

如何驱动智能制造企业数字化创新？

——基于技术可供性视角的机制与证据

谢卫红^{1,2}, 李淑莹^{1,2}, 李忠顺^{1,3}, 邹玉坤^{4,5}, 郭海珍^{1,5}

(1. 广东工业大学经济学院, 广州 510520; 2. 广东工业大学数字经济与数据治理实验室, 广州 510520;

3. 广东省制造业大数据创新研究中心, 广州 510520; 4. 广东工业大学管理学院, 广州 510520;

5. 广东工业大学大数据战略研究中心, 广州 510520)

摘要: 随着数字技术的深入发展与广泛应用, 数字化创新逐渐成为智能制造企业高质量发展的关键驱动力。本文以2016—2021年380家智能制造上市公司为研究对象, 从技术可供性视角出发, 建立了固定效应模型, 系统探讨了技术、行为主体和情境三个层面对智能制造企业数字化创新的多维影响。研究发现: ①数字化资源、首席信息官与区域数字经济环境为智能制造企业数字化创新提供了强有力的支持; ②数字化资源、首席信息官及其两者之间的交互作用在数字化创新方面的赋能效果对国有、高吸收能力的智能制造企业更为显著; ③区域数字经济环境的优化有助于首席信息官与信息技术在交互中发挥最大的数字化创新效能。

关键词: 数字化创新; 技术可供性; 智能制造企业; 多维影响因素

中图分类号: F273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002—980X(2023)11—0075—18

一、引言

随着德国工业4.0的发展, 以大数据、云计算等数字技术为驱动力的第四次工业革命在全球范围内兴起, 引领了新一轮以“数字化”为特征的产业创新变革浪潮。作为制造业的关键领域, 智能制造受到国家的高度关注与支持。在习近平新时代中国特色社会主义思想指导下, 国家相继出台《中国制造2025》《关于支持新业态新模式健康发展意见》《“十四五”智能制造发展规划》等一系列政策和措施, 旨在推动智能制造企业充分利用数字技术发展自主可控的核心技术和创新体系, 提升数字化创新能力。同时, 党的二十大报告中强调, “没有信息化就没有现代化”“加快开展数字经济, 促进数字经济和实体经济深度融合, 打造具有国际竞争力的数字产业集群”, 明确提出要以数字化开创高质量发展新局面。数字化创新因其深刻的数字技术内涵和广阔的应用前景, 不仅为智能制造企业实现数字化转型和智能化发展提供了契机, 也为打造数字经济新优势和建设数字中国提供了重要支撑。以海尔集团和德国西门子公司为例, 它们利用新一代信息技术分别构建COSMOPlat数字化工厂平台和推出数字化车间, 推动企业实现生产过程的数字化升级和协同化管理, 从而显著提升产品的生产效率与质量。这些成功案例表明, 数字化创新在智能制造企业的发展中扮演着关键角色, 有助于企业构建新的竞争优势并实现高质量发展。然而, 根据智能制造评估评价公共服务平台数据, 截至2023年11月, 约61.15%的中国制造企业的智能制造能力成熟度仍处于一级及以下水平, 仅有6.25%的制造企业达到了四级及以上水平^①。这意味着中国制造业在智能制造领域仍存在很大的发展空间, 同时也面

收稿日期: 2023-00-00

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“重组视角的数字化创新影响因素及其对制造业核心竞争力构建机制研究”(72274041); 广东省哲学社会科学规划项目“基于技术可供性的数字化创新维度及其影响因素研究——以广东专精特新企业为例”(GD22CGL28)

作者简介: 谢卫红, 博士, 广东工业大学经济学院院长, 教授, 博士研究生导师, 研究方向: 数字化创新, 数字经济, 大数据战略管理; 李淑莹, 广东工业大学经济学院硕士研究生, 研究方向: 数字化创新; (通讯作者)李忠顺, 广东工业大学经济学院博士后, 研究方向: 数字化创新与商业模式设计, 智能制造; 邹玉坤, 广东工业大学管理学院博士研究生, 研究方向: 数字化创新管理; 郭海珍, 博士, 广东工业大学经济学院讲师, 研究方向: 制造业数字化转型与创新, 工业互联网平台。

① 数据来自智能制造评估评价公共服务平台网站, 具体网址见 <https://www.c3mep.cn/dataBoard?subPlatformId=1>。

面临着核心技术壁垒、智能化转型缓慢,以及数字化创新实践经验不足等困难。而智能制造企业作为国民经济技术前沿阵地的中坚力量,尽管面临更复杂的技术环境和挑战,但在数字化转型与创新方面一直是制造业中的“领头羊”与“佼佼者”,在当前数字化时代扮演着至关重要的角色,领导着制造业数字化、网络化、智能化发展。因此,研究智能制造企业数字化创新的内在机制,探索数字化资源的应用策略和技术手段,是当前业界和学术界亟需关注、讨论和解决的重要课题,其研究结果不仅对于智能制造领域的决策者和从业人员具有实际意义,而且对于传统制造企业或其他高科技企业应用数字技术进行数字化创新能够提供有价值的参考与启示。

近年来,数字化创新已逐渐成为学术界的研究焦点(Boland et al, 2007; Yoo et al, 2010⁷²⁵; Nambisan et al, 2017; Jahanmir and Cavadas, 2018; 谢卫红等, 2020²⁰; Cheng and Wang, 2021; 秦佳良和余雪梅, 2023)。通过对创新流程和创新结果两个视角的研究,一种综合性的数字化创新定义得到广泛认可,即数字化创新是不同主体通过重组数字化资源进行的各种“数字化”活动,包括新产品、新服务、新流程、新商业模式的创造(Abrell et al, 2016; 谢卫红等, 2020²¹; 闫俊周等, 2021)。研究者们通过各种研究方法,如理论分析、案例研究、问卷调查等,从概念内涵(Hund et al, 2021)、创新生态(杨伟和刘健, 2021; 诸葛凯等, 2022; 孙永磊等, 2023)、影响路径(王玉荣等, 2022; 张海丽等, 2023; 叶丹等, 2023)等角度对数字化创新进行探讨。然而,现有研究主要关注数字化创新的“后果”,如研究数字化创新对区域发展路径、经济高质量发展的影响(李晓娣和饶美仙, 2023; 甄俊杰等, 2023),或者对企业智能化转型产生的影响(夏天添, 2022; 李婉红和王帆, 2023; Liu et al, 2023),对于智能制造企业数字化创新的“前因”尚待深入研究。

关于数字化创新影响因素的研究,学者们提出了多种观点(Ferreira et al, 2019; Trocin et al, 2021; 姜瑞, 2021; 王新成和李桓, 2021⁸⁵; 孙忠娟等, 2021),但尚未达成一致。综合数字化创新过程和结果两个角度,影响因素包括创业者或管理者的个人特征、企业数智能力、数字战略、数字化资源、内部组织环境等方面(刘洋等, 2020²⁰⁴; 梁玲玲等, 2022; 洪江涛和张思悦, 2023³)。然而,关于数字化投入(如数字化人才、数字应用等)对数字化创新产生的影响,学者们存在不同看法。一方面,他们认可企业数字化投入对数字化创新产生积极作用;另一方面,他们开始关注“数字化悖论”现象(肖仁桥等, 2021; 余菲菲等, 2022; 王旭等, 2022; 成琼文和陆思宇, 2022; 庞瑞芝和刘东阁, 2022⁹⁸)。数字化悖论指的是,在企业实施数字化初期,数字技术能为企业带来创新绩效与利润的大幅提高,但当过度运用数字技术时,企业将面临信息过载等问题,现有的资源和能力基础将无法与企业深入发展数字化的决策相适应,且数字物化成本对创新投入将产生挤出效应,使企业创新绩效不升反降。

与传统企业创新、技术创新不同,数字化创新的本质在于对数字技术的应用(Yoo et al, 2012; Mangematin et al, 2014; Henfridsson et al, 2018; Bogers et al, 2022)。数字技术具有可重新编程性、可供性、可生成性等特性,通过不同组合可以产生不同的价值实现路径(Lyytinen, 2022)。这使得数字化创新具有自生长性与融合性等显著特质,例如结合产品特征进行再塑造与再创新、突破产业边界束缚实现跨产业融合创新等(柳卸林, 2020)。技术可供性理论为数字化创新提供了解释机制(Autio et al, 2018; 程聪等, 2022)。该理论强调,不同数字技术在不同情境下被不同行为主体感知到的行动可能性也会不同,在技术工具、行为主体及情境三个方面持续互动作用下将产生各种各样、难以预测的行为结果(谢卫红等, 2022²¹⁴)。

基于此,本文将以谢卫红等(2020²¹)提出的数字化创新概念为基础,围绕技术可供性理论,构建“技术-行为主体-情境”理论分析框架,并通过对学者们的相关研究进行梳理和分析,选取智能制造企业相关数据,运用实证分析等方法研究智能制造企业数字化创新的驱动因素,以期为这类企业在数字化创新过程中的决策提供参考。

本文的贡献主要体现在以下几个方面:首先,在中国智能制造企业数字化背景下,结合对现有文献的梳理,深入探讨了智能制造企业数字化创新的驱动要素,为进一步理解数字化创新提供了新颖的视角;其次,从技术可供性的视角出发,构建“技术-行为主体-情境”理论分析框架,深入分析技术层面、行为主体层面及情境层面对智能制造企业数字化创新的影响。研究成果有助于丰富有关数字化创新过程、机理及运行机制等方面的研究成果,不仅为智能制造企业制定数字化创新优化策略提供有益的参考,还有助于国家提高智能制造能力,促进经济高质量发展。

二、理论基础与研究假设

(一)理论基础

围绕数字化创新的研究,技术可供性理论为研究智能制造企业数字化创新的驱动因素提供了一个全面且富有洞察力的视角。因此,本文在技术可供性理论的基础上构建了“技术-行为主体-情境”的理论分析框架,将企业数字化创新的驱动因素归纳为技术层面、行为主体层面和情境层面三个维度,并分别选取相应指标展开研究。

1. 技术可供性概念

可供性(affordance)的概念最早是由美国生态心理学家 James Gibson 提出,指的是环境或物体为行为对象(如动物、人类等)提供的行动可能性,这种可能性具有两面性,涵盖积极与消极两方面,与行为对象的主观态度、行为密切相关(Gibson, 1986)。随后, Norman(2002)对可供性进行了深入阐述,指出可供性是事物的可感知和真实属性,包括决定如何使用事物的基本属性,如磁盘可以推动、球可以投掷或拍打等。

随着研究的发展,学者们逐步将其应用于信息系统领域。Markus 和 Silver(2008)创造性地提出与信息技术(IT)相关的“功能可供性”概念,认为信息系统的功能和特性对用户特定行动与目标中的选择和决策产生各种潜在影响。这一研究强调了可供性的关系属性,推动可供性理论在人机交互领域的进步。相似的,从关系视角上看,技术可供性可被认为是行为主体与技术互动中产生的行动可能性,即信息技术为行为主体带来行动可能性,同时行为主体具备的目标和利用信息技术的能力也会塑造技术特征(Cousins and Robey, 2015; 洪江涛和张思悦, 2023⁶)。例如,一款社交媒体应用可以为用户提供与朋友交流、分享照片等目标行动的可能性,而用户可以利用该应用来实现社交需求或其他目标行为;另外,从行为视角上看,技术可供性更强调行为主体的能动性。行为主体的目标导向、认知模式和行为能力等特征会影响其对技术可供性的理解,因此同一技术对象对不同行为主体将产生不同的目的与行为可能性(刘祎和王玮, 2019¹⁵⁶)。例如,对于云计算技术,企业经理人会将云计算技术视为成本节约和资源整理的工具,并将其用于优化 IT 资源配置和降低成本;而软件开发者则会将云计算技术视为便捷平台,并用于加速软件开发和部署,提高创新效率。但由于技术可供性是一种潜在的行动可能性,其具体的实施方式、使用效果会根据其所在情境不同而产生显著差异,从而影响行为主体与技术互动以共同实现某个目标的成效(Mesgari et al, 2018)。例如, Facebook 作为社交媒体平台,它在大学校园情境下将促进师生交流与学生社交,而在商业企业情境下将推动企业与客户之间的互动与营销。

总体而言,技术可供性的概念可被定义为不同情境下行为主体能动地与技术主体持续互动,所产生的各种结果的可能性(谢卫红等, 2022²¹²)。该理论为智能制造企业数字化创新驱动因素的探讨提供了独特的研究视角,揭示“同样的数字技术应用于不同企业会产生不同程度、不同形式的创新结果”这一问题的原因在于技术、行为主体及情境三者的影响。因此,为深入探讨智能制造企业数字化创新的驱动因素与优化策略,本文将技术可供性理论运用于此背景展开研究。

2. 技术可供性理论分析框架

技术可供性理论强调,技术所带来的各种可能性是由技术工具、行为主体和情境三方面共同影响的(刘祎和王玮, 2019¹⁵⁷; 林培望, 2021; 谢卫红等, 2022²¹⁶)。因此,本文从技术可供性视角出发,构建“技术-行为主体-情境”理论分析框架,分别选用企业信息技术投入、首席信息官及数字经济环境三个指标代表各层面,研究其对智能制造企业数字化创新带来的影响效果。

关于技术层面,技术工具一般指信息技术及其组成部分,包括具有物理形态和虚拟形态的数字化基础设施、数字化平台等。这些技术工具具备的核心功能属性和特征为用户行为提供了潜在可能性,既具有支持性,又具有约束性,进而影响用户产生不同的认知和行为(Shao et al, 2020)。因此,本文选取企业信息技术投入作为技术层面的变量。信息技术投入不仅有助于智能制造企业建立和完善数字化基础设施,还能推动企业生产流程、管理服务加快数字化步伐,为企业数字化创新提供所需的技术支持和平台。

关于行为主体层面,行为主体主要指使用技术的特定用户或组织内部利用技术工具的用户集合(Strong et al, 2014)。当一项技术工具被一位用户或一群用户使用,技术功能会被用户不断挖掘,其发挥的作用将根据行为主体使用方式的不同而不同(Gibson, 1986)。例如,计算能力是一项数字技术,它有可能被用于运行模拟,但使用该技术的用户需要独自或通过与组织内部员工交流互动发现其使用潜力(Vyas et al, 2006)。

通过对技术不同的理解,以及使用技术的不同目标导向,行为主体能够发挥主观能动性利用这些工具并创造新的见解(Cetindamar and Abedin, 2020)。因此,本文选取企业首席信息官的任用情况作为行为主体层面的变量。首席信息官在制定和执行企业数字化创新规划方面发挥着重要作用,不仅能为智能制造企业数字化创新提供方向和支持,还能够结合企业自身需求有目的地与技术主体进行互动,促进企业在生产、管理和服务等方面的数字化创新突破。

关于情境层面,情境主要指在特定时间内,事情发展或个体行为活动的状况、情势或即时条件(苏敬勤和张琳琳, 2016)。情境是主体互动的场所,在为主体提供相关信息、激发主体行动潜力的同时,对主体之间的互动还起着促进或约束作用,持续影响技术可供性的结果(谢卫红等, 2022²¹⁵)。因此,本文选取数字经济环境作为情境层面的变量。数字经济环境为智能制造企业提供了一个技术与行为主体、企业与企业之间互动的场所,有利于促进企业、同行之间在数字化创新方面的学习和交流,为智能制造企业创造大量技术进步与创新机会,释放企业数字化创新活力。

(二) 研究假设

1. 技术工具的可供性:企业信息技术投入与企业数字化创新

在新一代信息通信技术迅猛发展的背景下,信息技术在智能制造企业价值链内外的各个环节应用日益深入,为企业生产、市场营销和运营管理等业务领域提供了关键的信息和数字服务,推动智能制造企业加快数字化和智能化发展的步伐(栗晓云等, 2023)。在智能制造企业数字化创新进程中,信息技术作为关键的数字化资源,具有对智能制造企业生产制造模式、组织结构形式、业务流程等产生根本性和颠覆性影响的能力(李倩, 2020)。信息技术通过缓解创新资源对接的时空约束、提升数据传输与储存的体量、丰富数据获取类别、提高创新资源整合水平和提升研发决策能力等5个方面,赋能创新主体有效利用数字技术进行产品、生产流程等方面的数字化创新(杨帆, 2021;张昕蔚, 2019)。因此,信息技术投入有利于智能制造企业的数字化基础设施建设与先进技术工具应用,帮助企业更好地挖掘潜在市场机会、优化产品设计和改善运营效率,从而提升智能制造企业数字化创新的绩效水平。

基于此,本文提出假设1:

企业信息技术投入对智能制造企业数字化创新具有正向影响(H1)。

2. 主体能动的可供性:企业首席信息官与企业数字化创新

数字技术作为数字化创新的核心要素(刘洋, 2020²⁰²),独具数据同质化(data homogenization)与可重新编程性(reprogrammable functionality)两大特性(Yoo et al, 2010⁷²⁶)。在数字化创新过程中,高层管理者的关注与支持对于数字技术应用的成功实施至关重要(王新成和李垣, 2021⁸⁴)。作为智能制造企业信息技术发展的引领者,首席信息官具备卓越的战略远见、业务战略规划能力和组织变革能力,不仅能够挖掘数字技术赋能企业业务发展的各种可行性,将数字技术与企业战略业务深度融合,还可以向组织成员传达数字技术的重要性与优势,激发企业员工数字化创新热情与积极性,致力于智能制造企业数字化创新发展(张延林等, 2021)。此外,相较于其他高管,首席信息官对数字技术具有更为深刻的认知与理解,他能够与智能制造企业信息技术所产生的“可供性”相互作用,形成各种“化学反应”(洪江涛和张思悦, 2023³),从而不断产生新的数字化创新实践想法,推动智能制造企业更好地应用数字技术进行数字化创新。

基于此,本文提出假设2和假设3:

设置首席信息官对智能制造企业数字化创新具有正向影响(H2);

首席信息官与信息技术的交互作用对智能制造企业数字化创新具有正向影响(H3)。

3. 情境支撑的可供性:数字经济环境与企业数字化创新

随着数字经济的蓬勃发展,智能制造企业在数字化创新方面获得了前所未有的机遇。一方面,在良好的数字经济环境中,新兴数字技术能够突破时间和空间的限制,深度融入智能制造企业的经营模式、组织结构及研发生产等环节中,最大限度释放数据价值。这不仅推动了智能制造企业数字化转型与创新,还加快了智能制造企业之间的合作创新、资源共享和优势互补,提高数字化创新效率(赵平, 2023)。另一方面,数字经济的发展为产业发展提供了有益的数字基础设施条件,优化了营商环境与创新环境,降低了企业面临的环境不确定性风险,同时增强了企业开展创新活动的信心(申明浩等, 2022)。对智能制造企业来说,数字技术具有“创造性破坏”与“创造性建设”的双重性,企业在进行数字化创新时也将面临一定的风险。但是稳定的数字

经济环境能够降低信息不对称在企业数字化创新项目中所产生的阻碍作用,赋能企业更全面快速地搜集经营数据信息与客户需求意见,解决企业存在的问题与不足,规避市场风险(杜金柱和扈文秀,2023),使数字技术成为智能制造企业的“创造性建设”,实现数字化创新。

基于此,本文提出假设4:

数字经济环境对智能制造企业数字化创新具有正向影响(H4)。

综上,构建的研究模型具体如图1所示。

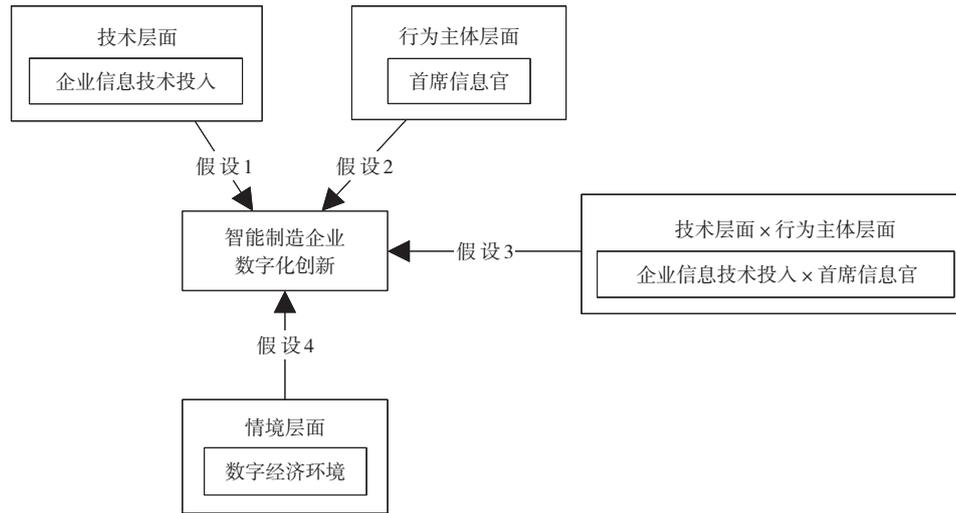


图1 研究模型

三、研究设计

(一)样本选取与数据来源

相较于传统制造业,智能制造企业具备先进的技术能力和智能化水平,属于知识和技术密集型企业,其技术特征十分突出,在应用前沿数字技术方面展现出较强的主观能动性和客观基础,是数字化创新研究领域富有代表性的企业。因此,本文将选取智能制造企业作为研究样本,更深入、细致地研究企业数字化创新的驱动因素,为相关企业开展数字化创新活动提供有价值的经验参考。本文遵循《数字经济及其核心产业统计分类(2021)》(国家统计局发布)中关于智能制造业的划分标准,对我国2016年以前上市的A股制造业上市公司进行遴选,共计筛选出556家符合条件的智能制造上市公司作为初始研究样本,样本期为2016—2021年。为确保数据的完整性与科学性,采用以下步骤对样本进行筛选与处理:①剔除样本期内ST(special treatment)、*ST类企业及退市企业样本;②剔除关键数据缺失严重的企业样本;③剔除2016—2021年连续6年数字化创新专利数量为0的企业样本;④利用线性插值法对部分缺失的统计数据数据进行补充。经过以上处理,最终获得2016—2021年380家智能制造上市公司的样本数据,共计2280个观测值。数据来源情况如下:智能制造企业数字化创新数据来自国家知识产权局综合服务平台;首席信息官数据来自智能制造企业年度报告中披露的信息;数字经济环境数据来自国家统计局、各省政府工作报告,以及北京大学数字金融研究中心;其他数据来自国泰安数据库。

(二)变量设定

1. 被解释变量

企业数字化创新($\ln Patent$)。近年来,数字化发展不仅给智能制造企业带来经济的爆发式增长,也为其创造了独特的竞争优势。智能制造企业的发展已越来越重视数字化,各大智能制造企业的数字化产品如雨后春笋般不断涌现。在现有研究中,由于目前智能制造企业数字化创新的定性数据难以获取,暂无直接识别企业数字化创新的指标,学者们多采用问卷测量(谢鹏等,2023;田泽等,2023)或专利摘要文本识别(胡增玺和马述忠,2023)的方式衡量企业数字化创新。因此,鉴于数据的可获性,本文参考王新成和李桓(2021⁸⁶)、崔煜雯等(2023)、李小青和何玮萱(2022)的做法,选用数字化创新专利数量加1后取自然对数的值作为智能

制造企业数字化创新的衡量指标,记为 $\ln Patent$ 。其中,数字化创新专利指的是企业当年申请的与数字技术相关的专利,其具体测度方法如下:首先,通过人工查阅与数字化相关的多篇文献,根据戚聿东和蔡呈伟(2020)、吴非等(2021)、黄漫宇和王孝行(2022)、张吉昌和龙静(2022a)、郭彤梅等(2023)等学者们的研究结果,确定 104 个与数字化技术专利相关表述的关键词(表 1),构建“企业数字化创新”文本分析字典,其中包含 57 个底层数字技术关键词与 47 个数字技术应用实践关键词;其次,通过国家知识产权局综合服务平台的高级检索功能,在该平台上将表 1 中的关键词与样本智能制造企业当年申请的所有专利摘要信息进行匹配,只要该专利摘要信息包含表 1 中的任一关键词即可视为数字化创新专利;最后,汇总得到样本智能制造企业在 2016—2021 年申请的与数字化创新相关的专利数量。当智能制造企业的数字化创新专利数量越多,则表示智能制造企业的数字化创新绩效越高。

为了检验本文构建的数字化创新指标的合理性和客观性,参考张吉昌等(2023)的检验方式,从内容效率度、结构效率度、效标效率度三个方面对指标进行检验。首先,内容效率度方面需检验数字化创新指标能否真实地反映智能制造企业的数字化创新水平。因此本文对样本企业在 2016—2021 年的数字化创新专利数量进行汇总与排序,抽取专利数量排名前五的智能制造企业(分别为珠海格力电器股份有限公司、美的集团股份有限公司、海尔智家股份有限公司、大族激光科技产业集团股份有限公司、沈阳新松机器人自动化股份有限公司),通过查阅企业年报与官网中关于数字化创新的内容,认为该指标能真实反映企业的数字化创新现状。其次,结构效率度方面需检验构建的数字化创新指标能否有效预测假设。因此本文在对相关变量进行控制后,实证检验得出企业数字化创新在 1% 水平上显著促进企业全要素生产率提升,与罗佳等(2023)的结论一致。最后,效标效率度方面需验证构建的数字化创新指标与其近似指标是否具有相关性,如果具有显著的相关性,则说明该指标具有效标效率度。因此,参考黄先海和王瀚迪(2022)的方法,用 IPC(international patent classification)专利分类号识别出的企业数字技术专利作为近似指标,得出企业数字化创新与该近似指标在 1% 水平上呈显著的正相关关系。综合上述检验结果,可以得出本文构建的数字化创新指标合理、客观,可进一步展开研究。

表 1 “企业数字化创新”文本分析字典

类别	关键词	
底层数字技术	人工智能技术	人工智能、自然语言处理、智能规划、智能优化、智能问答、OCR(optical character recognition)、机器学习、深度学习、语音识别、图片识别、图像识别、学习算法、机器翻译、机器人、机器视觉、神经网络、专家系统、自动驾驶、数字孪生、仿真技术、试验验证
	大数据技术	大数据、数据挖掘、数字技术、数字平台、数字货币、异构数据、数字化、智能、增强现实、混合现实、虚拟现实、VR(virtual reality)、AR(augmented reality)
	云计算技术	云存储、云平台、云计算、流计算、图计算、内存计算、融合架构、信息物理系统、物联网、云服务、工业云
	区块链技术	量子计算、量子技术、纳米技术、区块链、移动计算、边缘计算、3D(three-dimensional)打印、分布式计算
	5G	5G(5th generation mobile networks)技术、5G 通信、5G 通讯、5G 网络
数字技术应用实践	网络化	互联网+、工业互联网、工业 4.0、移动互联网、Internet、移动互联、移动端
	智能化	智能穿戴、智能物流、智能制造、智能仓储、智能管理、智能生产、智能故障诊断、智能设备、智能系统、智能控制、智能终端、智能家居、智能工厂、智能营销、虚拟制造、个性定制、柔性制造
	信息化	信息安全、信息化、信息共享、信息管理、信息集成、信息系统、信息网络、信息中心
	自动化	自动化、自动控制、自动监测、自动监控、自动检测、自动生产
	数字经济	互联网金融、数字金融、量化金融、数字控制、金融科技(Fintech)、数字经济、一体化、工业云、工业通信

2. 核心解释变量

企业信息技术投入($\ln ICT$)。企业信息技术投入主要指的是企业信息化建设过程中产生的各项信息化、数字化投入,分为信息技术硬件投入、软件投入两部分。参考现有文献,衡量企业信息技术投入的方式主要有三种,分别是用信息技术软件和硬件的投资总和与总资产的比值来衡量(庞瑞芝和刘东阁,2022¹⁰³);用信息技术硬件和软件的投资总和来衡量(刘飞和田高良,2019);或用信息技术硬件和软件投资总和取对数后的值来衡量(舒伟等,2021)。为排除企业规模因素的干扰,使测量结果更加全面与准确,本文将参考舒伟等(2021)的做法,采用信息技术硬件和软件投资总额加 1 取自然对数后的值作为智能制造企业信息技术投入的衡量指标。其中信息技术硬件投资额通过合计智能制造企业固定资产明细项中电子设备、微型电子计算机等与数字化有关项目的年末余额得出;信息技术软件投资额通过合计智能制造企业无形资产明细项中计算机软件、系统(除研发项目)、数据库等与数字化相关项目的年末余额得出。

企业首席信息官(chief information officer, CIO)。首席信息官是企业中专门从事信息化方面领导工作的高层管理人员,他们不仅拥有技术和商务两方面的知识,还能灵敏地感知新兴技术的发展,灵活地将新兴信息技术和商业策略紧密结合并运用到企业发展战略中,为公司业务发展嵌入新的数字化属性。由于中国数字信息技术发展起步较晚,很多智能制造企业尚未真正设立首席信息官一职,其对应的职位更多的是IT经理、技术总监等职务,同时国家工信部曾于2021年12月在《“十四五”大数据产业发展规划》中开始明确提出推广首席数据官(chief data officer, CDO)制度,以推动各行业企业设立首席数据官一职引领企业数字化发展,因此本文将结合上述情况并参考彭宇(2010)、王新成和李桓(2022⁸⁶)的做法,通过Python和手工相结合查找上市公司披露的高管职位信息和年度报告,整理得到企业是否设置首席信息官、首席数据官或相似职位的相关信息。如果智能制造企业设置了CIO、CDO或相似职位,则对该变量设为1;否则为0。

数字经济环境(Envir)。近年来,数字经济发展已成大势所趋,成为世界各国实现高质量发展的新引擎。为衡量数字经济发展水平,学者们提出了不同的统计指标和测度方法,例如赵涛等(2020)从互联网普及率、互联网相关从业人员数、互联网相关产出、移动互联网用户数及数字金融普惠发展5个方面来测度城市层面的数字经济综合发展指数;王军等(2021)从数字经济发展载体、数字产业化、产业数字化及数字经济发展环境4个维度全方位构建数字经济测量指标体系等。综合参考各学者和组织机构的测量方法与思路,参考王军等(2021)、金灿阳等(2022)的做法,从数字发展基础设施、数字产业化、产业数字化及数字化环境4个维度构建中国省域数字经济发展评价指标体系(见表2),运用主成分分析法计算得出各省份每年的数字经济发展综合得分,以此来衡量各省的数字经济发展环境发展水平。该指标分数越高,则代表该省份的数字经济发展环境越好。其中,鉴于数据的可获性,未含西藏地区及港澳台地区。

表2 中国省域数字经济发展评价指标体系

一级指标	二级指标	三级指标	单位
数字发展基础设施	传统基础设施	互联网宽带接入端口数	万个
		域名数	万个
	新型数字基础设施	移动电话基站数	万个
		IPv4地址数	万个
数字产业化	产业规模	电信业务总量	亿元
		软件业务收入	亿元
		信息技术服务收入	亿元
	产业种类	高新技术企业数	个
		电子信息产业制造业企业数量	个
产业数字化	农业数字化	农村宽带接入用户	万户
	工业数字化	工业企业每百人使用计算机台数	台
	服务业数字化	电子商务业务销售额	亿元
		北大数字普惠金融指数	—
数字化环境	制度环境	政府工作报告中数字经济相关词汇数量总和	个
	创新环境	R&D经费	亿元
		信息传输、软件和信息技术服务业就业人数	万人

3. 控制变量

为了更加全面分析智能制造企业数字化创新的影响因素,本文参考肖阳和张晓飞(2021)、胡泽民和方玲(2020)的研究成果,将引入企业规模(Scale)、企业年龄(Age)、营业收入增长率(Grow)、股权集中度(Stock)4个指标作为控制变量,以降低研究成果受非关键因素的影响程度。

综上,各变量的具体定义见表3。

表3 智能制造企业数字化创新影响因素变量指标度量

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	企业数字化创新	lnPatent	ln(企业数字化创新专利数量+1)
解释变量	技术层面	lnICT	ln(信息技术硬件投资额与信息技术软件投资额总和+1)
	行为主体层面	CIO	虚拟变量,若企业设置了CIO、CDO或虽未明确设置该职位但有职能相似的职位,则对该变量设为1;否则为0
	情境层面	Envir	运用主成分分析法得出企业所在省份的数字经济发展综合得分
控制变量	企业规模	Scale	ln(企业的总资产)
	企业年龄	Age	观测年-企业成立年(年)
	营业收入增长率	Grow	(营业收入本年本期金额-营业收入上年同期金额)/(营业收入上年同期金额)(%)
	股权集中度	Stock	第一大股东持股比例(%)
	年份	Year	控制年度固定效应
	行业	Ind	控制行业固定效应

(三)模型设定与实证策略

为检验上述研究假设,构建以下4个基准回归模型:模型(1)、模型(2)与模型(4)分别检验企业信息技术投入、企业首席信息官与数字经济环境对智能制造企业数字化创新产生的影响;在模型(1)与模型(2)的基础

上构建模型(3),以验证企业信息技术投入与首席信息官之间的交互作用对智能制造企业数字化创新的影响。在准备面板数据回归分析之前,本文根据豪斯曼检验结果确立采用固定效应模型展开面板回归分析。

$$\ln Patent_{i,t} = a_0 + \beta_{11} \ln ICT_{i,t} + \gamma_j \sum Controls_{i,t} + \sum Year + \sum Ind + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

$$\ln Patent_{i,t} = a_0 + \beta_{21} CIO_{i,t} + \gamma_j \sum Controls_{i,t} + \sum Year + \sum Ind + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$\ln Patent_{i,t} = a_0 + \beta_{31} \ln ICT_{i,t} + \beta_{32} CIO_{i,t} + \beta_{33} \ln ICT_{i,t} \times CIO_{i,t} + \gamma_j \sum Controls_{i,t} + \sum Year + \sum Ind + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

$$\ln Patent_{i,t} = a_0 + \beta_{41} Envir_{i,t} + \gamma_j \sum Controls_{i,t} + \sum Year + \sum Ind + \varepsilon_{i,t} \quad (4)$$

其中: $\ln Patent$ 为被解释变量企业数字化创新; $\ln ICT$ 、 CIO 、 $Envir$ 分别为核心解释变量企业信息技术投入、首席信息官任职情况及企业所在省份的数字经济环境; $Controls$ 为控制变量集合,包括企业规模($Scale$)、企业年龄(Age)、营业收入增长率($Grow$)、股权集中度($Stock$); $Year$ 和 Ind 分别为年份固定效应和行业固定效应; i 为公司; t 为年份; a_0 为截距项; β 、 γ 为待估系数; ε 为随机扰动项。

四、基准实证结果与经济解释

(一)描述性统计分析

表4呈现了各变量的描述性统计分析结果。所选样本包括了380家智能制造企业,时间跨度为2016—2021年。在细分行业类别方面,共涵盖了6个类别,分别是电气机械及器材、汽车、运输设备、通用设备、仪器仪表和专用设备制造业。被解释变量企业数字化创新($\ln Patent$)的均值为1.140,标准差为1.226,最小值和最大值分别为0和7.397,这表明智能制造企业在数字化创新水平方面存在较大差异。从解释变量方面分析,智能制造企业的信息技术投入($\ln ICT$)最小值为0,最大值为23.125,这表明各企业在信息技术投入方面存在较大差距。关于首席信息官(CIO)一职的任用情况,数据显示有40.7%的智能制造企业设置了首席信息官或类似职位,这意味着大多数智能制造企业在数字化转型和发展方面给予了较高的重视。此外,样本企业所在省份的数字经济环境发展水平($Envir$)的平均值为0.751,表明大多数智能制造企业所处地区的数字经济发展水平较高,为企业数字化创新提供了政策、经济、文化和技术支持。从控制变量方面分析,企业规模($Scale$)和股权集中度($Stock$)在不同智能制造企业之间存在较大差异,这说明所选样本涵盖了大中小型智能制造上市公司,具有广泛的代表性,而其他控制变量的数据均处于合理范围。

表4 描述性分析

变量名	样本数	平均值	标准差	最小值	最大值
Company	2280	190.5	109.72	1	380
$\ln Patent$	2280	1.140	1.226	0	7.397
$\ln ICT$	2280	15.938	4.242	0	23.135
CIO	2280	0.407	0.491	0	1
$Envir$	2280	0.751	0.863	-0.6	2.54
Age	2280	19.247	5.006	7	38
$Scale$	2280	22.418	1.242	19.756	27.547
$Stock$	2280	31.688	14.022	4.146	76.671
$Grow$	2280	0.18	0.452	-0.708	10.481
Ind	2280	3.076	1.599	1	6

(二)基准回归结果

1. 技术、行为主体层面变量对智能制造企业数字化创新的影响

依据先前构建的模型,表5展示了技术与行为主体层面变量对智能制造企业数字化创新的基准回归分析结果。列(1)与列(2)中,仅考虑年份和行业固定效应,分析结果显示,智能制造企业信息技术投入($\ln ICT$)及企业首席信息官(CIO)均与企业数字化创新($\ln Patent$)在1%显著水平上呈正相关关系。这表明,在智能制造企业数字化创新过程中,信息技术投入为企业数字化创新提供了关键基础,有助于引领企业的数字化发展,显著提升智能制造企业数字化创新水平,验证了假设H1。此外,首席信息官作为智能制造企业信息化建设的核心领导者,在数字化创新战略实施方面发挥了显著作用,推动企业采用各种新兴数字化技术进行生产创新、服务创新、流程创新等创新活动,验证了假设H2。在列(3)和列(4)中,纳入相关控制变量回归之后,上述结论依然成立。更进一步地,将技术与行为主体层面的交互项与技术、行为主体层面变量一同进行回归分析,以探讨技术与行为主体之间产生的交互作用对智能制造企业数字化创新的影响效果。列(5)的结果显示,首席信息官与企业信息技术投入的交互项($\ln ICT \times CIO$)在1%水平上与企业数字化创新呈显著的正相关关系。这意味着首席信息官在智能制造企业数字化创新过程中与企业信息技术投入产生积极的交互作用,能灵活应用企业信息技术以驱动企业数字化创新发展,验证了假设H3。

除此之外,表5的回归结果揭示了控制变量与智能制造企业数字化创新之间的关系,在一定程度上符合理论预期。根据列(3)~列(5)的结果,可以观察到智能制造企业年龄(*Age*)与企业数字化创新之间存在显著的正相关关系。这一发现表明,相较于年轻的智能制造企业,成熟的智能制造企业可能拥有更丰富的资源和人际网络,这些优势在一定程度上使其能够应对数字化创新带来的风险,并在企业数字化创新发展过程中保持竞争优势。同样,智能制造企业规模(*Scale*)对企业数字化创新的回归系数在1%的水平上显著为正,这意味着智能制造企业的规模越大,其数字化创新的成效可能越为显著。现阶段中国智能制造企业还处于智能化转型初期,智能制造企业规模的合理扩张有助于提高数字化创新所带来的规模效益,从而形成人才、资金与技术优势,实现利润最大化。与此同时,智能制造企业股权集中度(*Stock*)、营业收入增长率(*Grow*)与企业数字化创新之间的关系未通过显著性检验。这一结果可能暗示企业股权集中度、营业收入增长率与企业数字化创新的关系尚不明确,需要进一步研究来加以确认。

2. 稳健性检验与内生性处理

为了评估指标解释能力与研究方法的稳健性,并提高研究结论的可靠性,本文将采用多种方法对回归模型进行稳健性检验,分别为剔除部分因素影响(如2020年新冠肺炎疫情)、前置两期被解释变量、替换被解释变量、回归模型更替,以及采用工具变量方法,试图解决可能存在的内生性问题。

(1)剔除部分因素影响。智能制造企业进行数字化创新活动,一方面依赖企业内部的人力、物力与财力支持;另一方面与外部环境的发展趋势密切相关。2020年,新冠肺炎疫情在全球范围内迅速蔓延,给智能制造企业的经营发展带来诸多难题与挑战。考虑到新冠肺炎疫情这一因素可能对智能制造企业数字化创新产生干扰,本文剔除2020—2021年的样本后重新进行回归检验。如表6的列(1)~(3)所示,智能制造企业信息技术投入(*lnICT*)、首席信息官(*CIO*)及企业信息技术投入与首席信息官的交互项(*lnICT*×*CIO*)均与企业数字化创新(*lnPatent*)呈显著的正相关关系,这一结果与先前的分析一致。

(2)滞后性问题。鉴于信息技术投入与首席信息官对智能制造企业数字化创新可能具有一定的滞后性影响,本文引入企业数字化创新的前置两期项进行回归分析。具体而言,将被解释变量智能制造企业数字化创新数据前置两年(*F2.lnPatent*)重新纳入回归检验。表6的列(4)~列(6)的回归结果表明,核心解释变量仍具有显著影响,与先前的结论相符。

(3)替换被解释变量。考虑到衡量智能制造企业数字化创新的方法差异可能对估计结果产生影响,本文参考黄先海和王瀚迪(2022)对企业数字技术创新的衡量方法,依据国家知识产权局发布的《战略性新兴产业分类与国际专利分类参照关系表(2021)》^②对工业互联网、大数据等数字化类产业相关国际专利分类(IPC)的界定,将企业专利申请信息中包含相应IPC的发明专利数量作为数字技术创新专利(*Innovation*)指标,替代原被解释变量企业数字化创新(*lnPatent*),以进行稳健性检验。表6的列(7)~列(9)的结果表明,企业信息技术投入、首席信息官及两者的交互作用显著促进智能制造企业数字化创新,与先前的结论相符。

(4)回归模型更替。一方面,借鉴唐松等(2020)和凌士显等(2023)的方法,采用控制“行业×年份”的高阶联合固定效应模型进行稳健性检验;另一方面,鉴于被解释变量企业数字化创新(*lnPatent*)采用专利数据衡量,存在较多0值和左截尾现象,本文采用Tobit模型重新进行检验。表6的列(1)~列(6)的结果与先前结论相一致。

表5 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>lnPatent</i>	<i>lnPatent</i>	<i>lnPatent</i>	<i>lnPatent</i>	<i>lnPatent</i>
<i>lnICT</i>	0.065*** (11.09)		0.024*** (4.31)		0.022*** (4.21)
<i>CIO</i>		1.010*** (21.14)		0.787*** (17.62)	0.775*** (17.46)
<i>lnICT</i> × <i>CIO</i>					0.048*** (4.70)
<i>Age</i>			0.023*** (4.82)	0.022*** (4.82)	0.022*** (4.85)
<i>Scale</i>			0.422*** (21.09)	0.376*** (20.55)	0.345*** (18.00)
<i>Stock</i>			0.001 (0.63)	0.001 (0.90)	0.001 (0.80)
<i>Grow</i>			-0.074 (-1.47)	-0.085* (-1.80)	-0.073 (-1.56)
<i>Ind, Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>-cons</i>	-0.092 (-0.79)	0.597*** (8.76)	-9.133*** (-21.48)	-7.989*** (-19.75)	-7.659*** (-18.89)
<i>N</i>	2280	2280	2280	2280	2280
Adj. <i>R</i> ²	0.0879	0.197	0.250	0.335	0.345

注: *、**、***分别表示10%、5%、1%的显著程度;括号内为*t*检验值。

② 文件来源于国家知识产权局网站,具体网址见 https://www.gov.cn/gongbao/content/2021/content_5625996.htm。

表 6 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	剔除 2020 年以后的样本			前置两期被解释变量			替换被解释变量		
	lnPatent			F2. lnPatent			Innovation		
lnICT	0.033*** (4.43)		0.037*** (5.22)	0.031*** (4.17)		0.034*** (4.77)	0.016*** (3.61)		0.016*** (3.71)
CIO		0.834*** (14.91)	0.816*** (14.77)		0.702*** (12.39)	0.686*** (12.22)		0.469*** (12.93)	0.459*** (12.77)
CIO × lnICT			0.072*** (5.21)			0.061*** (4.38)			0.052*** (6.33)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Ind、Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	1520	1520	1520	1520	1520	1520	2280	2280	2280
Adj.R ²	0.225	0.316	0.336	0.260	0.321	0.336	0.277	0.323	0.337
变量	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)			
	“时间×行业”高阶联合固定效应				Tobit模型				
	lnPatent								
lnICT	0.025*** (4.34)		0.023*** (4.27)	0.043*** (4.74)		0.035*** (4.19)			
CIO		0.789*** (17.57)	0.777*** (17.41)		1.144*** (16.71)	1.117*** (16.38)			
CIO × lnICT			0.049*** (4.75)			0.043*** (2.63)			
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes			
Ind、Year	No	No	No	Yes	Yes	Yes			
Ind × Year	Yes	Yes	Yes	No	No	No			
N	2280	2280	2280	2280	2280	2280			
Adj.R ² /LR chi2 (15)	0.244	0.330	0.340	547.16	794.70	819.05			

注：*、**、***分别表示 10%、5%、1% 的显著程度；括号内为 t 检验值。

(5) 内生性处理。在前述的稳健性检验中, 本文对被解释变量企业数字化创新进行了前置 2 期处理, 以尽可能消除“数字化创新绩效越高的智能制造企业, 越会加大对企业信息技术的投入, 以及更加愿意引进首席信息官、首席数据官等数字化领导人才”这一反向因果关系导致的内生性问题。但该做法并不能完全解决回归方程中存在遗漏变量等内生性偏差的问题, 因此, 在没有合适的工具变量的条件下, 参考 Lewbel (1997) 提出的不借助外部因素构建有效内部工具变量的方法, 借鉴李唐等 (2020)、张吉昌和龙静 (2022b) 构建工具变量的研究思路, 分别选用企业信息技术投入与按行业-省份分类的企业信息技术投入平均值差额的三次方 (IVICT)、企业首席信息官任用情况的滞后 1 期项 (L.CIO), 以及企业信息技术投入滞后 1 期项 (L.ICT) 与企业首席信息官任用情况滞后 1 期项 (L.CIO) 的交互项 (L.ICT×L.CIO) 作为企业信息技术投入 (lnICT)、企业首席信息官 (CIO) 及其两者交互项 (lnICT×CIO) 的工具变量, 并采用两阶段最小二乘 (2SLS) 回归方法就企业信息技术投入、首席信息官及其两者交互项对智能制造企业数字化创新的影响效应重新进行回归估计。

表 7 报告了工具变量的回归结果。由列 (1)、列 (3)、列 (5) 可见, 在第一阶段回归中, 工具变量 IVICT、L.CIO、L.ICT×L.CIO 系数均在 1% 的统计水平上显著为正, 符合工具变量的相关性; Kleibergen-Paap rk LM 统计量分别为 95.534、1070.300、32.920, 均在 1% 水平上显著, 通过不可识别检验; Cragg-Donald Wald F 统计量分别为 3482.81、7074.58、24.999, 通过弱工具变量检验, 说明工具变量选取有效。表 7 列 (2)、列 (4)、列 (6) 为第二阶段估计结果, 结果显示在工具变量回归法下, 智能制造企业信息技术投入、企业首席信息官及其两者交互项的回归系数分别在 5%、1%、1% 的统计水平上显著为正, 且回归系数与显著性均比原有基准回归有一定程度的提高, 说明在控制内生性问题后, 前文结论依旧稳健。

经过上述分析, 各项检验均未导致实质性的结果变化。智能制造企业信息技术投入、首席信息官及二者交互过程中产生的效用对企业数字化创新具有显著的积极效应。因此, 本文结论具有较高的可靠性与稳健性。

表7 内生性检验

变量	(1) 第一阶段	(2) 第二阶段	(3) 第一阶段	(4) 第二阶段	(5) 第一阶段	(6) 第二阶段
	$\ln ICT$	$\ln Patent$	CIO	$\ln Patent$	$\ln ICT \times CIO$	$\ln Patent$
$\ln ICT$		0.015** (2.32)				0.013 (0.74)
$IVICT$	0.005*** (33.68)					
CIO				0.825*** (14.81)		0.795*** (12.31)
$L.CIO$			0.900*** (90.23)			
$\ln ICT \times CIO$						0.320*** (4.51)
$L.ICT \times L.CIO$					0.001*** (5.85)	
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Ind、Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Cragg-Donald Wald F 统计量		3482.81		7074.58		24.999
Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量		1134.639		8141.012		11.001
Kleibergen-Paap rk LM statistic		95.534***		1070.300***		32.920***
$_{-cons}$	-7.146*** (-9.10)	-9.224*** (-16.54)	-0.313** (-3.11)	-8.348*** (-14.46)	-0.447 (-0.40)	-7.334*** (-10.97)
N	2280	2280	1900	1900	1900	1900
R^2		0.2538		0.3582		0.1686

注: *、**、***分别表示 10%、5%、1% 的显著程度;括号内为 t 检验值。

五、异质性分析

在前文研究基础上,考虑到企业信息技术投入的应用情况、首席信息官的发挥作用与智能制造企业产权性质、吸收能力等个体特征息息相关,从而影响企业在数字化创新方面的策略实施。因此,接下来将基于智能制造企业的产权性质和吸收能力展开异质性分析,以更好地了解智能制造企业在数字化创新过程中的差异化需求与发展战略。

(一) 基于企业产权性质的异质性分析

智能制造企业的不同产权性质,可能会影响企业信息技术投入、首席信息官及其两者交互作用对企业数字化创新绩效的边际效应。国有智能制造上市企业通常拥有更多的政策支持和资源优势,能够投入更多资源来推动企业数字化创新;而非国有智能制造上市企业长期处于激烈的市场竞争环境中,融资相对困难,从而在数字化创新方面的投入与产出将受到一定程度的限制。因此,本文根据上市企业是否为国有控股,将企业样本划分为国有企业与非国有企业两类,分组回归以探讨产权性质差异对智能制造上市企业数字化创新的影响。

综合智能制造上市企业样本回归结果来看,表 8 中列(1)~列(6)的结果表明,信息技术投入($\ln ICT$)、首席信息官(CIO)及其两者交互项($\ln ICT \times CIO$)对国有智能制造上市企业数字化创新的回归系数分别为 0.041、0.949、0.085 且均在 1% 水平上呈显著为正,对非国有智能制造上市企业数字化创新的回归系数分别为 0.022、0.712、0.030 且均在 1% 水平上呈显著为正,说明技术、行为主体及其交互作用对国有智能制造上市企业数字化创新的驱动作用更为明显。

可能的原因在于:对于国有智能制造上市企业而言,该类企业更具备政策制度、人才、资金和技术资源优势,从而为上市企业数字化创新创造了更有利的内部环境和条件,进一步提升企业数字化创新的能力与绩效。长期以来,国家一直在倡导和鼓励企业进行数字化转型与创新。由于国有上市企业的性质和功能定位,它们通常更快意识到企业数字化转型与创新已经成为不可回避的时代发展趋势,进而更积极地响应国家的号召,拥抱数字化并开展相应的数字化创新活动。在国家政策和资源的支持下,国有上市企业能够更好地承担创新风险与试错成本,积极为企业数字化创新活动投入技术与数字化人才资源,推动企业自身成为智能制造行业数字化创新标杆。此外,经过 40 多年的改革开放探索实践,国有智能制造上市企业的治理制度和管理制度等方面的改革已初见成效,推动国有上市企业释放创新活力(孙献贞,2023)。它们愿意接受新技术与新思维,充分发挥首席信息官与数字技术的交互作用进行数字化创新,敏锐捕捉数字经济时代的发展趋势和市场需求,形成更强的国有上市企业数字化创新驱动力和竞争力。

相较之下,非国有智能制造上市企业受资金和技术资源限制,并且自身规模体量相对较小,往往容易在激烈的金融市场竞争中受到排挤,面临较大的经营困境与创新压力。因此,在缺乏资源覆盖以平滑企业风险的情况下,非国有智能制造上市企业通常会对新事物持观望态度,更加谨慎对待新技术的引入和创新的尝

试,陷入“想转型不能转”“想创新不能创”的局面,开展数字化创新的意愿更低。与此同时,也有一些非国有智能制造上市企业可能未意识到数字化创新的重要性,更多偏向于利用信息技术和人才进行日常生产经营活动,规避风险不确定性较大、回报期较长的数字化创新活动,从而导致信息技术投入、首席信息官及其两者交互作用对非国有智能制造上市企业数字化创新的成效产生较弱的影响。但不可忽视的是,目前也有一些非国有智能制造上市企业在数字化创新方面取得杰出成绩,如美的集团。这可能是由于该集团领导者更具备敢于冒险与创新的企业家精神,能够迅速意识到数字化创新对智能制造企业的重要性,有勇气胆识与战略远见率领上市企业数字化创新发展。综合而言,在数字化创新过程中,国有智能制造上市企业表现得更为游刃有余和得心应手。

(二)基于企业吸收能力的异质性分析

企业吸收能力指的是企业对新知识和新技术吸收、掌握、转化并应用商业化的能力(林润辉和王伦,2023;袁胜超,2022),对智能制造企业应用数字技术开展创新活动具有关键作用。当前,数字技术更新迭代快,这意味着智能制造企业必须不断学习与应用新的数字技术,探索数字化创新的机会,以适应不断变化的商业环境,避免被市场淘汰。较强的吸收能力有助于智能制造企业学习新的数字化知识,并加速与现有知识元素的同化与整合(杜丽虹和吴先明,2013),从而在企业生产环节各流程中更好地实现各种新的数字化组合与创造。相比之下,吸收能力低的智能制造企业在获取和应用新的数字化资源上有一定阻碍,制约企业数字化创新活动。因此,本文参照肖阳和张晓飞(2021)的方法,采用企业研发人员总人数的自然对数来衡量智能制造企业吸收能力,并依据中位数将样本划分为两组,以探讨吸收能力差异对智能制造企业数字化创新的影响。其中,高于中位数为高吸收能力样本组,低于中位数为低吸收能力样本组。

由表9列(1)~列(6)的结果可见,技术层面与行为主体层面的变量——企业信息技术投入(lnICT)及首席信息官(CIO)均促进了两组智能制造企业样本数字化创新。然而,从系数上看,企业信息技术投入与首席信息官对高吸收能力智能制造企业数字化创新产生的积极影响更大。此外,企业信息技术投入与首席信息官的交互项(lnICT×CIO)对高吸收能力智能制造企业的数字化创新促进作用比低吸收能力企业更为显著。这一现象可能源于高吸收能力的智能制造企业在识别、转化并利用新的数字技术和数字知识进行创新活动方面更加具有人才、技术与学习优势。因此,该类企业的首席信息官与信息技术投入能够更加发挥积极作用,最大限度地利用数字知识与技术元素来开发新的数字产品、研究新的数字技术、申请新的数字专利,从而有效提升智能制造企业的数字化创新绩效。

六、进一步讨论:数字经济环境对智能制造企业数字化创新的影响

当今时代,智能制造企业拥抱数字化创新已成为必然趋势。除企业内部充分准备外,外部环境亦对智能制造企业创新战略和发展走向产生举足轻重的影响。接下来本文将聚焦于情境层面,探讨其对智能制造企业数字化创新的影响。

表 8 基于企业产权性质的异质性分析回归结果

变量	(1) lnPatent	(2) lnPatent	(3) lnPatent	(4) lnPatent	(5) lnPatent	(6) LnPatent
	国有企业			非国有企业		
lnICT	0.041*** (3.24)		0.037*** (3.04)	0.022*** (3.47)		0.020*** (3.23)
CIO		0.949*** (10.55)	0.841*** (9.18)		0.712*** (13.78)	0.717*** (13.87)
lnICT×CIO			0.085*** (4.02)			0.030** (2.54)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Ind./Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	687	687	687	1593	1593	1593
Adj.R ²	0.270	0.364	0.382	0.215	0.294	0.300

注:*,**、***分别表示10%、5%、1%的显著程度;括号内为t检验值。

表 9 基于企业吸收能力的异质性分析回归结果

变量	(1) lnPatent	(2) lnPatent	(3) lnPatent	(4) lnPatent	(5) lnPatent	(6) lnPatent
	高吸收能力企业			低吸收能力企业		
lnICT	0.025*** (2.72)		0.015* (1.73)	0.017*** (2.95)		0.019*** (3.33)
CIO		1.007*** (14.41)	0.954*** (13.29)		0.348*** (6.76)	0.367*** (6.94)
lnICT×CIO			0.042** (2.57)			0.015 (1.24)
Controls	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Ind./Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	1144	1144	1144	1136	1136	1136
Adj.R ²	0.200	0.320	0.325	0.0514	0.0815	0.0891

注:*,**、***分别表示10%、5%、1%的显著程度;括号内为t检验值。

以数字经济环境(*Envir*)为情境层面变量,通过基准回归分析其与企业数字化创新(*lnPatent*)之间的关系。表10中列(1)的结果显示,智能制造企业所在省份的数字经济环境与企业数字化创新在1%水平上呈正相关关系,验证了假设H4。这表明数字经济环境能够对智能制造企业发展起到引领作用,有利于提升企业数字化创新能力。当智能制造企业所在区域数字经济环境更优越时,其数字化创新效果尤为显著。

表10 数字经济环境对智能制造企业数字化创新的影响结果

变量	(1) <i>lnPatent</i>	(2) <i>lnPatent</i>	(3) <i>lnPatent</i>	(4) <i>lnPatent</i>	(5) <i>lnPatent</i>	(6) <i>lnPatent</i>	(7) <i>lnPatent</i>
	全样本	强数字经济环境			弱数字经济环境		
<i>Envir</i>	0.145*** (5.49)						
<i>lnICT</i>		0.032*** (3.64)		0.030*** (3.54)	0.017** (2.29)		0.018*** (2.66)
<i>CIO</i>			0.653*** (9.48)	0.634*** (9.27)		0.888*** (15.16)	0.885*** (15.18)
<i>lnICT×CIO</i>				0.063*** (3.73)			0.039*** (3.06)
<i>Controls</i>	Yes						
<i>Ind, Year</i>	Yes						
<i>N</i>	2280	1082	1082	1082	1198	1198	1198
<i>Adj.R²</i>	0.253	0.235	0.286	0.300	0.272	0.388	0.395

注:*,**,***分别表示10%、5%、1%的显著程度;括号内为*t*检验值。

为进一步探讨不同发展程度的数字经济环境下,智能制造企业所拥有的信息技术、首席信息官人才及二者交互作用对企业数字化创新的影响差异,本文根据数字经济环境综合得分中位数将样本分为两组:强数字经济环境与弱数字经济环境。高于中位数者为强数字经济环境样本组,低于中位数者为弱数字经济环境样本组。在技术层面,表10中的列(2)与列(5)的实证研究显示,企业信息技术投入(*lnICT*)在强数字经济环境下对智能制造企业数字化创新(*lnPatent*)的驱动效应更显著;在行为主体层面,列(3)与列(6)的实证结果表明首席信息官(*CIO*)在弱数字经济环境下对智能制造企业数字化创新产生的积极影响更大。从技术与行为主体的交互作用角度来看,无论是在强数字经济环境还是弱数字经济环境下,首席信息官与企业信息技术投入的交互项(*lnICT×CIO*)均与智能制造企业数字化创新在1%水平上呈显著正相关关系。然而,两者的交互作用对于强数字经济环境下的智能制造企业开展数字化创新活动的影响更为强烈。

关于技术层面的不同影响,这可能是因为在强数字经济环境中的智能制造企业拥有更为优越的外部环境资源基础,能够帮助企业及时调整自身数字化发展战略以适应外部环境变化,从而推动企业数字技术资源投入与企业业务运作、生产等方面更加相适应、相匹配,实现智能制造各环节上的数字化创新,取得积极成果。关于行为主体层面的不同影响,这可能是因为在智能制造企业在强数字经济环境的推动下,正逐渐形成较为先进的数字化思维与理念,能有效借鉴外部数字技术基础优势,积极探索数字化创新的实践。这种数字化思维和经验的积累,使得企业在数字化创新方面日益具备与首席信息官相类似的前瞻性想法与行为,从而降低对首席信息官的依赖,逐渐发挥自身的数字化创新能力与优势,使得首席信息官在数字化创新中的作用相对缩小。但与此同时,该背景下的首席信息官也相对接触到更多先进的数字技术与数字化创新成果,拥有更广阔的眼界与见识,能够结合企业所拥有的数字技术产生各种可行的数字化创新想法并加速其落地和推广。由此可见,在强数字经济环境下,“数字化人才+数字技术”的紧密搭配将为智能制造企业带来更高效的数字化创新效果。相较之下,在较弱数字经济环境中的智能制造企业则相对缺乏外部基础优势,无法灵敏及时地反应外界的数字化发展与变革,此时首席信息官的角色变得更加重要。具体而言,在弱数字经济环境下,首席信息官能够利用自身在数字技术、项目管理等方面的专业知识与技术经验,一方面,向智能制造企业管理者传授数字技术领域的最新知识与变化、分享优秀企业的数字化创新战略与案例,帮助企业融入数字化创新思想并实现发展目标;另一方面,对智能制造企业的管理制度进行创新变革,积极培养各部门员工的数字化创新能力与思维,提高企业员工的数字化素质,从而营造良好的内部数字化创新环境。然而,囿于外部环境的制约,即使在弱数字经济环境中,首席信息官也能够推动智能制造企业跨越数字“鸿沟”,突破数字化难题,扩展企业数字化创新边界,但是其与企业信息技术相结合下发挥的数字化创新作用仍有很大的提升空间,需要不断探索和实践。

七、结论与展望

(一) 研究结论

在数字化时代的大背景下,智能制造企业需积极投身数字化创新,以增强其核心竞争力,避免在市场竞

争中被淘汰。本文基于中国2016—2021年380家智能制造上市公司的面板数据,采用固定效应模型,对智能制造企业数字化创新的驱动因素从技术层面、行为主体层面、情境层面及技术与行为主体层面交互作用进行了深入分析。据此,得出以下结论:

第一,数字化资源为智能制造企业的数字化创新行为提供有力支持,进一步增强其数字化创新的潜在可能性。研究发现企业信息技术投入与智能制造企业数字化创新呈正相关关系,表明数字化基础设施在加速企业数字化、网络化、智能化发展中具有重要作用。这些基础设施为智能制造企业数字化创新奠定了坚实基础,有助于新兴数字技术在各项业务领域中实现拓展与创新,从而提升智能制造企业数字化创新绩效。

第二,首席信息官在智能制造企业的数字化创新中发挥关键作用,同时与数字技术产生积极的交互效应,有效提高企业数字化创新发展效率。研究发现首席信息官、首席信息官与企业信息技术投入的交互作用对智能制造企业数字化创新具有显著的正向影响,表明首席信息官在掌握新兴数字技术发展动态与应用方面具有独到之处,能够与数字技术在学习与应用中产生持续的交互作用。这种交互作用在智能制造企业数字化创新的各个阶段中产生积极影响,为智能制造产品生产创新与变革不断提供新思路和新想法,推动智能制造企业数字化创新能力提高和进步。

第三,数字技术、首席信息官及两者之间的交互作用对国有、高吸收能力的智能制造上市企业数字化创新赋能效果更显著。国有智能制造上市企业通常具有更多的政策支持与资源优势,并且内部管理体制逐渐完善。这使得它们能够更积极、无畏地投入数字化创新活动,促进首席信息官深度运用数字技术融入智能制造企业生产、管理和销售等环节,产生各种数字化创新可能性,提升国有智能制造上市企业数字化创新成效。对于高吸收能力智能制造企业而言,其在数字化技术和数字化人才配置方面具有较强优势,进而拥有更高的信息消化能力。这使得首席信息官能够通过策略规划、技术管理等手段,更好地对智能制造企业数字化发展和智能化升级进行整体优化,实现企业数字化创新目标,将创新想法付诸实践。

第四,良好的区域数字经济环境有助于释放积极信号,推动智能制造企业的首席信息官与信息技术在交互中发挥最大的数字化创新效能。研究表明,智能制造企业所在区域的数字经济环境发展水平与企业数字化创新正相关。在强数字经济环境中,首席信息官与信息技术的交互作用对企业数字化创新的影响更为显著。良好的数字经济环境为智能制造企业提供了稳定、有序的数字化发展氛围,有助于降低环境不确定性,优化数字化创新环境。同时,数字经济环境的提升加强了首席信息官对数字化发展的认识和感知,促使其更好地运用数字技术开展创新活动,提高数字化创新产出。此外,良好的区域数字经济环境发展为智能制造企业提供了重要的创新动力,推动数字化人才和产业的集聚,创造更多的数字化创新机会。借助这些机会,智能制造企业能够更全面地运用数字技术,不断挖掘和发现新的数字化创新机遇。

(二) 研究建议

为了推动中国智能制造企业在数字化创新领域取得显著成果,提升竞争优势并实现经济效益最大化,本文基于理论探讨与实证分析得出如下针对性建议:

第一,智能制造企业要加大数字化人才及新兴数字技术投入与建设。数字化人才和新一代数字技术是推动智能制造企业进行数字化转型的核心资源。目前,中国智能制造企业在数字化转型方面尚处于初级阶段,产品创新、流程创新和业务创新过程中缺乏相关的数字化人才和新兴数字技术的应用。为此,智能制造企业应关注数字化人才的重要性,加强数字技术领导者的投入与培养,引入首席数据官、首席信息官、首席技术官等数字技术领导者,以更有效地利用数字技术进行新产品研发、生产流程优化,实现数字技术在核心业务中的全面渗透。同时,智能制造企业还需加大研发人员及数字技术投入,推动底层架构优化,激发“云”能力,提升关键软硬件技术创新及供给水平,从而实现数字化创新的“自我造血”机制,提高数字化创新绩效。

第二,智能制造企业要注重培养和提升数字技术领导者的数字思维方式与技术能力。数字技术领导者作为智能制造企业的关键知识型和技术型领导者,需要具备对传统企业技术技能、新兴技术和工作流程的深刻认知,才能够将业务知识与信息技术紧密结合,推动智能制造企业进行数字化创新。因此,智能制造企业应关注数字技术领导者的技术能力和数据思维能力培养,例如定期开展产品生产、数据工程技术等基础技术培训,以及与其他智能制造企业进行数字化创新交流等。这将有助于数字技术领导者及时发现并调整智能制造企业在数字化创新过程中的不足之处,制定切实可行的数字化创新方案,提高创新绩效。

第三,国家要继续加强区域数字经济环境建设,同时智能制造企业应根据外部数字经济环境的不同发展水平,灵活调整数字化创新战略与措施。数字经济作为一场深刻的新经济革命,是新时代引领智能制造企业数字化创新和高质量发展的重要引擎。一方面,国家应加强数字中国建设的整体布局,以“产业数字化、数字产业化”为主线,推动各地数字经济环境建设,营造良好的数字经济生态环境,促进创新主体与数字经济环境的交互融合,为智能制造企业数字化创新提供更优发展平台。另一方面,对于位于较为发达数字经济环境中的企业,例如一线城市、沿海城市的智能制造企业,应注重对先进数字技术的投入与应用,以保持数字化创新方面的领先优势;而对于位于较为落后的数字经济环境中的企业,例如西北地区、偏远地区的智能制造企业,则需注重数字化领导人才的培养与配置,引入首席信息官、首席数据官等数字化人才以弥补企业外部数字经济环境的不足(如缺乏数字化标杆学习、缺乏数字知识溢出),从而提升数字化创新的能力与水平,实现企业数字化创新的跨越式发展。

第四,非国有与创新资源相对欠缺的智能制造企业应勇敢面对数字化带来的挑战,将数字化创新战略纳入企业长期发展规划的重要组成部分。首先,这类智能制造企业应正确认识到数字化创新的重要性,重视数字化思维的变革与渗透,以推动组织文化转变,提高企业数字化创新积极性。其次,这类智能制造企业可以在正常运营和保证利润的前提下,采取分步骤、分阶段、分环节的方式开展数字化创新。具体而言,企业可以根据自身生产运营情况,选择局部、小范围的环节作为试点,如生产经营的痛点难点环节、生产价值最重要的环节等,利用数字化技术进行试点与改进,从而验证数字化创新的可行性和效果。这样的方式有利于企业及时调整和优化方案,降低创新风险与成本,并逐步将数字化创新推广和应用于企业的生产运营各个环节。最后,这类智能制造企业可以与合作伙伴、技术提供商或科研机构建立合作关系,积极寻找适合自身需求和可承受的资源投入的数字化创新解决方案,以获取所需的技术和资源。通过这些措施,非国有与创新资源相对欠缺的智能制造企业能更好地抓住数字化创新的机遇,逐步在数字化创新活动中取得突破,提升企业竞争力。

(三)研究不足与展望

本文从技术可供性视角出发,选取智能制造企业作为研究样本,通过实证分析探讨了企业技术层面、行为主体层面、情境层面及技术行为主体交互作用对智能制造企业数字化创新产生的影响。然而,当前该领域的研究尚处于探索阶段,未来研究工作可从以下两方面予以完善。

一方面,变量“企业数字化创新”的测量方法存在一定准确性问题。在本文中,鉴于数据的可得性,主要采用企业当年申请的数字化类专利数量来衡量智能制造企业的数字化创新水平,然而,这一测度方式目前仍有待进一步的完善。因此,未来研究可采用访谈或问卷调查的方式对智能制造企业数字化创新水平进行更精细化的测量,并结合其他理论探索数字化创新的测量方法。

另一方面,未来关于企业数字化创新的研究可围绕智能制造企业的细分领域深入探讨,例如可以深入研究影响离散型和流程型智能制造企业数字化创新的异质性因素有哪些等等,从而为推动智能制造企业数字化创新提供更广泛、更细致化、更具针对性的建议。

参考文献

- [1] 程聪, 缪泽锋, 严璐璐, 等, 2022. 数字技术可供性与企业数字创新价值关系研究[J]. 科学学研究, 40(5): 915-926.
- [2] 郭彤梅, 李倩云, 张玥, 等, 2023. 专精特新企业数字化转型与创新绩效的关系研究[J]. 技术经济, 42(5): 68-78.
- [3] 洪江涛, 张思悦, 2023[2023-06-12]. 可供性理论视角下制造业数字创新的驱动机制[J/OL]. 科学学研究. <https://doi.org/10.16192/j.cnki.1003-2053.20230602.002>.
- [4] 胡增玺, 马述忠, 2023. 市场一体化对企业数字创新的影响——兼论数字创新衡量方法[J]. 经济研究, 58(6): 155-172.
- [5] 黄先海, 王瀚迪, 2022. 数字产品进口、知识存量与企业数字创新[J]. 浙江大学学报(人文社会科学版), 52(2): 28-43.
- [6] 李唐, 李青, 陈楚霞, 2020. 数据管理能力对企业生产率的影响效应——来自中国企业-劳动力匹配调查的新发现[J]. 中国工业经济, (6): 174-192.
- [7] 李婉红, 王帆, 2023. 数字创新、战略柔性与企业智能化转型——考虑环境复杂性的调节效应[J]. 科学学研究, 41(3): 521-533.
- [8] 李小青, 何玮萱, 2022. 数字化创新、营商环境与企业高质量发展——基于新一代信息技术产业上市公司的经验证据[J]. 科学学与科学技术管理, 43(11): 56-77.

- [9] 李晓娣, 饶美仙, 2023[2023-04-20]. 区域数字创新生态系统发展路径研究——基于 fsQCA 的组态分析[J/OL]. 管理工程学报. <https://doi.org/10.13587/j.cnki.jieem.2023.06.003>.
- [10] 栗晓云, 夏传信, 施建军, 2023. 数字技术驱动制造企业高质量发展战略研究——基于三一重工、特斯拉和酷特智能的多案例研究[J]. 技术经济, 42(5): 149-161.
- [11] 梁玲玲, 李焯, 陈松, 2022. 数智赋能对企业开放式创新的影响: 数智二元能力和资源复合效率的中介作用[J]. 技术经济, 41(6): 59-69.
- [12] 刘飞, 田高良, 2019. 信息技术是否替代了就业——基于中国上市公司的证据[J]. 财经科学, (7): 95-107.
- [13] 刘洋, 董久钰, 魏江, 2020. 数字创新管理: 理论框架与未来研究[J]. 管理世界, 36(7): 198-217, 219.
- [14] 柳卸林, 董彩婷, 丁雪辰, 2020. 数字创新时代: 中国的机遇与挑战[J]. 科学学与科学技术管理, 41(6): 3-15.
- [15] 罗佳, 张蛟蛟, 李科, 2023. 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, 49(2): 95-109, 124.
- [16] 庞瑞芝, 刘东阁, 2022. 数字化与创新之悖论: 数字化是否促进了企业创新——基于开放式创新理论的解释[J]. 南方经济, (9): 97-117.
- [17] 秦佳良, 余学梅, 2023. 数字创新中的领导力与管理研究——基于 CiteSpace 知识图谱分析[J]. 技术经济, 42(3): 126-141.
- [18] 孙永磊, 朱壬杰, 宋晶, 2023. 数字创新生态系统的演化和治理研究[J]. 科学学研究, 41(2): 325-334.
- [19] 唐松, 伍旭川, 祝佳, 2020. 数字金融与企业技术创新——结构特征、机制识别与金融监管下的效应差异[J]. 管理世界, 36(5): 52-66, 9.
- [20] 王军, 朱杰, 罗茜, 2021. 中国数字经济发展水平及演变测度[J]. 数量经济技术经济研究, 38(7): 26-42.
- [21] 王新成, 李垣, 2022. 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, 39(13): 83-93.
- [22] 王玉荣, 段玉婷, 卓苏凡, 2022. 工业互联网对企业数字创新的影响——基于倾向得分匹配的双重差分验证[J]. 科技进步与对策, 39(8): 89-98.
- [23] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等, 2021. 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, 37(7): 130-144, 10.
- [24] 夏天添, 2022. 数字创新模式、知识场活性与企业创新效率——来自经验取样法的调查[J]. 技术经济与管理研究, (2): 47-52.
- [25] 肖阳, 张晓飞, 2021. 技术并购对制造业企业创新持续性影响: 基于吸收能力和利用能力的中介作用[J]. 技术经济, 40(11): 1-12.
- [26] 谢鹏, 韦依依, 乔小涛, 2023. 数字化创新准备、动态能力与企业数字化创新[J]. 华东经济管理, 37(7): 49-58.
- [27] 谢卫红, 曾思敏, 彭铁鹏, 等, 2022. 技术可供性: 概念内涵、理论框架及展望[J]. 科技管理研究, 42(5): 210-218.
- [28] 谢卫红, 林培望, 李忠顺, 等, 2020. 数字化创新: 内涵特征、价值创造与展望[J]. 外国经济与管理, 42(9): 19-31.
- [29] 闫俊周, 姬婉莹, 熊壮, 2021. 数字创新研究综述与展望[J]. 科研管理, 2(4): 11-20.
- [30] 杨伟, 刘健, 2021. 基于生态流量的数字创新生态系统演化模式——人工智能行业的探索性研究[J]. 技术经济, 40(9): 34-44.
- [31] 叶丹, 姚梅芳, 葛宝山, 等, 2022. 数字技术驱动传统非互联网企业数字创新绩效的作用机理——组织合法性的调节作用[J]. 科技进步与对策, 40(11): 11-18.
- [32] 袁胜超, 2023. 数字化驱动了产学研协同创新吗? ——兼论知识产权保护与企业吸收能力的调节效应[J]. 科学学与科学技术管理, 44(4): 60-81.
- [33] 张海丽, 王宇凡, SONG M, 2023. 大数据驱动创新过程提高数字创新绩效的路径[J]. 科学学研究, 41(6): 1106-1120.
- [34] 张吉昌, 龙静, 王泽民, 2023. 智能化转型如何赋能制造企业高质量发展?[J]. 经济与管理研究, 44(4): 3-20.
- [35] 张昕蔚, 2019. 数字经济条件下的创新模式演化研究[J]. 经济学家, (7): 32-39.
- [36] 赵涛, 张智, 梁上坤, 2020. 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, 36(10): 65-76.
- [37] 甄俊杰, 师博, 张新月, 2023. 中国数字创新与经济高质量发展的协同效应及动态演进预测[J]. 现代财经(天津财经大学学报), 43(3): 3-20.
- [38] 诸葛凯, 袁勇志, 张勇, 等, 2022. 基于创新驱动的企业数字创新生态及其逻辑路径研究[J]. 工业技术经济, 41(5): 22-28.
- [39] ABRELL T, PIHLAJAMAA M, KANTO L, et al, 2016. The role of users and customers in digital innovation: Insights from B2B manufacturing firms[J]. Information & Management, 53(3): 324-335.
- [40] BOGERS M L A M, GARUD R, THOMAS L D W, et al, 2022. Digital innovation: Transforming research and practice[J]. Innovation, 24(1): 4-12.
- [41] BOLAND JR R J, LYTYINEN K, YOO Y, 2007. Wakes of innovation in project networks: The case of digital 3-D

- representations in architecture, engineering, and construction[J]. *Organization Science*, 18(4): 631-647.
- [42] CETINDAMAR KOZANOGLU D, ABEDIN B, 2020. Understanding the role of employees in digital transformation: Conceptualization of digital literacy of employees as a multi-dimensional organizational affordance [J]. *Journal of Enterprise Information Management*, 34(6): 1649-1672.
- [43] CHENG C, WANG L, 2022. How companies configure digital innovation attributes for business model innovation? A configurational view[J]. *Technovation*, 112: 102398.
- [44] FERREIRA J J M, FERNANDES C I, FERREIRA F A F, 2019. To be or not to be digital, that is the question: Firm innovation and performance[J]. *Journal of Business Research*, 101: 583-590.
- [45] GIBSON J J, 1986. *The ecological approach to visual perception*[M]. Hillsdale: Lawrence Erlbaum Associates, 127.
- [46] HENFRIDSSON O, NANDHAKUMAR J, SCARBROUGH H, et al, 2018. Recombination in the open-ended value landscape of digital innovation[J]. *Information and Organization*, 28(2): 89-100.
- [47] HUND A, WAGNER H T, BEIMBORN D, et al, 2021. Digital innovation: Review and novel perspective[J]. *The Journal of Strategic Information Systems*, 30(4): 101695.
- [48] JAHANMIR S F, CAVADAS J, 2018. Factors affecting late adoption of digital innovations [J]. *Journal of Business Research*, 88: 337-343.
- [49] LEWBEL A, 1997. Constructing instruments for regressions with measurement error when no additional data are available, with an application to patents and R&D[J]. *Econometrica*, 65(5): 1201-1213.
- [50] LIU Y, DONG J, MEI L, et al, 2023. Digital innovation and performance of manufacturing firms: An affordance perspective [J]. *Technovation*, 119: 102458.
- [51] LYYTINEN K, 2022. Innovation logics in the digital era: A systemic review of the emerging digital innovation regime[J]. *Innovation*, 24(1): 13-34.
- [52] MANGEMATIN V, SAPSED J, SCHÜBLER E, 2014. Disassembly and reassembly: An introduction to the special issue on digital technology and creative industries[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 83: 1-9.
- [53] MARKUS M L, SILVER M S, 2008. A foundation for the study of IT effects: A new look at desanctis and poole's concepts of structural features and spirit[J]. *Journal of the Association for Information Systems*, 9(10): 5.
- [54] MESGARI M, OKOLI C, DE GUINEA A O, 2018. Creating rich and representative personas by discovering affordances[J]. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 45(10): 967-983.
- [55] NAMBIAN S, LYYTINEN K, MAJCHRZAK A, et al, 2017. Digital innovation management: Reinventing innovation management research in a digital world[J]. *MIS Quarterly*, 41(1): 223-238.
- [56] NORMAN D. A, 2002. *The design of everyday things*[M]. 2nd ed. New York: Basic Books, 9.
- [57] SHAO Z, ZHANG L, CHEN K, et al, 2020. Examining user satisfaction and stickiness in social networking sites from a technology affordance lens: Uncovering the moderating effect of user experience[J]. *Industrial Management & Data Systems*, 120(7): 1331-1360.
- [58] STRONG D M, VOLKOFF O, JOHNSON S A, et al, 2014. A theory of organization-EHR affordance actualization [J]. *Journal of The Association for Information Systems*, 15(2): 53-85.
- [59] TROCIN C, HOVLAND I V, MIKALEF P, et al, 2021. How artificial intelligence affords digital innovation: A cross-case analysis of scandinavian companies[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 173: 121081.
- [60] VYAS D, CHISALITA C M, VAN DER VEER G C, 2006. *Affordance in interaction*[C]// New York: Proceedings of the 13th European Conference on Cognitive Ergonomics: Trust and Control in Complex SoCIO-Technical Systems, 92-99.
- [61] YOO Y, BOLAND JR R J, LYYTINEN K, et al, 2012. Organizing for innovation in the digitized world[J]. *Organization Science*, 23(5): 1398-1408.
- [62] YOO Y, HENFRIDSSON O, LYYTINEN K, 2010. Research commentary-the new organizing logic of digital innovation: An agenda for information systems research[J]. *Information Systems Research*, 21(4): 724-735.

How to Drive the Digital Innovation of Intelligent Manufacturing Enterprises? —Mechanism and Evidence Base on the Perspective of Technology Affordance

Xie Weihong^{1,2}, Li Shuying^{1,2}, Li Zhongshun^{1,3}, Zou Yukun^{4,5}, Guo Haizhen^{1,5}

(1. School of Economics, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China;

2. Digital Economy and Data Governance Laboratory, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China;

3. Guangdong Manufacturing Big Data Innovation Research Center, Guangzhou 510520, China;

4. School of Management, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China;

5. Big Data Strategy Research Center, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China.)

Abstract: With the in-depth development and wide application of digital technology, digital innovation has gradually become the key driving force for the high-quality development of intelligent manufacturing enterprises. From the perspective of technology affordance, 380 listed intelligent manufacturing companies from 2016 to 2021 was used to establishes a fixed effect model, which systematically explores the multidimensional impact of technology, behavior subject and context on digital innovation of intelligent manufacturing enterprises. It is found that digital resources, chief information officers and regional digital economic environment provide strong support for digital innovation of intelligent manufacturing enterprises. The enabling effect of digital resources, chief information officers and their interaction in digital innovation plays a more significant role for state-owned and highly absorptive intelligent manufacturing enterprises. The optimization of regional digital economic environment assists the chief information officers and information technology to maximize the effectiveness of digital innovation in the interaction.

Keywords: digital innovation; technology affordance; smart manufacturing companies; multi-dimensional influencing factors