

DOI:10.3969/j.issn.1674-8131.2024.05.004

企业数字技术创新对全要素生产率的影响

——基于要素结构优化和管理效率提升的双路径

克 魁^{a,b}, 徐宗文^a

(新疆财经大学 a. 统计与数据科学学院; b. 社会经济统计与大数据应用研究中心,
新疆 乌鲁木齐 830012)

摘要:企业进行数字技术创新,不仅能够通过技术进步直接提高全要素生产率,而且可以通过赋能其他生产要素并改善要素配置来间接提高全要素生产率。采用沪深A股上市公司2011—2022年的数据分析发现:企业的数字专利增加对全要素生产率具有显著的正向影响,表明企业进行技术创新能够显著提升其全要素生产率;数字技术创新能够提高企业员工中高学历人员和技术人员的比例以及技术资产占比,同时还能降低企业的信息不对称程度、管理费用和代理成本,表明数字技术创新可以通过优化要素结构和提升管理效率来促进企业全要素生产率提升;数字技术创新对国有企业、大型企业、成长性较高企业、西部地区企业的全要素生产率具有更强的提升作用;企业数字技术创新的全要素生产率提升效应在技术密集型行业、资本密集型行业、劳动密集型行业中依次减弱。因此,应将数字技术创新作为提高企业全要素生产率的着力点,政府、企业与高校三方联合共建数字技术人才高地,依托数字技术拓展企业的治理边界,并将企业家精神融入公司治理及技术创新的全过程。

关键词:数字技术创新;全要素生产率;劳动力结构;资本结构;信息不对称;管理费用;代理成本

中图分类号:F273.1;F270.3 文献标志码:A 文章编号:1674-8131(2024)05-0050-15

引用格式:克魁,徐宗文.企业数字技术创新对全要素生产率的影响——基于要素结构优化和管理效率提升的双路径[J].西部论坛,2024,34(5):50-64.

KE Han, XU Zong-wen. Impact of enterprises digital technology innovation on total factor productivity: Based on two paths of factor structure optimization and management efficiency improvement[J]. West Forum, 2024, 34(5): 50-64.

* 收稿日期:2024-03-27;修回日期:2024-06-22

基金项目:国家社会科学基金西部项目(21XJY019);新疆维吾尔自治区自然科学基金项目(2021D01B30, 2023D01B18)

作者简介:克魁(1986),男,河北衡水人;副教授,硕士生导师,主要从事数字经济与企业创新研究;E-mail: 398575647@qq.com。徐宗文(1998),女,河南信阳人;硕士研究生,主要从事数字经济研究;E-mail: 2912246586@qq.com。

一、引言

熊彼特的创新与内生增长理论认为,通过创新活动形成的科技进步是促进经济健康增长的重要的内生因素之一(田秀娟等,2022)^[1]。在数字经济时代,数字技术的快速发展和广泛应用推动经济社会发展方式持续转变,不仅对宏观经济高质量发展(赵涛等,2020)^[2]、产业结构升级(孙勇等,2022)^[3]、社会分工(袁淳等,2021)^[4]等产生了积极影响,也促进了微观企业的价值提升(黄大禹等,2021)^[5]和高质量发展(黄勃等,2023)^[6]。同时,作为推动经济社会发展的重要微观经济主体,企业又是数字技术创新的关键主体(戚聿东等,2021)^[7]。越来越多的企业意识到数字技术对其自身发展的重要性,并积极开展数字技术创新活动。企业数字技术创新对其自身发展的影响是多方面的,从经济层面看,最终体现为因全要素生产率提升而带来的产出和利润增长。然而,从企业数字技术创新到全要素生产率提升的过程中存在多维复杂的传导机制,在具体的经济实践中还可能面临诸多约束条件。因此,深入细致地探究企业数字技术创新促进全要素生产率提升的各种机制及异质性表现,有助于更充分更有效地发挥数字技术创新对企业全要素生产率的提升作用。

近年来,随着数字经济的发展繁荣,数字技术与企业全要素生产率之间的关系成为学术界探讨的热点之一。其中,关于数字技术影响企业全要素生产率的实证研究主要从以下两个方面展开:一是数字技术应用对企业全要素生产率的影响。比如:李朝鲜(2022)^[8]研究发现,商贸流通企业从事数字技术业务活动能够通过降本增效、业态创新和生态构建三个渠道提升全要素生产率,该作用在小微企业、民营企业、全要素生产率较高的企业中更强;谢谦和郭杨(2022)^[9]分析表明,企业应用数字技术能够通过优化劳动力学历结构和技能结构、增加产学研合作和自主型创新投入来提升全要素生产率,该影响在大型企业和服务业企业中更强;刘征驰等(2024)^[10]分析认为,企业的数字技术跃迁(自动化和智能化)能显著提升全要素生产率,自动化主要通过替代效应和“干中学”效应,智能化主要通过替代效应、互补效应、“干中学”效应与“用中学”效应推动企业全要素生产率提高。二是数字技术创新(主要指数字技术专利)对企业全要素生产率的影响。比如:罗佳等(2023)^[11]研究发现,数字技术创新能够通过提高创新效率和资源配置效率来促进制造业企业全要素生产率提升,行业数字化程度较高企业、国有企业、西部地区企业数字技术创新对全要素生产率的提升作用更加明显;黄勃等(2023)^[6]分析表明,数字技术创新有助于降低内部管控成本、提高投资决策质量与资产营运效率、改善劳动力资源结构,从而推动企业全要素生产率增长,高新技术企业和劳动密集型企业数字技术创新的全要素生产率提升效应更为显著;沈坤荣和闫佳敏(2024)^[10]研究发现,企业数字专利申请数量的增加能够通过改善生产经营效率和增强产品竞争力来促进全要素生产率提升,该作用在大型企业和拥有技术型董事会的企业中更加显著。

总体来看,尽管企业数字技术创新和应用的全要素生产率提升效应已得到相关研究的验证,但其中的影响机制及情景差异还有待进一步地探究。有鉴于此,本文在已有研究的基础上,基于数字技术赋能其他生产要素并改善要素配置的角度,探讨数字技术创新通过优化要素结构和提高管理效率来提升企业全要素生产率的机制,并采用沪深A股上市公司2011—2022年的数据进行实证检验。相比已有文献,本文的边际贡献主要在于:一是分析并验证了要素结构和管理效率在数字技术创新影响企业全要素生产率中的中介作用,揭示了数字技术创新通过优化企业的劳动力和资本结构、降低企业的信息不对称程度以及管理费用和代理成本来提升企业全要素生产率的传导机制,拓展和深化了数字技术的微观经济效应研究,并有助于深入认识数字技术驱动经济高质量发展的内在机制;二是从企业的产权性质、规模、成长性以及行业要素禀赋和所在区位等方面考察了数字技术创新影响企业全要素生产率的异质性,

有助于全面把握不同情景下的数字技术创新效应,进而为不同企业充分发挥数字技术的积极作用提供借鉴和启示。

二、理论分析与研究假说

1. 企业数字技术创新对全要素生产率的影响

企业进行技术创新的目的主要可分为开发新产品、改进生产技术及流程、优化商业模式等三种,因而本文主要基于这三类数字技术创新就其对企业全要素生产率的影响进行探讨。

第一,以新产品开发为主要目的的数字技术创新活动有助于推动企业的产品迭代与循环(Tee et al., 2009)^[13],而在产品迭代与循环过程中,企业能够通过淘汰旧产品和拓展新产品促进全要素生产率提升(魏浩等, 2022)^[14]。根据产品生命周期理论,产品在市场上的营销生命要历经引入市场、内生成长、缓慢成熟和逐渐衰退四个阶段。企业通过数字技术创新生产的新产品一旦成功投入市场,将会成为某些与之相关产品的替代品,加速市场的产品迭代的进程;同时,新产品中蕴含的数字技术能够更好地满足消费者需求,增加用户满意度,扩大市场规模,从而通过规模效应促进企业的全要素生产率增长。此外,数字技术通常还具有可重新编程性(刘洋等, 2020)^[15],能够对生产运营过程中产生的问题迅速做出反应,及时对产品和服务进行更新迭代,并利用用户反馈的多样化信息拓展产品创新方向,增加产品灵活性,提升企业全要素生产率和市场价值。

其二,以改进生产技术和流程为主要目的的数字技术创新可以提高企业的生产效率、优化企业的生产流程,并使企业的内部管理更为精细化和智能化(黄群慧等, 2019)^[16],进而提高企业全要素生产率。在数字经济快速发展的背景下,数字技术与企业产品开发、试制、制造、物流及销售各环节相结合(Lyytinen et al., 2016; Huang et al., 2017; Nylén et al., 2019)^[17-19],能够增加企业生产经营流程各环节的透明度,降低监管成本和效率损失(袁淳等, 2021)^[4]。同时,数字技术创新还能打破要素资源流动原有的时空约束,降低信息、劳动力、资本、技术等要素在企业间、企业内部各部门间流动的成本和时间,使企业在生产经营过程中可以更好地利用更多的资源,并进行更有效的资源整合,从而提高企业的全要素生产率。

其三,以优化商业模式为主要目的的数字技术创新可以通过数字化打破企业原有的商业模式(Nambisan et al., 2017)^[20],拓宽企业的价值创造路径(刘洋等, 2022)^[15],进而促进企业的全要素生产率提升。数字技术创新能够从数字自动化、数字扩展及数字化转型 3 条路径优化企业的商业模式(Li et al., 2017)^[21],同时开发新的业务流程,并促使新的流程与新的商业模式相匹配。相比于传统商业模式,数字化的商业模式能够更好地克服企业生产经营中的时空限制及技术约束(陶锋等, 2023)^[22],提高要素资源的配置和使用效率,从而促进企业全要素生产率提升。

综上所述,本文提出假说 1:企业数字技术创新能够显著提升企业的全要素生产率。

2. 数字技术创新影响企业全要素生产率的机制

技术本身就是一种重要的生产要素,因而企业进行数字技术创新能够通过技术进步直接提高全要素生产率。数字技术创新在提高企业技术水平的同时,还会赋能其他生产要素并改善要素配置(黄勃等, 2023)^[6],进而间接地提高企业的全要素生产率,而要素提质集中体现在要素结构的优化上,要素配置则受到管理效率的影响。比如,劳动力素质的提高表现为人力资本结构的提升,资本质量的提高表现

为优质资产及技术资产占比的增加,管理效率的提高会带来要素资源配置的优化。基于此,本文进一步探讨数字技术创新通过优化企业的要素结构和提高企业的管理效率来促进企业全要素生产率提升的机制。

第一,要素结构优化路径。本文主要从劳动力要素结构和资本要素结构两方面进行分析。一是数字技术创新具有劳动力结构优化效应。一方面,企业进行数字技术创新,会增加对高素质、高技术人才的需求(孙早等,2019)^[23]。企业开展数字技术创新活动,需要有大量具备相关知识和技能的研发人员,这会导致企业在招聘过程中更加倾向于聘用高学历、高技能的人才。另一方面,数字技术的应用也对企业员工的知识和技能提出了较高要求,这会促使企业加强对员工的技术培训。同时,随着人工智能的应用和发展,自动化技术取代了一些重复性的简单劳动,使得企业从事简单劳动的员工数量减少。二是数字技术创新具有技术资产增加效应。企业开展数字技术创新活动,其创新成果本身就会形成技术资产;同时,数字技术创新还会迫使企业巩固和增强原有技术,并引进前沿技术,以不断提高技术水平、优化技术结构,从而积累更多更有价值的技术资产。总之,企业数字技术创新能够优化企业的要素结构,进而促进企业的全要素生产率提升。

基于所述分析,本文提出假说2:数字技术创新能够优化企业的劳动力和资本结构,进而提升企业的全要素生产率。

第二,管理效率提升路径。首先,数字技术创新可以改善企业的信息环境,降低企业的信息不对称程度,提高企业内外部信息共享和沟通效率。数字化使得企业内部各部门间的信息沟通更加及时畅通,各环节的运营情况更加透明化,管理者可以更清晰地了解各流程的运作情况,从而及时发现问题并进行实时调整;数字化也增强了企业与利益相关者之间的信息透明度,使得企业能够更好地了解市场需求和风险,进而精准地调整产品设计和营销策略。其次,数字技术创新可以促进企业生产经营过程的标准化,并实现生产经营流程的精细化和智能化管理,有助于降低企业的管理费用。在传统的生产经营模式下,企业需要大量的人力物力来对业务流程进行监督和管理,而在数字化的商业模式下,企业的管理更加精细、智能。通过数字化的管理系统和数据分析工具,可以实时监控生产流程、库存及销售等情况,还可以实时获取供应商的供货情况、物流运输状态等信息,从而减少生产经营管理中的人力支出和时间消耗,有效降低企业的管理费用。最后,数字技术创新还可以约束大股东的私利行为,降低企业的代理成本。大股东为了自身利益的最大化,可能会采取不利于企业长远发展的短视行为,比如利用自己的权力实现对企业资金的过多占用,这种行为不仅侵害了企业中小股东的利益,也增加了企业的代理成本。而数字化带来的信息透明化使大股东的各种行为受到各利益相关者更为广泛及时精准的监督,有效压缩了大股东违规操控的空间,从而能够显著降低企业代理成本。总之,数字技术创新能够有效降低企业的信息不对称程度、管理费用和代理成本(袁淳等,2021;陈德球等,2022;黄勃等,2023)^{[4][24][6]},从而提高企业的管理效率,促进企业的全要素生产率增长。

基于所述分析,本文提出假说3:数字技术创新能够降低企业的信息不对称程度、管理费用和代理成本,进而提升企业的全要素生产率。

三、实证研究设计

1. 基准模型构建

为了检验数字技术创新对企业全要素生产率的影响,本文借鉴黄勃等(2023)^[6]的研究,构建如下基

准计量模型:

$$TFP_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Dig_{i,t} + \alpha Con_{i,t} + \mu_i + \delta_t + \gamma_p + \varepsilon_{i,t}$$

其中, i 和 t 分别代表企业和年份,被解释变量($TFP_{i,t}$)“全要素生产率”为企业 i 在 t 年的全要素生产率,核心解释变量($Dig_{i,t}$)“数字技术创新”为企业 i 在 t 年的和数字技术创新水平, $Con_{i,t}$ 表示一系列控制变量, μ_i 、 δ_t 、 γ_p 分别表示年份、行业、省份固定效应, $\varepsilon_{i,t}$ 为随机扰动项。

(1)被解释变量“全要素生产率”的测算方法。由于半参数法能够在很大程度上避免样本选择及内生性问题,相关研究更多地采用半参数法(简称OP法和LP法)来测度企业的全要素生产率(黄勃等,2023;陶锋等,2023)^{[6][22]}。与OP法相比,LP法以可观测的中间投入作为代理变量,能够缓解部分样本损失的问题,因而本文在基准回归中采用LP法度量样本企业的全要素生产率,同时采用OP法进行辅助检验。

(2)核心解释变量“数字技术创新”的测算方法。企业申请专利所蕴含的技术领域往往与其技术发展方向相吻合,能够客观反映企业在该领域的技术创新水平(孙勇等,2022)^[3]。本文采用数字专利申请数量加1后的自然对数值来衡量样本企业的数字技术创新水平。

(3)控制变量选取。借鉴黄勃等(2023)^[6]、陶锋等(2023)^[22]的研究,本文选取以下企业层面的控制变量:一是“企业年龄”,采用企业成立年限加1后的自然对数值来衡量;二是“资产规模”,采用年末总资产的自然对数值来衡量;三是“员工规模”,采用员工总数的自然对数值来衡量;四是“托宾Q值”,采用流通市值与资产总额之比来衡量;五是“资产负债率”,采用总负债与总资产之比来衡量;六是“现金流比率”,采用现金流量与总资产之比来衡量;七是“盈利能力”,采用净利润与总资产之比来衡量;八是“研发强度”,采用研发投入与营业收入之比来衡量;九是“股权集中度”,采用前十大股东持股比例来衡量;十是“两职合一”,若董事长兼任总经理赋值为1,否则赋值为0。

2. 样本选择 and 数据处理

本文以沪深A股上市公司作为研究样本,时间区间为2011—2022年。删除金融行业的样本、ST和*ST样本、变量数据缺失较多的样本,最终得到7508个观测值。所用数据主要来自国泰安数据库(CSMAR),其中,2022年的“资产负债率”“托宾Q值”等指标存在少量缺失,利用线性插补法补齐;数字专利申请的相关数据来自国家知识产权局(CNIPA)。为了消除极端值的干扰,并保留尽可能多的数据以提高模型检验的准确性和可靠性,对连续变量进行上下1%的缩尾处理,主要变量的描述性统计结果见表1。

表1 主要变量描述性统计结果

	变 量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	全要素生产率(LP法)	7 508	8.886	1.070	5.408	12.330
	全要素生产率(OP法)	7 508	7.539	1.164	3.146	10.780
核心解释变量	数字技术创新	7 508	2.224	1.072	0.693	4.984
控制变量	企业年龄	7 508	1.549	0.863	0.527	5.219
	资产规模	7 508	22.360	1.309	20.160	27.060
	员工规模	7 508	7.959	1.192	5.591	12.180
	托宾Q值	7 508	2.185	1.370	0.197	13.260

续表 1

	变 量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
控制变量	资产负债率	7 508	0.405	0.193	0.001	0.993
	现金流比率	7 508	0.171	0.126	0.0004	1.077
	盈利能力	7 508	0.043	0.059	-0.458	0.339
	研发强度	7 508	6.698	5.715	0.120	41.990
	股权集中度	7 508	58.03	14.890	16.22	94.660
	两职合一	7 508	0.323	0.468	0	1

四、实证结果分析

1. 基准回归

表 2 为基准模型的检验结果。(1)(2)列只加入核心解释变量,(3)(4)列加入控制变量,(5)(6)列进一步控制年份、行业和省份固定效应。回归结果显示,无论是采用 LP 法还是 OP 法计算企业的全要素生产率,“数字技术创新”对“全要素生产率”的回归系数均在 1%的水平上显著为正,表明企业数字专利申请量的增加对其全要素生产率具有显著的正向影响,即数字技术创新能够显著提升企业的全要素生产率,本文提出的假说 1 得到验证。

表 2 基准回归结果

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全要素生产率	全要素生产率	全要素生产率	全要素生产率	全要素生产率	全要素生产率
	(OP 法)	(LP 法)	(OP 法)	(LP 法)	(OP 法)	(LP 法)
数字技术创新	0.131*** (0.012)	0.176*** (0.011)	0.034*** (0.006)	0.033*** (0.006)	0.026*** (0.007)	0.031*** (0.006)
企业年龄			-0.923*** (0.011)	-0.386*** (0.009)	-0.750*** (0.014)	-0.327*** (0.012)
资产规模			0.728*** (0.012)	0.550*** (0.010)	0.683*** (0.012)	0.532*** (0.011)
员工规模			-0.150*** (0.012)	0.142*** (0.011)	-0.132*** (0.012)	0.159*** (0.011)
托宾 Q 值			0.016*** (0.006)	0.016*** (0.004)	0.015*** (0.006)	0.016*** (0.005)
资产负债率			0.650*** (0.053)	0.850*** (0.048)	0.655*** (0.051)	0.727*** (0.045)
现金流比率			-0.258*** (0.059)	0.279*** (0.051)	-0.034 (0.059)	0.288*** (0.051)
盈利能力			1.513*** (0.164)	2.116*** (0.147)	1.561*** (0.146)	1.987*** (0.131)

续表 2

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全要素生产率 (OP 法)	全要素生产率 (LP 法)	全要素生产率 (OP 法)	全要素生产率 (LP 法)	全要素生产率 (OP 法)	全要素生产率 (LP 法)
研发强度			-0.036*** (0.001)	-0.024*** (0.001)	-0.035*** (0.002)	-0.030*** (0.001)
股权集中度			-0.010*** (0.001)	-0.005*** (0.000)	-0.007*** (0.000)	-0.003*** (0.000)
两职合一			-0.112*** (0.014)	-0.046*** (0.012)	-0.108*** (0.013)	-0.074*** (0.012)
常数项	7.247*** (0.030)	8.494*** (0.028)	-5.677*** (0.193)	-4.107*** (0.161)	-5.244*** (0.201)	-3.911*** (0.174)
年份固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	控制	控制
行业固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	控制	控制
省份固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	控制	控制
N	7 508	7 508	7 508	7 508	7 503	7 503
调整 R ²	0.014	0.031	0.757	0.787	0.812	0.834

注: *、**、***分别表示在 10%、5%、1% 的水平上显著,括号内数值为稳健标准误,下表同。

2. 内生性处理

考虑到基准模型可能存在反向因果关系、遗漏变量等内生问题,本文采用工具变量法进行内生性处理。借鉴黄群慧等(2019)^[16]的思路,基于 1984 年地级市每万人固定电话数量构建“数字技术创新”的工具变量。一方面,企业数字技术创新活动的开展对数字基础设施有一定要求,而城市以前的通信条件会对数字基础设施建设产生影响,从而对企业的数字技术创新产生影响,满足相关性条件;另一方面,城市以前的邮电发展水平对企业当下的生产效率不会产生直接影响,满足外生性条件。考虑到截面数据无法作为面板数据的工具变量,参考赵涛等(2020)^[2]的做法,采用上一年度企业所在省份互联网接入端口数与 1984 年企业所在地级市每万人固定电话数量交乘项的自然对数值作为“数字技术创新”的工具变量 IV1。此外,参照陶锋等(2023)^[22]的做法,采用同年同行业企业的“数字技术创新”均值(不包含样本企业)作为工具变量 IV2。运用 2SLS 方法的检验结果见表 3。两个工具变量均通过了识别不足和弱工具变量检验,表明选取的工具变量有效;第一阶段的回归结果显示,工具变量与“数字技术创新”显著正相关;第二阶段的回归结果显示,工具变量拟合的“数字技术创新”对“全要素生产率”的回归系数显著为正。上述结果表明,在缓解模型内生性问题后,数字技术创新能够显著提高企业全要素生产率的结论依然成立。

3. 稳健性检验

为进一步验证基准模型分析结果的稳健可靠性,进行以下稳健性检验:

(1) 替换被解释变量。一是更换全要素生产率测算方法。采用参数法(普通最小二乘估计法和高斯混合模型法)测度样本企业的全要素生产率,重新进行模型检验,回归结果见表 4 的(1)(2)列。二是以“劳动生产率”作为“全要素生产率”的代理量。借鉴冼国明和明秀南(2018)^[25]的研究,采用企业营业收

人与员工人数之比的自然对数值来衡量样本企业的劳动生产率,以其为被解释变量重新进行模型检验(为避免共线性影响,“员工规模”“资产规模”“研发强度”不作为控制变量纳入模型),回归结果见表4的(3)列。

表3 工具变量法检验结果(2SLS)

变 量	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	数字技术创新	全要素生产率	数字技术创新	全要素生产率
工具变量(IV1)	0.065*** (0.014)			
数字技术创新		0.928*** (0.218)		0.110*** (0.033)
工具变量(IV2)			0.591*** (0.039)	
Anderson LM 统计量		22.021***		222.712***
Cragg-Donald Wald F 统计量		21.836 {16.38}		226.954 {16.38}
观测值	7 387	7 387	7 504	7 504

注: {} 内数值为 Stock_Yogo 弱识别 10% 的临界值,本表的“全要素生产率”为采用 LP 法的测算结果(下表同),本文同时采用 OP 法的测算结果进行了分析,结论与本表一致(略);所有模型均控制了控制变量和固定效应,限于篇幅,控制变量和常数项估计结果略,下表同。

(2)子样本回归。一是考虑到直辖市与其他城市的发展条件存在较大差异,剔除直辖市样本后重新进行模型检验,回归结果见表4的(4)列。二是考虑到2012年以后我国的数字经济快速发展,采用2013—2022年的样本数据重新进行模型检验,回归结果见表4的(5)列。

(3)控制被解释变量的前期影响。考虑到企业的发展往往具有延续性,当期全要素生产率会受到前期生产率的影响,借鉴陶锋等(2023)^[22]的做法,在模型中加入“全要素生产率”的滞后一期项,回归结果见表4的(6)列。

(4)增加控制变量。考虑到企业家精神是影响企业全要素生产率的重要因素(Baumol,1996;张莉等,2021;高志刚等,2023)^[26-28],借鉴叶作义和吴文彬(2018)^[29]、张莉等(2021)^[27]的做法,采用熵权法测算样本企业的企业家精神指数,并将其作为控制变量纳入模型(“研发强度”和“两职合一”不作为控制变量纳入模型),重新进行回归,结果见表4的(7)列。

(5)控制交互固定效应。参考陶锋等(2023)^[22]的方法,进一步控制省份与年份的交互固定效应,回归结果见表4的(8)列。

上述稳健性检验结果显示,核心解释变量的回归系数均在1%的水平上显著为正,表明本文基准模型的分析结果具有较好的稳健性。为进一步排除不可观测因素的影响,本文借鉴Altonji等(2005)^[30]的研究,通过计算不同控制变量下核心解释变量系数的比例值来判断不可观测因素导致的估计偏差是否显著。具体做法是:用控制变量方程的回归系数(记作: $\hat{\beta}^F$)比上受约束方程回归系数(记为: $\hat{\beta}^R$)与控制

变量方程回归系数之差(即: $\frac{\hat{\beta}^F}{\hat{\beta}^R - \hat{\beta}^F}$),比值越大,则不可观测因素带来的基准回归估计结果偏误越小。本

文进行了以下 5 种处理:第一,将包含控制变量但未控制固定效应的模型作为受约束方程 1,将包含控制变量和固定效应的模型作为控制变量方程 1;第二,将包含控制变量和固定效应的模型作为受约束方程,再分别加入其他变量作为控制变量方程,具体包括:一是加入“国家智慧城市试点”的政策虚拟变量,作为控制变量方程 2;二是加入“宽带中国示范城市建设”的政策虚拟变量,作为控制变量方程 3;三是加入“国家创新型城市试点”的政策虚拟变量,作为控制变量方程;四是加入“企业家精神”变量,作为控制变量方程 5。具体计算结果见表 5,所有比例值均大于 1,最小值为 17.5(均值达到 228.4),这表明不可观测因素对企业全要素生产率的影响至少达到已控制因素的 17.5251 倍时,才会导致基准回归中“数字技术创新”的系数出现严重偏误,但这种可能性几乎不存在,进一步验证了基准回归的结果是稳健性的。

表 4 稳健性检验结果

变 量	替换被解释变量			子样本回归		控制前期影响	增加变量	交互固定效应
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
数字技术创新	0.026*** (0.005)	0.035*** (0.006)	0.029*** (0.009)	0.035*** (0.006)	0.031*** (0.006)	0.013*** (0.005)	0.033*** (0.006)	0.031*** (0.010)
L1.全要素生产率						0.750*** (0.011)		
企业家精神							1.602*** (0.255)	
省份与年份交互效应	未控制	控制						
观测值	7 503	7 503	7 504	5 946	6 923	4 687	7 503	7 504
调整 R ²	0.922	0.524	0.317	0.833	0.832	0.943	0.835	0.834

表 5 不可观测因素导致回归结果偏误的检验结果

变 量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$\hat{\beta}^F$	0.031 02	0.030 99	0.030 43	0.029 65	0.032 74
$\hat{\beta}^R$	0.032 79	0.031 02	0.031 02	0.031 02	0.031 02
$ \hat{\beta}^R - \hat{\beta}^F $	0.001 77	0.000 03	0.000 60	0.001 37	0.001 72
$\hat{\beta}^F / \hat{\beta}^R - \hat{\beta}^F $	17.525 43	1 033.000 00	50.716 67	21.642 34	19.034 88

注:由于部分系数差距较小,所以此表保留至小数点后 5 位。

4. 机制检验

对于数字技术创新影响企业全要素生产率的机制,本文遵循江艇(2022)^[31]提出的检验方法,主要考察数字技术创新对中介变量的影响。构建如下计量模型:

$$M_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 Dig_{i,t} + \alpha Con_{i,t} + \mu_i + \delta_i + \gamma_t + \varepsilon_{i,t}$$

其中, M 表示中介变量。根据前文理论分析,选取以下中介变量:一是“劳动力结构”,参考丛昊和张春雨(2022)^[32]、袁淳等(2021)^[4]的研究,采用学历为本科及以上员工比例(“劳动力结构 1”)和技术人员^①比例(“劳动力结构 2”)两个指标来衡量。二是“技术资产占比”,采用技术型无形资产占总资产的

① 将企业员工分为生产、财务、销售、技术、其他五大类后进行计算。

比重来衡量。三是选取“信息透明度”“管理费”“代理成本”3个指标作为企业管理效率的代理变量。借鉴徐京平等(2023)^[33]的方法,“信息透明度”采用企业信息披露质量(从高到低划分为4个等级,分别赋值为1~4)来衡量,其值越高企业的信息透明度越高(信息不对称程度越低);“管理费用”采用管理费用与营业收入之比来衡量;借鉴罗劲博和李小荣(2021)^[34]的方法,“代理成本”采用大股东占用资金与总资产之比来衡量。

机制检验结果见表6。“数字技术创新”对“劳动力结构1”和“劳动力结构2”的回归系数均显著为正,表明数字技术创新能够提高企业员工中高中学历人员和技术人员的比例,显著优化了企业的劳动力结构;“数字技术创新”对“技术资产占比”的回归系数显著为正,表明数字技术创新能够促进企业的技术资产积累,显著优化了企业的资本结构。由此,本文提出的假说2得到验证。“数字技术创新”对“信息透明度”的回归系数显著为正,表明数字技术创新能够提高企业的信息透明度,即降低企业的信息不对称程度,从而显著提高企业的管理效率;“数字技术创新”对“管理费用”和“代理成本”的回归系数均显著为负,表明数字技术创新能够降低企业的管理费用和代理成本,从而显著提高企业的管理效率。由此,本文提出的假说3得到验证。

表6 机制检验结果

变 量	要素结构优化路径			管理效率提升路径		
	劳动力结构 1	劳动力结构 2	技术资产占比	信息透明度	管理费用	代理成本
数字技术创新	1.783*** (0.206)	0.870*** (0.175)	0.0005** (0.0002)	0.014* (0.008)	-0.002*** (0.001)	-0.0005** (0.0002)
观测值	6195	6195	6195	5779	6195	6195
调整 R ²	0.598	0.539	0.215	0.186	0.510	0.145

五、拓展研究:异质性分析

在不同的情景下,不同类型的企业的数字技术创新对全要素生产率的影响程度可能存在差异。对此,本文进一步从企业的产权性质、规模、成长性以及行业要素禀赋和所在区位等方面进行异质性分析。

一是企业产权性质异质性。将样本划分为“国有企业”和“非国有企业”两组,分别进行检验,回归结果见表7的(1)至(2)列。“数字技术创新”对“全要素生产率”的回归系数在两组样本中均显著为正,但“国有企业”组的显著性和绝对值均大于“非国有企业”组(Chow Test 检验结果显示系数差异显著),表明数字技术创新对全要素生产率的提升作用在国有企业中更为显著。其原因可能在于,与非国有企业相比,国有企业的劳动力和资本结构相对稳定,且市场敏感性和管理灵活性相对较弱,因此,数字技术创新及其带来的数字化转型对国有企业要素结构的改善效应和管理效率的提升效应比非国有企业较强,从而会对国有企业全要素生产率增长产生更为显著的促进作用。

二是企业规模异质性。借鉴张叶青等(2021)^[35]的方法,根据企业总资产的中位数将样本划分为“大型企业”和“中小企业”两组,分别进行检验,回归结果见表7的(3)至(4)列。“数字技术创新”对“全要素生产率”的回归系数在两组样本中均在1%的水平上显著为正,但“大型企业”组的绝对值大于“中小企业”组(Chow Test 检验结果显示系数差异显著),表明数字技术创新对全要素生产率的提升作用在大型企业中更强。其原因可能在于,相比中小企业,大型企业的要素结构和生产经营流程更为复杂,进行数字技术创新对人才的需求更大,创新成果和数字化转型带来的结构改善和效率提升效应也更强,

从而会产生更强的全要素生产率提升效应。

三是企业成长性异质性。本文采用营业收入增长率来衡量企业的成长性,并根据其中位数将企业划分为“成长性低”和“成长性高”两组,分别进行检验,回归结果见表7的(5)至(6)列。“数字技术创新”对“全要素生产率”的回归系数在两组样本中均在1%的水平上显著为正,但“成长性高”组的绝对值大于“成长性低”组(Chow Test 检验结果显示系数差异显著),表明数字技术创新对全要素生产率的提升作用在成长性较高的企业中更强。其原因可能在于,当企业的成长性较高时,进行数字技术创新的能力和积极性往往也较高,会将更多的资源投入数字技术创新,并充分利用技术创新成果推进数字化转型,从而更有效地促进全要素生产率提升。

表7 异质性分析结果1

变 量	产权性质异质性		企业规模异质性		成长性异质性	
	国有企业	非国有企业	大型企业	中小企业	成长性低	成长性高
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
数字技术创新	0.037*** (0.011)	0.015** (0.007)	0.028*** (0.008)	0.023*** (0.008)	0.027*** (0.008)	0.033*** (0.008)
观测值	2 023	5 272	3 620	3 682	3 639	3 659
调整 R ²	0.848	0.810	0.795	0.779	0.836	0.837
系数差异 P 值	0.000	0.000	0.001			

四是行业要素禀赋异质性。借鉴丛昊等(2022)^[32]的做法,结合证监会2012年行业分类标准划分出劳动密集型行业、资本密集型行业和技术密集型行业,进而据此将样本企业分为“劳动密集型行业”“资本密集型行业”“技术密集型行业”3组,分别进行检验,回归结果见表8的(1)(2)(3)列。“数字技术创新”对“全要素生产率”的回归系数,在“劳动密集型行业”组为正但不显著,在“资本密集型行业”组在10%的水平上显著为正,在“技术密集型行业”组在1%的水平上显著为正,表明数字技术创新对企业全要素生产率的提升作用在技术密集型行业、资本密集型行业、劳动密集型行业中依次减弱。其原因可能在于:技术密集型行业企业的技术水平较高,在人才储备和技术积累上具有显著优势(卿陶等,2021)^[36],进行数字技术创新的意愿较强,且创新的难度和前沿性较高,从而能够产生更强的要素结构优化和管理效率提升效应;数字技术创新活动中无形资产(比如数据、技术等)发挥的作用大于有形资产发挥的作用(赵宸宇等,2021)^[37],而资本密集型行业的企业往往更为重视有形资产的积累,这可能使数字技术创新对企业全要素生产率的提升作用不能得到充分发挥;劳动密集型行业的企业大多技术相对固定,技术创新水平较低(卿陶等,2021)^[36],且行业属性导致其数字化转型的积极性不高,导致数字技术创新对其全要素生产率的提升作用不显著。

五是区位异质性。根据企业所在区位,将样本划分为“东部地区”和“中西部地区”两组,分别进行检验,回归结果见表8的(4)至(5)列。“数字技术创新”对“全要素生产率”的回归系数,在“东部地区”组中显著为正,而在“中西部地区”组中为正但不显著,表明数字技术创新对全要素生产率的提升作用在东部地区更为显著。这可能是由于东部地区的数字基础设施较为完善、数字技术水平较高,有助于企业的数字技术创新和数字化转型;同时,东部地区的市场化程度较高,有利于企业通过市场机制来充分发挥数字技术创新的积极作用。而中西部地区的经济发展水平和市场化程度较低、数字基础设施不完善,一定程度上制约了企业数字技术创新的积极效应发挥。

表 8 异质性分析结果 2

变 量	行业要素禀赋异质性			区位异质性	
	劳动密集型行业	资本密集型行业	技术密集型行业	东部地区	中西部地区
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
数字技术创新	0.029 (0.023)	0.031* (0.016)	0.030*** (0.006)	0.018*** (0.006)	0.015 (0.012)
观测值	607	1 313	5 578	5 776	1 589
调整 R ²	0.858	0.860	0.808	0.832	0.961

六、结论与启示

本文以 2011—2022 年沪深 A 股上市公司数据为研究样本,检验企业数字技术创新对全要素生产率的影响及其作用机制,研究发现:(1)企业的数字专利增加对全要素生产率具有显著的正向影响,该结论在经过内生性处理和一系列稳健性检验后仍然成立,表明企业进行数字技术创新能够显著提升其全要素生产率。(2)机制检验结果显示,数字技术创新能够提高企业员工中高学历人员和技术人员的比例以及技术型无形资产占总资产的比重,同时还能提高企业的信息透明度、降低企业的管理费用和代理成本,表明数字技术创新可以通过优化要素结构和提升管理效率来促进企业全要素生产率增长。(3)异质性分析结果显示,相比非国有企业、中小企业、成长性较低企业,数字技术创新对国有企业、大型企业、成长性较高企业的全要素生产率具有更强的提升作用;企业数字技术创新的全要素生产率提升效应,在技术密集型行业、资本密集型行业、劳动密集型行业中依次减弱,在东部地区企业中显著,但在中西部企业中不显著。基于上述研究结论,得到以下启示:

第一,将数字技术创新作为提高企业全要素生产率的着力点,并以企业的实际发展状况为依据,实施差异化的数字技术创新发展战略。政府在制定数字技术创新相关政策时应充分考虑不同地区、不同企业的异质性,采取因地因企制宜的策略。例如,非国有企业、中小企业以及成长性不高的企业在人力资本和研发技术等方面处于劣势地位,进行数字技术创新承担的风险也相对较高,因此,政府应建立和完善多样化的创新激励体系,鼓励和支持这些企业积极参与数字技术创新活动。企业也应根据自身情况选择适宜的数字技术创新路径和数字化转型策略。例如,劳动密集型企业应该充分发挥其劳动力优势,专注于数字技术和自动化技术的研发与推广,以弥补其资金和技术的不足;资产密集型企业应重视无形资产的积累,并充分发挥数字技术、数据要素等无形资产的积极作用;技术密集型企业则应进一步发挥人才和技术优势,致力于开发更先进的数字技术,增强自身在国际市场上的竞争力。

第二,政府、企业与高校三方联合,共建数字技术人才培养、成长和发展高地。数字技术创新对数字技术人才提出了更高要求。作为人才培养与技术创新的重要结合点和策源地,高校担负着培养创新型人才的重要使命,应牢牢抓住数字经济发展的历史机遇,激发学生原始创新能力。作为技术创新的关键主体和既得利益者,企业是将创新意识转化为创新成果的主阵地,高校培养的创新型人才需要企业提供实践机会。因此,应强化校企合作。例如,企业给高校提供资金支持,帮助高校培养数字技术人才和建设高端数字技术人才智库,高校则将培养的数字技术人才源源不断地输入企业,形成良性循环。在这一循环过程中,政府应发挥“兜底”作用,为数字技术创新提供制度保障。比如,政府应加强对数字资产、专利等知识产权的保护,为企业和高校的数字技术创新提供政策支持和良好的创新环境。

第三,企业应依托数字技术采取线上线下相结合的治理方式,拓展治理边界,并将企业家精神融入公司治理及技术创新的全过程。在企业内部,管理层应充分发挥管理效能,通过简化非必要流程降低管理成本,提高管理效率。而在企业外部交易市场,制度环境是影响交易成本的根本性因素。因此,政府应高度重视市场交易的公平性,发挥监管效应,深化市场体制改革,优化制度环境,从根本上降低企业的外部交易成本。良好的企业家精神是促进企业全要素生产率提升的重要因素,面对复杂多变的国际国内市场环境,企业的发展不仅需要注重技术和资本的积累和提质,更应关注“人”的作用,注重培养优秀的企业家,并将企业家精神融入公司治理及技术创新的全过程。

参考文献:

- [1] 田秀娟,李睿. 数字技术赋能实体经济转型发展——基于熊彼特内生增长理论的分析框架[J]. 管理世界,2022,38(5):56-74.
- [2] 赵涛,张智,梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据[J]. 管理世界,2020,36(10):65-76.
- [3] 孙勇,张思慧,赵腾宇,等. 数字技术创新对产业结构升级的影响及其空间效应——以长江经济带为例[J]. 软科学,2022,36(10):9-16.
- [4] 袁淳,肖土盛,耿春晓,等. 数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化[J]. 中国工业经济,2021(9):137-155.
- [5] 黄大禹,谢获宝,孟祥瑜,等. 数字化转型与企业价值——基于文本分析方法的经验证据[J]. 经济学家,2021(12):41-51.
- [6] 黄勃,李海彤,刘俊岐,等. 数字技术创新与中国企业高质量发展——来自企业数字专利的证据[J]. 经济研究,2023,58(3):97-115.
- [7] 戚聿东,杜博,温馨. 国有企业数字化战略变革:使命嵌入与模式选择——基于3家中央企业数字化典型实践的案例研究[J]. 管理世界,2021,37(11):137-158+10.
- [8] 李朝鲜.“双循环”背景下数字技术如何赋能商贸流通企业高质量发展[J]. 北京工商大学学报(社会科学版),2022,37(5):59-70.
- [9] 谢谦,郭杨. 数字技术、创新要素结构优化与企业全要素生产率[J]. 北京师范大学学报(社会科学版),2022(6):134-144.
- [10] 刘征驰,高翔宇,陈文武,等. 数字技术跃迁与企业全要素生产率——从自动化到智能化的比较分析[J]. 经济评论,2024(4):73-89.
- [11] 罗佳,张蛟蛟,李科. 数字技术创新如何驱动制造业企业全要素生产率?——来自上市公司专利数据的证据[J]. 财经研究,2023,49(2):95-109+124.
- [12] 沈坤荣,闫佳敏. 数字技术与企业全要素生产率:影响效应与作用机制[J/OL]. 财经论丛,1-21(2024-06-28). <https://doi.org/10.13762/j.cnki.cjlc.20240627.001>.
- [13] TEE R, GAWER A. Industry architecture as a determinant of successful platform strategies: a case study of the i-mode mobile internet service [J]. European Management Review, 2009, 6(4): 217-232.
- [14] 魏浩,王超男. 出口目的地不确定性、出口转换与中国企业创新——基于市场转换和产品转换的对比分析[J]. 中国人民大学学报,2022,36(2):24-39.
- [15] 刘洋,董久钰,魏江. 数字创新管理:理论框架与未来研究[J]. 管理世界,2020,36(7):198-217+219.
- [16] 黄群慧,余泳泽,张松林. 互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验[J]. 中国工业经济,2019(8):5-23.
- [17] LYYTINEN K, YOO Y, JR R J B. Digital product innovation within four classes of innovation networks [J]. Information Systems Journal, 2016, 26(1): 47-75.
- [18] HUANG J, HENFRIDSSON O, LIU M J, et al. Growing on steroids: rapidly scaling the user base of digital ventures through digital innovaton [J]. MIS Quarterly, 2017, 41(1): 301-314.

- [19] NYLÉN D, HOLMSTRÖM J. Digital innovation in context: exploring serendipitous and unbounded digital innovation at the church of Sweden[J]. *Information Technology and People*, 2019, 32(3): 696-714.
- [20] NAMBISAN S, LYYTINEN K, MAJCHRZAK A, et al. Digital innovation management: reinventing innovation management research in a digital world[J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(1): 223-238.
- [21] LI F. The Digital transformation of business models in the creative industries: a holistic framework and emerging trends[J]. *Technovation*, 2017, 12(4): 1-10.
- [22] 陶锋,王欣然,徐扬,等. 数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率[J]. *中国工业经济*, 2023(5): 118-136.
- [23] 孙早,侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. *中国工业经济*, 2019(5): 61-79.
- [24] 陈德球,胡晴. 数字经济时代下的公司治理研究: 范式创新与实践前沿[J]. *管理世界*, 2022, 38(6): 213-240.
- [25] 冼国明,明秀南. 海外并购与企业创新[J]. *金融研究*, 2018(8): 155-171.
- [26] BAUMOL W J. Entrepreneurship: productive unproductive and destructive[J]. *Journal of Business Venturing*, 1996, 11(1): 3-22.
- [27] 张莉,耿素娟,章刘成. 企业家精神、企业绩效与区域经济增长——基于新三板中小企业的微观考察[J]. *商业研究*, 2021(4): 39-47.
- [28] 高志刚,李明蕊,韩延玲. 企业家精神对经济高质量发展的影响研究——兼论数字普惠金融的调节作用[J]. *管理学报*, 2023, 36(2): 25-43.
- [29] 叶作义,吴文彬. 企业研发投入的驱动因素分析——基于中国上市公司企业家精神角度[J]. *上海对外经贸大学学报*, 2018, 25(2): 40-51+86.
- [30] ALTONJI J G, ELDEY T E, TABER C R. Selection on observed and unobserved variables: assessing the effectiveness of Catholic schools[J]. *Journal of Political Economy*, 2005, 113(1): 151-184.
- [31] 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.
- [32] 丛昊,张春雨. 数字技术与企业高质量创新[J]. *中南财经政法大学学报*, 2022(4): 29-40.
- [33] 徐京平,张育瑄,樊越. 公司透明度、内部控制审计与股价同步性[J]. *科研管理*, 2023, 44(10): 110-118.
- [34] 罗劲博,李小荣. 政策不确定性与公司代理成本[J]. *管理评论*, 2021, 33(1): 201-214.
- [35] 张叶青,陆瑶,李乐芸. 大数据应用对中国企业市场价值的影响——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J]. *经济研究*, 2021, 56(12): 42-59.
- [36] 卿陶,黄先海. 国内市场分割、双重市场激励与企业创新[J]. *中国工业经济*, 2021(12): 88-106.
- [37] 赵宸宇. 数字化发展与服务化转型——来自制造业上市公司的经验证据[J]. *南开管理评论*, 2021, 24(2): 149-163.

Impact of Enterprises Digital Technology Innovation on Total Factor Productivity: Based on Two Paths of Factor Structure Optimization and Management Efficiency Improvement

KE Han^{a, b}, XU Zong-wen^a

(a. School of Statistics and Data Science, b. Xinjiang Social Economic Statistics and Big data Application Research Center, Xinjiang University of Finance and Economics, Urumqi 830012, Xinjiang, China)

Abstract: Digital technology, as the technological support of the digital economy, combined with the deep integration of emerging technologies such as the internet and cloud computing, has an undeniable impact on high-quality economic development, corporate division of labor and market value, industrial structure upgrade, and digital transformation. Therefore, accurately understanding the economic consequences of digital technology

innovation on enterprises and analyzing its impact on total factor productivity (TFP) not only helps the government design and formulate relevant policies but also provides strong support for enterprises to grasp future development directions.

Using the Guotai'an database and the National Intellectual Property Database, this paper takes the number of digital patent applications of A-share listed companies from 2011 to 2022 as the proxy variable of enterprise digital technology innovation to investigate the impact of digital technology innovation on the total factor productivity of enterprises. The empirical study finds that digital technology innovation significantly promotes the improvement of total factor productivity of enterprises, and the promotion effect still exists after considering the endogeneity problem, robustness test, and entrepreneurship. In terms of impact mechanism, digital technology innovation promotes total factor productivity by improving labor resources to optimize human capital structure, technology renewal to optimize technology capital structure, and cost reduction to optimize enterprise management efficiency. The results of heterogeneity analysis show that the effect of digital technology innovation on the improvement of total factor productivity of enterprises is more obvious in state-owned enterprises, large enterprises, enterprises in mature stage, and enterprises in regions with better economic development. Furthermore, compared with labor-intensive enterprises, technology- and capital-intensive enterprises benefit more from talent, technology, and capital reserves, making them more advantageous in conducting digital technology innovation.

Compared with the previous literature, this paper's marginal contributions can be summarized in two aspects. First, it helps to provide new ideas for the government to encourage the development of digital technology innovation policies. Previous literature usually considers digital technology innovation as a component of the digital economy or digital transformation, focusing on its overall impact on productivity, while empirical studies considering the impact of digital technology innovation separately are relatively scarce. However, digital technology innovation is the technical support of the digital economy, and compared with other forms of digital investment, digital technology innovation investment should have a more important impact on the improvement of total factor productivity of micro-enterprises. In practice, this paper examines the economic consequences of enterprises' digital technology innovation from a micro perspective, further reveals that digital technology innovation is an important engine for enterprises to improve productivity, and provides some enlightenment for enterprises to build an innovation-driven development pattern. Second, this paper discusses the impact of digital technology innovation on the total factor productivity of enterprises from the perspectives of capital structure optimization and internal and external management and operation. It not only studies the overall impact of digital technology innovation on total factor productivity, but also combs out the mechanism of capital structure optimization and management efficiency optimization, and conducts empirical research on this basis. The research on the economic effect of digital technology innovation at the micro-enterprise level is further enriched.

Key words: digital technology innovation; total factor productivity; labor structure; capital structure; information asymmetry; management cost; agency cost

CLC number: F273. 1; F270. 3

Document code: A

Article ID: 1674-8131(2024)05-0050-15

(编辑:刘仁芳)