Check for updates

JFMSE, 33(6), pp. 1457~1465, 2021.
수산해양교육연구, 제33권 제6호, 통권114호, 2021.
www.ksfme.or.kr
https://doi.org/10.13000/JFMSE.2021.12.33.6.1457

빅데이터 분석역량이 기업성과에 미치는 영향
- 중국 제조업을 중심으로 -

한 보 · 최태영†
부경대학교(학생) · †부경대학교(교수)

Effects of Big Data Analytics on Firm Performance
- Evidence from Chinese Manufacturing Industry -

Bo HAN · Tae-Yeong CHOI†
Pukyong National University(student) · †Pukyong National University(professor)

Abstract

We aim to examine the effects of big data and analytics (BDA) on firm performance for the A-share manufacturing firms listed in Shanghai and Shenzhen stock exchanges in China. We first select sample firms having BDA from their annual reports, then collect financial data for those firms from CSMAR database. We construct panel data consisting of 53 BDA manufacturing firms or 212 firm-year observations across seven sectors, namely internet of things(loT), machinery, electricity·electronics, information and communication, chemicals, medicine and others. With the panel data, we employ panel linear regression model to perform empirical analysis. We choose operating profit margin(OPM) for firm performance as dependent variable, R&D intensity(RDI) and BDA dummy(BDAD) as independent variables, and firm size as control variable. We choose fixed effect(FE) model over random effect(RE) model using Hausman test. From the FE panel regression using pooled manufacturing data, we find that both BDAD and RDI are positively associated with OPM and only RDI is statistically significant at 1% level. On the other hand, from the FE panel regression using manufacturing sectoral data, we find that BDAD is positively related to OPM in electricity and electronics, information and communication, and chemicals sectors. Among them, only information and communication sector is statistically significant at 1% level.

Key words : Big data and analytics, Firm performance, R&D intensity, Firm size, Panel data analysis, Smart manufacturing

Ⅰ. 서 론

최근 「Nature」의 심층 보도에 의하면, 빅데이터 활용은 기술의 영역에만 국한되지 않고, 제조업으로도 확산하고 있다. 빅데이터 덕분에 제조업은 점점 스마트해지고 있다. 스마트 제조기업(smart manufacturing)은 모든 생산공정에서 데이터를 추출하기 위해 더 많은 센서와 무선기술을 사용하고 있고, 재료특성과 온도 그리고 장비의 진동으로부터 공급사슬과 소비자 취향에 이르기까지 모든 단계에서 데이터를 수집하고 있다. 빅데이터 활용을 통해 제품과 부품의 이동거리를 단축해서 비용을 줄이고, 컴퓨터모델링을 이용해서 위험을 사전에 파악할 수 있을 것이다(Kusiak,

† Corresponding author : 051-629-5729, tychoi@pknu.ac.kr.
※ 이 논문은 제1저자 한보의 석사학위 논문(2020)을 바탕으로 추가 연구하여 작성하였습니다.

2017).

하지만 빅데이터가 제조업을 제대로 변화시키기까지 많은 시간이 소요될 것으로 예상한다. 컴퓨터 에너지 항공기 반도체 산업 등 선도산업에 서조차, 많은 기업이 수집된 데이터를 어떻게 해석하고 공정과 제품 개선을 위해 이를 어떻게 활용해야 할지를 제대로 파악하지 못하고 있는 실정이다. 이에 따라 기업의 빅데이터 분석역량(big data analytics : BDA)이 기업 성패를 좌우하는 주요 변수로 떠오르게 되었다.

이처럼 BDA가 중요해짐에 따라, BDA와 기업성과 사이의 관계에 관한 연구가 국내외 학계의 주목을 받고 있다. 아직 초기 단계이긴 하지만, 기존연구들은 연구방법론 차원에서 설문조사 그룹과 계량경제 모형 그룹으로 크게 구분된다. 이 중에서 설문조사 그룹이 대다수를 차지하고 있고(Ciampi et al., 2021; Dubey et al., 2019; Mikalef et al., 2019; Wamba et al. 2017), 계량경제 그룹은 소수에 불과하다(Müller et al., 2018). 그 이유는 계량경제방법론을 이용하기 위해서는 정량적인 BD의 조달이 필수적인데, 현실적으로 이것이 난제라서 대다수 연구가 차선책으로 설문조사 방법을 선택했기 때문이다. 설문조사 그룹은 영국(Ciampi et al., 2021), 인도(Dubey et al., 2019), 그리스(Mikalef, 2019), 중국(Wamba et al., 2017) 등 다양한 국가를 연구대상으로 삼았다. 하지만 세계의 공장인 중국을 대상으로 정량적인 BD와 계량경제학적 방법론을 이용한 연구는 아직 출판되지 않았다.

이에 본 연구에서는 상하이와 선전증권거래소에 상장된 중국 A주 기업을 대상으로 BDA와 제조업의 업종별 기업성과 사이의 관계를 분석하고자 한다. 제조업을 분석대상으로 삼은 이유는 세 가지이다. 첫째, 2013~2020년 기간 제조업의 비중이 중국 상장기업의 65%를 차지할 정도로 매우 높았기 때문이다(http://www.wind.com.cn). 둘째, BDA는 스마트 제조업의 전제조건이기 때문이다(Kusiak, 2017). 셋째, 전 세계 제조기업의 BDA는 타 산업보다 훨씬 부족하기 때문이다. 2010~2012년 기간 타 산업의 BDA 경쟁적 우위 비중이 37%에서 63%로 증가할 때, 제조업의 경우 33%에서 53%로 증가하는 데 그쳤다(Kurtz and Shockley, 2013).

본 연구는 선행연구들과는 다른 몇 가지 차이점을 가진다. 첫째, 설문조사 방법에 의존한 기존 연구들과는 달리 패널데이터의 특성을 반영할 수 있는 패널회귀모형을 사용한 점이다. 둘째, 세계의 공장이자 제2위 경제 대국인 중국의 A주 상장기업을 대상으로 BDA가 업종별 기업성과에 미치는 영향에 관한 실증분석을 최초로 시도한 점이다. 셋째, 분석대상인 제조업을 중국표준산업분류에 근거해서 사물인터넷 등 7개 업종으로 세분화하여 분석한 점이다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. Ⅱ장에서는 이론적 배경과 가설검정을 설명하고, Ⅲ장에서는 연구모형과 자료를 검토한다. Ⅳ장에서는 실증분석 결과를 요약하고, 마지막 Ⅴ장에서는 연구결과와 한계점 및 정책적 시사점을 제시한다.

Ⅱ. 이론적 배경

선행연구들에 의하면 기업성과는 기업의 빅데이터 분석역량, 기업의 연구개발투자, 기업규모 등에 의해 영향을 받는다. 이 소절에서는 이러한 주요 변수들에 관해 검토하기로 한다.

1. 기업의 빅데이터 분석역량

기업의 빅데이터 분석역량(BDA)은 때에 따라 기업성과에 긍정적인 영향을 미치기도 하고 부정적인 영향을 미치기도 한다. 대다수 기존연구는 BDA가 기업성과에 긍정적인 영향을 미친다고 보고했다(Ciampi et al., 2021; Dubey et al., 2019; Ferraris et al., 2019; Mikalef et al., 2019; Müller et al., 2018; Wamba et al., 2017). 이들은 BDA와 기업성과 간에 긍정적인 관계가 존재하는 이유에

대해, 기업의 BDA가 커지면 기업의 효율성이 높아져서 기업성과가 개선되고, BDA가 작아지면 기업의 효율성이 낮아져서 기업성과가 악화할 수 있기 때문이라고 설명했다.

한편, 국내연구로 Moon(2019)은 빅데이터 환경분석과 글로벌 경쟁력 확보방안에 관한 연구에서, 빅데이터 산업진흥과 공익추구를 위해서는 빅데이터 사용 환경 조성 및 규제 완화, 빅데이터 활용도에 따른 산업 및 지원의 우선순위 분류가 필요하다고 주장했다. Noh(2017)는 기술사업화 초기 단계에서 빅데이터 활용이 경영성과에 미치는 연구를 통해 빅데이터를 활용한 제품 및 서비스 개선 활동 등이 기업의 경영성과에 긍정적 영향을 미치고 있다고 보고했다. Oh(2016)는 산업용 빅데이터 활용으로 인한 글로벌 시장 선도에 관한 연구에서, 빅데이터 활용이 산업에 미치는 여러 영향 중에서 가장 파괴적인 기술이 될 것이라고 주장했다. Oh and Park(2016)은 패널회귀분석을 이용해서 기업의 IT활용이 기업성과에 긍정적인 영향을 미쳤고, 이런 효과는 타 산업보다 IT산업에서 더욱 두드러지게 나타났다고 했다.

2. 기업의 연구개발투자

기업의 연구개발(R&D)투자도 기업성과에 지대한 영향을 미치는 변수이다. 기업의 R&D 투자가 증가하면 기업수익성이 개선되며 이에 따라 기업성과도 향상된다. 반면 기업의 R&D 투자가 감소하면 기업수익성이 낮아지고 이는 기업성과 악화로 이어진다. 기존연구들은 기업의 R&D 투자와 기업성과 사이에는 긍정적인 관계가 존재한다고 했다(Han and Wang, 2015; Song, 2016; Yan and Chen, 2019). Han and Wang(2015)는 중국의 컴퓨터, 통신 및 기타 전자 장비 제조업체를 대상으로 한 연구에서 R&D 투자는 기업의 수익성과에 긍정적인 영향을 미친다고 했다. Yu(2013)는 중국의 고기술 산업을 대상으로 R&D투자가 기업성과에 미치는 영향에 관한 연구에서, R&D투자는 저기술 산업보다 고기술 산업의 기업성과에 더 큰 영향을 미친다고 보고했다.

한편, 국내연구로 Jun et al.(2016)은 국내 중소기업(SMEs) R&D 정보지원과 기업성과 간 관계를 조사한 연구에서, 중소기업에 제공된 R&D 지원사업은 기술투자에 긍정적인 영향을 미친다고 했다. 한편 Song(2016)은 지속가능성 연구개발지출과 지속가능성 성과 및 재무성과 간의 관계를 분석한 논문에서, R&D 지출은 재무성과에 유의한 긍정적인 영향을 미친다고 밝혔다. Poh(2019)는 데이터 과학자의 업무역량을 중심으로 빅데이터 도입이 국내 중소기업의 기업성과에 미치는 영향에 관한 연구에서, 빅데이터 도입이 국내 중소기업의 기업성과 개선에 긍정적인 영향을 미친다고 했다.

3. 기업규모

기업규모(firm size)는 기업성과의 주요 척도로서 자주 사용되는 변수 중의 하나이다. 기업규모는 때에 따라 기업성과에 긍정적인 영향이나 부정적인 영향을 미칠 수 있다. 하지만 일반적으로 기업규모와 기업성과 사이에는 긍정적인 관계가 존재한다는 견해가 지배적이다. 그 이유는 기업규모가 커질수록 규모의 경제에 의해 수익성은 개선되고, 기업성과는 개선될 것이며, 반대로 기업규모가 작을수록 기업은 최적 규모에 이르지 못하고 기업성과는 악화하기 때문이다(Babalola, 2013; John and Adebayo, 2013).

한편, 기업규모와 기업성과 간에 부정적인 관계가 존재할 것이란 상반된 견해도 있다. 이는 기업규모가 커질수록 기업이 더욱 최적 상태에 가깝게 운영되기 때문에 추가 성장 가능성이 상대적으로 낮아지고 이로 인해 기업성과는 악화할 것이기 때문이다(Lee and Moon, 2020). 이러한 주장은 1926~2013년 기간 대기업주식과 소기업주식의 연평균수익률을 비교했을 때 소기업주식의 연

평균은 16.9%에 달했지만, 대기업주식의 연평균은 12.1%에 불과했다는 역사적 사실에 근거를 두고 있다(Ross et al., 2016). 이런 역사적 근거는 기업규모가 작을수록 기업성과는 오히려 개선되었음을 보여준다.

Ⅲ. 분석모형과 자료

1. 분석모형

본 논문의 분석대상 데이터가 패널데이터이므로 이분산성(heterogeneity) 통제를 위해 패널데이터 분석을 하였다. 이분산성은 개별특성효과(individual characteristic effect or unobserved effect)를 사용하여 통제할 수 있다(Han, 2021). 이론적 배경에서 제시한 빅데이터 분석역량과 R&D 투자를 독립변수로, 기업규모를 통제변수로, 기업성과를 종속변수로 각각 채택하였다. 본 연구에서 사용한 패널회귀모형은 다음 식과 같다.

$$OPM_{it} = \beta_0 + \beta_1 BDAD_{it} + \beta_2 RDI_{it} + \beta_3 LNSize_{it} + u_i + \epsilon_{it}$$

여기서, *OPM* = 기업성과 척도로 사용된 영업이윤율(operating profit margin);

BDAD = 기업의 빅데이터 분석역량을 나타내는 가변수(dummy variable)로서

분석역량이 있으면 1, 아니면 0;

RDI = 기업의 연구개발투자 척도로 채택된 연구개발강도(R&D intensity);

LNSize = 기업의 총자산에 자연로그를 취한 값;

u_i = 개별특성효과;

ϵ_{it} = 확률적 교란항(disturbance term).

위 식(1)에서 사용된 변수들에 대한 설명과 계산식 그리고 데이터출처는 Table 1에 제시되어 있다.

2. 자료

본 연구는 중국 상하이(上海) 및 심전(深圳) 증권거래소에 상장된 A주 제조업체 중에서 빅데이터 분석역량(BDA)이 있는 기업을 표본대상으로 선택하였다. BDA에 관한 정보는 기업의 연간보고서로부터 수집하였다. 즉, 기업 연간보고서에서 빅데이터 구축', '빅데이터 도입', '데이터 기능', '데이터화', '데이터 흐름', '업종별 빅데이터', 데이터 수집 및 분석' 등 빅데이터 관련 항목 7개 중에서 하나 이상을 수행하면 기업이 BDA를 지닌 것으로 해석하였다. 한편 재무데이터는 China Stock Market & Accounting Research (CSMAR) DB를 통해 구했다. 분석기간은 2015년부터 2018년까지이며, 최종표본은 212개 기업-연도이다(53사x4년=212개).

전체 53개 표본기업 중에서 상하이증권거래소에 상장된 기업 수는 45개로 대부분(84.9%)을 차지하고 있지만, 선전증권거래소에 상장된 기업 수는 8개로 15.1%에 불과하다. 이처럼 표본의 거래소 간 분포가 불균형적인 이유는 본 연구가 업종 간 소음(noise)을 피하고자 제조업만을 연구대상으로 삼았고, 대부분의 제조업체가 상하이증권거래소에 상장되어 있기 때문이다.

<Table 1> Variable definitions and data sources

Variable	Name	Definition	Data source
OPM	Operating profit margin	Operating income/Sales*100%	CSMAR DB
BDAD	Big data and analytics dummy	If a firm uses big data then 1, otherwise 0	Firms' annual reports
RDI	R&D intensity	R&D expenditure/Sales	CSMAR DB
LNSize	Firm size	Natural log of total assets	CSMAR DB

Ⅳ. 분석 결과

1. 기초통계량

<Table 2>는 표본의 기초통계량을 제시하고 있다(Han, 2020; Lee and Choi, 2016; Yu and Choi, 2021). 사물인터넷(IoT)의 빅데이터 분석역량 가변수(BDAD) 및 연구개발강도(RDI)의 평균은 각각 0.625 및 0.066으로 통합 표본자료의 평균보다 크다. 그리고 사물인터넷 업종은 의학의 빅데이터 분석역량과 큰 차이가 있다. 의학의 수익성(OPM) 평균은 0.512로 업종별 평균 중에서 가장 크다. 의학 수익성의 표준편차는 0.193로 비교적 크게 나타났는데, 이는 의학에 속하는 기업들의 기업별 수익성 차이가 크기 때문이다. 화학의 RDI 평균은 0.018로 수익성 평균 0.182보다 작다.

2. 분석결과

본 연구는 패널회귀분석에 앞서 고정효과(fixed effect : FE) 모형과 확률효과(random effect : RE) 모형 중에서 더 적합한 모형을 선택하기 위해 하우스만 검정(Hausman test)을 실시하였다. 하우스만 검정에서 귀무가설과 대립가설은 다음과 같다.

귀무가설(H_0) : $\alpha = \alpha_i$; 모형 중에서 다른 개체의 절편이 같다.

대립가설 (H_1) : $\alpha \neq \alpha_i$; 모형 중에서 다른 개체의 절편이 다르다.

<Table 2> Descriptive statistics by sector (N=53)

Sector	*OPM*			*BDAD*			*RDI*			*LNSize*			N
	Mean	SD	Min (Max)	Mean	SD	Min (Max)	Mean	SD	Min (Max)	Mean	SD	Min (Max)	
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
Mech	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
El·El	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
InfoCom	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
Chem	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
Med	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
Others	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

<Table 3> Results of Hausman test

Test summary	Chi-sq. statistic	Chi-sq. d.f.	Prob.
Cross-section random	6.604**	2	0.037

Note : *p<0.01, **p<0.05, ***p<0.10.

<Table 3>은 하우스만 검정결과를 보여주고 있다. Prob.=0.037(<0.05)에 근거해서 5% 유의수준에서 귀무가설이 기각되었다. 따라서 FE 모형과 RE 모형 중에서 FE 모형을 선택하였다.

<Table 4>는 기업성과 척도인 영업이익률에 대한 FE 모형의 전체 회귀분석 결과를 제시하고 있다. 먼저 Panel A는 FE패널회귀분석 결과를 보여주고 있다. 빅데이터 분석역량 가변수(BDAD)와 연구개발강도(RDI)의 회귀계수는 정(+)의 값으로 나타났는데, 이는 두 독립변수가 영업이익률에 긍정적인 영향을 미치고 있음을 의미한다. 이들 중에서 BDAD 변수는 통계적으로 유의적이지 않았는데, 이는 빅데이터 분석역량(BDA)이 전통적인 굴뚝 산업인 중국 제조업의 전반적인 영업이익률에 미치는 영향이 그리 크지 않기 때문이다. 따라서 BDA가 제조업의 기업성과에 미치는 영향을 업종별로 세분해서 분석해볼 필요가 있다.

<Table 4> Results of FE panel regression on OPM (N=53)

Variable	Coeff.	S.E.	t-stat.	Prob.
<Panel A>				
Constant	0.580*	0.103	5.601	0.000
BDAD	0.003	0.002	1.424	0.157
RDI	0.731*	0.104	7.026	0.000
LNSize	-0.016*	0.004	-3.640	0.000
<Panel B>				
R^2	0.996	F-stat.	775.552*	
Adj. R^2	0.995	Durbin-Watson stat.	2.059	
Prob.(F-stat.)	0.000			

Note : *p<0.01, **p<0.05, ***p<0.10.

<Table 5> Results of panel regression on OPM by sector

Sector	*BDAD*			*RDI*			*LNSize*			R^2	F-stat.
	Coeff.	t-stat.	Prob.	Coeff.	t-stat.	Prob.	Coeff.	t-stat.	Prob.		
IoT	-0.041**	-3.667	0.035	0.639	1.321	0.278	-0.004	-0.530	0.633	0.994	121.8
Mech	-0.017**	-2.357	0.025	-0.126	-0.341	0.735	0.027	0.964	0.342	0.883	17.8
El·El	0.013	1.315	0.197	0.575	1.186	0.244	-0.029	-1.603	0.118	0.971	81.3
InfoCom	0.009*	3.419	0.002	0.861*	5.974	0.000	-0.033*	-6.537	0.000	0.998	1374.8
Chem	0.037	1.019	0.335	8.578*	4.817	0.001	0.062*	1.395	0.196	0.974	55.6
Med	-0.042	-1.309	0.282	3.028	1.021	0.382	0.499**	3.244	0.048	0.991	83.7
Others	-0.009	-0.890	0.384	0.712*	2.847	0.01	-0.013*	-3.653	0.002	0.557	8.4

Note : *p<0.01, **p<0.05, ***p<0.10.

<Table 5>는 중국 A주식 제조업을 대상으로 BDA가 기업성과에 미치는 영향을 업종별로 보여주고 있다. 제1행(Sector)은 중국표준산업분류에 근거해서 제조업을 사물인터넷(loT), 기계(Mech), 전기·전자(El·El), 정보통신(InfoCom), 화학(Chem), 의학(Med), 기타(Others) 등 7개 업종으로 구분하고 있다. 제2~4행은 빅데이터 분석역량 가변수(BDAD)에 대한 FE 모형의 분석결과를 보여주고 있다. 빅데이터 분석역량(BDA)이 기업성과(OPM)에 긍정적인 영향을 미치는 업종은 전체 7개 업종 중에서 전기·전자(0.013), 정보통신(0.009) 및 화학(0.037) 등 3개 업종에 불과하였고, 이 중에서 정보통신만 1% 수준에서 통계적으로 유의하였다(t-stat.=3.419, Prob.=0.002). 빅데이터 분석역량이 정보통신의 기업성과에만 유의적인 긍정적인 영향을 미치고 있는데, 그 이유는 정보통신업이 타 업종보다 훨씬 더 정보기술집약적이고 경쟁적이기 때문이다.

한편 제5~7행은 연구개발강도(RDI)에 대한 FE 모형의 분석결과를 제시하고 있다. 기계를 제외한 모든 업종에서 회귀계수가 정(+)의 값을 보여주었고, 이 중에서 정보통신, 화학 및 기타 업종에서만 회귀계수가 1% 수준에서 통계적으로 유의하였다. 이는 정보통신 화학 및 기타 업종에서 RDI가 기업성과에 긍정적인 영향을 미치고 있음을 나타낸다. 반면, 사물인터넷과 기계 전기·전자 의학 업종에서는 RDI가 기업성과에 유의한 영향을 미치지 못하는 것으로 나타났다.

Ⅴ. 결 론

본 논문에서는 중국의 A주 제조업 상장기업을 대상으로 빅데이터 분석역량이 업종별 기업성과에 미치는 영향을 조사하였다. 실증분석을 위해, 중국 상하이 및 심전 증권거래소에 상장된 A주 제조업체 중에서 빅데이터 분석역량(BDA)이 있는 기업을 연구대상으로 선택하였다. 패널데이터의 이분산성(heterogeneity)을 통제하기 위해 패널회귀모형을 사용하였고, 하우스만 검정을 통해 랜덤효과모형과 고정효과모형 중에서 고정효과모형을 선택하였다. 고정효과모형을 이용해서 전체 제조업 대상 및 업종별 회귀분석을 각각 시행하였다.

실증분석 결과를 요약하면 다음과 같다. 첫째, 빅데이터 분석역량 가변수(BDAD)와 연구개발강도(RDI)는 기업성과에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이들 중 RDI는 1% 수준에서 통계적으로 유의하였다. 반면 BDAD는 통계적으로 유의하지 않았는데, 이는 빅데이터 분석역량(BDA)이 전통적인 굴뚝 산업인 중국 제조업의 전반적인 OPM(영업이익률)에 미치는 영향이 그리 크지 않기 때문이다. 둘째, 업종별 회귀분석 결과에 의하면 전기·전자, 정보통신 및 화학에서는 BDAD와 OPM 사이에는 긍정적인 관계가 존재했지만, 이들 중 정보통신만 1% 수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 셋째, 또한 업종별 회귀분석 결과에 따르면 연구개발강도(RDI)는 기계를 제외한 모든 업종에서 OPM에 긍정적인 영향을 미쳤지만, 이 중에서 정보통신, 화학 및 기타 산업에서만 회귀계수가 1% 수준에서 통계적으로 유의한 것으로 밝혀졌다. 업종별 회귀분석 결과에서는, BDA와 RDI가 기업성과에 미치는 영향은 기업이 고기술산업군에 포함되어 있을 때 더 크게 나타났다.

업종별 패널회귀분석 결과를 제시한 <Table 5>에서, 각 설명변수가 기업성과에 미치는 영향은 업종별로 항상 일치하지 않는 것을 알 수 있다. 이는 중국 정부 특유의 정보독점이나 정책규제로 인해 야기되었을 가능성을 시사한다. 또 이러한 결과는 중국 제조업을 대상으로 정책을 입안하는 정부나 실제 수출입을 행하는 기업인들은 업종별로 최적 전략을 수립하고 정책적으로 신중하게 접근해야 함을 시사한다. 본 논문은 스마트 제조업 시스템의 발전을 위해서는 빅데이터의 수집 및 활용 그리고 공유 과정을 국가 간 협력을 통

해 개선할 필요가 있음을 시사한다.

본 논문은 몇 가지 한계점을 지니고 있다. 첫째, 본 연구는 연구방법 측면에서 해당 기업에 대한 연간보고서 내용 중 7개 항목을 근거로 BDA 유무를 파악했다는 점이다. 향후 연구에서는 연간보고서와 현장실사를 통해 등급을 세분화하고, BD자산이나 인력 혹은 하드/소프트웨어 관련 비용지출 등의 데이터를 수집해서 더욱 정밀한 분석모형을 수립할 필요가 있다. 둘째, 자료수집의 어려움으로 인해 본 논문이 단순한 패널모형을 이용했다는 점이다. 향후 연구에서는 기존 연구와의 차별화를 넘어서서 AI/빅데이터 시대에 부합되게 완전히 새로운 접근방식, 예를 들어 머신러닝 및 딥러닝 그리고 피처 공학(feature engineering)을 이용해서 기업규모, R&D투자, BDA 이외 다른 변수들을 추가하고, 이러한 추가 변수들이 기업성과에 미치는 영향을 정밀하게 분석할 필요가 있다. 셋째, 본 논문이 중국 전체 제조업을 대상으로 실증분석을 시도하면서, 업종별 IT-intensity(정보통신강도)를 고려하지 않았다는 점이다. 향후 연구에서는 Müller et al.(2018)에서처럼 패널모형에 IT-intensity 여부를 가변수로 추가하여 더욱 정교한 분석을 시도해야 할 것이다.

References

Akhtar P, Frynas J, Mellahi K and Ullah S(2019). Big data savvy teams' skills, big data driven actions and business performance, *British Journal of Management* 30(2), 252~271.

Babalola YA(2013). The effect of firm size on firms' profitability in Nigeria, *Journal of Economics and Sustainable Development* 4(5), 90~94.

Ciampi F, Demi S, Magrini A, Marzi G and Papa A(2021). Exploring the impact of big data analytics capabilities on business model innovation : The mediating role of entrepreneurial orientation, *Journal of Business Research* 123, 1~13. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.09.023.

CSMAR(2020). China Stock Market & Accounting Research (國泰安). http://cn.gtadata.com/ (2020.04. 15.)

Dubey R, Gunasekaran A, Childe SJ, Blome C and Papadopoulos T(2019). Big data and predictive analytics and manufacturing performance : Integrating institutional theory, resource-based view and big data culture, British Journal of Management 30, 341~361. http://doi.org/10.1111/1467-8551.12355.

Ferraris A, Mazzoleni A, Devalle A and Couturier J(2019). Big data analytics capabilities and knowledge management : Impact on firm performance, *Management Decision* 57(8), 1923~1936.

Han B(2020). *The effect of big data on profitability of Chinese manufacturing firms*, MA thesis, Pukyong National University, Korea.

Han C(2021). *Panel data lecture*, 3rd ed. Bakyoungsa.

Han XC and Wang WF(2015, 韓辛超·王文飛). A study on R&D investment and firms' profitability, *Pricing Technology Journal* 32(1), 86~88.

John, AO and Adebayo O(2013). Effect of firm size on profitability : Evidence from Nigerian manufacturing sector, *Prime Journal of Business Administration and Management* 3(9), 1171~1175.

Jun SP, Sung TE and Seo JH(2016). A study on the relationship between R&D information support programs and SME performances: With focus on ICT SMEs, *Journal of Technology Innovation* 19(1), 48~79.

Kurtz J and Shockley R(2013). *Analytics: The real-world use of big data in manufacturing*, executive report, IBM Global Business Services.

Kusiak A(2017). Smart manufacturing must embrace big data, *Nature* 544, 23~25.

Lee JS and Choi TY(2016). A comparative study on volatility spillovers in the stock markets of Korea, China and Japan, *Journal of Fisheries and Marine Sciences Education* 28(1), 127~136. http://dx.doi.org/10/13000/JFMSE.2016.28.1.127.

Lee J and Moon S(2020). The impact of financial characteristics on corporate growth rate, *Journal of the Korean Data Analysis Society* 22(6), 2589~2601.

Li SP and Chen YQ(2017, 李少波·陳永前). Analysis

of manufacturing sector's technological innovation under big data environment, *Journal of Electronic Technology Application* 43(2), 18~21.

Mikalef P, Boura M, Lekakos G, and Krogstie J(2019). Big data analytics and firm performance : Findings from a mixed-method approach, *Journal of Business Research* 98, 261~276. http://doi.org/10.1016/j.busres.2019.01.044.

Moon SH(2019). A study on securing global big data competitiveness based on its environment analysis, *Journal of the Convergence on Culture Technology* 5(2), 361~366.

Müller OM, Fay J and Brocke H(2018). The effect of big data and analytics on firm performance : An econometric analysis considering industry characteristics, *Journal of Management Information System* 35(2), 488~509.

Noh SH(2017). *Impact of use of big data in the beginning stage of technology business on firm performance : Focusing on mediating effect of individual performance*, MA thesis, Sunggyukwan University, Korea.

Oh HK(2016). *A study on global market leader in industry due to the utilization of big data*, MA thesis, Korea University, Korea.

Oh I and Park Y(2016). Analysis of effects of IT utilization on firm performances, *Industrial Innovation Research* 32(4), 1~28.

Poh CS(2019). *A study on effects of big data introduction factors on financial performance of SMEs : Focusing on the absorption capacity of data scientist*, MA thesis, Daejeon University, Korea.

Ross SA, Westerfield RW, Jordan BD, Lim J and Tan R(2016). *Fundamentals of corporate finance,* 2nd ed. McGraw Hill.

Song SG(2016). The relationship among R&D expenditure on sustainability, sustainability, and financial performance, *Industrial Economic Research* 29(1), 97~116.

Wamba S, Gunasekaran A, Akter S, Ren S, Dubey R and Childe S(2017). Big data analytics and firm performance : Effects of dynamic capabilities, *Journal of Business Research* 70, 356~365.

Yan HM and Chen M(2019, 嚴漢民·陳夢). An empirical study on R&D investment and firm's profitability, *Commercial Accounting* 15(1), 38-43.

Yu P(2013). *R&D investment and firm performance : The case of high-tech sector*, MA thesis, West-south Finance University, China.

Yu T and Choi TY(2021). An empirical study on the effects of FDI in the Chinese real estate markets, *Journal of Fisheries and Marine Sciences Education* 33(2), 474~482. http://doi.org/10/13000/JFMSE.2021.4.33.2.474

• Received : 10 November, 2021
• Revised : 07 December, 2021
• Accepted : 10 December, 2021