적 조합을 통해 지역 수요의 비율 및 변화, 제품 종류의 시장 인기 및 일반적인 조합형태, 소비자 수준 등을 사용하여 제품전략 및 배포전략을 조정할 수 있다.

판매 및 판매 후 데이터 즉 마케팅 전략이다. 빅데이터를 바탕으로 광고, 상품을 널리 보급하기, 개성적 상품 전략, 판매 방법의 효율성 및 가격 결정 등을 할 수 있다. 또는 고객관계 데이터를 결합하여 빅데이터를 사용하여 고객행동 및 피드백을 이해하고, 고객요구를 깊이 이해하고, 고객행동에 주의를 기울이고 정보를 효율적으로 분석하고 예측하고 제품의 기능적 방향을 지속적으로 조정하고 제품의 비즈니스 가치를 확인하고 과학적 가격 전략을 수립한다.

2.3.2. 빅데이터 환경에서 제조업 데이터의 속성

업계에서 빅데이터는 일반적으로 “3V” 속성이 있다고 인식되고 있다. 즉 규모(Volume), 다양성(Variety), 속도(Velocity). 제조업은 매우 강한 전문성, 시사성, 관련성 등의 특징을 가진 상황에서 빅데이터의 “3V” 속성뿐만 아니라 다음 속성도 있다. 첫째, 강 상관성과 고차원성. 제조업의 데이터는 서로 연관되고 결합되어 하나의 복잡한 다변량 고차원 시스템을 구성한다. 둘째, 강한 비선형성. 제품의 생산 과정에서 많은 물리적과 화학적 변화들을 예측할 수 없고 비선형적으로 표현된다. 셋째, 높은 소음. 인터넷 빅데이터는 주로 데이터의 통계적 현저한 특징을 염두에 두고 있으며, 데이터

소음에 대한 큰 요구가 없는 반면 제조업에 대해서 약간의 오류만 있어도 큰 피해를 줄 수 있기 때문에 데이터의 높은 소음은 제조업의 빅데이터가 무시할 수 없는 것이다.

2.4. 산업용 빅데이터

산업용 빅데이터는 인터넷, 빅데이터 및 산업이 결합된 제품이며 동시에 산업 업그레이드 발전에 반동을 한다. 산업용 빅데이터는 제조업의 혁신을 위한 원동력이자 촉매이며 3차원 디자인, 3D 프린팅, 로봇 기술 등으로 제조업에 널리 사용된다. 산업용 빅데이터는 제품 설계, 제조, 물류 등 여러 분야에 걸쳐 광범위하게 분포하며, 구체적으로 다음과 같다: 디지털화 설계, 스마트 제조, 네트워크 모니터링, 물류연결 관리이다.

산업용 빅데이터는 다른 업계 빅데이터와 차이가 있는 데 있어 자체적인 특징이 있는데, 하나는 다원적 획득, 데이터 분산 및 비구조화 데이터 비율이 높다. 두 번째, 데이터 관련성이 강하며, 상관관계에 대한 인과관계가 있어야 한다는 것이다. 그리고 연속 수집과 독특한 동적 시공간 특성을 가지고 있다. 마지막 구체적인 공업 분야와 긴밀하게 관련되어 있다는 것이다.

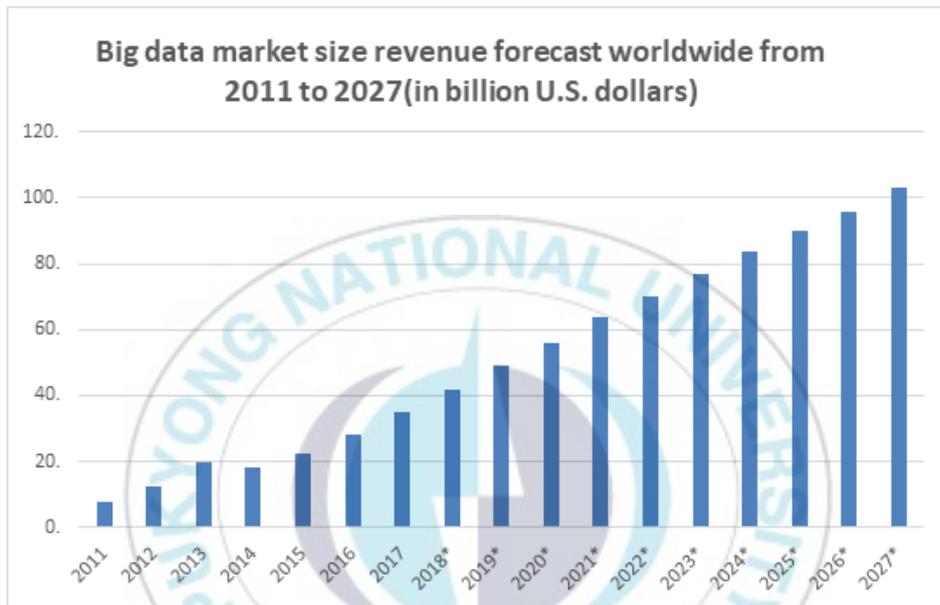
2.5. 빅데이터 시장

2.5.1. 세계 빅데이터 시장 규모

사물인터넷, 전자 상거래, 사회 네트워킹이 빠르게 발전함에 따라 글로벌 빅데이터 저장량이 급격히 증가하여 빅데이터 산업 발전의 기반이 되고 있다. 국제 데이터 회사(IDC)의 모니터링 데이터에 따르면 2013년 전 세계 빅데이터 저장량은 4.3ZB, 2018년 글로벌 빅데이터 저장량은 33.0ZB에 달한다. 빅데이터 저장량 분포를 보면 미국의 빅데이터 저장량이 21%, EMEA가

30%, 중국 지역이 23%를 차지하고 있다. Wikibon 연구에 따르면, 전 세계 빅데이터 시장 규모는 2018년 420억 달러에서 2027년 1030억 달러로 성장할 것이라고 한다. [그림 3]는 국제 빅데이터 시장 규모 예상이다.

[그림 3] 2011-2027 전 세계 빅데이터 시장 규모 예상



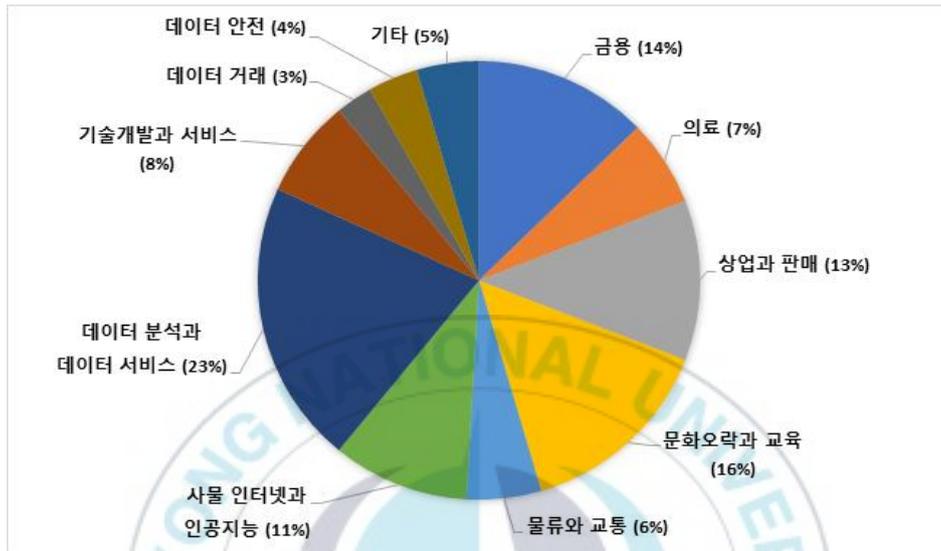
자료: <https://www.statista.com/statistics/254266/global-big-data-market-forecast/>.

2.5.2. 중국 빅데이터 시장 규모

중국에서는 정책 지원 및 기술 융합으로 인해 중국 빅데이터 시장은 안정적인 성장을 유지할 것이다. 가치 측면에서 보면 IDC는 2019년에 중국의 빅데이터 시장 전체 수익이 96억5천만 달러에 이를 것으로 예측하고 있다. 2019-2023년에 대해 예측하면 연간 CAGR(복합 연평균 성장률) 23.5%에 도달할 수 있다. 2023년에 시장 규모가 224억9천만 달러로 성장할 것이다. 사용 범위에서 볼 때 기업은 빅데이터를 사용하기 영역: 금융, 의료, 문화 오락/교육, 데이터 분석/데이터 서비스, 데이터 거래, 물류/교통, 마케팅/비즈니스, 기술 연구개발 및 서비스, 데이터 보안, 사물 인터넷/인공지능 등

포함하다. 빅데이터를 사용한 기업별 비중은 다음 [그림 4]과 같다.

[그림 4] 빅데이터를 사용한 기업별 비중



자료: 2018년 중국 빅데이터 기업 보고서.

2.6. 수익성 연구

수익성은 기업의 업무를 특징짓는 일반화된 지표이다. 원가, 완성품, 생산량과 같은 지표와 연결되었다. 경제적인 관점에서 수익성은 기업이 자산이나 자본의 가치를 높이는 능력으로 볼 수 있다. 그리고 기업의 기본 생산 및 운전 자본의 사용을 반영하여 기업이 금융 활동을 수행하는 방법을 보여준다. 즉, 이윤율이 높고 수익성이 강할수록 이익 수준이 높아진다. 기업의 수익성에 대한 정확하고 포괄적이며 객관적인 분석을 통해 과거에 존재했던 문제를 요약하고 문제의 원인을 분석 한 다음 궁극적으로 회사의 이익 지향 비즈니스 목표를 달성 할 수 있는 방안을 제안할 수 있다.

수익성 용어는 서구에서 처음 등장했으며, 초기 학자들은 수익성을 따로 연구하지 않고 미국 은행가 Alexander Waller가 출판한 “신용 분석”책이 나올 때까지 기업 성과 평가의 기본 내용에 넣었다. 수익성 분석을 시작한

시편 연구의 방향은 점차 기업의 지급 능력에서 수익성으로 바뀌었다. 기업 관리자는 기업의 수익성에 주목을 두고 수익성 분석 및 평가를 통해 기업의 운영 및 관리 수준을 평가하고, 기업의 운영 결과를 평가하며, 기업의 발전을 촉진하기 위해 기업 운영의 문제를 발견하고 총평한다는 것을 실시한다. 직원은 수익이 급여의 원천과 복리후생의 보증 때문에 수익성에 관심이 있다. 정부에게 기업 수익성은 국가의 재정수입에 영향을 미치고 국가 경제의 발전을 보호할 것이다. 그래서 수익성 및 수익성 평가가 중요하다.

3. 선행연구의 검토

3.1. 정보기술

Kusiak(2017)는 제조업이 지능적 발전하고 있다고 생각한다. 기업들은 점점 더 센서와 무선기술을 사용하여 제품 수명 기간의 모든 단계에서 데이터를 캡처하고 있다. 재료 특성, 장비의 온도 및 진동에서부터 공급망 및 고객세부 사항까지 다양하다. 그러나 지능제조는 그 산업을 더 효율적이고, 수익성이 있고, 지속가능하게 만들 수 있다. 제품 및 부품이 운송되는 거리를 최소화하면 재무 및 환경 비용이 감소한다.

Andersen & Segars(2001)는 정보기술과 의사결정 구조의 분산과 의류 및 섬유 산업에 있어서의 기업의 재무성과에 미치는 영향을 실증적으로 조사하였다.

Bharadwaj(2000)는 정보기술 개념을 조직의 역량으로 개발하고 정보기술 역량과 기업성과 간의 연관성을 경험적으로 조사하였다. 결과에 따르면 정보기술 역량이 높은 회사는 다양한 수익 및 비용 기반 성과 측정에서 회사의 통제 표본보다 우수한 경향이 있다.

Brain 등(1993)은 평균적으로 정보기술 투자가 순현재가치(NPV) 투자로 비용만큼 가치가 있다는 것을 나타낸다. 그러나 혁신적인 정보기술 투자는 기업의 가치를 높인다.

Mahmood & Mann(1993)는 IT 투자와 조직성과 간의 관계를 조사하여 IT 투자의 영향을 입증하려고 시도했다. 그 결과는 연구에 사용된 특정 IT 투자와 조직성과 사이의 긍정적인 관계를 보여주며, IT 투자 수준이 더 높은 조직도 투자 수익률, 매출 수익률, 직원 1인당 매출액, 총 매출액으로 측정했을 때 더 높은 성과를 나타낸다.

Huang & Liu(2005)는 다중회귀모형을 사용하고 R&D 강도와 IT 강도를 제공하여 혁신자본, IT자본 및 성과 간의 비선형 관계를 조사한다. 이 연구의 주요 결과는 다음과 같다. 혁신 자본은 조직성과와 비선형 관계 (역 U 자형)를 가지고 있다. IT자본은 기업성과에 큰 영향을 미치지 않는다. 그러나 혁신자본과 IT자본의 상호 작용을 고려한 후에는 기업의 성과에 긍정적인 영향을 미친다. [표 3]는 IT에 대한 독립변수로 종속변수 기업성과, 수익성 및 판매증가 등에 영향을 미치는 연구를 정리한다.

[표 3] IT가 기업성과 등에 미치는 영향에 관한 선행연구

연구자	연도	종속변수	독립변수
Andersen & Segars	2001	성과	IT 사용
Bharadwaj	2000	ROA, ROS	IT 사용
Brain et al.	1993	CAR	IT 투자
Mahmood & Mann	1993	기업 성과	IT 투자
Huang & Liu	2005	기업 성과	IT 자원
Markus & Soh	1993	수익성	IT 소비
Lubbe et al.	1995	수익성	IT 투자
Vickery et al.	2003	재무성과	IT 사용
Bergeron et al.	2004	수익성, 판매증가	IT 융합
Morikawa	2004	수익성	IT 사용
Sanders & Premus	2005	재무성과	IT 자원
Shang & Marlow	2005	재무성과	정보 기반 자본
Wu et al.	2006	재무성과	IT 발전
Bharadwaj et al.	2007	제조성과	정보 시스템자원

제조업은 IT기술의 개선, 특히 빅데이터 기술의 개선을 통해 도약을 달성할 수 있다. 빅데이터 기술은 새로운 제조 산업 혁명, 상징적 기술 및 산업 혁신의 핵심 기술인 “전통적인 제조“를 나타낸다. IT기술의 개선을 통해 빠른 변화를 달성할 수 있다.

3.2. 빅데이터 도입

최근 빅데이터에 대한 관심이 높아지면서 많은 기업들이 조직성과를 향상시키기 위해 빅데이터 분석 기능을 개발하게 되었다. Workforce의 연구 보고서에 따르면 데이터 분석은 회사로 하여금 우세를 얻게 했다. 고급보고 기능은 비용을 절약할 뿐만 아니라 회사가 시장 점유율을 높이고 이윤을 높이는 데 도움이 된다. 지능적인 빅데이터가 제공되기 때문이다. 많은 연구들은 빅데이터 분석이 조직성과에 미치는 영향이 있다고 검토했다 (Akter et al., 2016; Aydiner et al., 2019; Chen et al., 2015; Wamba et al., 2017; Gupta & George, 2016). 동시 빅데이터 분석의 빈도는 기업성과를 개선할 수 있다. Davenport & Harris(2007)는 32 개 회사를 대상으로 분석의 강도와 회사의 연간 성장률 사이에 양(+)의 상관관계를 보여주었다.

Akter 등(2016)은 빅데이터 분석능력 모형의 얽힘 개념화의 가치와 조직성과(FPER)에 대한 영향을 연구하고 확인했다. 그 결과는 빅데이터 분석 능력과 조직성과 관계에 대한 긍정적인 영향을 미친다는 것을 나타냈다, Samuel 등(2016)은 계층적 빅데이터 분석능력 모형의 얽힘 개념화의 가치가 조직성과에 직접적이고 간접적인 영향을 미치는 것을 확인하였다.

노석현(2017)은 기술사업화 초기 단계에서의 빅데이터 활용이 경영성과에 미치는 연구에서 빅데이터를 활용한 제품 및 서비스 개선 활동 등 개발 성과 등의 경영성과에 긍정적 영향을 미치고 있다는 것을 제시한다.

Akhtar 등(2019)은 빅데이터에 정통한 (big-data savvy: BDS) 팀의 능력, 빅데이터 주도의 (big-data driven: BDD) 행동 및 비즈니스 성과 간의 연관성을 조사하였다. 그 결과는 가치가 있는 통찰력을 제공하는 빅데이터에 정통한 팀의 능력이 비즈니스 성과에 기여하는 BDD 행동의 핵심 결정 요인임을 나타낸다. 또한 빅데이터 주도 행동을 강조하는 조직은 해당 응용 및 관련 통찰력에 중점을 두지 않는 조직에 비해 더 잘 수행할 것을 보여준다.

기업은 빅데이터 분석에 투자한 후 운영의 비효율성을 식별하는 데 더 유리한 위치에 있는 것으로 나타났다(Chen et al., 2012). 내부 감지와 관련하여 기업은 빅데이터 분석을 통해 프로세스의 비효율성을 식별하고 품질 관리의 편차 및 이상 발견과 같은 사례를 감지하고 높은 위험 및 결함 발

생 사례를 사전에 찾아낼 수 있다(Vera-Baquero et al., 2013; Lee et al., 2013).

뿐만 아니라 빅데이터 분석을 통해 기업은 새로운 기회와 우세를 받을 수 있다(Mikalef et al., 2020). Liu(2014)는 빅데이터 분석은 고성능 기업과 저성능 기업을 구분하는 중요한 요인이 되며, 이는 기업들이 더욱 신속하게 새로운 비즈니스 기회를 발견하고 경쟁우위를 획득할 수 있도록 하기 때문이라고 지적했다.

제조업에게 마케팅도 중요한 부분이고 빅데이터 분석 능력을 개발함으로써 기업은 새로운 시장기회와 위협을 감지하고 새로운 마케팅 능력을 통해 적절하게 대응할 수 있는 것으로 나타났다(Akter & Wamba, 2016). 빅데이터 분석의 결과는 마케팅 방식을 바꾸어 마케팅 수행 방식을 재구성하는 능력이 향상됨을 알 수 있다.

3.3. 기업의 연구개발

최근 중국 기업의 기술혁신 의식뿐만 아니라 기능도 지속적으로 향상되며 그 효과가 점점 더 현저해졌다. 2017년에 중국의 전체 기술혁신 R&D 지출은 1.76조 위안화에 이르렀으며 그 중 거의 80%가 기업에 의해 투자되었다. 2018년에 중국의 기업은 GDP의 2.18%를 차지하는 과학 기술혁신에 약 2조 위안화를 투자했다. 따라서 연구개발은 제조업에게 중요한 역할을 차지하고 있다.

기업의 R&D 투자와 활동, 능력으로 인한 기업성과와 수익성과의 영향 관계에 대한 선행 연구는 여러 명의 연구자들에 의하여 수행이 되었다.

Archarunroj & Hoshino(1999)는 R&D 지출과 R&D 밀집이 자산 수익률, 자기자본 수익률, 총 수익률 및 영업이익률과 긍정적 관련되어 있다고 지적했다. 또한 대기업들은 위에서 언급 한 모든 수익성 변수에 대한 이익을 위한 R&D 관리에 있어 더 효율적인 것으로 증명되었다.

韓辛超·王文飛(2015)는 컴퓨터, 통신 및 기타 전자 장비 제조 R&D 투자는 기업의 수익성과 양의 상관관계가 있지만 그 영향은 지체되지 않다.

Grabowski & Mueller(1978)는 미국의 86개 기업을 대상으로 회귀분석을

통해 R&D 투자의 수익이 다른 투자보다 높다는 것을 알 수 있다.

Scherer(1965)는 미국의 기업 특히 기술기업 R&D 활동이 기업성과에 정의 영향을 미친 것을 발견했다.

徐欣·唐清泉(2010)은 R&D 활동이 기업 가치와 성과에 미치는 영향을 연구하였다. 그 결과는 R&D 활동이 기업 가치를 창출할 수 있으며 R&D 투자가 기업가치와 운영성과를 향상시킬 수 있음을 발견했다.

袁健紅·吳利華(2003)는 중국 장쑤성의 1,423개 기업을 대상으로 1년의 판매 수익을 바탕으로 R&D 투자와 성과 사이에 양의 상관관계가 있음을 보여주었다.

羅婷·朱青·李丹(2009)은 상장 회사의 데이터를 바탕으로 R&D가 회사의 운영 성과에 미치는 영향에 대해 조사하였다. 결과는 전체 R&D투자와 회사의 미래 연간 이익 사이에 정의 상관관계가 있는 것을 알려준다.

Hu & Jeferson(2004)는 중국의 베이징 중소기업의 혁신 데이터를 사용하여 R&D 투자가 기업 성과에 미치는 영향에 대한 실증연구를 하였다. 그 결과는 R&D투자가 기업 성과에 상당한 영향을 미치며, 업종별로 중요 정도가 다르다는 사실이 밝혔다.

3.4. 기업 규모

기업의 수익성은 기업 규모의 확대에 따라 점차 안정되어가고 있으며, 초기에는 기업 규모가 작고, 수익성이 불안정하며, 위험에 대처할 능력이 부족하였다. 기업이 성장함에 따라 규모는 점점 커지고 생산 기술은 점차 성숙해졌으며 기업의 수익성도 안정되었다. 그리고 연구자들은 총 자산 및 총 판매 측면에서 회사 규모가 나이지리아의 제조기업의 수익성에 긍정적인 영향을 미친다는 사실을 밝혀냈다(John & Adebayo, 2013; Banalola, 2013).

Hall & Weiss(1967)는 규모가 높은 이윤을 가져 오는 경향이 있으며, 그 결과는 상당한 자본 요구 장벽이 없지만 전통적인 시장 지배력 지수보다 이윤율에 영향을 미칠 가능성이 크다는 것이다.

Lee(2009)는 회사 및 산업별의 특성 상수를 유지하면서 이윤율이 회사

규모와 정(+)의 상관관계가 비선형으로 존재한다는 증거를 제공한다.

4. 분석방법

4.1. 자료수집

본 연구에서는 중국의 상하이(上海) 및 선전(深圳) 증권 거래소 A주식의 제조업 53개 기업들을 대상으로 빅데이터 도입이 제조업의 수익성에 미치는 영향을 분석한다. 제조업 재무데이터의 경우 중국의 국태안(國泰安) 회사 CSMAR 정확 데이터베이스(온라인에 정보제공)를 통해 확보했다. 또한 기업의 빅데이터를 사용한 경우 기업의 연간 보고서를 읽고 '빅데이터 구축', '빅데이터 도입', '데이터 기능', '데이터화', '데이터 흐름', '산업별 빅데이터', 'Gardner 경영모델', '데이터 수집 및 분석' 키워드를 통해 연구 기업 대상을 확인하였다. 본 연구의 분석기간은 2015년부터 2018년까지이며, 패널자료가 고려되었다. 본 연구 중에서 표본기업의 빅데이터 도입년도 및 업계별 분포는 [표 4] [표 5]와 다음 같다.

[표 4] 연도별 빅데이터 도입 표본기업수

연도	기업수	식별번호*
2015	9	7 9 18 21 28 34 39 45 53
2016	18	7 8 9 13 18 21 22 23 24 27
		28 31 34 39 43 44 45 53
2017	28	1 4 6 7 8 9 13 15 17 18
		19 21 22 23 24 25 27 28 29 30
		31 32 34 39 43 44 45 53
2018	53	

주: *구체적인 설명은 <부록 1> 표본기업을 참조.
자료 : 국태안 회사(2020).

[표 5] 업종별 제조업 표본기업수

업종	기업수	식별번호*
IoT	2	7 33
기계	12	2 10 11 17 25 29 38 41 43 44
		47 49
전기·전자	13	3 4 12 13 16 18 19
		27 30 31 34 37 39
정보통신	14	6 8 9 20 22 23 28 35 36 40
		48 51 52 53
화학	4	14 21 26 42
의학	2	1 5
기타	6	15 24 32 45 46 50
합계	53	

주: *구체적인 설명은 <부록 1> 표본기업을 참조.
 자료 : 국토안 회사(2020).

4.2. 변수 설계

4.2.1. 종속변수

수익성은 주로 회사의 경제적 이익을 반영하며 회사의 이익과 가치 창출 능력을 보여준다. 종속변수로서 수익성을 대리하는 영업이익률 (operating profit margin : *OPM*)를 이용하였다. 劉飛(2013), 王晨芳(2014) 및 嚴漢民·陳夢(2019)에서 사용한 수익성 지표로서 영업이익률을 사용한 연구방법을 참조했다.

4.2.2. 독립변수

독립변수로서 기업의 빅데이터 사용여부를 측정하는 변수(Big Data Dummy : *BDD*)로서 더미변수를 사용하였다. 빅데이터를 사용하는 경우 1을, 사용하지 않는 경우 0을 사용하였다. 그리고 기업의 기술혁신 능력은 연구개발강도(Research Development Intensity : *RDI*)를 대리하고 영업이익

을 주영업무 매출액으로 나눠 산출한다.

4.2.3. 통제변수

독립변수 외에도 기업의 수익성에 영향을 미치는 다른 요소를 통제변수로 설정하였다.

기업규모는 기업의 수익성에 영향을 미치는 중요한 요소이다. 규모의 경제는 기업의 수익성에 영향을 미치면서 회사의 가치를 높이는 능력을 향상시킬 수 있다. 일반적으로 기업규모는 직원개수, 자산 및 판매 규모, 자본 등으로 측정할 수 있다. 본 연구에서 기업규모가 기업의 총자산에 자연로그를 취한 값을 사용하였다. [표 6]는 종속변수, 독립변수 및 통제변수를 정리한다.

[표 6] 변수 요약

종류	변수명	기호	변수 정의
종속변수	영업이익률	<i>OPM</i>	영업이익/매출액*100%
독립변수	빅데이터 더미	<i>BDD</i>	빅데이터 사용 1, 미사용 0
	연구개발강도	<i>RDI</i>	연구개발비/영업매출액
통제변수	기업규모	<i>LNSize</i>	총자산에 자연로그를 취한 값

4.3. 단위근 검정

본 연구는 추정결과의 유효성을 보장하고 허위 회귀의 발생을 피하기 위해, 각 서열의 안정성을 검정하였다. 테스트 결과는 위에서 언급한 패널 데이터는 전체적으로 그리고 내부에서 안정적임을 보여준다.

[표 7] 패널자료의 단위근 검정

변수	I(0)		I(1)	
	ADF	PP	ADF	PP
<i>OPM</i>	105.220	117.986	221.060*	218.877*
<i>BDD</i>	6.488	3.892	67.066*	27.261***
<i>RDI</i>	156.920	189.670	266.431*	268.483*
<i>LNSize</i>	126.776	153.538	193.729*	198.231*

주: 1) *, **, ***는 각각 1%, 5%, 10%에서 유의함을 나타냄. 2) I(0)는 수준변수이며, I(1)는 1차 차분변수임.

[표 7]는 패널자료의 단위근 검정을 실시한 결과를 보여준다. 수준변수 같은 경우에는 모두변수가 귀무가설을 기각할 수 없는 것으로 나타나므로 단위근이 존재한다고 분석되었다. 따라서 이 패널자료는 안정하지 않는 자료임을 알 수 있다. 반면, 1차 차분을 실시하는 경우에 모든 변수가 통계적으로 유의하므로 단위근이 존재한다는 귀무가설은 기각되었다. 즉 모든 변수는 1차 차분 하에서 안정적인 패널자료이다.

4.4. 추정모형 및 방법

4.4.1. 패널자료 및 종료

패널자료(panel data)는 종단자료(longitudinal data)라고도 하며, 여러 개체들을 복수의 시간에 걸쳐서 추적하여 얻는 데이터를 말한다(한치록, 2017). 패널자료의 표시는 다음과 같다(黄航, 2018).

$$Y_{i,t} = \alpha_{i,t} + \beta_{i,t} X_{i,t} + \mu_{i,t} ; i=1,2,3,\dots,N ; t=1,2,3,\dots,T \quad (4.1)$$

$Y_{i,t}$: 종속변수, $X_{i,t}$: 설명변수, i 와 t 는 각각 다른 단면 단원과 관측점을 표시한다. 본 연구는 다른 제조업을 대상으로 연구하려고 한다고 생각해서 시계열 자료의 수는 시간에 따라 변경되지 않는 것으로 인정되었다. 즉 이 공식은 다음과 같다.

$$Y_{i,t} = \alpha_i + \beta_i X_{i,t} + \mu_{i,t} ; i=1,2,3,\dots,N ; t=1,2,3,\dots,T \quad (4.2)$$

패널자료모형의 종류는 고정효과, 임의효과 및 혼합효과모형 등 세 종류가 있다. 혼합효과모형은 고정효과와 임의효과를 포함한다. 서로 다른 개체와 서로 다른 단면 간에 현저한 차이가 없다면 패널 데이터를 전체로 통합하는 것을 고려할 수 있다. 혼합효과의 공식은 다음과 같다.

$$Y_{i,t} = \alpha + X_{i,t} + \mu ; i=1,2,3,\dots,N ; t=1,2,3,\dots,T \quad (4.3)$$

고정효과는 개체별 고정효과, 시점 고정효과 및 개체와 시점 고정효과 세 가지를 포함한다. 개체별효과에 대한 모형은 다음 작성할 수 있다.

$$Y_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 X_{i,t} + \beta_2 \tau_i + \mu_{i,t} ; i=1,2,3,\dots,N ; t=1,2,3,\dots,T \quad (4.4)$$

개체고정효과모형에서는 β_0 상수항을 속하며 불변을 나타낸다. 개체변화에 따라 변화한다. 임의모형은 다음과 같다.

$$Y_{i,t} = \alpha_i + \beta_1 X_{i,t} + \mu_{i,t} ; i=1,2,3,\dots,N ; t=1,2,3,\dots,T \quad (4.5)$$

α_i : 임의변수, β 불변, 임의모형은 개체임의모형, 시점임의모형 및 더블 임의모형을 구분한다. α_i 와 $X_{i,t}$ 간에 상관성이 없으면 이런 모형은 개체임의모형을 말한다.

4.4.2. 모형검정

본 연구는 F검정과 Hausman 검정을 통해서 모형에서 개체고정효과나 혼합효과모형을 판별한다.

귀무가설 H_0 와 대립가설 H_1 다음과 같다.

$H_0: \alpha = \alpha_i$; 모형 중에서 다른 개체의 절편이 동일하다. 혼합효과모형
 $H_1: \alpha \neq \alpha_i$; 모형 중에서 다른 개체의 절편이 다르다. 개체고정효과모형

F통계량의 정의는 다음과 같다.

$$F = \frac{(SSE_{\gamma} - SSE_{\mu}) / [(NT - k - 1) - (NT - N - k)]}{SSE_{\mu} / (NT - N - k)} = \frac{(SSE_{\gamma} - SSE_{\mu}) / (N - 1)}{SSE_{\mu} / (NT - N - k)} \quad (4.6)$$

SSE_{γ} : 구속모형, 즉, 혼합효과모형의 오차제곱; SSE_{μ} : 비구속모형, 즉, 개체고정효과모형의 오차제곱. 비구속모형은 구속모형에 비해 N-1 개 추정모수가 많다.

제조업의 패널자료에 대한 혼합효과모형의 회귀 결과 [표 8]는 다음과 같다. 회귀 결과를 보면 $p=0.000 < 0.01$, $SSE_{\gamma}=2.333$.

[표 8] 혼합효과 모형회귀

R^2	0.253	Mean dependent var	0.247
Adj. R^2	0.246	S.D. dependent var	0.122
S.E. of regression	0.106	Akaike info criterion	-1.643
Sum squared resid	2.333	Schwarz criterion	-1.596
Log likelihood	177.189	Hannan-Quinn criter.	-1.624
F-stat.	35.429	Durbin-Watson stat.	0.129
prob.(F-stat.)	0.000*		

주: *는 1%에서 유의함을 나타냄.

제조업의 패널자료에 대한 고정효과모형의 회귀 결과는 [표 9] 다음과 같다. 회귀의 결과를 보면 $p=0.000 < 0.01$, $SSE_{\mu}=0.165$.

[표 9] 고정효과 모형회귀

R ²	0.947	Mean dependent var	0.247
Adj. R ²	0.929	S.D. dependent var	0.121
S.E. of regression	0.032	Akaike infocriterion	-3.801
Sum squared resid	0.165	Schwarz criterion	-2.930
Log likelihood	457.874	Hannan-Quinn criter.	-3.449
F-stat.	52.085	Durbin-Watson stat.	1.657
prob.(F-stat.)	0.000*		

주: *는 1%에서 유의함을 나타냄.

$$F = \frac{(SSE_{\gamma} - SSE_{\mu}) / (N - 1)}{SSE_{\mu} / (NT - N - k)} = \frac{(2.333 - 0.165) / (53 - 1)}{0.065 / (53 \cdot 4 - 53 - 2)} = 39.643 \quad (4.7)$$

$$> F_{0.05}(52, 157) = 1.00$$

따라서 귀무가설을 기각하고 개체고정모형을 선택한다.

Hausman검정의 결과 [표 10]는 다음과 같다. $p=0.037 < 0.05$, 귀무가설이 기각된다. 따라서 고정효과모형이 선택된다.

[표 10] Hausman 검정

Test Summary	Chi-Sq. Statistic	Chi-Sq. d.f.	prob.
Cross-section random	6.604	2	0.037**

주: **는 5%에서 유의함을 나타냄.

4.5. 분석모형

국내외 관련 문헌에 따르면 연구개발 및 기술혁신은 수익성의 관계에 대한 연구는 대부분 다중회귀모형을 사용하고 이 모형이 연구의 목적을 더 잘 달성할 수 있음을 보여준다. Hirsch과 Weygandt(2003)의 연구는 세계 500 대 기업을 연구 표본으로 취하고 다중회귀모형을 사용하여 기업가치와 연구개발 투자 간에 정의 상관관계가 있음을 발견하였다. 따라서 본 연구의 모형은 다음과 같다(劉芳, 2013; 王晨芳, 2014; 嚴漢民·陳夢, 2019).

$$OPM_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 BDD_{i,t} + \beta_2 RDI_{i,t} + \beta_3 LNSize_{i,t} + \epsilon_i \quad (4.8)$$

앞서 언급한 대로 종속변수는 기업의 수익성으로 영업이익률을 대리변수로 이용하였다. 독립변수는 빅데이터 더미는 사용하면 1, 아니면 0을 주었다. 연구개발강도(*RDI*)를 그 대리변수로 이용하였다. *LNSize*는 기업의 총자산에 자연로그를 취한 값을 이용하였다.

4.6. 기술통계 분석

본 연구에서는 빅데이터를 사용하고 있는 53개 기업을 대상으로 실증 데이터에 대한 정규성을 분석하기 위하여 기술통계량 분석을 실시하였으며, 분석 결과는 다음과 같다. 수익성을 나타내는 영업이익률(*OPM*)의 평균은 0.244이며, 표준편차는 0.121이다. 빅데이터 이용 상황의 평균은 0.509로 나타나 중국 상장기업의 빅데이터 사용 상황은 아직 높은 편은 아닌 것으로 보이며, 기업의 기술혁신 능력을 대리하는 연구개발강도(*RDI*)는 평균은 0.053이며, 표준편차는 0.034이다. 한편 통제변수인 기업규모(*LNSize*)의 평균은 23.263으로 나타났다.

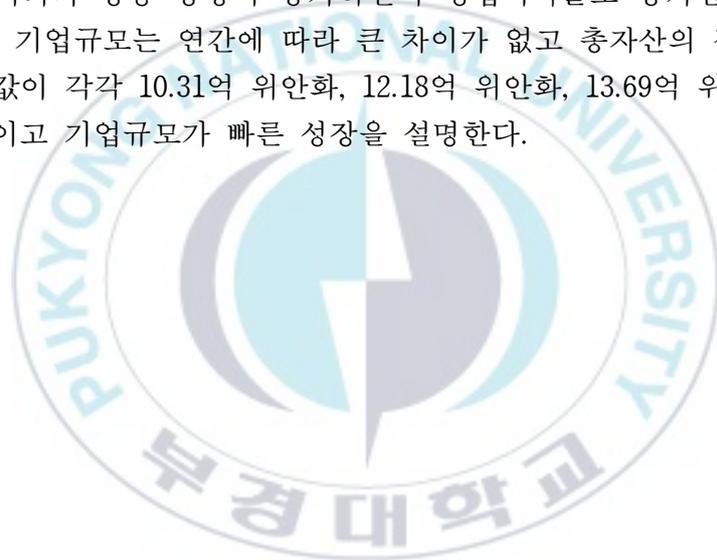
[표 11] 전체 기술통계량(N=212)

변수	평균	표준편차	최소값	최대값	중위수
<i>OPM</i>	0.244	0.122	-0.096	0.699	0.224
<i>BDD</i>	0.509	0.501	0.000	1.000	1.000
<i>RDI</i>	0.053	0.034	0.007	0.169	0.047
<i>LNSize</i>	23.263	1.568	19.874	26.650	23.080

[표 12]는 표본의 산업별 기술통계량을 제시하고 있다. 산업별 빅데이터 사용 상황을 살펴보면 사물인터넷(IoT)의 빅데이터 이용 상황(*BDD*) 및 연구개발강도(*RDI*)의 평균은 각각 0.625 및 0.066으로 전체 기업의 평균보다 크다. 그리고 사물인터넷 산업은 의학의 빅데이터의 상용 상황과 큰 차이가 있다. 그런데 의학의 수익성(*OPM*)의 평균은 0.512으로 전체 수익성보

다 더 큼을 알 수 있다. 특히 의학의 영업이익률(OPM)의 표준편차가 0.193로 비교적 크게 나타났는데, 의학에 속하는 기업은 기업별 수익성이 크게 차이를 유출할 수 있다. 화학의 연구개발 강도(RD)의 평균은 0.018으로 나타날 뿐만 아니라 수익성의 평균은 0.182으로 작게 보인다.

[표 13]는 표본의 연도별 기술통계량을 제시하고 있다. 영업이익률을 보면 2016년에 부(-) 최소값을 보일 수 있고 4년 안에 정(+) 최대값이 정(+) 최소값보다 40배 크기 차이가 있다. 표본 기업의 이익률 차이가 분명하다고 설명한다. 한편 연구개발강도(RD)는 4년 안에의 평균값이 각각 0.054, 0.053, 0.052, 0.054이고 큰 차이가 없다는 것을 알 수 있다. 그리고 연간에 따라 빅데이터의 상용 상황이 증가하면서 영업이익률도 증가한 추세를 보인다. 또한 기업규모는 연간에 따라 큰 차이가 없고 총자산의 절대값을 보면 총자산값이 각각 10.31억 위안화, 12.18억 위안화, 13.69억 위안화, 15.00억 위안화이고 기업규모가 빠른 성장을 설명한다.



[표 12] 업종별 기술통계량

업종	OPM			BDD			RDI			LNSize			N
	평균	표준편차	최소값 (최대값)	평균	표준편차	최소값 (최대값)	평균	표준편차	최소값 (최대값)	평균	표준편차	최소값 (최대값)	
IoT	0.283	0.092	0.173 (0.375)	0.625	0.518	0 (1)	0.066	0.035	0.027 (0.107)	22.959	0.743	22.084 (23.995)	2
기계	0.214	0.067	0.095 (0.392)	0.396	0.494	0 (1)	0.049	0.015	0.007 (0.076)	24.074	1.830	19.874 (26.651)	12
전기·전자	0.249	0.092	0.118 (0.508)	0.596	0.495	0 (1)	0.049	0.022	0.013 (0.099)	23.043	1.583	21.011 (26.298)	13
정보통신	0.252	0.128	0.042 (0.474)	0.536	0.503	0 (1)	0.080	0.044	0.011 (0.169)	22.875	1.235	20.562 (25.693)	14
화학	0.182	0.177	-0.096 (0.464)	0.438	0.512	0 (1)	0.018	0.008	0.009 (0.033)	22.547	0.901	20.914 (23.379)	4
의학	0.512	0.193	0.260 (0.699)	0.375	0.518	0 (1)	0.028	0.009	0.016 (0.040)	23.418	0.417	22.886 (23.928)	2
기타	0.214	0.058	0.121 (0.297)	0.542	0.509	0 (1)	0.036	0.022	0.009 (0.076)	23.548	1.852	20.940 (26.440)	13

[표 13] 연도별 기술통계량

변수	연도	평균	표준편차	최소값	최대값	중위수
<i>OPM</i>	2015	0.247	0.127	0.038	0.674	0.229
	2016	0.244	0.127	-0.096	0.691	0.221
	2017	0.247	0.117	0.016	0.687	0.233
	2018	0.247	0.119	0.043	0.700	0.219
<i>BDD</i>	2015	0.170	0.379	0.000	1.000	0.000
	2016	0.340	0.478	0.000	1.000	0.000
	2017	0.528	0.504	0.000	1.000	1.000
	2018	1.000	0.000	1.000	1.000	1.000
<i>RDI</i>	2015	0.054	0.037	0.007	0.169	0.044
	2016	0.053	0.034	0.010	0.144	0.042
	2017	0.052	0.030	0.009	0.131	0.045
	2018	0.054	0.034	0.010	0.145	0.050
<i>LNSize</i>	2015	23.056	1.576	19.903	26.465	22.780
	2016	23.223	1.575	19.903	26.547	23.005
	2017	23.340	1.567	19.885	26.651	23.243
	2018	23.431	1.574	19.874	26.602	23.316



4.7. 회귀분석

4.7.1. 업종별 회귀분석

[표 14]를 보면 업종별로 전기/전자, 정보통신 및 화학의 회귀계수는 각각 0.013, 0.009, 0.037이다. 이는 빅데이터 도입이 수익성과 정(+) 상관관계가 있는 것을 보인다. 그 중에서 정보통신은 $t=3.419$, $p=0.001 < 0.01$ 이고 1% 수준에서 유의하다. 이것은 빅데이터 도입이 정보통신의 수익성에 영향이 현저하다고 표명한다. 연구개발강도는 기계 밖에 산업별의 회귀계수가 모두 정(+)의 계수를 보이고 정보통신, 화학 및 기타 산업의 t 값이 다 2보다 클 뿐만 아니라 1% 수준에서 유의하다는 것을 알 수 있다. 이것은 연구개발강도가 영업이익률에 미치는 영향이 유의적임을 보여준다.

그리고 사물인터넷과 기계업종은 p 값이 각각 0.035, 0.025이고 5% 수준에서 유의하지만 t 값이 각각 -3.667, -2.357으로 나타났다. 이것은 빅데이터 도입이 이 두 업종에 미치는 영향이 현저하지 않다는 것을 의미한다.

[표 14] 업종별 회귀분석 결과

종속변수 : *OPM*

업종	<i>BDD</i>			<i>RDI</i>			<i>LNSize</i>			R ²	F-stat.
	Coeff.	t-stat.	prob.	Coeff.	t-stat.	prob.	Coeff.	t-stat.	prob.		
IoT	-0.041	-3.667	0.0351**	0.639	1.321	0.278	-0.004	-0.530	0.633	0.994	121.823
기계	-0.017	-2.357	0.0245**	-0.126	-0.341	0.735	0.027	0.964	0.342	0.883	17.776
전기·전자	0.013	1.315	0.197	0.575	1.186	0.244	-0.029	-1.603	0.118	0.971	81.288
정보통신	0.009	3.419	0.0015*	0.861	5.974	0.000*	-0.033	-6.537	0.000	0.998	1374.812
화학	0.037	1.019	0.335	8.578	4.817	0.001*	0.062	1.395	0.196	0.974	55.636
의학	-0.042	-1.309	0.282	3.028	1.021	0.382	0.499	3.244	0.048	0.991	83.716
기타	-0.009	-0.890	0.384	0.712	2.847	0.01*	-0.013	-3.653	0.002	0.557	8.377

주: *, **는 1%, 5%에서 유의함을 나타냄.

4.7.2. 전체 회귀분석

[표 15] 전체 회귀분석

Dependent Variable : <i>OPM</i>				
Variable	Coeff.	S.E.	t-stat.	prob.
<i>C</i>	0.580	0.103	5.601	0.000
<i>BDD</i>	0.003	0.002	1.424	0.157
<i>RDI</i>	0.731	0.104	7.026	0.000
<i>LNSize</i>	-0.016	0.004	-3.640	0.000
Fixed Effects between Company and Constant				
53 中興通訊	-13.772	21 紅太陽	2.759	
39 TCL科技	-6.810	20 航天發展	-3.524	
44 中聯重科	-0.702	25 江鈴汽車	-8.670	
31 麥達數字	0.127	8 烽火電子	-7.746	
17 濰柴動力	-8.132	14 廣東甘化	-3.967	
29 柳工	-1.374	5 東北制藥	-4.435	
2 長安汽車	1.752	1 吉林敖東	10.371	
24 京東方A	-6.999	46 燕京啤酒	-0.402	
3 創維數字	-9.818	49 眾合科技	-3.478	
28 浪潮信息	-9.889	19 華工科技	-10.802	
13 歌爾股份	-2.852	36 三维通信	0.398	
27 科大智能	-7.297	31 麥達數字	0.127	
16 華昌達	-8.132	12 廣電運通	-3.149	
38 三壹重工	-0.535	18 海得控制	17.296	
10 福田汽車	12.817	11 方正電機	49.161	
9 烽火通信	3.136	51 中天科技	19.903	
51 中天科技	19.903	32 南洋股份	13.104	
6 東方通信	-8.639	41 特爾佳	-6.205	
34 四川長虹	-15.475	26 江南化工	2.097	
47 中國中車	-13.123	7 大華股份	-3.672	
4 川儀股份	-3.977	33 日海智能	5.560	
50 中集集團	-6.049	37 賽象科技	5.975	
35 深科技	-5.142	15 高樂股份	13.836	
48 中國長城	-3.203	45 興民智通	2.891	
40 特發信息	-5.441	22 漢王科技	0.950	
43 徐工機械	8.400	23 合眾思壯	-0.464	
		42 天原集團	3.313	

Cross-section fixed (dummy variables)				
R ²	0.996	F-stat.	775.552	
Adj. R ²	0.995	Durbin-Watson stat.	2.059	
prob.(F-stat.)	0.000			

주: 1) * 고정효과(fixed effected)에 사용된 53개 중국회사임. 회사에 대한 구체적인 설명은 <부록 1> 참조. 2) *는 1%에서 유의함을 나타냄.

회귀의 결과를 보면 결정계수 $R^2=0.996$, 조정 결정계수 $R^2=0.995$, 모형의 설명력이 높고 바람직한 회귀선이 된다. $F=775.552$, $p=0.000<0.01$, 이것은 모형의 회귀효과가 유의하다는 보여준다. 그리고 빅데이터 도입과 연구개발강도의 회귀계수는 정(+) 값이 나타내서 이 둘 독립변수는 영업이익률에 정(+) 영향을 미친다고 설명한다. 또는 빅데이터 도입이 영업이익률에 미치는 영향이 크지 않다는 것을 보인다. 그 이유는 경제적 측면에서 설명하면 빅데이터는 첨단 이론과 통신기술을 사용하고 과학기술의 개발에 기반을 둔 새 산업이기 때문이다.

5. 결론

본 논문은 빅데이터를 도입한 중국의 제조업 기업들을 선정하고, 2015년부터 2018년까지 4년동안의 자료를 이용해 이들 기업의 재무재표를 이용해 빅데이터에 대한 소개와 영업이익률에 대해 분석하였다. 중국의 제조업 53개 기업을 대상으로 분석한 결과 중국의 빅데이터 도입의 제조업 기업들은 연구개발강도도 높은 비율로 이루어지고 있음을 알 수 있다. 논문은 다중회귀모형을 바탕으로 기술통계 및 다중선형회귀분석을 통해서 실증분석의 결론과 제언은 다음과 같다.

기업은 산업별로 살펴보자면 IoT, 기계, 전기·전자, 정보통신, 화학, 의학 및 기타를 분류하여 빅데이터 도입은 정보통신 업종의 수익성에 미치는 영향의 유의성을 현저히 나타냈다. 연구개발강도도 높고 유의한 효과를 보여주었다. 분석결과 전체적으로 기업의 빅데이터 도입은 수익성에 정(+) 영향을 미치는 것으로 나타났다. 그런데 유의성이 현저하지 않다는 것을 보

인다. 이상을 통해서 기업 기술수준이 높은 산업에 속할수록 이러한 경향은 더 커지는 것으로 나타났다. 즉 빅데이터 도입의 영향은 기업이 고기술 산업군에 포함되어 있을 때 배가된다는 사실이다.

그리고 2015년부터 빅데이터를 사용한 상황을 향상시킨다는 것으로 나타났다. 새로운 정보기술혁명과 산업혁명에 대응하기 위해서 중국은 중국제조 2025, 빅데이터 산업의 발전 계획 및 빅데이터 실행 계획 등 중요한 정책을 공포하고 일부 제조업이 국가 정책에 대응하면서 빅데이터의 융합 개발을 적극적으로 추진한다. 그러나 산업의 발전 단계와 특성이 다르기 때문에 빅데이터를 바탕으로 제조업의 변화와 업그레이드는 여전히 문제가 있다.

첫째, 빅데이터는 새로운 산업으로 인해 개발초기단계에 처하고 있기 때문에 데이터 부족 및 표준 불일치와 같은 문제가 있다. 뿐만 아니라 제조업은 정보화 수준이 다르고 산업 응용 프로그램이 매우 다양하므로 빅데이터 기술 기업은 개발한 플랫폼이 다양한 산업의 실제 응용 프로그램 요구와 크게 다르다.

둘째, 빅데이터 및 제조업의 융합이 전형적인 기업이 부족하다. 빅데이터 활용의 경우는 제조업의 변화와 업그레이드, 고품질 발전의 시연 및 주도가 없으므로써 전체 제조업에서 “중국의 지능형 제조“를 추진할 수 있는 능력이 부족하다.

셋째, 정보보호의 위험이 증가하다. 일반적으로 빅데이터 분석의 도입할 때 가장 쟁점이 되는 부분으로 제조업에 빅데이터의 사용도 같은 난제에 직면해 있다.

참고문헌

국내문헌

- 권영진·박재영·정우진(2017). “기업의 빅데이터 투자가 기업의 시장 가치에 미치는 영향 분석: 사건연구 방법론을 활용하여,” 『한국경영정보학회 학술 대회』, pp. 312-322.
- 고정수·김종완(2019). “빅데이터를 활용한 제조기업의 경영예측 사례에 대한 연구,” 『정보처리학회지』, 26(1), pp. 52-63.
- 노석현(2017). 『기술사업화 초기 단계에서 빅데이터 활용이 경영성장에 미치는 영향 연구: 개별성과의 매개효과를 중심으로』, 성균관대학교 석사학위논문.
- 포철삼(2019). 『중소기업의 빅데이터 도입요인이 재무성장에 미치는 영향 연구: 데이터 사이언티스트의 흡수역량을 중심으로』, 대전대학교 석사학위논문.
- 한치록(2019). 패널데이터 강의, 2판, 박영사.

국외문헌

- Akhtar, P., Frynas, J., Mellahi, K., Ullah, S.(2019). “Big Data-Savvy Teams’ Skills, Big Data-Driven Actions and Business Performance“, *British Journal of Management*, 30(2), pp. 252-271.
- Akter, S., Wamba, S.(2016). “Big data analytics in E-commerce: a systematic review and agenda for future research“, *Electronic Markets*, 26(2), pp. 173-194.
- Akter, S., Wamba, S., Gunasekaran, A.(2016). “How to improve firm

- performance using big data analytics capability and business strategy alignment?" *Int. J. Production Economics*, 182, pp. 113-131.
- Anderson, T. J., Segars, A. H.(2001). "The impact of IT on decision structure and firm performance: Evidence from the textile and apparel industry", *Information & Management*, 39, pp. 85-100.
- Archarungroj, P., Hoshino, Y.(1999). "Firm Size and R&D on Profitability: An Empirical Analysis on Japanese Chemical and Pharmaceutical Industry", *Japanese Journal of Administrative Science*, 13(2), pp. 71-86.
- Audretsch, D.(1995). "Firm profitability, growth, and innovation", *Review of Industrial Organization*, 10(5), pp. 579-588.
- Aydiner, A. S., Tatoglu, E., Bayraktar, E., Zaim, S. and Delen, D. (2019). "Business analytics and firm performance: the mediating role of business process performance", *Journal of Business Research*, 96, pp. 228-237.
- Babalola, Y. A.(2013). "The effect of firm size on firms' profitability in Nigeria", *Journal of Economics and Sustainable Development*, 4(5), pp. 90-94.
- Bharadwaj, A(2000). "Resource-Based Perspective on Information Technology Capability and Firm Performance: An Empirical Investigation", *MIS Quarterly*, 24(1), pp. 169-196.
- Bharadwaj, S., Bharadwaj, A., and Bendoly, E.(2007). "The Performance Effects of Complementarities Between Information Systems, Marketing, Manufacturing, and Supply Chain Process", *Information Systems Research*, 18(4), pp. 437-453.
- Bergeron, F., Raymond, L., and Rivard, S.(2004). "Ideal Patterns of Strategic Alignment and Business Performance", *Information & Management*, 41(8), pp. 1003-1020.
- Brian L. Dos Santos, Ken Peffer, David C Mauer(1993). "The Impact of Information Technology Investment Announcements on the

- Market Value of the Firm“, *Information Systems Research*, 4(1), pp. 1-23.
- Chen, D., Preston, D., Swink, M.(2015). “How the Use of Big Data Analytics Affects Value Creation in Supply Chain Management“, *Journal of Management Information Systems*, 32(4), pp. 4-39.
- Chen, H., Chiang, R.H., Storey, V.C.(2012). “Business Intelligence and Analytics: From Big Data to Big Impact“, *MIS Quarterly*, 36(4), pp. 1165-1188.
- Davenport, T. H., Harris, J. G.(2007). *Competing on analytics: The new science of winning*. Boston: Harvard Business Press.
- David, S., John, R. B.(2002). “Impact of the Adoption of Advanced Information and Communication Technologies on Firm Performance in the Canadian Manufacturing Sector“, *OECD Science, Technology and Industry Working Papers*, pp. 1-32.
- Grabowski, H., Mueller, D.(1978). “Industrial Research and Development, Intangible Capital Stocks, and Firm Profit Rates“, *The Bell Journal of Economics*, 9(2), p. 328.
- Gupta, M., George, J.(2016). “Toward the development of a big data analytics capability“, *Information & Management*, 53(8), pp. 1049-1064.
- Hall, M., Weiss, L.(1967). “Firm Size and Profitability“, *The Review of Economics and Statistics*, 49(3), pp. 319-331.
- Hu, A., Jefferson, G.(2004). “Returns to research and development in Chinese industry: Evidence from state-owned enterprises in Beijing“, *China Economic Review*, 15(1), pp. 86-107.
- Huang, J. C., Liu, J. C.(2005). “Exploration for the relationship between innovation, IT and performance“, *Journal of Intellectual Capital*, 6(2), pp. 237-252.
- John, A. O., Adebayo, O.(2013). “Effect of Firm Size On Profitability: Evidence from Nigerian Manufacturing Sector“, *Prime Journals*

- of *Business Administration and Management*, 3(9), pp. 1171-1175.
- Kapill, G., Agrawal, A., Khan, R. A.(2016). "A study of big data characteristics", *International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*, pp. 1-4.
- Kurtz, J., Shockley, R.(2013). "Analytics: The real-world use of big data in manufacturing".
- Kusiak, A.(2017). "Smart manufacturing must embrace big data", *Nature*, 544, pp. 23- 25.
- Law, C., Ngai, E.(2007). "Infrastructure Capabilities and Business Process Improvements : Association with IT Governance Characteristics", *Information Resources Management Journal*, 20(4), pp. 1942-1965.
- Lee, J.(2009). "Does Size Matter in Firm Performance? Evidence from US Public Firms", *International Journal of the Economics of Business*, 16(2), pp. 189-203.
- Lee, J., Lapira, E., Bagheri, B., Kao, H.(2013). "Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment", *Manufacturing Letters*, 1(1), pp. 38-41.
- Liu, Y.(2014). "Big data and Predictive Business Analytics", *The Journal of Business Forecasting*, 33(4), pp. 40-42.
- Lubbe, S., Parker, G., and Hoard, A.(1995). "The Profit Impact of IT Investment" , *Journal of Information Technology*, 10(1), pp. 44-51.
- Mahmood, M., Mann, G.(1993). "Impact of information technology investment: An empirical assessment", *Accounting Management and Information Technologies*, 3(1), pp. 23-32.
- Markus, M. L., Soh, C.(1993). "Banking on Information Technology: Converting IT Spending into Firm Performance" , in *Strategic Information Technology Management: Perspectives on Organizational Growth and Competitive Advantage*, R. D. Banker, R. J. Kauffman, and M. A. Mahmood (eds.), Harrisburg,

- PA: Idea Group Publishing, pp. 375-403.
- Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I., Pavlou, P.(2020). “Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities“, *Information & Management*, 57(2), p. 103169.
- Morikawa, M.(2004). “Information Technology and the Performance of Japanese SMEs” , *Small Business Economics*, 23(3), pp. 171- 177.
- Sanders, N. R., and Premus, R.(2005). “Modeling the Relationship Between Firm IT Capability, Collaboration, and Performance” , *Journal of Business Logistics*, 26(1), pp. 1-23.
- Scherer, F. M.(1965). “Firm Size, Market Structure, Opportunity, and the Output of Patented Inventions“, *The American Economic Review*, 55(5), pp. 1097-1125.
- Shang, K., and Marlow, P. B.(2005). “Logistics Capability and Performance in Taiwan’ s Major Manufacturing Firms” , *Transportation Research Part E*, 41(3), pp. 217-234.
- Thomadakis, S.(1977). “A Value-Based Test of Profitability and Market Structure“, *The Review of Economics and Statistics*, 59(2), pp. 179-185.
- Vera-Baquero, A., Colomo-Palacios, R., Molloy, O.(2013). “Business Process Analytics Using a Big Data Approach“, *IT Professional*, 15(6), pp. 29-35.
- Vickery, S. K., Jayaram, J., Droge, C., and Calantone, R.(2003). “The Effects of an Integrative Supply Chain Strategy on Customer Service and Financial Performance: An Analysis of Direct versus Indirect Relationships” , *Journal of Operations Management*, 21(5), pp. 523-539.
- Wamba, S., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S., Dubey, R., Childe, S. (2017). “Big Data Analytics and Firm Performance: Effects of Dynamic Capabilities“, *Journal of Business Research*, 70, pp.

356-365.

- Wan, J. et al.(2017). “A Manufacturing Big Data Solution for Active Preventive Maintenance“, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 13(4), pp. 2039-2047.
- Wu, F., Yenyurt, S., Kim, D., and Cavusgil, S. T.(2006). “The Impact of Information Technology on Supply Chain Capabilities and Firm Performance: A Resource-Based View” , *Industrial Marketing Management*, 35(4), pp. 493-504.
- 羅婷·朱青·李丹(2009, 루팅·주칭·리단). “R&D 投入和公司價值之間的關係” , 『金融研究』, 6, pp. 100-110.
- 劉飛(2013, 류페이). “R&D投入與企業績效的相關關係研究基於高新技術企業的分析” 西南財經大學, 碩士論文.
- 徐欣·唐清泉(2010, 서신·당청천). “R&D 活動、創新專利對企業價值的影響-來自中國上市公司的研究” , 『研究與發展管』, 22(4), pp. 20-29.
- 嚴漢民·陳夢(2019, 엄한민·진몽). “R&D對企業盈利能力影響的實證研究——基於創業板信息技術業上市公司的面板數據” , 『商業會計』, pp. 38-43.
- 王晨芳(2014, 왕천방). “我國裝備製造業技術創新能力對盈利能力影響的實證研究” , 西北大學, 碩士論文.
- 李少波·陳永前(2017, 리샤오보·천용진). “大數據環境下製造業關鍵技術分析” , 『電子技術應用』, 43(2), pp. 18-21.
- 袁健紅·吳利華(2003, 원건홍·오리화). “影響 高新技術企業績效的因素分析” , 『中國科技論壇』, 1, pp. 60-64.
- 大數據戰略重點實驗室(2017, 빅데이터 전략 중점 실험실). “大數據概念與發展” , 『中國科技術語』.
- 韓辛超·王文飛(2015, 한신초우·왕윈페이). “研發投入對企業盈利能力的影響研究” , 『價值工程』, 32, pp. 86-88.
- 黃航(2018, 황항). “互聯網金融對商業銀行盈利能力影響研究 ——以重慶銀行為例” , 西安理工大學, 碩士論文.

온라인

국태안 (國泰安) 회사(2020). <http://cn.gtadata.com/> (2020.04.15)

Alton, L.(2018). “How Big Data and Analytics Are Changing Manufacturing for the Better“, SmartData Collective.

Datafioq.com, 2020. “Big Data Means Big Money: Why Businesses That Use Big Data Are More Profitable“.

Eviews (2020). Estimating a cointegrating regression
<http://www.eviews.com/> (2020.4.20)

Feliu, C., 2020. “This is how big data analytics can increase profit in your company“.

“The 10 Vs of Big Data | Transforming Data with Intelligence“, Transforming Data with Intelligence, 2020.
<https://zhuanlan.zhihu.com/p/51262984>, 2020.

〈부록 1〉 표본기업*

식별번호	회사명	업종	주식시장	식별기호
1	지린아오동(吉林敖東)	의학	선전(深圳)	ad
2	장안자동차(長安汽車)	기계	선전	ca
3	창웨이수자(創維數字)	전기·전자	선전	cw
4	천의주식(川儀股份)	전기·전자	상하이(上海)	cy
5	동북제약(東北制藥)	의학	선전	db
6	동방통신(東方通信)	정보통신	상하이	df
7	대화주식(大華股份)	IoT	선전	dh
8	봉화전자(烽火電子)	정보통신	선전	fhd
9	봉화정보(烽火通信)	정보통신	상하이	fht
10	복전자자동차(福田汽車)	기계	상하이	ft
11	방정전기(方正電機)	기계	선전	fz
12	광전운통(廣電運通)	전기·전자	선전	gd
13	괴르주식(歌爾股份)	전기·전자	선전	ger
14	광둥감화(廣東甘化)	화학	선전	gh
15	고락주식(高樂股份)	기타	선전	gl
16	화창다(華昌達)	전기·전자	선전	hcd
17	웨이체이동력(濰柴動力)	기계	선전	hc
18	하이드통제(海得控制)	전기·전자	선전	hd
19	화공기술(華工科技)	전기·전자	선전	hg
20	우주발전(航天發展)	정보통신	선전	ht
21	홍태양(紅太陽)	화학	선전	hty
22	한완기술(漢王科技)	정보통신	선전	hw
23	(합중스장승眾思壯)	정보통신	선전	hz
24	징동방A(京東方A)	기타	선전	jdf
25	강영자동차(江鈴汽車)	기계	선전	jl
26	감난화공(江南化工)	화학	선전	jn
27	과대지능(科大智能)	전기·전자	선전	kd

주: *2018년 기준, 빅데이터를 사용하는 중국 제조업 기업으로서 전체 53개사임.

〈부록 1〉 표본기업(계속)

식별번호	회사명	업종	주식시장	기호
28	웨이브정보(浪潮信息)	정보통신	선전	lc
29	유공(柳工)	기계	선전	lg
30	미디집단(美的集團)	전기·전자	선전	md
31	메다수자(麥達數字)	전기·전자	선전	ms
32	남양주식(南洋股份)	기타	선전	ny
33	일해지능(日海智能)	IoT	선전	rh
34	쓰촨창홍(四川長虹)	전기·전자	상하이	sc
35	선기술(深科技)	정보통신	선전	skj
36	삼웨이정보(三维通信)	정보통신	선전	sw
37	사이에상기술(賽象科技)	전기·전자	선전	sx
38	삼일중공(三壹重工)	기계	상하이	sy
39	TCL기술(TCL科技)	전기·전자	선전	tcl
40	특발정보(特發信息)	정보통신	선전	tf
41	텔가(特爾佳)	기계	선전	trj
42	천원집단(天原集團)	화학	선전	ty
43	취공기계(徐工機械)	기계	선전	xg
44	중련중과(中聯重科)	기계	선전	xl
45	성민지통(興民智通)	기타	선전	xm
46	연경맥주(燕京啤酒)	기타	선전	yj
47	중국중차(中國中車)	기계	상하이	zc
48	중국장성(中國長城)	정보통신	선전	zcc
49	중합기술(眾合科技)	정보통신	선전	zh
50	중집집단(中集集團)	기계	선전	zj
51	중천기술(中天科技)	기계	상하이	zt
52	증통전자(證通電子)	전기·전자	선전	zt
53	중성통신(中興通訊)	전기·전자	선전	zx