

# 智能制造提高了企业创新效率吗?

——基于企业生命周期理论的解释

李 娇 刘建丽

**内容提要:**智能制造天然携带一般信息技术所具有的渗透性、替代性、协同性等技术经济特征,在应用到制造领域时,需要经过长期的实验和验证,在实施和产生效果方面存在一定的滞后性和异质性。现有研究关注的问题是智能制造是否会提高企业创新效率,继而产生了生产率之争,但真正的问题是智能制造什么时候提高哪些企业的创新效率,即智能制造提高企业创新效率的有效性问题。本文基于2010—2023年的A股制造业上市公司数据,从企业生命周期视角研究智能制造对企业创新效率的影响。实证结果表明,智能制造整体提高了企业创新效率;从生命周期来看,智能制造对成熟期企业具有正向影响,但对成长期和衰退期企业无影响;企业不同生命周期的创新意愿、研发能力和组织特征是产生这一现象的主要原因。异质性分析结果显示,智能制造提高成熟期非国有企业、高科技企业、技术密集型企业的创新效率,对其他类别或阶段的企业无影响。从作用机制来看,智能制造通过知识吸收能力强化来提升企业创新效率。本文的研究结论对于发展智能制造以助力制造强国建设具有一定启示。

**关键词:**智能制造 创新效率 生命周期理论 制造业 知识吸收能力

中图分类号:F273.1

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2025)07-0110-18

## 一、问题提出

制造业是国家经济发展命脉所系,如何在数智浪潮中促进制造企业研发创新,成为推动中国制造业高质量发展和迈向全球价值链高端的关键。数智浪潮催生了智能制造这一高阶制造业态和新型生产方式,物化于制造装备、工业软件、解决方案和智能工厂的智能制造在增强企业发展动能和提高创新效率方面具有较大潜力。2021年,工业和信息化部等八部门联合发布《“十四五”智能制造发展规划》,明确指出“智能制造是制造强国建设的主攻方向,其发展程度直接关乎我国制造业质量水平”。党的二十大报告强调“实施产业基础再造工程和重大技术装备攻关工程,支持专精特新企业发展,推动制造业高端化、智能化、绿色化发展”。一系列文件均表明智能制造是巩固实体经济根基和抢占全球制造业新一轮竞争制高点的题中之义。

收稿日期:2024-07-29;修回日期:2025-05-29

基金项目:国家社会科学基金重大项目“智能制造关键核心技术国产替代战略与政策研究”(21&ZD132);中国社会科学院登峰战略企业管理优势学科建设项目(DF2023YS25)

作者简介:李 娇 中国社会科学院大学商学院博士研究生,北京,102488;

刘建丽 中国社会科学院工业经济研究所研究员、博士生导师,通信作者,北京,100006。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

历史上每一次新技术变革不仅提高了生产能力和效率,更系统性地改变了社会分工体系和劳动雇佣关系<sup>[1]</sup>。创新效率是衡量企业每单位研发(R&D)投资产生专利和专利引用的能力<sup>[2]</sup>。相较人员投入,研发经费对创新效率贡献更高,即研发经费产出弹性较高<sup>[3]</sup>。作为高阶制造业态和新型生产方式,智能制造融合了物联网、大数据、云计算、5G、人工智能(AI)等新一代信息技术(IT),广泛应用于企业产品设计、生产、管理和服务的全生命周期,连接价值链网络中的企业、产品和消费者,实现企业内外部信息的深度融合<sup>[4]</sup>。智能制造不仅仅涵盖技术的突破,更是对以技术升级为支点的企业全面改造和转型,将新一代信息技术与制造技术相结合<sup>[5]</sup>,促进了知识的生产、重组和管理,增强了创新过程的知识吸收能力<sup>[6]</sup>,从而提高企业的研发生产率<sup>[7]</sup>。

智能制造对制造企业创新是否具有促进作用,现有研究并未给出统一回答。一方面,智能制造通过优化要素配置和技能结构<sup>[8]</sup>、缓解融资约束<sup>[9]</sup>、人才聚集<sup>[10]</sup>等促进了企业创新。张树山等(2021)、尹洪英和李闯(2022)以中国智能制造示范项目推广为准自然实验,发现智能制造显著提升企业(技术)创新水平<sup>[9,11]</sup>。陈金亮等(2021)通过调查问卷发现智能制造显著提高了企业创新绩效<sup>[12]</sup>。邓悦和蒋婉仪(2022)指出智能化转型可以显著激发企业创新<sup>[13]</sup>。另一方面,部分学者认为智能制造具有长期性和不确定性,投资成本与投资收益的不对等可能会引发生产和管理的系统刚性,带来技术过载,从而降低企业创新效率<sup>[14-15]</sup>。杜传忠和王晓蕾(2024)发现智能制造与制造企业创新效率之间并非单一线性关系,而是U型非线性关系<sup>[16]</sup>。刘伟等(2024)研究发现智能化转型能促进企业创新,但智能化转型广度具有促进作用,而智能化转型深度则具有抑制作用<sup>[17]</sup>。

针对以上智能制造与企业创新的悖论,豪格等(Haug et al.,2023)认为企业的技术导向(在信息时代获取和使用技术知识的能力和倾向)可以解释中小企业是否在创新过程中从IT的使用中获益,高技术取向的企业具有更激进的创新,更少受到IT复杂性的影响<sup>[15]</sup>。现有研究为理解智能制造是否促进了企业创新提供了有益解释,虽有研究发现智能制造与企业创新之间存在时滞性<sup>[9]</sup>,但短期的滞后难以准确衡量时间层面的潜在因素和异质性。智能制造与企业创新之间的作用机制和黑箱亟待打开,为发挥智能制造对新质生产力的作用提供解释和证据。

与现有研究相比,本文的贡献主要体现在:(1)基于生命周期理论解释智能制造与企业创新的关系,将“智能制造是否会提高企业创新效率”问题转化为“智能制造提高企业创新效率的有效性”问题,是对现有关于智能制造与企业创新“二元论”的补充;(2)基于研发支出缩放后的创新效率度量将专利申请和引用的企业前期投入考虑在内,更能准确反映企业创新效率的投入产出;(3)区别于现有研究中的人力资本升级、战略转型、信息渠道、资金渠道和成本渠道的机制分析,本文提出智能制造与企业创新效率提升的知识吸收能力机制,是对现有智能制造与企业创新效率研究机制的拓展。综合来看,本文从企业生命周期理论切入,不仅为智能制造与企业创新争论提供了一个合理的解释,也为如何发挥智能制造对企业创新效率的作用提供了决策参考。

## 二、理论分析与研究假设

### (一) 智能制造、智能化及其度量

智能制造是依靠先进的信息与通信技术(ICT)与制造过程的深度融合而形成的新型制造模式和生产组织方式<sup>[18]</sup>。从高端制造业态来看,智能制造通过人机一体化、工业大数据、服务型制造和个性化定制等方式颠覆了传统制造业态,实现内部资金流、信息流和物流的纵向集成与一体化中端到端的横向集成<sup>[19]</sup>。从新

型生产方式来看,越来越多的传感器被用于设备(如机床)中,以使制造设备能够自我感知、自我行动并相互通信<sup>[20]</sup>,并通过互联网将物理制造设备和装置与数字世界中的大数据分析连接在一起,导致了革命性生产方式的出现,即信息物理生产系统(CPPSs)<sup>[21]</sup>。已有文献从四个方面对智能制造展开研究。一是智能制造的学理阐释。现有学者围绕智能制造的理论内涵<sup>[18,22]</sup>、知识结构分析<sup>[23]</sup>、赋能机理<sup>[24-25]</sup>等展开探讨。新一代信息技术环境下,智能制造的资源配置、制造全流程管控方法、企业决策模式等发生了根本性变革<sup>[26]</sup>,亟须在新的制造逻辑下探索智能制造的创新逻辑。二是智能制造的效应分析。智能制造对劳动力产生替代效应和就业创造效应<sup>[27]</sup>,通过工业结构多样化和技能结构高级化提升工业韧性<sup>[28]</sup>,发挥创新投资挤出效应。三是智能制造的前因探讨。现有研究主要从技术<sup>[29]</sup>、组织<sup>[30]</sup>和环境<sup>[14]</sup>研究智能制造的驱动因素。四是智能制造的测量。智能制造的测量是衡量智能制造直接效应和间接效应的基础,现有研究从熵值法构建评价指标体系<sup>[31]</sup>、文本挖掘<sup>[32]</sup>、代理变量<sup>[33]</sup>等方面对智能制造水平进行测量。温素彬等(2022)结合学术文献、相关政策文件和上市企业年报,最终确定与人工智能技术、互联网技术、大数据技术、价值链智造技术相关的特征词库<sup>[34]</sup>。杨浩昌等(2024)从投入水平、技术水平与产出水平方面构建智能制造评价指标体系<sup>[35]</sup>。

## (二) 智能制造与企业创新效率

创新效率是指企业将有限的创新资源投入转化为有价值的专利产出的能力<sup>[36]</sup>,包括从创新投入到创新成果产出的技术研发效率和从创新成果到经济产出的技术成果转化效率<sup>[37]</sup>。传统工业时代主要考察企业规模、成立年限、资金结构、研发活动和所有制结构对企业创新效率的影响<sup>[38]</sup>,以上结论成立的前提条件是外部信息技术更迭速度缓慢。事实上,企业创新效率受到信息技术发展速度的重要影响,技术变革速度加快会从根本上改变企业的生产方式、运营模式和竞争优势<sup>[39]</sup>,助推企业提高创新效率。随着技术变革速度加快和信息技术发展,涌现出诸如信息化、自动化、数字化、智能化等新型技术形式,将其应用于制造行业,催生制造业数字化转型、制造业智能化发展和智能制造等新型制造范式。

企业创新是多种因素作用的结果,单纯衡量创新投入的增减无法客观判定企业的创新成果,增强投入产出能力即提高创新效率是衡量企业有效利用创新资源的关键指标<sup>[39-40]</sup>。智能制造通过改变企业的资源利用和信息传播渠道,提高资源利用率,降低信息不确定性来提高企业创新效率。一方面,通过信息技术、人工智能和大数据在各个生产制造阶段的广泛应用<sup>[41]</sup>,智能制造为精益生产和敏捷制造提供技术支撑,制定精准的生产计划,避免过度生产或者缺货,实时监测生产线上的各种参数,利用数据分析和预测技术进行优化,确保资源的最佳利用。另一方面,智能制造使企业通过信息管理系统实现跨部门协作更加方便<sup>[42]</sup>,加强信息流通,极大地改善了信息不对称问题和“信息孤岛”。就企业创新过程来看,智能制造有助于降低信息搜寻成本<sup>[43]</sup>,有效压缩企业研发创新中信息不确定带来的协同成本,通过交互式策略获取合作伙伴的知识资源<sup>[44]</sup>,提高数据的边际要素生产率,助推企业申请更多专利,从而提高企业创新效率。

因此,本文提出假设1:智能制造能够提高企业创新效率。

关于智能制造如何影响企业创新效率的问题,现有研究主要凝练出智能制造与企业创新之间的五种传导机制。一是人力资本升级机制。智能制造通过“机器换人”等发挥就业创造<sup>[27]</sup>、就业替代<sup>[33,45]</sup>、人力资本结构优化<sup>[11]</sup>、人才聚集<sup>[10]</sup>等效应提高企业创新水平。二是战略转型机制。基于资源基础变革,智能制造通过战略革新催生出不同的新型战略形态<sup>[46]</sup>。三是信息渠道机制。智能制造通过降低企业收集信息的成本,提高搜集内外部信息的效率<sup>[11]</sup>,提高企业信息处理能力<sup>[47]</sup>,推动企业创新。四是资金渠道机制。智能制造

通过优化供应链和银企关系,获得更多资金补贴和支持<sup>[11]</sup>,缓解融资约束<sup>[9]</sup>。五是成本渠道机制。智能制造通过缓解成本粘性<sup>[48]</sup>、降低内部组织成本<sup>[16]</sup>等促进企业创新。也有学者指出智能化转型对企业创新成本领先战略机制路径并不存在,但企业成本的提高会倒逼企业通过创新来替代高成本要素<sup>[48]</sup>。事实上,智能制造涉及制造装备、工业软件、系统解决方案和智能工厂的全方位、多层次变革与重构,往往是一个复杂的多层级、多环节的集成系统,涵盖从供应链管理到生产计划、生产执行、质量控制等各个方面,技术体系和产业链体系相互交织形成跨学科和多种先进技术集成的知识体系。智能制造的应用能够将企业散布在各环节的知识汇聚起来,在快速处理和理解复杂数据中将海量数据转化为有价值的知识,打破信息和知识孤岛,增强部门间的信息共享和协作能力,促进企业在创新中的知识吸收和转化,拓展企业的知识吸收边界<sup>[49]</sup>,提高企业创新效率。知识吸收能力是企业识别、吸收、转化和应用新科学信息的能力,具有知识吸收能力的企业能促进隐性知识转移<sup>[50]</sup>,促进产学研合作和效率提升。知识吸收能力通过提高知识杠杆和重组技能来促进产品线扩展或新产品开发<sup>[49]</sup>,具有较高的知识获取和吸收能力的企业可能更擅长于通过发现外部环境的趋势并内化这些知识来不断更新其知识存量<sup>[51]</sup>,从而克服能力陷阱,降低变革成本,提高企业创新效率。

因此,本文提出假设 2:智能制造通过提高企业知识吸收能力来提升企业创新效率。

### (三) 企业生命周期与企业创新效率

企业生命周期的概念最早由海尔(Haire, 1959)<sup>[52]</sup>提出。美国管理学家阿迪泽斯对企业生命周期理论进行了充分阐述,强调随着生命周期的不断演进,组织在进入新阶段时会面临各种问题,如果企业不能通过有效的决策来解决问题和攻克难关,盲目重蹈覆辙就会阻碍组织的发展<sup>[53]</sup>。企业生命周期的划分主要有定性和定量两种方法。定性方法是将企业现阶段的特征与划分企业生命周期的权力特征相匹配,最具代表性的是阿迪泽斯(Adizes, 1990)<sup>[53]</sup>提出的企业生命周期划分方法。定量方法主要有单变量法、综合指标法和现金流模式法三种方法<sup>[54-57]</sup>。

鉴于现有研究对智能制造与创新效率之间关系的争议,本文试图引入企业生命周期理论,将“智能制造是否会提高企业创新效率”问题转化为“智能制造提高企业创新效率的有效性”问题。智能制造天然携带一般信息技术所具有的渗透性、替代性、协同性等技术经济特征<sup>[1]</sup>,在应用于制造领域时,需要经过长期的实验和验证,在实施和产生效果方面存在一定的滞后性<sup>[9]</sup>和异质性,不同企业在不同发展阶段引入智能制造对企业创新效率具有不同的影响。现有研究大多关注个体异质性,忽视了企业发展所处阶段的异质性。处于不同发展阶段的企业会有不同的特点,会经历外部和内部不同的风险和冲击<sup>[40]</sup>,创新意愿、研发能力和组织特征会影响处于不同生命周期阶段的企业的创新效率<sup>[58]</sup>。

在成长期,企业的创新效率受动态资源约束与战略聚焦能力的双重影响。企业创新意愿较强,面临市场扩张需求与资源稀缺性的根本矛盾;强烈的生存压力驱动创新方向集中于短期价值变现,导致技术路线选择呈现机会主义特征,基础研究投入被系统性压缩。研发能力受制于知识积累厚度不足,表现为技术迭代呈线性增长模式,难以突破既有技术轨道的路径依赖。组织架构的快速扩张引发协同效率衰减,部门间知识流动速率与战略目标匹配度下降,创新决策的分散化加剧资源错配风险,一定程度上影响企业创新效率。

在成熟期,企业创新意愿保持较高水平,研发资源和经验达到顶峰,具备较强的技术积累和系统化研发能力,有条件引进专业人才和先进设备,推动创新进展。此时研发能力的增强可以直接提升创新效率,使企业能够更高效地开发新产品和改进技术。同时,企业的制度、组织结构和稳定的生产体系能够充分发挥作

用,承受增长所带来的压力,有助于创新项目的系统化管理,在衍生新事业和产品创新中提高研发能力。进一步地,成熟期的企业具备高度的柔性自动化能力,能够快速响应市场需求变化,并在过程中持续积累和结构化知识,有效避免知识流失,加速经验传承,让后续创新能够站在“巨人的肩膀”上,减少重复探索,提高企业创新效率。

在衰退期,企业通常面临市场份额缩小、增长乏力的困境,创新意愿被生存焦虑异化为防御性策略,管理层认知刚性将创新范围压缩至渐进改进领域,技术路线选择呈现过度路径依赖特征。研发能力遭遇知识体系断层,核心人才流失导致技术解码能力退化,设备老化与数字化欠账形成创新代际壁垒,外部知识网络的断裂使企业脱离主流创新生态系统。组织架构的科层化加剧决策迟滞,风险厌恶文化抑制突破性创新试错,历史成功经验异化为认知枷锁,导致创新响应机制彻底失灵。此阶段创新效率的致命症结在于,能力退化的正反馈循环不断压缩企业创新空间,组织记忆的刚性沉淀阻碍企业对技术范式的重新认知,最终导致创新能力的不可逆衰减。

因此,本文提出以下假设。

假设 3:智能制造对成长期企业创新效率提升作用不明显。

假设 4:智能制造能够提升成熟期企业创新效率。

假设 5:智能制造对衰退期企业创新效率提升作用不明显。

### 三、实证研究设计

#### (一) 样本选取

参照中国证监会 2012 年发布的行业分类标准,本文选取 2010—2023 年的 3 666 家 A 股制造业上市公司为样本。时间选择主要有以下两个原因:(1)工业机器人和智能制造应用在 2010 年之后才有较大规模的应用;(2)中国智能制造政策试点于 2015 年首次实施,选择政策试点前后年份数据有助于揭示智能制造对企业创新效率的影响效果和作用路径。本文数据主要涉及三个数据库:(1)智能制造关键词词频构建数据来自学术文献、政策文件和上市公司年报,测算智能制造的数据来自巨潮资讯网的上市公司年报;(2)专利引用数据来自上海经禾信息技术有限公司中国研究数据平台(CNRDS);(3)专利申请数据、机制变量和控制变量来自深圳希施玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融数据库。按照股票代码和年度对数据进行精准匹配。

本文对数据进行以下处理:(1)以中国证监会 2012 年发布的行业分类标准,聚焦研究主题“智能制造”,选取 A 股上市公司制造业,制造业“C”字头代码取 2 位;(2)剔除 ST 类企业;(3)在抓取上市公司年报中的“管理层讨论与分析(MD&A)”时,剔除智能制造一直处于战略准备阶段的样本企业和暂时处于战略准备阶段的样本企业的年份数据,保留企业进入战略实施阶段后的年份数据,避免剔除整个企业样本;(4)剔除数据缺失严重的样本和异常值;(5)为了减小极端值的潜在影响,分年度对连续变量进行 1% 和 99% 分位数的缩尾处理;(6)对标准误进行行业层面的聚类稳健处理。最终得到 3 071 个样本,21 745 个观测值。

#### (二) 模型设定

为了研究智能制造对制造企业创新效率的影响,本文参考王永钦和董雯(2020)<sup>[33]</sup>的研究,构建如下计量模型:

$$Innov\_mau_{it} = \beta_0 + \beta_1 IM_{it} + X'_{it} \beta + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,被解释变量  $Innov\_mau_{it}$  为制造企业创新效率,解释变量  $IM_{it}$  为智能制造,  $X'_{it}$  为控制变量向量,控制变量为企业经营特征与公司治理因素。本文还控制了企业  $\mu_i$  和年份  $\gamma_t$  层面的固定效应,以减弱个体环境和经济周期的可能影响。随机误差项用  $\varepsilon_{it}$  表示。根据前文机制分析与研究假设,如果  $IM$  的系数  $\beta_1$  显著为正,与命题假设相符,表明智能制造对企业创新效率提升起促进作用;如果系数  $\beta_1$  显著为负,与命题假设相反,表明智能制造对企业创新效率提升起抑制作用。

### (三) 变量说明

#### 1. 被解释变量

制造企业创新效率 ( $Innov\_mau_{it}$ )。现有研究大多用专利申请或专利引用的对数来衡量企业创新效率<sup>[16]</sup>,但忽视了专利申请背后投入的时间效应。基于此,本文参照赫施莱费尔等 (Hirshleifer et al., 2013)<sup>[2]</sup> 的研究,使用研发支出缩放后的专利引用来衡量制造企业创新效率,并使用研发支出缩放后的专利授予作为稳健性检验的替换变量。公司专利引用次数可以更好地反映专利的技术或经济意义,能在一定程度上反映企业创新效率。同时,专利引用需要时间,为了确保投资者在投资时可以完全观察到创新效率,本文追踪专利从授权日期到样本结束时的所有引用,选择剔除自引用的各年累计被引用次数。专利引用/研发费用被定义为公司  $i$  在  $t$  年剔除自引用的累计被引用次数与相应的研发 (R&D) 费用总额的比例,如式 (2) 所示。本文遵循顾 (Gu, 2005)<sup>[59]</sup> 提出的方法,控制因技术领域、资助年份和引用年份 (引用发生的年份) 不同而导致的引用倾向。此外,在计算公司层面的专利引用时使用的 5 年周期大致符合先前的研究结果,即在大多数行业中,以 R&D 支出效益持续时间衡量的技术周期约为 5 年。分母 ( $t-3$  至  $t-7$  年的 R&D 费用总和) 是基于促成成功专利申请的同期 R&D 费用和 2 年的申请授权延迟。例如,对于  $t-1$  年授予的专利,本文假设相关的创新投入是  $t-3$  年发生的 R&D 费用。在计算分母时,本文将缺失的 R&D 设为零。

$$Innov\_mau_{it} = \frac{Citation}{R\&D} = \frac{Citation_{it}}{R\&D_{i,t-3} + R\&D_{i,t-4} + R\&D_{i,t-5} + R\&D_{i,t-6} + R\&D_{i,t-7}} \quad (2)$$

#### 2. 解释变量

智能制造 ( $IM_{it}$ )。与智能制造类似的指标包括智能化水平、人工智能等。现有研究主要存在四种衡量企业智能制造的指标。一是利用巴蒂克 (Bartik) 工具变量法计算机器人安装密度或渗透度<sup>[33,60]</sup>;二是识别企业人工智能专利数据<sup>[60]</sup>;三是基于文本分析法测度人工智能关键词词频以刻画企业对智能制造技术的应用强度<sup>[61]</sup>;四是测度企业在人工智能领域的投资水平,收集上市公司与 AI 投资相关的新闻公告<sup>[62]</sup>。公司年报是上市公司对外披露其经营状况的核心文件,其作用涵盖法律合规、投资决策、战略沟通等多重维度。鉴于此,本文参考于等人 (Yu et al., 2020)<sup>[32]</sup> 的研究,采用文本数据挖掘方法,根据关键词频率构建智能制造的评估指标。指标的构建主要基于三个数据来源:学术文献、政策文件及上市公司年报。在学术文献方面,参考于等人 (2020)<sup>[32]</sup>、吴非等 (2021)<sup>[63]</sup>、宋旭光与杜军红 (2021)<sup>[64]</sup>、刘建丽与李娇 (2024)<sup>[18]</sup> 对智能制造概念内涵和指标构建的探讨,初步筛选出与智能装备技术、人工智能技术、工业软件技术和价值链智造技术相关的关键词。在政策文件和研究报告方面,本文以《中国制造 2025》《智能制造发展规划 (2016—2020 年)》以及近年来与智能制造相关的政策文件为基础,进一步丰富了与上述技术相关的特征词汇库。在上市公司年报方面,关键词的扩展主要遵循以下三个步骤:首先,利用 Python 技术从巨潮资讯网抓取上市公司年报中“管理层讨论与分析 (MD&A)”部分内容;其次,从相关政策文件和权威文献中提取与智能制造相关的词汇 (如表 1 所示),创建专门的词汇库,并将这个词汇库融入 ieba 分词系统,以便更有效地对 MD&A 文本内

容进行分词;最后,通过 word2vec 词袋模型对分词后的文本进行关联词提取,并结合人工筛选的方式,选择与智能装备技术、人工智能技术、工业软件技术和价值链智造技术紧密相关的关键词组合。基于以上三个文本数据挖掘,本文从以下两方面对数据进行清洗和去噪声处理:一是去除文本中的无关信息,如停用词(“的”“了”“和”等)、标点符号、广告语等,剔除关键词前存在“无”“不”“非”等否定词语的表达;二是排除处于战略制定阶段的无效样本,聚焦于已进入实施及以后阶段的企业数据,确保分析结果反映智能制造的实际落地效果。

表 1 “智能制造”主体关键词

指标	衡量维度	特征词
智能制造	智能装备技术	工业机器人、数控机床、自动引导车、3D 打印设备、智能传感器、机器视觉系统、协作机器人、边缘计算设备、数字孪生设备、预测性维护系统、柔性制造单元、智能工装夹具、智能焊接设备、智能终端
	人工智能技术	机器学习、深度学习、人工智能、自然语言处理、智能化转型、计算机视觉、强化学习、推荐系统、情感分析、语音识别、图像生成、自动驾驶、机器翻译、异常检测、知识图谱、人脸识别、自动文本摘要、聊天机器人、时间序列预测、深伪技术检测、目标检测、数据增强
	工业软件技术	计算机辅助设计、计算机辅助制造、制造执行系统、企业资源规划、产品生命周期管理、供应链管理、分布式控制系统、工业物联网平台、过程控制软件、自动化设计软件、数控编程软件、实时监控系统、资产管理系统、数据采集与监控系统、质量管理系统、生产计划排程系统、设备维护管理软件、能效管理系统、工业网络安全软件、虚拟仿真系统
	价值链制造技术	智能工程、智能制造系统解决方案、供应链管理系统、智能营销、生产计划与排程系统、智能仓储系统、物流管理系统、自动化生产线、智能质检系统、智能家居、工业物联网平台、数据采集与分析系统、机器视觉检测、自动化装配技术、产品追溯系统、人工智能优化算法、边缘计算、数字孪生技术、智能配送、能耗管理系统、协同设计平台、虚拟仿真系统、预测性维护技术、机器人流程自动化、柔性制造技术

### 3. 分组变量

本文借鉴周晓苏等(2016)<sup>[56]</sup>和刘诗源等(2020)<sup>[65]</sup>的研究,采用现金流模式法,基于经营现金流净额、投资现金流净额和筹资现金流净额,将企业生命周期划分为成长期、成熟期和衰退期三个阶段(如表 2 所示)。

表 2 企业在不同生命周期的现金流特征

现金流	成长期		成熟期	衰退期				
	初创期	增长期		衰退期 1	衰退期 2	衰退期 3	淘汰期	淘汰期
经营现金流净额	-	+	+	-	+	+	-	-
投资现金流净额	-	-	-	-	+	+	+	+
筹资现金流净额	+	+	-	-	+	-	+	-

### 4. 控制变量

为控制其他因素对企业创新效率的影响,本文参照权小锋和李闯(2022)<sup>[48]</sup>、王雄元和秦江缘(2023)<sup>[66]</sup>的研究,选取以下控制变量:企业规模(Size)、企业年龄(Age)、资产收益率(Roa)、现金流(SF)、托宾 Q 值(Tobin\_Q)、留存收益(RE)和资产结构(Ppe)。

本文变量具体定义如表 3 所示。

表3 变量定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量测度
被解释变量	制造企业创新效率	<i>Innov_mau</i>	研发支出缩放后的专利引用
解释变量	智能制造	<i>IM</i>	智能制造文本提取
机制变量	知识吸收能力	<i>TAC</i>	研发投入/营业收入
控制变量	企业规模	<i>Size</i>	企业总资产取对数
	企业年龄	<i>Age</i>	截至样本年度企业成立时长取对数
	资产收益率	<i>Roa</i>	负债总额/资产总额
	现金流	<i>SF</i>	经营活动产生的现金流量净额/总资产
	托宾Q值	<i>Tobin_Q</i>	市值/总资产
	留存收益	<i>RE</i>	留存收益/总资产
	资产结构	<i>Ppe</i>	固定资产/资产总额

## 四、实证结果及分析

### (一) 描述性统计

描述性统计结果如表4所示,制造企业创新效率(*Innov\_mau*)的均值为3.4563,标准差为6.6383,最小值(0.0771)与最大值(50.6445)差距较大,表明制造业企业的创新效率差异较大,与现有研究结果基本保持一致。智能制造(*IM*)的最大值为4.3567,标准差为1.1503,说明制造业企业年报中提及智能制造数量占比较小,智能制造投入与回报存在滞后性<sup>[34]</sup>,一些企业可能在年报中不太强调智能制造的投入和进展。控制变量的统计特征与现有研究基本保持一致。

表4 变量描述性统计结果

变量	观测值	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>IM</i>	21 745	0.883 5	1.150 3	0.000 0	0.000 0	4.356 7
<i>Innov_mau</i>	21 745	3.456 3	6.638 3	0.077 1	1.606 2	50.644 5
<i>Size</i>	21 745	22.142 5	1.164 8	20.043 9	21.976 4	25.737 7
<i>Age</i>	21 745	2.886 7	0.340 3	1.791 8	2.944 4	3.526 4
<i>Roa</i>	21 745	0.354 3	0.200 2	0.043 2	0.325 6	1.000 8
<i>SF</i>	21 745	0.051 5	0.064 7	-0.126 1	0.048 6	0.240 6
<i>Tobin_Q</i>	21 745	2.107 7	1.260 8	0.865 7	1.701 9	8.043 8
<i>RE</i>	21 745	0.181 1	0.211 2	-0.863 7	0.195 3	0.607 7
<i>Ppe</i>	21 745	0.219 1	0.127 5	0.018 0	0.196 7	0.598 4

### (二) 基准回归分析

表5展示了智能制造对制造企业创新效率的回归结果。从回归结果来看,智能制造(*IM*)对企业创新效率(*Innov\_mau*)影响的回归系数在10%水平下显著为正,说明智能制造提高了企业创新效率,智能制造每提

高1个百分点,企业创新效率会提升0.116个百分点,验证了假设1。从企业生命周期各阶段来看,成熟期智能制造(IM)对企业创新效率(*Innov\_mau*)影响的回归系数在1%水平下显著为正,成长期和衰退期的回归系数未通过显著性检验,表明智能制造对企业创新效率的提升仅在处于成熟期的企业发挥作用,处于成熟期的企业智能制造每提高1个百分点,创新效率提升0.2315个百分点,验证了假设3—假设5。对于成长期企业来说,有限资源主要用于产品研发迭代、产能爬坡和渠道建设,而智能制造需要大规模的数字化基础设施投入、跨系统集成能力及组织流程再造,前期成本高、回报周期长,与企业短期“生存优先”的战略导向不符。处于衰退期的企业面临市场份额萎缩、现金流紧张、人才流失等问题,组织能力持续退化,甚至出现“管理僵化”,风险承受能力低,对智能制造可能带来的试错成本更为敏感,进一步抑制了其赋能创新的可能性。而处于成熟期的企业具备稳定的现金流、规模化的生产能力及成熟的管理体系,能够承担智能制造的高投入,稳定的资源基础、成熟的组织体系与突破创新瓶颈的战略需求形成共振,使智能制造的技术优势转化为创新效率提升。

表5 基准回归结果

被解释变量	全样本	成长期	成熟期	衰退期
<i>IM</i>	0.116 0* (0.058 2)	0.098 4 (0.079 5)	0.231 5*** (0.084 2)	0.001 1 (0.207 0)
<i>Size</i>	-0.041 8 (0.242 5)	-0.232 1 (0.248 5)	0.202 9 (0.415 9)	-0.353 6 (1.234 3)
<i>Age</i>	9.192 0*** (1.511 0)	7.361 1*** (2.114 0)	11.726 1*** (2.181 3)	-6.327 1 (7.279 1)
<i>Roa</i>	1.698 3*** (0.598 4)	1.321 8* (0.732 2)	2.121 2** (0.978 1)	-2.589 2 (2.439 0)
<i>SF</i>	-0.931 3 (0.794 3)	0.551 0 (1.394 8)	-2.567 2** (1.253 6)	-1.815 0 (3.769 0)
<i>Tobin_Q</i>	0.142 2** (0.069 9)	0.098 9 (0.117 7)	0.133 2* (0.077 2)	0.530 3* (0.285 2)
<i>RE</i>	-0.961 6* (0.502 6)	-0.332 6 (0.554 5)	-1.651 6** (0.741 4)	-1.833 4 (6.246 8)
<i>Ppe</i>	-2.937 6** (1.292 6)	-3.544 1** (1.534 7)	-1.724 2 (1.960 6)	-3.747 4 (4.566 7)
常数项	-22.274 4*** (7.271 9)	-11.536 5 (9.259 3)	-36.543 1*** (11.423 7)	31.078 2 (37.207 5)
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	21 481	9 473	10 294	666
$\overline{R^2}$	0.574 2	0.655 6	0.601 1	0.670 5

注:\*\*\*、\*\*、\*分别表示在1%、5%、10%水平下显著,括号内为稳健标准误,后表同。

### (三) 内生性分析

智能制造与企业创新效率之间存在反向因果问题,智能制造通过数据驱动的流程优化缩短研发周期、降低试错成本,直接提升创新效率,但创新效率较高的企业可能往往具备更强的技术吸收能力和资源冗余,更倾向于投资智能制造以实现技术迭代。为了解决可能存在的反向因果和遗漏变量问题,本文借鉴黄群慧等(2019)<sup>[67]</sup>的研究,基于企业所在省份1984年每百万邮局数量构建工具变量。一方面,1984年的邮局密度反映了该地区早期通信基础设施的完善程度,这种历史禀赋通过促进信息流通和技术扩散,间接影响了后续智能制造技术的渗透,满足了工具变量和内生变量的相关性问题;另一方面,邮局数量作为滞后变量,其数据早于智能制造兴起的时间节点,且与当前企业创新效率无直接关联,满足排他性约束,避免了由经济发展水平、教育投入等同时期混淆因素导致的偏误,从而有效剥离智能制造与企业创新效率之间的双向因果关系。由于本文使用均衡面板数据,采用时间不变的1984年邮局密度作为工具变量,其组内变异会被固定效应吸收,使工具变量无法有效识别内生解释变量的变异,进而引发弱工具变量或估计偏误问题。因此,需要引入一个随时间变化的变量来构造面板工具变量。本文借鉴纳恩和钱(Nunn & Qian, 2014)<sup>[68]</sup>的方法,构造企业所在省份1984年每百万人邮局数量(与个体有关)和上一年互联网投资额(与时间有关)的交互项作为智能制造的工具变量,通过引入时变特征缓解了时间不变工具变量的识别困境,同时满足工具变量的核心假设,在控制相关混杂因素后具备统计与理论合理性,基于此来识别智能制造对企业创新效率的净效应。

两阶段最小二乘法(2SLS)的结果如表6所示。从全样本回归结果来看,第一阶段工具变量对智能制造的回归系数在1%水平下显著,且F值大于10,通过了相关性假设。第二阶段智能制造对企业创新效率的回归系数在1%水平下显著为正,与基准回归结果一致。Kleibergen-Paap rk LM在1%水平下显著,拒绝不可识别假设。在弱工具变量检验中,Kleibergen-Paap rk Wald F统计量大于Stock-Yogo弱工具变量识别F检验在10%水平下的临界值,通过弱工具变量检验。从企业生命周期来看,第一阶段工具变量对处于成长期、成熟期和衰退期的企业智能制造的回归系数均在1%水平下显著,且F值大于10,通过了相关性假设。但是,第二阶段只有处于成熟期的企业通过显著性检验,且拒绝不可识别假设和通过弱工具变量检验。综上,本文选取的工具变量是可靠且有效的,在考虑内生性结果后,本文结论仍然成立。

表6 内生性分析回归结果

变量	第一阶段				第二阶段			
	全样本	成长期	成熟期	衰退期	全样本	成长期	成熟期	衰退期
<i>IM</i>					0.1814*** (0.0626)	0.0910 (0.0838)	0.2505*** (0.0799)	0.5753 (0.4183)
<i>IV</i>	0.0519*** (0.0014)	0.0032*** (0.0004)	0.0517*** (0.0019)	0.0456*** (0.0038)				
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制

表6(续)

变量	第一阶段				第二阶段			
	全样本	成长期	成熟期	衰退期	全样本	成长期	成熟期	衰退期
Kleibergen-Paap rk LM					11.907 0***	10.849 0***	12.171 0***	0.921 0***
Kleibergen-Paap rk Wald F					3 274.017 0	3 595.709 0	1 776.063 0	772.006 0
观测值	15 444	6 547	8 153	739	15 444	6 547	8 153	739

(四) 稳健性检验

为了保证研究结论的可靠性和稳定性,本文通过替换被解释变量的衡量指标和更改样本周期,充分验证实证结论的可信度和稳健性,确保结果在不同条件下保持一致。

1. 替换被解释变量

本文使用研发支出缩放后的专利授予(*Innov\_patent*)作为稳健性检验的指标。*Patents/RDC* 被定义为公司*i*在*t*年授予的专利与*t-2*年财政年度 R&D 资本的比例(5年累计研发费用,假设年折旧率为20%),如式(3)所示。其中,*R&D<sub>i,t-2</sub>*表示公司*i*在*t-2*年结束的财年中的 R&D 费用,依此类推。在计算分母时,本文将缺失的 R&D 设为零,并允许 R&D 资本和授予专利之间有 2 年的间隔,因为国家知识产权局平均需要 2 年才能授予专利申请。使用累计 R&D 费用作为分母是基于前 5 年的 R&D 费用,所有这些费用都有助于在*t-2*年成功提交专利申请(这些申请在*t*年获得批准,申请-授权滞后2年)。

$$Innov\_patent_{it} = \frac{Patents_{it}}{RDC} = \frac{Patents_{it}}{R\&D_{i,t-2} + 0.8R\&D_{i,t-3} + 0.6R\&D_{i,t-4} + 0.4R\&D_{i,t-5} + 0.2R\&D_{i,t-6}} \quad (3)$$

分阶段回归结果如表 7 所示。智能制造(*IM*)的回归系数在 1% 水平下显著为正。聚焦企业生命周期来看,智能制造(*IM*)对处于成熟期的企业创新效率(*Innov\_patent*)具有提升作用,对处于成长期和衰退期的企业无影响。以上分析表明,在将被解释变量的度量方法更换后,本文的结论依然与基准回归一致。

2. 更改样本周期

2016 年 12 月,工业和信息化部、财政部发布《智能制造发展规划(2016-2020 年)》,可能会对本文研究结果造成偏误。因此,本文剔除 2016 年的数据,通过更改样本周期进行稳健性检验。表 7 的结果显示,智能制造(*IM*)对制造企业创新效率的回归系数在 10% 水平下显著为正。聚焦企业生命周期来看,智能制造(*IM*)对处于成熟期的企业创新效率具有提升作用,对处于成长期和衰退期的企业无影响。结果表明更改样本周期后本文的结论依然成立。

表 7 稳健性检验回归结果

变量	替换被解释变量				更改样本周期			
	全样本	成长期	成熟期	衰退期	全样本	成长期	成熟期	衰退期
<i>IM</i>	0.132 7*** (0.043 3)	-0.207 8 (0.143 7)	0.185 9*** (0.067 4)	-0.400 3 (0.356 2)	0.111 5* (0.062 7)	0.098 4 (0.080 6)	0.213 9** (0.092 8)	-0.009 8 (0.228 7)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制

表7(续)

变量	替换被解释变量				更改样本周期			
	全样本	成长期	成熟期	衰退期	全样本	成长期	成熟期	衰退期
年份固定效应	控制							
企业固定效应	控制							
观测值	21 481	9 473	10 294	666	20 117	8 859	9 590	613
$\overline{R^2}$	0.632 0	0.558 7	0.650 9	0.847 6	0.570 5	0.655 4	0.597 3	0.682 9

## 五、进一步检验

### (一) 机制分析

为了检验智能制造对企业创新效率的作用机制,本文参考江艇(2022)<sup>[69]</sup>的检验思路,重点关注智能制造对企业知识吸收能力的作用,构建如下模型进行机制检验:

$$M_{it} = \beta_0 + \beta_1 IM_{it} + X'_{it} \beta + \mu_i + \gamma_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中,  $M_{it}$  是知识吸收能力,其余变量设定与基准回归一致,回归结果如表 8 所示。从全样本回归结果来看,智能制造能够提高企业知识吸收能力。从分阶段回归结果来看,智能制造提高处于成长期、成熟期和衰退期的企业的知识吸收能力,但是只有处于成熟期的企业将知识吸收能力转化为创新效率。扎赫拉和乔治(Zahra & George, 2002)将知识吸收能力定义为一种与知识创造和利用相关的动态能力<sup>[49]</sup>,这一能力可以促进企业获得和保持竞争优势。已有研究证实,具有知识吸收能力的企业在重新配置资源基础和以较低的成本有效安排能力部署方面具有更大的灵活性,能通过资源编排以利用新兴的战略机会,而这些机会会有助于企业保持卓越绩效和提高创新效率<sup>[50]</sup>。解学梅和左蕾蕾(2013)<sup>[70]</sup>以长三角地区 379 家电子信息企业为研究对象,提出具有更强知识吸收能力的企业能快速获取外部技术和信息,提高产品创新和工艺创新速度,从而进一步提高企业创新效率。综上,假设 2 得以验证,即智能制造通过提高企业知识吸收能力来提升企业创新效率。

表 8 机制检验回归结果

变量	全样本		成长期		成熟期		衰退期	
	Innov_mau	TAC	Innov_mau	TAC	Innov_mau	TAC	Innov_mau	TAC
$IM$	0.116 0*	0.018 3***	0.098 4	0.022 5*	0.231 5***	0.013 8**	0.001 1	0.039 4*
	(0.058 2)	(0.006 0)	(0.079 5)	(0.011 5)	(0.084 2)	(0.005 7)	(0.207 0)	(0.021 4)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	21 481	21 481	9 473	9 473	10 294	10 294	666	666
$\overline{R^2}$	0.574 2	0.959 5	0.655 6	0.959 6	0.601 1	0.967 3	0.670 5	0.982 6

## (二) 异质性分析

为了深入理解智能制造对不同类型企业创新效率的影响,本文从国有企业和非国有企业,高科技企业和非高科技企业,劳动密集型、资本密集型和技术密集型企业的角度来进行异质性分析。

### 1. 国有企业和非国有企业

依据企业的所有权性质和控制权来源,本文将企业划分为国有企业和非国有企业。若企业为国有企业,则  $SOE=1$ ,若企业为非国有企业,则  $SOE=0$ 。表9的结果显示,智能制造提高非国有企业的创新效率,对国有企业无影响。这一结果符合中国国情:非国有企业受完全竞争市场倒逼形成强创新约束,通过扁平化决策架构加速技术迭代响应,柔性激励机制充分激活人力资本潜能,同时聚焦型资源配置策略与开放式创新网络形成协同效应。相较之下,国有企业受多重目标约束与科层制惯性的影响,创新投入易偏离市场真实需求,冗长的审批链条延缓技术转化效率,风险规避倾向抑制突破性探索,最终导致智能制造的技术红利难以充分释放为创新动能。

从企业生命周期来看,智能制造对处于成熟期的国有和非国有企业的创新效率均具有促进作用,对处于成长期和衰退期的国有和非国有企业无影响作用,原因在于:处于成熟期的企业积累了相对充足的资源和完善的管理体系,通过信息技术、人工智能和大数据在生产制造阶段的广泛应用,强烈的创新意愿使得智能制造为精益生产和敏捷制造提供技术支撑,制定精准的生产计划,避免过度生产或者缺货,实时监测生产线上的各种参数(如原材料消耗、产出品质等),并利用数据分析和预测技术进行优化,确保资源的最佳利用。与此相反,处于成长期的企业缺乏技术基础,具有一定的灵活性但是组织制度不太健全,无法为智能制造提供理想的土壤,而处于衰退期的企业面临市场需求下降和资源约束的困境,智能制造的实施可能无法逆转其整体趋势。

### 2. 高科技企业和非高科技企业

按照《高技术产业(制造业)分类(2017)》,本文将现有企业分为高科技企业和非高科技企业。从回归结果来看(如表9所示),智能制造提高了高科技企业的创新效率,对非高科技企业无影响作用。这是因为,高科技企业通常集中在技术密集型行业,如信息技术、生物医药、新材料、航空航天等,具有技术驱动、快速迭代和人才密集的特点,智能制造能够有效优化高科技企业的研发流程和提高科技成果转化水平。从企业生命周期来看,智能制造对处于成熟期的高科技企业的创新效率的提升效果较明显。这是因为高科技企业在成熟期通常已经建立了强大的技术基础和数据积累,适合智能制造的技术需求,智能制造的应用可以与这些创新能力协同作用,自动化和信息化系统可以加速实验和测试流程,提升研发进展的速度和创新成果的转换率。

### 3. 劳动密集型、资本密集型和技术密集型

本文参考齐文浩等(2023)<sup>[71]</sup>的研究,根据要素密集程度将现有制造业分为劳动密集型、资本密集型和技术密集型制造业,对处于不同生命周期的不同类型制造企业进行分组回归。表9的结果显示,智能制造对技术密集型企业的创新效率存在影响,对劳动密集型和资本密集型企业无影响。技术密集型企业以知识、研发能力为核心生产要素,而智能制造的核心技术与企业技术体系存在天然耦合性,智能制造成为企业创新链条的“智能中枢”,其数据驱动的决策模式与跨学科知识整合能力,直接作用于研发投入产出比、专利转化效率等核心创新效率指标,形成赋能效应。对于劳动密集型企业来说,企业生产流程以人工操作为主,标准化程度高、技术复杂度低,智能制造的核心价值虽能替代部分简单劳动,但受限于成本驱动逻辑与能力短板,赋能停留在要素替代层面,效果有限。对于资本密集型企业来说,依赖大规模固定资产投资实现规模经

济,其创新效率更多体现在产能利用率提升和资本周转优化,而非技术创新速度,智能制造的增量赋能对其创新效率的提升空间有限。从生命周期来看,智能制造对处于成熟期的技术密集型企业的创新效率有较大的提升作用,其余阶段的作用不明显。处于成熟期的技术密集型企业往往具备较强的技术积累和高附加值的产品需求,创新活动更偏向研发投入和高精度生产,智能制造的引入在这一阶段能够加速研发创新进程,全流程数据监控和反馈系统也可以提高工艺改进的效率,使处于成熟期的技术密集型企业更快地进行创新迭代,提高创新效率。

表 9 异质性分析回归结果

变量	国有企业				非国有企业							
	全样本	成长期	成熟期	衰退期	全样本	成长期	成熟期	衰退期				
<i>IM</i>	0.243 4 (0.242 5)	0.217 5 (0.394 0)	0.353 1* (0.192 4)	-0.468 1 (0.696 3)	0.169 0*** (0.043 3)	0.078 9 (0.088 6)	0.145 2** (0.067 2)	-0.249 3 (0.369 2)				
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制				
企业/年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制				
观测值	5 541	1 570	3 416	291	16 150	7 860	7 289	366				
组内 <i>R</i> <sup>2</sup>	0.018 3	0.029 6	0.018 3	0.031 0	0.016 9	0.006 9	0.030 5	0.069 4				
变量	高科技企业				非高科技企业							
	全样本	成长期	成熟期	衰退期	全样本	成长期	成熟期	衰退期				
<i>IM</i>	0.165 0** (0.070 5)	0.132 7 (0.078 0)	0.221 7* (0.111 6)	-0.608 7 (0.339 4)	0.016 6 (0.174 8)	-0.109 0 (0.252 5)	0.234 7 (0.213 5)	-0.350 4 (0.648 2)				
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制				
企业/年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制				
观测值	15 501	7 025	7 225	469	5 961	2 418	3 035	192				
组内 <i>R</i> <sup>2</sup>	0.016 6	0.011 9	0.021 0	0.025 3	0.026 9	0.031 3	0.027 2	0.164 3				
变量	劳动密集型企业				资本密集型企业				技术密集型企业			
	全样本	成长期	成熟期	衰退期	全样本	成长期	成熟期	衰退期	全样本	成长期	成熟期	衰退期
<i>IM</i>	0.180 7 (0.148 3)	0.200 7 (0.265 2)	0.146 9 (0.237 6)	-0.439 3 (0.433 4)	-0.174 3 (0.311 7)	-0.464 4 (0.368 3)	0.134 7 (0.396 9)	-0.014 1 (0.197 7)	0.181 3* (0.083 7)	0.147 3 (0.085 9)	0.237 2* (0.116 8)	-0.535 9 (0.354 4)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
企业/年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	4 315	1 642	2 283	167	3 890	1 754	1 835	89	13 240	6 029	6 121	401
组内 <i>R</i> <sup>2</sup>	0.018 0	0.033 6	0.015 8	0.090 5	0.023 7	0.009 8	0.043 1	0.690 0	0.005 4	0.020 7	0.024 4	0.018 1

## 六、结论与政策启示

企业创新是推动中国制造业高质量发展的关键动力。如何有效激励制造企业提高创新效率,实现经济增长模式从“粗放型”向“高效型”转变是中国面临的重要问题。智能制造作为新型制造范式,对企业实现产品创新突破和工艺创新具有关键作用。然而,智能制造技术的推广和应用需要一定的时间周期,企业在智能制造方面的投入可能尚未完全转化为创新效率的提升。针对现有研究对智能制造与企业创新效率关系的争议,本文从企业生命周期的视角,基于 2010—2023 年制造业上市公司面板数据,探讨智能制造对制造企

业创新效率的影响。研究表明:第一,智能制造整体提升制造企业创新效率;第二,分生命周期阶段看,智能制造提高了处于成熟期的制造企业创新效率,对处于成长期和衰退期的企业无明显效果;第三,分样本看,智能制造提高了处于成熟期的非国有企业、高科技企业和技术密集型企业的创新效率;第四,智能制造通过知识吸收能力强化机制来发挥对企业创新效率的提升作用。

本文的研究结论对如何建设制造强国具有如下政策启示。

第一,坚定智能制造步伐和制造强国战略,引导企业开展智能制造。制定智能制造发展规划,明确发展目标和重点领域,推动智能制造技术的研究和应用。完善智能制造相关法律法规和标准体系,优化市场环境和营商环境,促进智能制造技术的推广和应用。选择重点行业和地区,建设智能制造示范区和试点项目,推广智能制造技术和模式,形成可复制、可推广的经验。

第二,依托国家工业互联网平台构建“智能知识共享中心”,实施“百城千企”知识赋能行动。聚焦中国中小企业占比高、区域创新资源不均衡的现状,以工业和信息化部“国家工业互联网大数据中心”为基础,选取智能制造产业集群城市建立区域级“智能制造知识共享中心”,并要求获得智能制造专项补贴的企业开放非核心工艺数据,经脱敏处理后形成行业知识库,由共享中心向本地企业免费提供“智能设备知识图谱”“工艺优化案例包”等标准化知识服务,通过提高制造企业外部知识吸收能力来提高创新效率。

第三,在制定提升企业创新效率的智能制造政策时,应将企业类别和生命周期特征考虑在内,提高智能制造政策的有效性和精准度。针对国有企业、民营企业、中小微企业等不同主体的制度禀赋差异,设计梯度化政策组合。对国有企业侧重破解体制性约束,强化智能制造与市场化改革的协同;对民营企业重点降低技术升级门槛,激发其敏捷创新优势;对中小微企业则需构建普惠性支持体系,避免因资源约束陷入数字化鸿沟。同时依据企业所处发展阶段特征匹配政策着力点,成长期企业聚焦知识吸收能力建设,成熟期企业侧重开放式创新生态构建,衰退期企业实施智能转型特别救助计划。综上,通过差异化的政策设计,更好地满足不同企业的需求,促进智能制造技术在各类企业中的广泛应用和深度融合,确保技术投入能够最大化地促进企业的长期竞争优势和可持续发展。

#### 参考文献:

- [1]沈洋,张秀武. 智能制造、产业集聚与劳动力错配[J]. 中国流通经济,2022,36(4):89-100.
- [2]HIRSHLEIFER D, HSU P H, LI D M. Innovative efficiency and stock returns[J]. Journal of Financial Economics, 2013, 107(3): 632-654.
- [3]杨青峰. 高技术产业地区研发创新效率的决定因素——基于随机前沿模型的实证分析[J]. 管理评论,2013,25(6):47-58.
- [4]MÜLLER J M, BULIGA O, VOIGT K I. Fortune favors the prepared: how SMEs approach business model innovations in Industry 4.0[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2018, 132: 2-17.
- [5]曾经莲,周菁. 智能制造促进了企业融通创新吗? [J]. 首都经济贸易大学学报,2024,26(6):79-93.
- [6]JOSHI K D, CHI L, DATTA A, et al. Changing the competitive landscape: continuous innovation through IT-enabled knowledge capabilities[J]. Information Systems Research, 2010, 21(3): 472-495.
- [7]RAVICHANDRAN T, HAN S, MITHAS S. Mitigating diminishing returns to R&D: the role of information technology in innovation[J]. Information Systems Research, 2017, 28(4): 812-827.
- [8]丁焕峰,张蕊,周锐波. 制造业企业智能化转型及其创新效应研究——基于企业生命周期理论的视角[J]. 产业经济研究,2023(2):83-96.
- [9]张树山,胡化广,孙磊,等. 智能制造如何影响企业绩效? ——基于“智能制造试点示范专项行动”的准自然实验[J]. 科学学与科学技术管理,2021,42(11):120-136.

- [10] 梁鹏, 梁琳, 齐获. 工业机器人应用能否提升企业创新能力[J]. 广东财经大学学报, 2024, 39(2): 59-70.
- [11] 尹洪英, 李闯. 智能制造赋能企业创新了吗? ——基于中国智能制造试点项目的准自然试验[J]. 金融研究, 2022(10): 98-116.
- [12] 陈金亮, 赵雅欣, 林高. 智能制造能促进企业创新绩效吗? [J]. 外国经济与管理, 2021, 43(9): 83-101.
- [13] 邓悦, 蒋婉仪. 智能化转型何以激发企业创新? ——基于制造业劳动力多样性的解释[J]. 改革, 2022(9): 108-122.
- [14] 孟凡生, 赵刚. 传统制造向智能制造发展影响因素研究[J]. 科技进步与对策, 2018, 35(1): 66-72.
- [15] HAUG A, ADSBØLL WICKSTRØM K, STENTOFT J, et al. The impact of information technology on product innovation in SMEs; the role of technological orientation[J]. Journal of Small Business Management, 2023, 61(2): 384-410.
- [16] 杜传忠, 王晓蕾. 智能制造对制造企业创新效率的非线性影响——基于制造业服务化的调节效应[J]. 四川大学学报(哲学社会科学版), 2024(1): 37-51.
- [17] 刘伟, 卢泓方, 于龙振, 等. 智能化转型、经济政策不确定性与制造业创新——基于创新动机视角[J]. 广东财经大学学报, 2024, 39(3): 4-19.
- [18] 刘建丽, 李娇. 智能制造: 概念演化、体系解构与高质量发展[J]. 改革, 2024(2): 75-88.
- [19] KUSIAK A. Smart manufacturing[M]//NOF S Y. Springer handbook of automation. Cham: Springer, 2023: 973-985.
- [20] ZHANG Y F, ZHANG G, WANG J Q, et al. Real-time information capturing and integration framework of the internet of manufacturing things[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2015, 28(8): 811-822.
- [21] ZHENG P, WANG H H, SANG Z Q, et al. Smart manufacturing systems for Industry 4.0: conceptual framework, scenarios, and future perspectives[J]. Frontiers of Mechanical Engineering, 2018, 13(2): 137-150.
- [22] KANG H S, LEE J Y, CHOI S S, et al. Smart manufacturing: past research, present findings, and future directions[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing - Green Technology, 2016, 3(1): 111-128.
- [23] 吴小节, 马美婷, 汪秀琼. 智能制造研究述评[J]. 研究与发展管理, 2023, 35(6): 32-45.
- [24] 张强, 赵爽耀, 蔡正阳. 高端装备智能制造价值链的生产自组织与协同管理: 设计制造一体化协同研发实践[J]. 管理世界, 2023, 39(3): 127-140.
- [25] 裴军, 周娅, 彭张林, 等. 高端装备智能制造创新运作: 从平台型企业到平台型供应链[J]. 管理世界, 2023, 39(1): 226-240.
- [26] 杨善林, 王建民, 侍乐媛, 等. 新一代信息技术环境下高端装备智能制造工程管理理论与方法[J]. 管理世界, 2023, 39(1): 177-190.
- [27] 潘丽群, 李静, 余梦琳. 人工智能如何影响劳动力需求和结构? ——基于上市公司年报数据的实证检验[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(10): 77-98.
- [28] 韩蓄, 傅联英, 吕重阳, 等. 智藏韧显: 智能制造提升工业韧性的机理与证据[J]. 研究与发展管理, 2023, 35(6): 46-59.
- [29] CHEN Y B. Integrated and intelligent manufacturing; perspectives and enablers[J]. Engineering, 2017, 3(5): 588-595.
- [30] WANG J Q, LU Y B, FAN S, et al. How to survive in the age of artificial intelligence? Exploring the intelligent transformations of SMEs in central China[J]. International Journal of Emerging Markets, 2022, 17(4): 1143-1162.
- [31] 李健旋. 中国制造业智能化程度评价及其影响因素研究[J]. 中国软科学, 2020(1): 154-163.
- [32] YU F F, WANG L T, LI X T. The effects of government subsidies on new energy vehicle enterprises: the moderating role of intelligent transformation[J]. Energy Policy, 2020, 141: 111463.
- [33] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究, 2020, 55(10): 159-175.
- [34] 温素彬, 张金泉, 焦然. 智能制造、市场化程度与企业运营效率——基于 A 股制造业上市公司年报的文本分析[J]. 会计研究, 2022(11): 102-117.
- [35] 杨浩昌, 罗雨成, 李廉水. 智能制造对制造业高质量发展的影响研究——基于“量”与“质”的视角[J]. 科学学研究, 2024, 42(8): 1644-1655.
- [36] GAO W L, CHOU J L. Innovation efficiency, global diversification, and firm value[J]. Journal of Corporate Finance, 2015, 30: 278-298.
- [37] 卫力, 王亚玲, 张秀, 等. 数字化转型提升企业创新效率的网络机制——合作和知识双重创新网络结构洞的中介作用[J]. 西部论坛, 2024, 34(1): 81-95.
- [38] 肖文, 林高榜. 政府支持、研发管理与技术创新效率——基于中国工业行业的实证分析[J]. 管理世界, 2014(4): 71-80.
- [39] ZHOU J, LI P G, ZHOU Y H, et al. Toward new-generation intelligent manufacturing[J]. Engineering, 2018, 4(1): 11-20.
- [40] DURAN P, KAMMERLANDER N, VAN ESSEN M, et al. Doing more with less; innovation input and output in family firms[J]. Academy of

- Management Journal, 2016, 59(4): 1224-1264.
- [41] HE B, BAI K J. Digital twin-based sustainable intelligent manufacturing: a review[J]. Advances in Manufacturing, 2021, 9(1): 1-21.
- [42] ZHOU S J, SHAN F X. Discovery of innovation effect and spillover effect: evidence from intelligent manufacturing promoting low-carbon development[J]. Journal of Innovation & Knowledge, 2023, 8(3): 100383.
- [43] GOLDFARB A, TUCKER C. Digital marketing[J]. Handbook of the Economics of Marketing, 2019, 1: 259-290.
- [44] 吴群, 韩天然, 杜媛媛, 等. 数字技术赋能平台创新生态系统韧性提升研究[J]. 经济与管理研究, 2025, 46(3): 112-127.
- [45] 余玲铮, 魏下海, 孙中伟, 等. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J]. 管理世界, 2021, 37(1): 47-59.
- [46] 肖静华, 李文韬. 智能制造对企业战略变革与创新的影响——资源基础变革视角的探析[J]. 财经问题研究, 2020(2): 38-46.
- [47] 伍静, 纪祥裕. 数字经济发展与企业协同创新——基于创新链升级与供应链优化视角[J]. 首都经济贸易大学学报, 2024, 26(2): 3-18.
- [48] 权小锋, 李闯. 智能制造与成本粘性——来自中国智能制造示范项目的准自然实验[J]. 经济研究, 2022, 57(4): 68-84.
- [49] ZAHRA S A, GEORGE G. Absorptive capacity: a review, reconceptualization, and extension[J]. Academy of Management Review, 2002, 27(2): 185-203.
- [50] KODAMA T. The role of intermediation and absorptive capacity in facilitating university-industry linkages—an empirical study of TAMA in Japan [J]. Research Policy, 2008, 37(8): 1224-1240.
- [51] 李瑞敏, 李雪松. 加入大企业供应链网络如何影响中小企业创新? [J]. 经济与管理研究, 2025, 46(1): 109-123.
- [52] HAIRE M. Modern organization theory[M]. New York: John Wiley and Sons, 1959.
- [53] ADIZES I. Corporate lifecycles: how and why corporations grow and die and what to do about it[M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1990.
- [54] DEANGELO H, DEANGELO L, STULZ R M. Dividend policy and the earned/contributed capital mix: a test of the life-cycle theory[J]. Journal of Financial Economics, 2006, 81(2): 227-254.
- [55] ANTHONY J H, RAMESH K. Association between accounting performance measures and stock prices: a test of the life cycle hypothesis[J]. Journal of Accounting and Economics, 1992, 15(2/3): 203-227.
- [56] 周晓苏, 陈沉, 杜萌. 融资需求、企业生命周期与盈余管理——基于非金融行业 A 股的经验证据[J]. 山西财经大学学报, 2016, 38(9): 25-38.
- [57] 陈少华, 陈爱华. 企业生命周期划分及度量方法评析[J]. 财会月刊, 2012(27): 77-78.
- [58] MILLER D, FRIESEN P H. A longitudinal study of the corporate life cycle[J]. Management Science, 1984, 30(10): 1161-1183.
- [59] GU F. Innovation, future earnings, and market efficiency[J]. Journal of Accounting, Auditing & Finance, 2005, 20(4): 385-418.
- [60] MANN K, PÜTTMANN L. Benign effects of automation: new evidence from patent texts[J]. The Review of Economics and Statistics, 2023, 105(3): 562-579.
- [61] 姚加权, 张锴澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率? ——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 101-116.
- [62] LUI A K H, LEE M C M, NGAI E W T. Impact of artificial intelligence investment on firm value[J]. Annals of Operations Research, 2022, 308(1/2): 373-388.
- [63] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等. 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): 130-144.
- [64] 宋旭光, 杜军红. 智能制造如何影响劳动收入份额——基于中国省级面板数据的实证研究[J]. 经济理论与经济管理, 2021, 41(11): 79-96.
- [65] 刘诗源, 林志帆, 冷志鹏. 税收激励提高企业创新水平了吗? ——基于企业生命周期理论的检验[J]. 经济研究, 2020, 55(6): 105-121.
- [66] 王雄元, 秦江缘. 创新竞争与企业高质量创新模式选择——来自专利被无效宣告的经验证据[J]. 经济研究, 2023, 58(11): 80-98.
- [67] 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.
- [68] NUNN N, QIAN N. US food aid and civil conflict[J]. American Economic Review, 2014, 104(6): 1630-1666.
- [69] 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.
- [70] 解学梅, 左蕾蕾. 企业协同创新网络特征与创新绩效: 基于知识吸收能力的中介效应研究[J]. 南开管理评论, 2013, 16(3): 47-56.
- [71] 齐文浩, 李飏, 邱阳. 服务业开放阻碍制造业就业了吗: 基于行业异质性的视角[J]. 中国软科学, 2023(12): 38-48.

## Does Intelligent Manufacturing Improve Enterprise Innovation Efficiency?

### —Explanation Based on Enterprise Life Cycle Theory

LI Jiao<sup>1</sup>, LIU Jianli<sup>2</sup>

(1. University of Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 102488;

2. Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100006)

**Abstract:** Manufacturing serves as the lifeline of national economic development. Promoting R&D innovation in manufacturing enterprises amid the wave of digital intelligence has become crucial for driving the high-quality development of China's manufacturing sector and ascending to the higher end of the global value chain. Intelligent manufacturing involves not only technological breakthroughs but also a comprehensive transformation of enterprises with technological upgrading as a pivotal driver. By integrating next-generation information technology with manufacturing technology, intelligent manufacturing promotes the production, reorganization, and management of knowledge, thereby enhancing the knowledge absorption capacity in the innovation process and improving the R&D productivity of enterprises. Existing research mainly focuses on whether intelligent manufacturing improves enterprise innovation efficiency, sparking debates about productivity. However, the core issue should be the effectiveness of intelligent manufacturing in improving enterprise innovation efficiency.

Based on data from A-share listed manufacturing companies from 2010 to 2023, this paper explores the influence of intelligent manufacturing on enterprise innovation efficiency from the perspective of the enterprise life cycle. The empirical results show that intelligent manufacturing generally improves enterprise innovation efficiency. From a life cycle perspective, intelligent manufacturing has a positive impact on enterprises in the maturity stage but does not exert a significant impact on those in the growth or decline stages. This phenomenon can primarily be attributed to the varying innovation willingness, R&D capabilities, and organizational characteristics of enterprises in different life cycle stages. Heterogeneity regression analysis reveals that intelligent manufacturing has a significant impact on improving the innovation efficiency of non-state-owned enterprises, high-tech industries, and technology-intensive enterprises in the maturity stage. Regarding the mechanism, intelligent manufacturing can improve enterprise innovation efficiency by strengthening the knowledge absorption capacity.

The main contributions are as follows. (1) This paper explores the relationship between intelligent manufacturing and enterprise innovation based on life cycle theory, supplementing the existing dualism of intelligent manufacturing and enterprise innovation. (2) The measurement of innovation efficiency based on the scaled R&D expenditure incorporates enterprises' initial investment in patent applications and citations, which can more accurately reflect the input-output relationship of enterprise innovation efficiency. (3) Different from the mechanisms of human capital upgrading, strategic transformation, information channels, capital channels, and cost channels in the existing research, this paper puts forward a knowledge absorption capacity mechanism through which intelligent manufacturing enhances enterprise innovation efficiency, thereby enriching current research.

**Keywords:** intelligent manufacturing; innovation efficiency; life cycle theory; manufacturing; knowledge absorption capacity

责任编辑:李 叶;宛恬伊