

大数据技术、企业动态能力与真实活动盈余管理

莫冬燕¹ 陈如意¹ 方芳² 张锦华²

(1.东北财经大学会计学院/中国内部控制研究中心, 辽宁 大连 116025;

2.北京师范大学经济与工商管理学院, 北京 100875)

摘要: 本文以2011—2020年沪深A股上市公司为研究对象, 实证检验大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的影响以及企业动态能力的调节作用。研究发现: 大数据技术应用通过改善企业信息与沟通环境显著抑制了企业的真实活动盈余管理, 且企业动态能力强化了大数据技术对真实活动盈余管理的抑制效应; 从企业内部看, 首席信息官职务的设立未能显著影响大数据技术的应用效果; 从企业外部看, 分析师关注度越高, 大数据技术应用对真实活动盈余管理的抑制作用越明显。本文丰富了大数据技术应用效果的相关研究, 并从企业内外部治理角度提出了保障效果的实施条件与改善建议。

关键词: 大数据技术应用; 真实活动盈余管理; 企业动态能力; 首席信息官; 分析师关注

Abstract: This paper takes Shanghai and Shenzhen A-share listed companies from 2011 to 2020 as the research object, and empirically tests the impact of the application of big data technology on the real earnings management of enterprises and the moderating effect of dynamic capabilities of enterprises. The results show that the application of big data technology significantly inhibited the real earnings management of enterprises by improving the information and communication environment and the dynamic capabilities of enterprises strengthen the inhibitory effect of big data technology on real earnings management. From the internal perspective of the enterprise, the establishment of the chief information officer position does not significantly affect the application effect of big data technology; from the external perspective of the enterprise, the higher the analyst attention, the more obvious the inhibitory effect of big data technology application on real earnings management. This paper enriches the relevant research on the application effect of big data technology. It also puts forward the implementation conditions and improvement suggestions to guarantee the effect from the perspective of internal and external governance of enterprises.

Key words: the application of big data technology, real earnings management, dynamic capabilities of enterprises, chief information officer, analyst attention

作者简介: 莫冬燕, 女, 会计学博士、博士后, 东北财经大学会计学院/中国内部控制研究中心副教授, 研究方向: 会计与公司治理。陈如意, 女, 东北财经大学会计学院硕士生, 研究方向: 资本市场中财务与会计问题。方芳(通讯作者), 女, 会计学博士, 北京师范大学经济与工商管理学院副教授、博士生导师, 研究方向: 公司治理、财务会计与资本市场。张锦华, 女, 北京师范大学经济与工商管理学院硕士生, 研究方向: 公司治理、财务会计。

中图分类号: F275.1 **文献标识码:** A

一、引言

2014年我国首次把大数据写入政府报告, 2016年“十三五”规划正式将大数据这一概念上升至国家战略

层面, 并先后出台《促进大数据发展的行动纲要》《大数据产业发展规划》等重要政府文件, 设计和部署大数据发展, 促进大数据与实体经济的深度融合。2021年“十四五”规划进一步将数字经济单列成篇, 意味着数

数字经济成为我国政府、社会及产业建设的重点方向。数据,尤其是大数据,是发展数字经济不可或缺的关键要素(易宪容等,2019)^[42],这奠定了大数据技术在数字经济建设发展中的重要地位。

大数据技术应用体现在企业经营管理活动的方方面面,有助于管理者科学、有效地制定经营决策,提升企业创新效率(孙洁和李杰,2022)^[35],并记录、监督企业经营活动。在两权分离的现代企业中,经理人与所有者之间存在利益冲突,且双方的信息不对称使得管理层实施机会主义行为成为可能。其中,盈余管理是管理者获得私利的重要途径,同时也是企业为满足监管要求而经常采用的手段,包括真实活动盈余管理和应计项目盈余管理(Healy and Wahlen, 1999)^[11]。真实活动盈余管理是指通过真实的生产经营活动操纵经营现金流的行为(Roychowdhury, 2006)^[15],应计项目盈余管理是指利用会计准则选择的灵活性操纵应计利润的行为。数字经济时代,大数据技术的应用使得企业业务智能化、可视化,在财务与非财务信息的获取、存储、分析及输出等方面产生了巨大影响,对企业通过真实经营活动操纵利润的行为提出了挑战。在此背景下,大数据技术是否以及如何影响企业真实活动盈余管理行为值得深入研究,是本文重点探讨的问题。

本文将聚焦大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的影响,检验其在企业管理中所发挥的实际作用,并通过实证研究来论证理论与实践的差距及影响因素,以便找出目前大数据技术应用可能存在的问题。此外,企业数字化转型往往面临自身组织惯性的阻碍(董晓松等,2021;易加斌等,2021)^{[26][41]},而与组织惯性相对,企业动态能力作为衡量企业捕捉新兴市场发展机遇、调整重构内外部资源、学习吸收新技术知识以适应外界动态环境变化的组织能力指标(Teece et al., 1997; Winter, 2003)^{[17][21]},能为企业大数据技术的推广与应用提供保障,但未引起相关研究的足够重视。因此,本文进一步考察企业动态能力在大数据技术应用影响企业真实活动盈余管理中的调节作用。

本文以2011—2020年中国沪深A股上市公司为研究对象,通过文本分析法构建企业大数据技术应用的指标,探讨大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的影响以

及企业动态能力的调节作用,并检验大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的影响机制,从企业内外部治理两个方面寻找有利于大数据技术发挥作用的条件。研究发现:(1)大数据技术应用能显著抑制企业真实活动盈余管理,且企业动态能力强化了此抑制作用;(2)机制检验发现,大数据技术应用改善了企业信息与沟通环境,进而约束了企业真实活动盈余管理行为的实施;(3)从企业内部看,首席信息官的设立未能显著影响大数据技术的应用效果,而从企业外部看,分析师关注度越高,大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的抑制作用越明显。

本文可能存在的创新在于:(1)相对于已有研究综合探讨数字化运营对企业真实活动盈余管理的影响(罗进辉和巫奕龙,2021)^[31],本文排除了人工智能技术、区块链技术、云计算技术等其他数字技术的干扰,聚焦于大数据技术。数据是数字经济时代最关键的生产要素,大数据技术是各项数字技术的基础与核心,加之财务数据是企业数据最重要的形式之一(Cockcroft and Russell, 2018)^[4],针对性地探讨大数据技术应用对企业会计信息质量的影响具有重要的现实意义。(2)本文创新性地引入了企业动态能力的调节作用,检验了企业动态能力在保障企业大数据技术应用效果上发挥的积极作用,为企业如何促进数字技术应用、提升数字化转型效果提供参考,并进一步从企业内外部治理角度提出了保障效果的实施条件与改善建议。

二、理论分析与研究假设

(一)大数据技术与企业真实活动盈余管理

企业盈余管理动机包括契约动机(Healy, 1985)^[10]、资本市场动机(Bartov et al., 2002)^[2]以及影响第三方动机等(Watts and Zimmerman, 1978; Guenther, 1994)^{[20][7]}。现有研究指出,相比应计项目盈余管理,真实活动盈余管理因其较强的隐蔽性(Gunny, 2010)^[8],更容易成为股东或管理层误导报表使用者对公司经济效益形成错误认知的常见举措(Roychowdhury, 2006)^[15],尤其是在我国经济政策不确定性较高的背景下(黄庆成等,2022)^[27]。本研究发现,数字经济时代,大数据技术的应用改善了企业的信息与沟通环境,对企业通过真实经营活动操纵

利润的行为提出了挑战。

一方面,大数据技术有助于抑制管理者基于契约动机的盈余管理行为。第一,大数据具有规模性、多样性、快速性、低密度高价值性、真实性和多变复杂性特征(Gandomi and Haider, 2015; Rehman et al., 2016)^{[5][14]},对企业财务数据信息的获取、处理与输出过程产生巨大影响,使得企业可使用的财务数据种类更多样、来源更丰富、规模更巨大、供应更及时(张奇, 2016)^[43],有助于股东更好地了解企业经营状况(Warren et al., 2015; 张奇, 2016)^{[19][43]}。第二,大数据技术的应用降低了数据要素在平台系统中收集、传递与沟通的成本(武常岐等, 2022)^[39],使得信息能够高效便捷地交互与流动,打破了企业各部门间的信息壁垒,提高了信息透明度,为企业经营各流程的衔接、统筹、监管与控制提供了支持。通过收集企业经营活动各层面的非结构化、非财务信息(Chen et al., 2015; 张奇, 2016)^{[3][43]},管理者可以更具针对性、可靠性、准确性和及时性地进行经营决策,大幅提升决策效率与质量(Yu and Chen, 2021)^[23]。决策信息的动态化、智能化与即时化,使得真实活动盈余管理无法得到系统数据的决策支持;如果管理者强行实施,对企业价值造成的损失将会以直观的数据形式呈现,导致管理者面临追责。第三,大数据技术的应用将改变企业原有的决策思维与流程(张奇, 2016)^[43],员工成为企业决策新的参与者,参与企业价值创造与公司治理(戚聿东和肖旭, 2020)^[33],扩大了内部监管者的规模,能更有力地监督管理者行为,降低管理者实施真实活动盈余管理的空间和能力。

另一方面,大数据技术有助于抑制股东基于监管动机的盈余管理行为。企业在借助大数据技术获得、处理和产生信息的同时,也向外部利益相关者“推送”信息,有效缓解了企业内外部信息不对称问题(吴非等, 2021)^[38],使得外部利益相关者参与企业经营决策成为可能(戚聿东和肖旭, 2020)^[33],并对企业真实活动盈余管理行为形成监管。此外,大数据技术的应用使得企业数据更加实时、全面,业务流程更加可视,不仅为监管部门提供了充足的大数据分析样本,同时提高了企业信息获取的及时性、精确性和有效性,显著增加了企业的信息透明度和监管部门的监管效率,进而降低了企业实施

真实活动盈余管理行为的动机。

可见,大数据技术的应用改善了企业的信息与沟通环境,提升了企业经营的数字监督水平,有助于降低管理者经营活动安排的自由性,提高外部监督效率,进而抑制企业真实活动盈余管理行为的实施。基于以上分析,本文提出以下假设:

H1: 大数据技术的应用能够抑制企业真实活动盈余管理。

(二)企业动态能力的调节作用

作为企业组织能力的重要构成部分,企业动态能力(dynamic capabilities)最早由Teece等正式提出,并被定义为通过重构与整合资源、帮助企业适应动态变化环境的能力(Teece et al., 1997)^[17]。企业动态能力可以从创新、吸收和适应三个维度来衡量,其中,创新能力(innovative capability)是指企业固有创新性与产品市场优势之间联系的能力;吸收能力(absorptive capability)是指企业获取外部信息知识后,将其吸收、转化为企业内部知识并服务于企业价值创造的能力;适应能力(adaptive capability)强调企业凭借资源配置的灵活性使得内部资源与外部环境变化保持一致的能力(Wang and Ahmed, 2007)^[18]。在数字经济飞速发展的新环境下,企业动态能力会影响企业推进自身数字化转型的战略制定及实施效果(Karimi and Walter, 2015)^[12],进而影响管理者真实活动盈余管理行为。

一方面,企业动态能力越强,其知识转化能力、应变能力以及快速调整能力越强,越有助于企业大数据技术的应用与实施。首先,创新能力体现为企业拥有的知识体系,既包括企业技术系统构建和员工专业知识技能储备,又覆盖企业管理运营流程(Leonard-Barton, 1992)^[13],是大数据技术与企业生产经营实现良好结合的前提条件;其次,吸收能力在企业应对外部技术变革的过程中发挥着至关重要的作用(Woiceshyn and Daellenbach, 2005)^[22],能够促进企业更好吸收大数据技术,将其与企业现有的信息系统、人才结构、知识体系更高效地协调与融合(Gupta et al., 2020)^[9];最后,适应能力体现为企业资源配置灵活性,为确保企业大数据技术的应用,企业需要克服原有的运行刚性与认知惯性,调整内部资源配置,适应能力越强,大数据技术的

应用越敏捷。

另一方面,大数据技术的应用需要企业文化的持续更新与改进,即管理者需要在组织内建立并维持数据驱动文化(Akter et al., 2020)^[11]。数据驱动文化颠覆了管理者传统决策模式,较强的动态能力有助于企业快速有效地营造数据驱动文化的氛围,激发企业数据驱动效应(焦豪等, 2021)^[29]。

大数据技术的应用受企业组织协调度和资源配置灵活性等动态能力影响,因此,其对企业真实活动盈余管理的抑制作用会因企业动态能力的不同存在差异。企业动态能力越强,大数据技术应用的效率越高,对企业真实活动盈余管理的抑制作用越显著,由此提出以下假设:

H2: 企业动态能力会强化大数据技术应用对真实活动盈余管理的抑制作用。

三、研究设计

(一)样本选择与数据来源

本文以2011—2020年中国A股上市公司为研究对象,并对初始样本进行如下筛选:(1)剔除金融行业样本;(2)剔除数据缺失样本;(3)剔除ST和*ST企业样本;最终得到22,244个观测值。此外,为减少极端异常值的影响,对连续变量进行上下1%的缩尾处理。

本文进行文本分析的年报来源于巨潮资讯网,专利数量来源于同花顺,各省份(包括直辖市、自治区)的互联网域名数来源于国家统计局,其他数据均来自于CSMAR数据库。

(二)变量定义

1.企业大数据技术应用水平(BD)

参考吴非等(2021)^[38]企业数字化转型指标的构建过程,本文利用Python软件从巨潮网爬取2011—2020年所有A股上市公司年报,在此基础上通过文本分析统计年报中大数据相关关键词出现的频次,为消除数据右偏性对频次进行对数化转换,作为企业大数据技术应用水平(BD)的衡量指标。

借鉴吴非等(2021)^[38]与罗进辉和巫奕龙(2021)^[31]总结提炼的大数据技术相关关键词词库,本文具体使用的关键词为:大数据、增强现实、混合现实、虚拟现实、

数据挖掘、文本挖掘、数据可视化、异构数据、征信、实时数据、数据仓库、数据分析、数据化、虚拟化、数据采集、数据交换、数字化、数据融合、数据管理、数据中台、数据平台、数据共享、BI、数据存储、数据应用、数据驱动、数据中心、数据服务、数据分析系统、海量数据、数据资产、可视化、数据治理、大数据应用、数据处理、数据系统和大数据智能。

2.企业真实活动盈余管理(REM)

本文参考Roychowdhury(2006)^[15],使用异常经营活动现金流(D_Cfo)、异常产品成本(D_Prod)和异常酌量性费用(D_Disexp)衡量企业的真实活动盈余管理水平(REM)。模型及计算过程如下:

异常经营活动现金流(D_Cfo)的估算模型为:

$$\frac{CFO_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \alpha_0 + \alpha_1 \frac{1}{A_{i,t-1}} + \alpha_2 \frac{REV_{i,t}}{A_{i,t-1}} + \alpha_3 \frac{\Delta REV_{i,t}}{A_{i,t-1}} + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

异常产品成本(D_Prod)的估算模型为:

$$\frac{PROD_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \alpha_0 + \alpha_1 \frac{1}{A_{i,t-1}} + \alpha_2 \frac{REV_{i,t}}{A_{i,t-1}} + \alpha_3 \frac{\Delta REV_{i,t}}{A_{i,t-1}} + \alpha_4 \frac{\Delta REV_{i,t-1}}{A_{i,t-1}} + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

异常酌量性费用(D_Disexp)的估算模型为:

$$\frac{DISEXP_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \alpha_0 + \alpha_1 \frac{1}{A_{i,t-1}} + \alpha_2 \frac{REV_{i,t}}{A_{i,t-1}} + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中, CFO 为企业经营现金净流量, $PROD$ 为营业成本和存货增量之和, $DISEXP$ 为销售与管理费用之和, REV 为营业收入, ΔREV 为营业收入相对于上一年的增量, A 为上年末的资产总额。对模型(1)~(3)分行业、分年度回归,得到的残差分别为企业异常经营活动现金流 D_Cfo 、异常产品成本 D_Prod 和异常酌量性费用 D_Disexp 。最后,考虑到公司可能同时使用三种手段进行真实活动盈余管理,因此通过模型(4)得到核心被解释变量REM:

$$REM_{i,t} = D_Prod_{i,t} - D_Cfo_{i,t} - D_Disexp_{i,t} \quad (4)$$

3.企业动态能力(Innov和Absorb)

企业动态能力包括创新能力、吸收能力和适应能力。企业适应能力的常见衡量方法是企业研发、广告和资本支出强度的变异系数,即三者的标准差与平均值的比值,变异系数越小,企业适应能力越强,越能抵抗外部环境变化的冲击。但由于企业研发支出与广告支出是上市公司真实活动盈余管理的操纵方式(王亮亮等, 2021; 朱红军等, 2016)^{[36][45]},因此不适合作为本文调

节变量的衡量指标。鉴于此，本文仅从企业创新能力(*Innov*)和吸收能力(*Absorb*)两个维度，检验企业动态能力在大数据技术与企业真实活动盈余管理关系中的作用。借鉴赵凤等(2016)^[44]和陈昆玉(2015)^[25]的设计，本文选取研发支出强度和发明专利数量指标并进行标准化处理，取两项之和用以衡量企业创新能力(*Innov*)，具体如式(5)所示：

$$Innov = \frac{X_{RD} - \min_{RD}}{\max_{RD} - \min_{RD}} + \frac{X_{ZL} - \min_{ZL}}{\max_{ZL} - \min_{ZL}} \quad (5)$$

其中*RD*代表研发支出强度，即研发支出与营业收入的比值；*ZL*表示发明专利数量。吸收能力能够提高企业外部技术应用效率，主要体现在企业研发力度等方面，较高的研发力度有助于提高外部技术获取的有效性。借鉴杨林等(2020)^[40]和赵凤等(2016)^[44]的做法，本文采用研发支出强度衡量企业吸收能力(*Absorb*)，即研发支出与营业收入的比值。

4.控制变量

根据已有研究，本文在探讨大数据技术对企业真实活动盈余管理的影响时，还控制了企业规模(*Size*)、企业年龄(*Age*)、产权性质(*Soe*)、公司成长性(*Growth*)、资产

负债率(*Lev*)、总资产回报率(*Roa*)、总资产周转率(*Turn*)、管理费用率(*Agtcost*)、两职合一(*Dual*)、董事会规模(*Board*)、股权集中度(*Holder10*)以及审计质量(*Big4*)。此外，本文还控制了行业和年度效应。

具体变量定义如表1所示。

(三)模型设定

为检验大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的影响，本文构建模型(6)：

$$REM_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 BD_{i,t} + \beta_2 Ctrl_{i,t} + Indus + Year + \epsilon_{i,t} \quad (6)$$

其中，*REM*表示企业真实活动盈余管理水平，*BD*表示企业大数据应用水平。本文重点关注*BD*的系数，预期显著为负，表明大数据技术应用会抑制企业真实活动盈余管理。

为检验假设H2，在模型(6)的基础上加入企业动态能力及其与大数据技术应用的交互项，如模型(7)所示。为避免交互项与解释变量之间的多重共线性问题，对大数据技术应用与企业动态能力指标均进行中心化处理。

$$REM_{i,t} = \beta_0 + \beta_1 BD_{i,t} + \beta_2 BD_{i,t} \times Caps_{i,t} + \beta_3 Caps_{i,t} + \beta_4 Ctrl_{i,t} + Indus + Year + \epsilon_{i,t} \quad (7)$$

其中，*Caps*表示企业动态能力，包括创新能力(*Innov*)和吸收能力(*Absorb*)。本文预期*BD*×*Caps*的系数显著为负，表示企业动态能力会强化大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的抑制作用。

四、实证结果与分析

(一)描述性统计

2011—2020年我国应用大数据技术的A股上市公司占当年上市公司总数的比例趋势如图1所示。应用大数据技术的企业占比呈逐年上升趋势，表明随着数字经济的发展

表1 变量定义			
变量类别	变量名称	变量符号	变量说明
被解释变量	真实活动盈余管理	REM	计算方法见式(1)~(4)
解释变量	大数据技术应用水平	BD	年报中大数据技术关键词频次加1后取自然对数
调节变量	企业创新能力	Innov	计算方法见式(5)
	企业吸收能力	Absorb	研发支出/营业收入
控制变量	企业规模	Size	资产总额的自然对数
	企业年龄	Age	公司成立年数加1的自然对数
	产权性质	Soe	国有企业取1，非国有取0
	公司成长性	Growth	营业收入增长率
	资产负债率	Lev	总负债/总资产
	总资产回报率	Roa	净利润/资产平均余额
	总资产周转率	Turn	营业收入/资产总额
	管理费用率	Agtcost	管理费用/营业收入
	两职合一	Dual	总经理与董事长为同一人则取1，否则取0
	董事会规模	Board	董事会成员人数
	股权集中度	Holder10	前十大股东持股比例
	审计质量	Big4	四大会计师事务所审计则取1，否则取0
	行业	Indus	行业虚拟变量
	年份	Year	年份虚拟变量

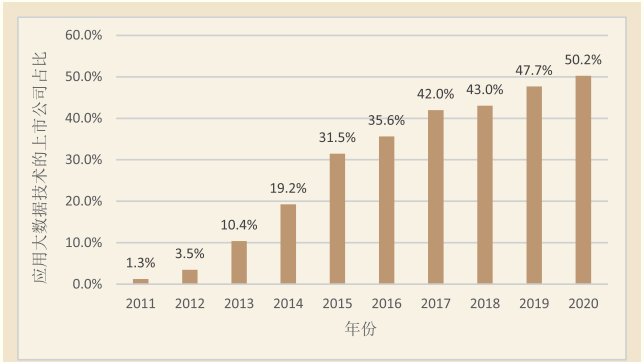


图1 2011—2020年应用大数据技术的上市公司占比

表2 变量的描述性统计结果

变量	样本量	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
BD	22244	0.487	0.879	0.000	0.000	3.871
REM	22244	-0.005	0.188	-0.668	0.008	0.521
Innov	22244	0.383	0.266	0.003	0.334	1.188
Absorb	22244	0.036	0.043	0.000	0.030	0.239
Size	22244	22.320	1.283	20.010	22.140	26.270
Age	22244	2.897	0.325	1.099	2.944	4.143
Soe	22244	0.395	0.489	0.000	0.000	1.000
Growth	22244	0.062	0.275	-1.252	0.089	0.714
Lev	22244	0.438	0.204	0.059	0.433	0.888
Roa	22244	0.035	0.060	-0.251	0.034	0.187
Turn	22244	0.617	0.425	0.078	0.521	2.525
Agtcost	22244	0.088	0.068	0.008	0.071	0.410
Dual	22244	0.254	0.435	0.000	0.000	1.000
Board	22244	8.622	1.721	0.000	9.000	18.000
Holder10	22244	0.575	0.149	0.233	0.582	0.901
Big4	22244	0.061	0.240	0.000	0.000	1.000

展，越来越多的企业认识到大数据技术的重要性，并将其应用到日常经营管理活动中。

表2为主要变量的描述性统计结果。大数据技术应用水平(BD)的均值为0.487，标准差为0.879，表明不同企业之间大数据技术应用水平存在较大差异，其中最大值高达3.871。企业真实活动盈余管理(REM)的均值为-0.005，标准差为0.188，与罗进辉和巫奕龙(2021)^[31]

的研究结论较为一致，表明企业间真实活动盈余管理同样存在较大差异。从描述性统计结果可以看出，探讨大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的影响具有重要的现实意义。从企业动态能力看，创新能力的均值为0.383，中位数为0.334，反映了我国半数以上的企业存在创新不足的问题；吸收能力的均值为0.036，说明我国上市公司的吸收能力普遍处于较低水平。

(二)相关性检验

表3报告了变量之间的Pearson相关系数，所有变量间相关系数的绝对值均小于0.8，说明不存在严重的多重共线性问题。大数据技术应用(BD)与真实活动盈余管理(REM)在1%水平下显著负相关，初步支持假设H1。企业创新能力(Innov)和吸收能力(Absorb)与大数据技术应用(BD)的相关系数均显著为正，而与真实活动盈余管理(REM)的相关系数均显著为负，一定程度上说明了企业动态能力会影响大数据技术应用与真实活动盈余管理之间的关系。

(三)多元回归分析

表4列(1)和列(2)为企业真实活动盈余管理水平对大数据技术应用的多元回归结果，其中列(1)为仅控制行业、年份的回归结果，大数据技术应用水平(BD)的系数均显著为负，表明大数据技术应用水平越高，企业真实活动

表3 变量的相关系数

变量	REM	BD	Innov	Absorb	Size	Age	Soe	Growth	Lev	Roa	Turn	Agtcost	Dual	Board	Holder10
BD	-0.026***	1.000													
Innov	-0.053***	0.052***	1.000												
Absorb	-0.100***	0.345***	0.245***	1.000											
Size	0.041***	0.044***	-0.068***	-0.262***	1.000										
Age	0.036***	0.064***	-0.082***	-0.135***	0.144***	1.000									
Soe	0.099***	-0.116***	-0.113***	-0.276***	0.337***	0.161***	1.000								
Growth	-0.058***	0.044***	0.010	0.005	0.053***	-0.099***	-0.072***	1.000							
Lev	0.173***	-0.068***	-0.113***	-0.341***	0.507***	0.146***	0.283***	-0.011	1.000						
Roa	-0.327***	-0.003	0.037***	0.010	0.021**	-0.063***	-0.074***	0.338***	-0.339***	1.000					
Turn	-0.084***	-0.034***	-0.044***	-0.222***	0.038***	-0.001	0.069***	0.139***	0.141***	0.113***	1.000				
Agtcost	-0.063***	0.109***	0.180***	0.465***	-0.367***	-0.100***	-0.137***	-0.214***	-0.297***	-0.170***	-0.417***	1.000			
Dual	-0.039***	0.074***	0.048***	0.165***	-0.167***	-0.083***	-0.296***	0.035***	-0.119***	0.022***	-0.039***	0.073***	1.000		
Board	0.002	-0.071***	-0.038***	-0.147***	0.284***	0.030***	0.288***	0.005	0.153***	0.021**	0.021**	-0.100***	-0.180***	1.000	
Holder10	-0.106***	-0.044***	-0.013	-0.065***	0.202***	-0.156***	0.003	0.104***	-0.047***	0.204***	0.034***	-0.138***	0.008	0.046***	1.000
Big4	-0.056***	-0.020**	-0.027***	-0.084***	0.355***	0.018**	0.138***	0.003	0.111***	0.048***	0.044***	-0.097***	-0.065***	0.104***	0.187***

注：***、**、*分别表示在1%、5%和10%水平下显著。下表同。

表4 多元回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	REM			
BD	-0.009*** (-5.07)	-0.008*** (-4.38)	-0.007*** (-4.04)	-0.002 (-0.94)
BD×Innov			-0.011** (-2.04)	
Innov			-0.016*** (-2.93)	
BD×Absorb				-0.132*** (-4.78)
Absorb				-0.363*** (-8.31)
Size		0.001 (1.07)	0.002 (1.33)	0.002 (1.30)
Age		0.004 (0.88)	0.003 (0.74)	-0.000 (-0.10)
Soe		0.030*** (10.38)	0.029*** (10.18)	0.029*** (10.17)
Growth		0.027*** (4.46)	0.028*** (4.53)	0.030*** (4.96)
Lev		0.044*** (5.15)	0.042*** (5.02)	0.033*** (3.95)
Roa		-1.042*** (-34.22)	-1.040*** (-34.15)	-1.038*** (-34.23)
Turn		-0.075*** (-16.71)	-0.075*** (-16.66)	-0.077*** (-17.08)
Agtcost		-0.511*** (-18.69)	-0.497*** (-18.09)	-0.420*** (-14.54)
Dual		-0.006** (-2.07)	-0.006** (-2.03)	-0.005 (-1.55)
Board		-0.003*** (-4.17)	-0.003*** (-4.15)	-0.003*** (-4.29)
Holder10		-0.053*** (-6.23)	-0.054*** (-6.29)	-0.058*** (-6.74)
Big4		-0.040*** (-7.75)	-0.040*** (-7.73)	-0.039*** (-7.57)
截距项	-0.004 (-0.36)	0.096*** (2.98)	0.085*** (2.62)	0.088*** (2.76)
行业	是	是	是	是
年份	是	是	是	是
样本量	22244	22244	22244	22244
调整R ²	0.001	0.156	0.156	0.162

注：括号内为t值，下表同。

盈余管理行为越少，验证了假设H1。

表4列(3)和列(4)为企业动态能力在大数据技术应用与企业真实活动盈余管理水平的关系中起到调节作用的回归结果。企业大数据技术应用与创新能力的交互项(BD×Innov)和与吸收能力的交互项(BD×Absorb)的系数均显著为负，表明企业动态能力强化了大数据技术应用对真实活动盈余管理的抑制作用，验证了假设H2。

(四)稳健性检验

1.排他性检验

大数据技术是云计算与人工智能技术应用的基础(秦

荣生，2014)^[34]，与云计算和区块链技术相互补充、相辅相成(蔡恒进和郭震，2019)^[24]。这使得数字技术的应用效果具有综合性，难以区分企业真实活动盈余管理水平的降低是大数据技术单独作用的结果，还是其他三种数字技术与其综合作用的结果。

因此，本文针对其他三种数字技术进行排他性检验。具体检验方法为：借鉴吴非等(2021)^[38]统计的三种数字技术关键词词库，通过对企业年报中关键词频次统计构建企业区块链(BC)、人工智能(AI)与云计算(CC)的应用水平指标，并分别作为解释变量进行回归。结果如表5所示，区块链并不能对企业真实活动盈余管理产

表5 排他性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	REM			
BC	-0.006 (-1.29)			
AI		-0.013*** (-6.05)		-0.014*** (-5.39)
CC			0.003* (1.86)	0.011*** (5.71)
BD				-0.008*** (-3.85)
Size	0.001 (0.51)	0.001 (0.97)	0.000 (0.30)	0.001 (1.12)
Age	0.004 (0.91)	0.003 (0.79)	0.004 (0.94)	0.004 (0.86)
Soe	0.030*** (10.62)	0.030*** (10.39)	0.031*** (10.67)	0.030*** (10.29)
Growth	0.026*** (4.31)	0.027*** (4.42)	0.026*** (4.26)	0.027*** (4.38)
Lev	0.044*** (5.24)	0.043*** (5.04)	0.045*** (5.31)	0.043*** (5.12)
Roa	-1.042*** (-34.19)	-1.043*** (-34.25)	-1.042*** (-34.19)	-1.044*** (-34.35)
Turn	-0.076*** (-16.81)	-0.075*** (-16.75)	-0.076*** (-16.93)	-0.076*** (-16.94)
Agtcost	-0.518*** (-18.94)	-0.513*** (-18.79)	-0.520*** (-18.98)	-0.513*** (-18.77)
Dual	-0.006** (-2.17)	-0.006* (-1.94)	-0.007** (-2.27)	-0.006** (-2.03)
Board	-0.003*** (-4.07)	-0.003*** (-4.14)	-0.003*** (-3.98)	-0.003*** (-3.97)
Holder10	-0.052*** (-6.06)	-0.054*** (-6.33)	-0.051*** (-5.92)	-0.053*** (-6.21)
Big4	-0.039*** (-7.59)	-0.039*** (-7.61)	-0.039*** (-7.53)	-0.039*** (-7.64)
截距项	0.112*** (3.51)	0.100*** (3.14)	0.116*** (3.66)	0.092*** (2.87)
行业	是	是	是	是
年份	是	是	是	是
样本量	22244	22244	22244	22244
调整R ²	0.155	0.156	0.155	0.158

生显著影响，而人工智能和云计算可以发挥作用。鉴于此，本文将人工智能技术(*AI*)和云计算(*CC*)作为控制变量加入模型(6)重新回归，结果如列(4)所示，大数据技术应用(*BD*)的系数仍显著为负，说明在控制了人工智能和云计算应用平后，企业大数据技术应用依然能够显著抑制企业真实活动盈余管理，表明本文研究结果是稳健可靠的。

2.工具变量法

为缓解遗漏变量带来的内生性问题，本文采用工具变量法进行稳健性检验。地区数字经济基础设施是数字技术应用的前提，会影响企业大数据技术应用，但不会直接影响企业真实活动盈余管理，适合作为工具变量。因此，本文借鉴潘为华等(2021)^[32]的做法，选择地区数字经济基础设施建设水平作为企业大数据技术应用的工

具变量，该指标用中国统计局公布的企业所在省份的互联网域名数进行衡量。

本文首先进行DWH内生检验，结果表明解释变量存在内生性问题，可以通过工具变量的方法进行缓解。两阶段最小二乘法回归结果如表6列(1)和列(2)所示，列(1)为第一阶段回归结果，即核心解释变量(*BD*)对工具变量(*IV*)回归，发现工具变量(*IV*)的系数显著为正，表明企业所在地区数字经济基础设施建设水平越高，企业大数据技术应用水平越高。Cragg-Donald *F*统计量值为141.534，Kleibergen-Paap rk *F*统计量值为31.137，远高于Stock-Yogo弱工具变量检验的10%临界值16.38，说明工具变量满足相关性假设。列(2)为第二阶段回归结果，企业大数据技术应用(*BD*)的系数仍显著为负，说明在校正内生性偏误后，大数据技术应用会抑制企业真实活动盈余管理行为的结论依然成立。

表6 其他稳健性检验结果			
变量	(1)	(2)	(3)
	<i>BD</i>	<i>REM</i>	
<i>IV</i>	0.000*** (5.58)		
<i>BD</i>		-0.079** (-1.99)	-0.007*** (-3.12)
<i>Size</i>	0.106*** (10.59)	0.009* (1.85)	0.004* (1.92)
<i>Age</i>	-0.009 (-0.26)	0.003 (0.29)	0.001 (0.20)
<i>Soe</i>	-0.082*** (-3.85)	0.023*** (3.31)	0.033*** (7.48)
<i>Growth</i>	0.114*** (5.29)	0.036*** (4.10)	0.038*** (4.04)
<i>Lev</i>	-0.099* (-1.82)	0.035** (2.44)	0.048*** (3.62)
<i>Roa</i>	-0.058 (-0.39)	-1.046*** (-22.74)	-1.085*** (-23.41)
<i>Turn</i>	0.066*** (2.65)	-0.070*** (-7.30)	-0.071*** (-10.13)
<i>Agtcost</i>	0.817*** (4.68)	-0.453*** (-7.24)	-0.477*** (-12.27)
<i>Dual</i>	0.043** (2.14)	-0.002 (-0.46)	-0.007* (-1.73)
<i>Board</i>	-0.010* (-1.80)	-0.004*** (-2.81)	-0.003*** (-2.86)
<i>Holder10</i>	-0.255*** (-3.91)	-0.071*** (-3.91)	-0.044*** (-3.40)
<i>Big4</i>	-0.127*** (-3.69)	-0.048*** (-4.36)	-0.056*** (-7.33)
截距项	-2.327*** (-9.96)	-0.070 (-0.62)	0.020 (0.40)
行业	是	是	是
年份	是	是	是
样本量	22244	22244	9958
调整R ²	0.386	0.087	0.159

表7 机制检验结果		
变量	(1)	(2)
	<i>Infocom</i>	
<i>BD</i>	0.095*** (11.17)	0.017* (1.66)
<i>Size</i>		-0.009 (-1.12)
<i>Age</i>		0.022 (0.81)
<i>Soe</i>		-0.008 (-0.47)
<i>Growth</i>		-0.006 (-0.19)
<i>Lev</i>		0.015 (0.31)
<i>Roa</i>		-0.299** (-2.12)
<i>Turn</i>		-0.045** (-2.11)
<i>Agtcost</i>		-0.254* (-1.78)
<i>Dual</i>		0.030* (1.73)
<i>Board</i>		-0.007 (-1.55)
<i>Holder10</i>		-0.074 (-1.38)
<i>Big4</i>		-0.026 (-0.81)
行业		是
年份		是
截距项	2.567*** (293.87)	1.972*** (10.13)
样本量	22244	22244
调整R ²	0.005	0.125

3.倾向得分匹配法

为缓解样本选择偏差导致的内生性问题，本文采用倾向得分匹配法为应用大数据技术的上市公司寻找对照样本进行稳健性检验。具体操作方法为：选取控制变量作为倾向得分匹配的协变量，采用1:1最近邻匹配方法，同时允许多个相同倾向得分的控制组样本与处理组样本匹配。倾向匹配后的回归结果如表6列(3)所示，大数据技术应用(BD)的系数仍显著为负数，说明本文研究结论具有稳健性。

(五)机制检验

上述回归结果表明，大数据技术能显著抑制企业真实活动盈余管理水平。可能的原因在于，大数据技术的应用改善了企业的信息与沟通环境，提升了企业经营的数字监督水平，降低了管理者经营活动安排的自由性，提高了外部监督效率，进而抑制企业真实活动盈余管理行为的实施。基于此，本文选择企业信息与沟通作为中介变量，对大数据技术影响企业真实活动盈余管理的影响机制进行中介效应检验。其中，企业信息与沟通Infocom采用迪博数据库发布的内部控制分项(信息与沟通)指数衡量。值得指出的是，近期不少研究表明三段式中中介效应检验可能存在明显缺陷(江艇，2022)^[28]，建议在中介效应检验中选择与因变量存在理论关联或符合经验常识的中介变量，重点检验自变量与中介变量之间的关系。参考江艇(2022)^[28]的做法，因企业信息与沟通对管理层真实活动盈余管理的影响在理论上较为直观，所以仅考察大数据技术应用对企业信息与沟通的影响。回归结果如表7所示，列(1)和列(2)中大数据技术应用(BD)的系数均显著为正，说明大数据技术的应用能显著改善企业信息与沟通环境。因此，企业信息与沟通环境的改善是大数据技术抑制企业真实活动盈余管理的机制渠道。

五、进一步分析

企业内外部治理环境的不同会影响大数据技术的应用和管理者机会主义行为的空间与机会，因此，不同情景下，大数据技术应用对真实活动盈余管理的抑制作用可能存在差异影响。本文从企业内部首席信息官职务设立和外部分析师关注度两个角度进行检验。

(一)企业首席信息官

作为兼具管理与技术职能的重要角色，首席信息官承担着整合信息技术人才、保障各部门信息流通、监控外部环境变化、捕捉信息技术机会、改进原有公司业务、制定资源分配决策等重要职能(Grover et al., 1993)^[6]，在企业数字化战略的制定、实施与效果保障方面发挥至关重要的作用，能显著提升企业财务绩效与数字创新绩效(Sleep and Hulland, 2019; 王新成和李垣, 2022)^{[16][37]}。据此，设置首席信息官的企业可能更为重视数字技术和企业运营流程的结合，企业首席信息官的设置应当可以显著推动企业大数据技术的应用，

表8 进一步分析结果

变量	(1)	(2)
	REM	
BD	-0.008*** (-4.38)	-0.005*** (-2.90)
BD×CIO	0.005 (0.40)	
CIO	-0.012 (-1.08)	
BD×Analyst		-0.002* (-1.73)
Analyst		-0.027*** (-20.63)
Size	0.001 (1.09)	0.015*** (10.44)
Age	0.004 (0.88)	-0.005 (-1.17)
Soe	0.030*** (10.38)	0.021*** (7.44)
Growth	0.027*** (4.45)	0.034*** (5.53)
Lev	0.044*** (5.15)	0.029*** (3.50)
Roa	-1.042*** (-34.22)	-0.880*** (-29.04)
Turn	-0.075*** (-16.71)	-0.070*** (-15.92)
Agtcost	-0.511*** (-18.69)	-0.469*** (-17.37)
Dual	-0.006** (-2.06)	-0.003 (-1.14)
Board	-0.003*** (-4.17)	-0.003*** (-3.48)
Holder10	-0.053*** (-6.24)	-0.049*** (-5.72)
Big4	-0.040*** (-7.73)	-0.040*** (-7.83)
截距项	0.092*** (2.84)	-0.192*** (-5.46)
行业	是	是
年份	是	是
样本量	22244	22244
调整R ²	0.156	0.173

并提升技术的应用效果,从而更好抑制企业真实活动盈余管理。

因此,在模型(6)的基础上加入企业是否设置首席信息官的虚拟变量(*CIO*)及其与大数据技术应用(*BD*)的交互项,回归结果如表8列(1)所示,交互项($BD \times CIO$)的系数为正,但并不显著,说明企业首席信息官的设置并没有在大数据技术应用抑制企业真实活动盈余管理中发挥显著作用。这可能由于目前我国企业的首席信息官制度还在发展初期,尚不成熟,还未能为企业数字技术的应用及效果提供有效保障。这也从侧面说明我国企业首席信息官制度仍有待进一步发展与完善。

(二)分析师关注

数字经济背景下,数字技术应用成为热门话题,既会被企业视为“好消息”积极向外界披露,又会引起外部利益相关者对企业数字技术应用效果的高度关注(吴非等,2021)^[38]。作为外部监督方,分析师的关注会增加企业面临的监管压力,促使管理者在大数据技术应用中尽职尽责,并抑制企业盈余管理行为(李春涛等,2014)^[30]。因此,分析师关注度越高,大数据技术应用对企业真实活动盈余管理行为的抑制作用越显著。

在模型(6)的基础上加入分析师关注度(*Analyst*)及其与大数据技术应用(*BD*)的交互项,回归结果如表8列(2)所示,交互项($BD \times Analyst$)的系数显著为负,说明分析师关注度越多,大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的抑制作用越强。

六、结论与启示

本文以2011—2020年中国沪深A股上市公司为研究对象,实证检验了大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的影响及企业动态能力的调节作用。研究发现:

(1)大数据技术应用抑制了企业真实活动盈余管理,且企业动态能力强化了两者之间的关系;(2)机制检验发现,大数据技术应用改善了企业信息与沟通环境,进而抑制企业真实活动盈余管理行为;(3)大数据技术应用对企业真实活动盈余管理的抑制作用不会因内部首席信息官的设立而存在差异,但在外部分析师关注度高时显著增强。

本文研究结论具有以下启示:第一,为紧紧抓住工业4.0时代的经济发展机遇,实现资本市场资源更加合理、有效配置的目标,确保企业盈余状况的真实、公允披露,监管部门应鼓励并支持大数据这一重要数字技术在企业日常经营活动中的应用,促使其发挥公司治理作用,抑制企业真实活动盈余管理行为。第二,在数字经济新时代,并非所有企业的转型都能取得理想成效。为保障数字化转型的效果,企业应进一步加强动态能力建设,进而更好地保障各项变革顺利开展,推动新技术的发展与应用。第三,进入数字经济时代后,数字技术成为企业融入第四次工业革命的“敲门砖”,首席信息官作为企业最高的信息技术管理者,理应积极感知外界经济环境变化、推动企业数字技术应用并促进企业数字战略的实施,但目前尚未发现充分的实证结果。这意味着我国企业首席信息官制度尚未成熟,企业应高度重视其相关治理结构的建设与完善。第四,应充分发挥外部治理的重要作用,激发分析师等企业外部监督的力量,更好地促进大数据技术应用发挥改善公司治理的作用。 ■

[基金项目:北京社科基金重点项目“数字经济时代会计变革与资本市场高质量发展”(项目编号:21DTR056)、国家社会科学基金重点项目“基于环境不确定性的企业全面预算管理成熟度模型重构研究”(项目编号:21AGL010)、辽宁省社会科学规划基金项目“高质量发展下辽宁省战略性新兴产业建设研究”(项目编号:L19BJY021)、辽宁省教育厅科学研究经费项目“员工持股计划与上市公司财务决策:理论分析与实证检验”(项目编号:LN2020Q15)]

参考文献:

- [1] Akter S, Motamarri S, Hani U, et al. Building dynamic service analytics capabilities for the digital marketplace[J]. *Journal of Business Research*, 2020, 118: 177-188.
- [2] Bartov E, Givoly D, Hayn C. The rewards to meeting or beating earnings expectations[J]. *Journal of Accounting and Economics*, 2002, 33(2): 173-204.
- [3] Chen D Q, Preston D S, Swink M. How the use of big data analytics affects value creation in supply chain management[J]. *Journal of*

Management Information Systems, 2015, 32(4): 4-39.

- [4] Cockcroft S, Russell M. Big data opportunities for accounting and finance practice and research[J]. *Australian Accounting Review*, 2018, 28(3): 323-333.

- [5] Gandomi A, Haider M. Beyond the hype: big data concepts, methods, and analytics[J]. *International Journal of Information Management*, 2015, 35(2): 137-144.

- [6] Grover V, Seung-Ryul J, Kettinger W J, Lee C C. The chief

information officer: a study of managerial roles[J]. Journal of Management Information Systems, 1993, 10(2): 107-130.

[7] Guenther D A. Earnings management in response to corporate tax rate changes: evidence from the 1986 Tax Reform Act[J]. Accounting Review, 1994, 69(1): 230-243.

[8] Gunny K A. The relation between earnings management using real activities manipulation and future performance: evidence from meeting earnings benchmarks[J]. Contemporary Accounting Research, 2010, 27(3): 855-888.

[9] Gupta S, Drave V A, Dwivedi Y K, et al. Achieving superior organizational performance via big data predictive analytics: a dynamic capability view[J]. Industrial Marketing Management, 2020, 90: 581-592.

[10] Healy P M. The effect of bonus schemes on accounting decisions[J]. Journal of Accounting and Economics, 1985, 7(1-3): 85-107.

[11] Healy P M, Wahlen J M. A review of the earnings management literature and its implications for standard setting[J]. Accounting Horizons, 1999, 13(4): 365-383.

[12] Karimi J, Walter Z. The role of dynamic capabilities in responding to digital disruption: a factor-based study of the newspaper industry[J]. Journal of Management Information Systems, 2015, 32(1): 39-81.

[13] Leonard-Barton D. Core capabilities and core rigidities: a paradox in managing new product development[J]. Strategic Management Journal, 1992, 13: 111-125.

[14] Rehman M H U, Chang V, Batool A, Wah T Y. Big data reduction framework for value creation in sustainable enterprises[J]. International Journal of Information Management, 2016, 36(6): 917-928.

[15] Roychowdhury S. Earnings management through real activities manipulation[J]. Journal of Accounting and Economics, 2006, 42(3): 335-370.

[16] Sleep S, Hulland J. Is big data driving cooperation in the c-suite? the evolving relationship between the chief marketing officer and chief information officer[J]. Journal of Strategic Marketing, 2019, 27(8): 666-678.

[17] Teece D J, Pisano G, Shuen A. Dynamic capabilities and strategic management[J]. Strategic Management Journal, 1997, 18(7): 509-533.

[18] Wang C L, Ahmed P K. Dynamic capabilities: a review and research agenda[J]. International Journal of Management Reviews, 2007, 9(1): 31-51.

[19] Warren Jr J D, Moffitt K C, Byrnes P. How big data will change accounting[J]. Accounting Horizons, 2015, 29(2): 397-407.

[20] Watts R L, Zimmerman J L. Towards a positive theory of the determination of accounting standards[J]. Accounting Review, 1978, 53(1): 112-134.

[21] Winter S G. Understanding dynamic capabilities[J]. Strategic Management Journal, 2003, 24(10): 991-995.

[22] Woiceshyn J, Daellenbach U. Integrative capability and technology adoption: evidence from oil firms[J]. Industrial & Corporate Change, 2005, 14(2): 307-342.

[23] Yu T, Chen S-H. Big data, scarce attention and decision-making quality[J]. Computational Economics, 2021, 57(3): 827-856.

[24] 蔡恒进, 郭震. 供应链金融服务新型框架探讨: 区块链+大数据[J]. 理论探讨, 2019, (2): 94-101.

[25] 陈昆玉. 上市公司技术创新、融资与成长[J]. 科研管理, 2015, 36(3): 64-70.

[26] 董晓松, 许仁仁, 赵星. 制造业数字化转型中组织惯性与路径权变——仁和药业案例研究[J]. 科学决策, 2021, (11): 32-48.

[27] 黄庆成, 闻岳春, 陈秋旻. 经济政策不确定性对企业真实盈余管理的影响[J]. 证券市场导报, 2022, (5): 69-79.

[28] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济, 2022, (5): 100-120.

[29] 焦豪, 杨季枫, 王培暖, 李倩. 数据驱动的企业动态能力作用机制研究——基于数据全生命周期管理的数字化转型过程分析[J]. 中国工业经济, 2021, (11): 174-192.

[30] 李春涛, 宋敏, 张璇. 分析师跟踪与企业盈余管理——来自中国上市公司的证据[J]. 金融研究, 2014, (7): 124-139.

[31] 罗进辉, 巫奕龙. 数字化运营水平与真实盈余管理[J]. 管理科学, 2021, 34(4): 3-18.

[32] 潘为华, 贺正楚, 潘红玉. 中国数字经济发展的时空演化和分布动态[J]. 中国软科学, 2021, (10): 137-147.

[33] 戚聿东, 肖旭. 数字经济时代的企业管理变革[J]. 管理世界, 2020, 36(6): 135-152+250.

[34] 秦荣生. 大数据、云计算技术对审计的影响研究[J]. 审计研究, 2014, (6): 23-28.

[35] 孙洁, 李杰. 大数据应用、融资约束和企业创新效率[J]. 证券市场导报, 2022, (11): 13-23.

[36] 王亮亮, 朱芳珍, 王倩楠, 孙一涵. 盈余目标与企业费用操控: 来自广告投入的证据[J]. 上海财经大学学报, 2021, 23(5): 107-122.

[37] 王新成, 李垣. 首席信息官、企业领导者与企业数字创新[J]. 科技进步与对策, 2022, 39(13): 83-93.

[38] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 任晓怡. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界, 2021, 37(7): 130-44+10.

[39] 武常岐, 张昆贤, 周欣雨, 周梓洵. 数字化转型、竞争战略选择与企业高质量发展——基于机器学习与文本分析的证据[J]. 经济管理, 2022, 44(4): 5-22.

[40] 杨林, 和欣, 顾红芳. 高管团队经验、动态能力与企业战略突变: 管理自主权的调节效应[J]. 管理世界, 2020, 36(6): 168-88+201+52.

[41] 易加斌, 柳振龙, 杨小平. 数字经济能力驱动商业模式创新的机理研究[J]. 会计之友, 2021, (8): 101-106.

[42] 易宪容, 陈颖颖, 位玉双. 数字经济中的几个重大理论问题研究——基于现代经济学的一般性分析[J]. 经济学家, 2019, (7): 23-31.

[43] 张奇. 大数据财务管理[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2016.

[44] 赵凤, 王铁男, 王宇. 开放式创新中的外部技术获取与产品多元化: 动态能力的调节作用研究[J]. 管理评论, 2016, 28(6): 76-85+99.

[45] 朱红军, 王迪, 李挺. 真实盈余管理动机下的研发投资决策后果——基于创新和税收的分析视角[J]. 南开管理评论, 2016, 19(4): 36-48+86.

(责任编辑: 吴林祥)