智能制造政策对企业新质生产力的影响研究

刘和旺[1,2]，李修玉[1]，郑世林[3]

(1. 湖北大学 商学院，湖北 武汉 430062; 2. 湖北省开放经济研究中心，湖北 武汉 430061;
3. 中国社会科学院 数量经济与技术经济研究所，北京 100732)

摘　要：发挥智能制造支撑引领作用，加快形成新质生产力是推动高质量发展的内在要求和重要着力点。基于 2011—2022 年中国制造业 A 股上市公司数据，采用双重差分法探究中国智能制造试点示范项目对企业新质生产力的影响。研究发现，智能制造政策实施显著提升了企业新质生产力，采用机器学习方法等一系列稳健性检验后结论依旧成立。机制分析表明，智能制造政策主要通过促进企业基础研究、智能生产转型和劳动力结构优化催生新质生产力。异质性分析表明，智能制造政策对企业新质生产力的提升作用对高新技术企业、技术密集型和劳动密集型行业以及知识保护水平较高地区的企业更为有效。进一步分析发现，智能制造政策能够对下游企业新质生产力产生正向溢出效应。研究结论为国家工业智能化政策推广和企业新质生产力跃升提供了有益的理论支撑和实践启示。

关键词：智能制造；新质生产力；企业基础研究；智能生产转型；机器学习

中图分类号：F426; F270.3　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1008-2506(2025)04-0050-16

DOI:10.20209/j.gcxb.441711.20250728.006

一、引言

新质生产力作为马克思主义生产力理论的中国创新和实践，是科技创新交叉融合突破所产生的根本性成果。新质生产力不仅侧重于技术的革新，更重视通过技术进步与管理创新的有机结合，实现经济模式与产业结构的根本性转变，成为当前与未来中国经济转型的关键所在。历经几十年的快速发展，中国制造业已建立起独立完整、门类齐全的制造体系，但与先进国家相比，大而不强的问题仍然突出。随着中国经济发展进入新常态，经济增速换挡、结构调整阵痛、增长动能转换等相互交织，长期以来主要依靠资源要素投入、规模扩张的粗放型发展模式难以为继①。在此背景下，智能制造作为技

■**收稿日期**：2025-04-10

■**基金项目**：国家社会科学基金一般项目(22BJL049)；武汉市社会科学基金后期资助项目(2024026)

■**作者简介**：刘和旺(1972—)，男，安徽安庆人，湖北大学商学院教授，湖北省开放经济研究中心研究员，博士生导师；李修玉(1997—)(通讯作者)，男，山东临沂人，湖北大学商学院博士研究生；郑世林(1975—)，男，山东日照人，中国社会科学院数量经济与技术经济研究所研究员，博士生导师。

① 参见《智能制造发展规划(2016—2020 年)》，https://www.gov.cn/xinwen/2016-12/08/content_5145162.htm。

术前沿的代表，其战略价值愈发凸显，不仅是建设制造强国的主攻方向，更是加快推进新型工业化的重要任务。因此，深入探究智能制造对新质生产力的具体影响，能够揭示新型生产关系与先进生产力协同演化的内在机理，为破解传统要素驱动模式边际效益递减难题提供政策启示。

现有文献围绕智能制造(政策)效应的研究已涵盖了产能利用、成本管理、供应链管理、ESG 表现、对外贸易、企业创新和高质量发展等诸多领域。在产能利用方面，智能制造通过在生产端赋予企业柔性化与实时化调度能力，根据消费端需求重塑生产结构而显著提升了产能利用率[1]。就成本管理而言，智能制造依托数据驱动的资源优化与信息处理优势，有效缓解了企业成本粘性[2]。伴随大数据与物联网等新兴技术的发展，智能制造在供应链管理中的应用显著增强了供应链的韧性与效率[3]。此外，智能制造在企业 ESG 表现[4]和出口规模扩张[5]方面同样展现出积极作用；在创新维度上，智能制造不但能够优化企业创新结构，还能提升其创新能力和质量[6]；在高质量发展方面，智能制造能够提高企业生产效率[7]和全要素生产率[8]，从而为企业竞争优势的构建提供有力支撑。

新质生产力源于智能化和信息化技术的革命性发展，正改变着传统的生产和管理方式[9]。数实融合[10]、ESG 发展[11]和企业基础研究[12]等是企业借助要素创新性配置提升新质生产力的关键因素。新质生产力在推动经济和社会现代化进程中扮演着关键角色，其影响涵盖了宏观和微观两个层面。在宏观层面，作为中国式现代化的新动能，新质生产力在全面提升社会生产效率过程中发挥着核心作用[13]。与此同时，新质生产力通过优化要素资源配置和增强产业竞争力，显著提高了区域经济增长水平，并能有效缩小区域发展差距[14]。从全球产业链重构视角看，新质生产力为中国价值链跃升提供了系统路径，有望破解产业发展瓶颈、突破转型困局并塑造现代化产业体系新格局[15]。在微观层面，新质生产力不仅赋能数字化审计发展[16]，还能有效促进企业内部薪酬公平，缩小管理层与普通员工间的薪酬差距，推动共享发展目标的实现[17]。已有研究不仅凸显了新质生产力的多维影响，也指出了其在实现经济现代化过程中的核心地位。

综上所述，现有研究多聚焦微观企业智能技术采纳行为，对人工智能产业政策传导机制的宏观考察不足，对新质生产力形成中的协同演化机理缺乏阐释。有鉴于此，本研究聚焦如下问题：智能制造政策能否提升企业新质生产力？若能，则又是通过何种渠道实现？为了回答上述问题，本研究拟基于交错型双重差分模型实证检验智能制造政策对制造业企业新质生产力的影响及其机制，旨在为中国推进制造强国建设和加快形成新质生产力提供理论依据和政策参考。边际贡献主要有以下三方面：第一，拓展了研究视角。在理论探究方面，全面分析智能制造政策对企业新质生产力的影响，深入探讨智能制造政策如何通过推动企业基础研究、智能生产转型和劳动力结构优化实现企业新质生产力的全面革新，丰富了企业新质生产力的培育路径探讨，为智能制造政策的经济与社会效益提供了新的理论视角和经验证据。第二，研究设计更为严谨。相较于现有研究[18]，在实证过程中，本研究用文本分析法有效地控制了可能的处理组内生性问题，增强了因果推断的可信度。同时，借助政府工作报告，利用 Word2Vec 模型对新质生产力指标运用机器学习方法进行重新测度，对传统主成分分析法测度的新质生产力指标是一个有益的补充。并进一步使用微观招聘数据和企业论文数据实时捕捉企业人力资本和创新要素的重构轨迹，力求精确捕捉新质生产力的提升路径。第三，揭示了政策通过产业链传导的非对称性特征。本研究综合利用宏观政策背景与微观企业数据，识别了智能制造政策红利沿产业链条具有非对称传递特征，对新质生产力背景下构建现代化产业体系具有一定的政策参考价值。

二、政策背景与理论分析

(一) 政策背景

随着新一代信息技术和先进制造技术不断融合，智能制造已成为推动产业革新的核心动力。如

美国以“制造业创新研究院”为枢纽,聚焦人工智能与工业互联网的前沿技术突破;德国“工业 4.0”战略着力数字化生产系统升级,强化高端装备制造优势;日本通过“机器人革命”计划推动智能设备普及,提升精密制造竞争力;欧盟的“Horizon 2020”计划则致力于跨国技术标准协同。

相比之下,中国的智能制造政策框架致力于解决国内制造业“大而不强”的问题。中国作为全球最大的制造国,2006 年首次将“智能制造”概念纳入国家长远科技发展战略,并进行一系列的政策推广和实施。2015 年发布了影响深远的《中国制造 2025》计划,明确提出智能制造是优先发展的领域之一,标志着智能制造已升级为国家战略。继而,《智能制造发展规划(2016—2020 年)》和《智能制造工程实施指南(2016—2020 年)》等政策文件相继出台,详细规划了智能制造的发展路径、目标和具体措施,旨在通过顶层设计和政策支持加速智能化转型步伐。在具体实施中,智能制造试点从初期的智能工厂建设(2015 年)、跨行业标准推广(2016—2017 年)逐步演进至产业集群智能化升级(2018 年后)。现实中的智能制造示范项目已在多个维度上展现其对企业新质生产力的有效赋能,成为推动生产方式变革与要素重构的关键抓手。例如,特变电工智能电气有限责任公司入选智能制造示范项目后投产 3.5 万m^2 数字化干变车间,依托智能变压器协同研发平台和订单交付一体化的智能生产管理系统,实现产能、产值“双翻番”,且产品质量显著提升,生动验证了智能制造升级对电气装备行业新质生产力的放大效应①。智能制造示范项目落地不仅促进了技术的快速发展和行业的广泛应用,也为中国迈向制造强国、提升国际竞争力提供了有力支撑。

(二)理论分析与研究假设

1. 智能制造政策对企业新质生产力的促进作用

新质生产力是由技术革命性突破、生产要素创新性配置和产业深度转型升级而催生的当代先进生产力。根据内生增长理论中的技术外部性和人力资本外部性理论,当传统资本中嵌入数智要素时,数据与知识流动能在更大范围内实现资源再配置,形成知识溢出与规模经济的协同效应。由此可见,能否持续引入数智要素影响着企业新质生产力的内生增长路径。

基于新古典经济增长理论,技术进步是推动生产力跃迁的核心动因。打好关键核心技术攻坚战,才能加快形成新质生产力[19]。《中国制造 2025》与《国家智能制造发展规划(2016—2020 年)》的政策实施,标志着中国制造业向高技术与自动化转型的决心,直接推动了企业新质生产力的生成与变革。政策通过财政补贴等手段,显著降低了高端装备与工业软件的沉没成本。同时,国家级工业互联网平台与技术标准体系以公共品形式扩大知识外部性的可及范围。试点政策对入选企业设定“生产效率提高 20%、成本降低 20%、能耗降低 4 - 10%”等硬性指标,从激励与约束两端缩短了技术采用周期,触发了资本再配置的加速器效应。在这一框架下,政策通过优化企业的内部决策流程与市场响应机制,引导企业从单纯的数量扩张转向质量与效率的提升[20],激励企业更加注重产品质量、创新能力的提升以及市场的深度挖掘[21],从而形成新的发展动能。如福耀玻璃在部署智能生产设备和平台后,其生产效率提升了 30.5%,产品不良率下降了 30%,能源利用率提高了 12%②。根据资本深化理论,智能技术的嵌入加速了生产要素创新性配置和产业深度转型升级,成为推动企业新质生产力持续攀升的核心力量[22]。基于此,提出以下研究假设:

假设 1:智能制造政策提升了企业新质生产力。

2. 智能制造政策对企业新质生产力的影响机制

一是通过促进企业基础研究,提升企业新质生产力。创新始于技术,成于资本。智能制造政策通过研发补贴和税收优惠等手段,聚焦和支持企业的基础研究,帮助企业解决传统制造业中的技术瓶颈,推动生产方式的根本性变革。如《智能制造发展规划(2016—2020 年)》明确提出,要加速核心技

①资料来源于:http://xj.people.com.cn/n2/2024/0620/c186332-40885818.html。

②资料来源于:https://www.xinhuanet.com/politics/20240506/d5109aced2314b3aa7dd8e19f75e6b25/c.html。

术的突破，提升自主创新能力。政策工具降低了企业开展基础研究的机会成本，将资金向关键核心技术倾斜，扩大了基础研究的预期内部收益。由此，企业的知识资本存量得以加速积累。

当基础研究成果内生化为核心工艺及数据资产时，不仅增强了企业的技术竞争力，也为新质劳动对象的形成提供了有力的技术保障。如烽火通信科技股份有限公司依托“智能制造示范工厂”项目集中攻关，成功研发“Tbit/s 级光传输芯片”，突破了高端光网络核心器件“卡脖子”难题并入选国家级 5G 全连接智慧工厂，夯实了其新质生产力的技术底座①。此外，政策引导下的基础研究不仅提升了企业自身的技术边界，也通过协同创新网络放大了知识外部性。通过支持产业联盟的建设以及产学研用协同平台的推广，智能制造政策使得企业能够共享技术外溢的红利[23]。在这一过程中，企业通过整合各方资源，推动了边缘计算、数字孪生等技术在智能制造中的深度渗透。网络化创新模式符合熊彼特的创造性破坏理论，政策通过非均衡资源的投放，促使新质劳动对象重新配置，实现“研发—应用—再研发”的循环累积。这不仅促进了技术的快速迭代，也实现了生产要素创新性配置的质变。由此可见，企业基础研究水平成为推动新质生产力提升的关键[12]。

二是通过推动企业智能生产转型，提升企业新质生产力。从生产函数角度来看，生产率的提升本质上取决于生产要素配置效率的持续优化，而智能生产模式则为这一优化提供了可行的技术路径。依据《智能制造工程实施指南(2016—2020 年)》的指导思想，政策鼓励通过智能车间与数字化工厂等新型生产模式的广泛推广，推动企业生产流程实现深层次的智能化、数字化与网络化转型。新型生产模式通过数字化设计、智能控制以及实时数据监测等先进技术手段，实现了生产流程的精细化管理，不仅催生出具有数据密集型特征的新质劳动资料，而且为生产率增长和企业新质生产力培育提供了新动力[24]。

智能生产转型一方面通过智能资本提高了单要素边际产出，还通过降低信息不对称和工序协调成本，在生产流程释放成本红利；另一方面通过大模型预测控制等智能技术将数据要素嵌入生产函数之中，重构了企业对需求波动和工艺复杂度的响应方式，为新质生产力的跃升创造了必要的配置效率空间。更重要的是，政策以专项贴息等手段对智能装备投资实行成本内部化，从而引导企业更快完成资本结构重塑。由此，智能制造引致的智能生产转型完美契合了新质生产力高科技、高效能、高质量的特征。如柳工集团装载机智能制造项目覆盖 15 个关键环节和 21 个应用场景，建成无人下料、机器人焊接与柔性装配生产线，显著提升了装配精度和产线柔性，被认定为“广西智能制造标杆企业”②。又如，宝钢股份与华为合作，在上海工厂部署 AI 战略，计划三年内打造 1000 个 AI 应用场景，其 1580 智能车间和厚板连铸产线的自动调度与质量预测系统，使单位能耗下降 12%，劳动生产率提升 30%，展示了“数字孪生 + 大模型”在流程制造中的新质生产力潜力③。与此同时，智能制造政策通过资金引导和支持，鼓励企业在智能设备上投入资本，实现生产工具的升级和优化，催生实质性创新[25]，进而推动了新质生产力的提升。此外，智能制造政策的一个关键目标是通过智能化改造降低生产成本[26]，从而优化资源的动态配置效率，提高产能利用率。短期内自动化设备投入快速替代低技能工序，智能化的柔性生产模式作为新质劳动资料，成为推动新质生产力形成的重要力量。

三是通过优化企业劳动力结构，提升企业新质生产力。知识形态向物质资本的跃迁过程，要求劳动力与劳动工具相匹配。智能制造政策的深入推进通过技术偏向型进步重构了制造业的要素需求结构[27]。在劳动经济学理论视角下，劳动力结构能否及时调整是决定技术红利能否内化为新质生产力的关键。智能设备与高技能劳动力的边际替代弹性显著低于低技能劳动力，迫使企业提升技术人员

①资料来源于：https://mp.weixin.qq.com/s?__biz=MzUzOTUwODkzNg==&mid=2247525318&idx=4&sn=fdbffcf343fcaeb8a8b8729e3c3cb628&chksm=fbad66cf058f8731b72f15b6c00d5f0383ebc3ab7f88470a0f2a4201490d9eeb2b3aad5e289e&scene=27。

②资料来源于：https://mp.weixin.qq.com/s/JfK0rJSqXMREypmkDia8Ew。

③资料来源于：https://www.shbsq.gov.cn/shbs/rdtj/20250113/405025.html?utm_source=chatgpt.com。

占比以迎合政策导向,塑造出与新质生产力发展相匹配的新质劳动者队伍。

具体而言,智能制造政策将建设智能制造人才培养体系列为重点任务之一,并鼓励企业开展技术升级和自动化改造,在机器换人的同时创造了大量高技能、高附加值的岗位[28]。智能制造不仅涉及自动化设备的应用,还包括引入人工智能辅助工具等新技术。人工智能工具可以替代劳动力执行一些重复性和低价值的任务,从而使劳动力能够将精力集中在需要判断力和创造力的高价值活动中[29],进一步提高了岗位的技术密集度和生产效率。在此背景下,企业要求现有劳动者具备更高的技术能力,推动整体劳动力水平的提升。如江西铜业贵溪冶炼厂建设“大数据平台 + 极板智能转运”系统后,工厂中的危险作业实现自动化,同时新增了过程控制、碳资产管理等高技能岗位,并以高分通过工信部的智能制造示范工厂验收①。智能制造政策在淘汰劳动密集型生产模式的同时,也会催生数据分析、智能运维等新型技术岗位,其带来的要素替代与岗位创造双重效应会持续推动生产函数向技术密集型方向转移,为企业新质生产力的增长奠定了坚实基础。基于此,提出以下研究假设:

假设 2: 智能制造政策通过促进企业基础研究、智能生产转型与劳动力结构优化催生企业新质生产力。

三、研究设计

(一) 数据来源

囿于部分指标统计年度和口径,本研究选取 2011—2022 年中国制造业 A 股上市公司作为研究样本,企业财务数据来自国泰安数据库(CSMAR) 和中国研究数据服务平台(CNRDS),政策文本来源于工业和信息化部官网。参考黄卓等和沈坤荣等的研究[1,8],对原始数据的处理如下: 剔除 ST 类、*ST 类和上市状态异常的企业样本; 仅保留制造业企业样本; 剔除主要变量缺失的企业样本; 剔除上市未满一年的企业样本; 剔除资不抵债和财务数据异常的企业样本。为了消除极端值的影响,对所有连续变量进行前后 1% 的缩尾处理。

(二) 变量设定

1. 核心解释变量: 智能制造政策

由于智能制造入选企业名单涵盖不同时期的四个批次,导致不同年份入选的企业具有不同特征,因此,本研究根据 2015—2018 年工业和信息化部发布的《工业和信息化部关于公布智能制造试点示范项目名单的通告》(以下简称《通告》) 设定处理组。同时借助天眼查等网站,从试点示范项目的名单中手动识别出上市公司作为本研究的处理组,其余制造业企业作为对照组。随着人工智能的嵌入,一些企业为抢占未来经济和科技发展的制高点,会自主开展智能制造,进而会对对照组产生干扰。因此,参考现有研究[2,30],利用 Python 对上市公司年报进行文本识别,若公司在年报中未出现智能制造相关内容,则视其为一个干净的对照组,予以保留。若上市企业 i 在第 t 年入选智能制造示范项目,则政策虚拟变量(*IM*) 在第 t 年及以后年份赋值为 1,否则为 0。

2. 被解释变量: 企业新质生产力

本研究采用四种具有代表性和互补性的测度方法,从不同的视角捕捉企业新质生产力的多维度特征,以便进行全面评价。

一是参考肖有志等和张雪兰等的研究[17,31],从实体性要素和渗透性要素出发,考虑促进新质劳动力、劳动资料和劳动对象三者优化组合的相关指标,使用客观赋权熵值法测度企业新质生产力指数(*NQPF*),详见表 1。

①资料来源于: https://www.jxcc.com/content/40a3654ae9ab48b5a031316fe6cc9565.html?type=2&columnId=d1d42c81a60e4838893cb20212c56a37; https://baijiahao.baidu.com/s?id=1807538094235944953&wfr=spider&for=pc。

表 1　企业新质生产力的测算指标体系

维度	构成要素	分项指标	方向
实体性要素	新质劳动者	研发人员占比	+
		研发薪酬占比	+
	新质劳动资料	数字技术投资	+
	新质劳动对象	污染排放强度	−
渗透性要素	新技术研发	研发折旧摊销占比	+
		研发租赁费占比	+
		研发直接投入占比	+
	创新产出	发明专利申请数量	+
		实用新型申请数量	+
	生产组织	生产数字化	+
		组织数字化	+
		生产组织绿色化	+
		数实产业融合水平	+
	数据要素	企业数据要素水平	+

二是基于神经网络的词向量表示学习模型(Word2Vec) 来测度企业新质生产力。具体步骤如下: 第一，爬取百度百科中与经济学相关的词汇，将其作为自建词库扩充到 Jieba 库中。第二，清洗上市公司分析师报告作为本研究文本语料库。分析师研报涵盖企业经营业绩、市场竞争地位以及创新活动等多维度信息。与年报相比，其因专业性和中立性而呈现出相对外生性的判断视角[32]。第三，将“新质生产力”作为种子词汇，对 2023—2024 年国家和地方政府工作报告进行初筛。第四，借助 Word2Vec 神经网络模型，运用深度学习技术手段，获得“新质生产力”的相似词词集。为了提高测度的准确性，仅保留相似度较高的词汇①。第五，挖掘上市公司分析师研报中种子词汇与相似词汇出现的词频数，加 1 取对数后用来衡量企业新质生产力(*N_ML*) 。

三是以全要素生产率大幅提升作为新质生产力的核心标志。为此，以企业全要素生产率在行业内的相对变化近似代替企业新质生产力(*N_TFP*) [31]。

四是借鉴宋佳等的方法[11]，从劳动力和生产工具两方面构建相关指标测算企业新质生产力(*NPRO*) 。

3. 控制变量

从企业财务特征因素出发，结合现有研究设定影响企业新质生产力的相关控制变量[1,2,8]。变量具体衡量方式如表 2 所示，主要变量描述性统计结果如表 3 所示。

表 2　主要变量定义

变量类型	变量名称	变量符号	变量说明
被解释变量	新质生产力	*NQPF*	客观赋权熵值法测算
		N_ML	Word2Vec 神经网络模型构建
		N_TFP	TFP 在行业内的相对变化
		NPRO	参考宋佳等的测算指标[11]构造
核心解释变量	智能制造	*IM*	企业当年及以后是否入选智能制造示范项目
控制变量	企业规模	*Size*	Ln(企业资产总计)
	资产负债率	*Lev*	企业负债总计/企业资产总计
	总资产收益率	*Roa*	企业净利润/企业资产总计

①限于篇幅，未列出具体词汇，备索。

(续表)

变量类型	变量名称	变量符号	变量说明
	现金流量	*Cash*	现金流净额/企业资产总计
	上市年龄	*Age*	Ln(当年年份 - 企业上市年份 + 1)
	账面市值比	*Mb*	股东权益/企业市值 A
	股权集中度	*Top*1	第一大股东持股比例
	两职合一	*Dual*	董事长和总经理是否为同一人

表 3 主要变量描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
NQPF	15 511	0.339	0.329	0.010	1.558
N_ML	15 491	0.831	1.192	0.000	6.817
N_TFP	14 905	0.912	0.138	0.251	1.734
NPRO	14 844	4.921	2.349	0.088	43.169
IM	15 511	0.033	0.179	0.000	1.000
Size	15 511	21.934	1.138	19.551	25.281
Lev	15 511	0.414	0.251	0.000	0.886
Roa	15 511	0.033	0.075	-0.321	0.212
Cash	15 511	0.195	0.138	0.014	0.664
Age	15 511	2.132	0.760	0.693	3.332
Mb	15 511	0.578	0.241	0.098	1.133
*Top*1	15 511	0.330	0.140	0.088	0.715
Dual	15 511	0.301	0.459	0.000	1.000

(三) 模型设定

本研究以《通告》作为政策冲击,采用交错型双重差分法实证检验智能制造政策对企业新质生产力的影响,模型构建如下:

$$Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 IM_{it} + \alpha_2 Controls_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,i 和 t 代表企业个体和年度;Y_{it}代表企业 i 在 t 年度的新质生产力,包括 $NQPF_{it}$、N_ML_{it}、N_TFP_{it} 和 $NPRO_{it}$;IM_{it}是企业是否入选智能制造示范项目的虚拟变量;*Controls* 表示企业 i 在 t 年度的相关控制变量集合;μ_i 表示企业固定效应,λ_t表示年度固定效应;ε_{it}为随机扰动项。

四、实证结果分析

(一) 基准回归

表 4 报告了智能制造政策对新质生产力影响的回归结果。从列(1) 至(8) 可看出,无论是否添加控制变量,智能制造政策对四种方式测度的企业新质生产力的影响系数均在 1% 或 5% 水平上显著为正,表明智能制造政策能够激发企业塑造新质生产力。研究结论与《智能制造发展规划(2016—2020 年)》中提出的加快推进智能制造,促进中国制造业供给侧结构性改革,提升经济增长新动能的战略目标相吻合。研究假设 1 得以验证。

表 4 基准回归结果

变量	*NQPF*	*NQPF*	*N_ML*	*N_ML*	*N_TFP*	*N_TFP*	*NPRO*	*NPRO*
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
IM	0.099***	0.093***	0.391***	0.340***	0.017**	0.018**	0.309**	0.393***
	(0.020)	(0.019)	(0.135)	(0.125)	(0.008)	(0.008)	(0.153)	(0.143)

Size		0.055***		0.671***		0.003		-0.033
		(0.007)		(0.032)		(0.003)		(0.071)
Lev		0.025**		-0.112*		-0.006		0.226*
		(0.013)		(0.063)		(0.006)		(0.135)
Roa		0.079***		1.212***		-0.022*		-1.326***
		(0.026)		(0.136)		(0.013)		(0.358)
Cash		-0.011		0.147		-0.008		-3.249***
		(0.020)		(0.096)		(0.009)		(0.219)
Age		-0.025**		-0.452***		0.005		0.453***
		(0.011)		(0.053)		(0.005)		(0.091)
Mb		-0.036**		-1.854***		-0.012*		-0.152
		(0.015)		(0.084)		(0.007)		(0.128)
*Top*1		-0.014		0.051		-0.002		0.333
		(0.041)		(0.172)		(0.017)		(0.430)
Dual		0.010*		0.057*		0.000		-0.116**
		(0.006)		(0.030)		(0.003)		(0.056)
常数项	0.335***	-0.797***	0.818***	-11.912***	0.911***	0.841***	4.910***	5.283***
	(0.001)	(0.139)	(0.004)	(0.629)	(0.000)	(0.060)	(0.005)	(1.529)
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	15 511	15 511	15 491	15 491	14 905	14 905	14 844	14 844
R^2	0.816	0.820	0.588	0.641	0.800	0.801	0.778	0.799

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

（二）平行趋势检验

双重差分模型的前提是满足平行趋势假定，在政策实施前，处理组和对照组的变动趋势需保持一致，即在智能制造政策实施前，企业新质生产力水平变动趋势需相同。为此，采用事件分析法的研究框架来评估该政策前5期和后5期的动态效应，具体模型如下：

$$Y_{it} = \alpha + \beta_n \sum_{n\geqslant -5}^{5} IM_{i,t+n} + \gamma Controls_{it} + \delta_i + \eta_t + \mu_{it} \quad (2)$$

上式中，*IM* 为政策实施窗口，政策实施当年取1，其他年份取0。检验结果如图1所示，智能制造政策实施前，各期回归系数均未通过显著性检验。从政策实施当期开始，智能制造政策对企业新质生产力的影响逐渐显现，满足平行趋势假设。传统的处理前趋势检验并不足以作为平行趋势假设的有效证据，此检验在统计上具有低功效，并可能导致估计结果和推断出现偏差与扭曲。进一步，本研究对政策冲击后的点估计量进行敏感性分析[33]，先构造与平行趋势最大偏离程度相关的统计量，再根据这一偏离程度构建相应的处理后点估计量的置信区间。结果表明，即便平行趋势存在一定偏离，智能制造政策仍然可以显著促进企业新质生

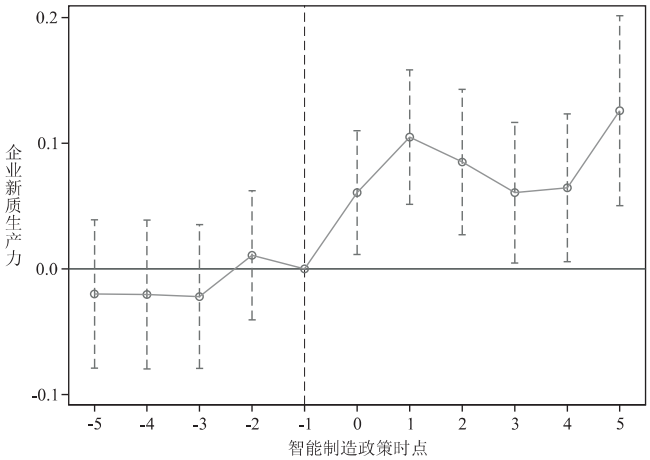

图1　平行趋势检验

产力的提升①。

(三) 内生性检验

1. 倾向得分匹配和熵平衡匹配检验

为修正因企业间存在系统性差异造成的选择性偏误,采用倾向得分匹配(PSM) 和熵平衡方法进行检验。根据企业特征选取控制变量集作为协变量,构建一个尽可能相似的实验组和对照组。表 5 列(1) 为 PSM-DID 模型下的估计结果,列(2) 为熵平衡匹配后的回归结果。从中可知,智能制造政策对企业新质生产力的影响仍显著为正,证明基准回归结果具有稳健性②。

2. 工具变量法检验

智能制造项目入选与企业新质生产力之间可能存在反向因果关系。一方面,由于具有较高生产力的企业才有足够的资源和能力入选智能制造项目示范;另一方面,可能存在一些未被观测的变量,既影响政府对智能制造的评估决策,也会影响企业的新质生产力。因此,考虑到智能制造和企业新质生产力之间可能存在内生性问题,故使用工具变量法以纠正内生性偏误,以确保研究结果的有效性。首先采用 2003 年企业所在地级市的信息传输、计算机服务和软件业从业人员数量与时间变量的交互项作为智能制造政策的工具变量[2],再进一步利用地级市地形起伏度与时间变量交乘作为智能制造政策的另一工具变量[34],旨在提高研究的准确性。从表 5 列(3) 至(6) 的结果可以看出,智能制造政策在使用工具变量法回归后的结果依旧稳健。工具变量第一阶段的 F 值大于 10,并且 Cragg-Donald Wald F statistic 值也远大于 10% 的临界值,证明本研究所选取的工具变量不存在弱工具变量问题。

3. 两阶段 DID 模型检验

在交错型 DID 模型中,政策的平均处理效应随着组别和时间发生变化时有可能产生估计偏误,故本研究采用两阶段 DID 模型观察智能制造政策在不同时间点的平均效应,以及个体层面的变化。具体结果如表 5 列(7) 所示,智能制造政策的系数在 1% 的水平上显著为正,表明相比于其他企业,入选智能制造示范项目企业的新质生产力平均水平的提升更为显著。

表 5 内生性检验(一)

变量	PSM	熵平衡	工具变量法				两阶段 DID
	NQPF	*NQPF*	*IM*	*NQPF*	*IM*	*NQPF*	*NQPF*
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
IM	0.071***	0.063***		0.111***		0.092**	0.382***
	(0.021)	(0.019)		(0.023)		(0.044)	(0.080)
*IV*1			0.199***				
			(0.016)				
*IV*2					0.663***		
					(0.080)		
第一阶段 F 值				160.03		69.11	
K-P rk LM				65.518		25.023	
C-D Wald F				47 000		6 825.855	
控制变量	是	是	是	是	是	是	否
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是

①限于篇幅,未列出敏感性分析结果,备索。

②正文仅报告 1∶4 近邻匹配结果,其他匹配方式以及平衡性检验结果未列出,备索。

年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
样本量	3 478	15 511	15 511	15 511	13 508	13 508	15 511
R^2	0.904	0.890	0.912	0.026	0.768	0.030	

4. Heckman 两阶段模型检验

由于只有部分企业入选智能制造项目，对照组企业中可能存在具备入选条件但未入选的情况。为了克服可能的样本选择偏差，采用 Heckman 两阶段模型对基准回归模型进行选择性偏误修正，结果如表 6 列(1)(2)所示。先使用 Probit 模型来估计企业入选智能制造的概率。利用机器学习方法构建企业人工智能指标[35]，在将当年同一行业中人工智能水平(*AI_mean*)纳入决策方程后，*AI_mean* 的系数显著为正，表明额外控制变量选取无误。再进一步计算出逆米尔斯比率(*Imr*)，用于调整第二阶段回归的选择偏差。在第二阶段的回归结果中，调整后的智能制造系数为 0.094，在 1% 的显著性水平上显著，表明智能制造政策对企业新质生产力具有显著的正向影响；逆米尔斯比率(*Imr*)的系数显著，说明选择偏差确实存在并对估计结果产生影响，但修正之后，本文的研究结论依旧稳健。

5. 更换双重机器学习模型估计方法

企业入选智能制造项目的原因可能涉及大量未被观测的潜在影响因素，故进一步运用双重机器学习模型中的正则化算法以解决潜在的内生性问题。在此，采用随机森林等机器学习模型进行分析，结果如表 6 列(3)至(6)所示，表明在利用双重机器学习克服传统方法的局限性，提供更加稳健和无偏的因果效应估计后，研究结论仍然稳健。

表 6　内生性检验(二)

变量	Heckman 两阶段		随机森林	Lasso 回归	岭回归	支持向量机
	IM_dm	*NQPF*	*NQPF*	*NQPF*	*NQPF*	*NQPF*
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
IM		0.094***	0.181***	0.779***	0.597***	0.163***
		(0.019)	(0.030)	(0.040)	(0.057)	(0.049)
Imr		−0.200***				
		(0.052)				
AI_mean	0.168***					
	(0.020)					
控制变量	是	是	是	是	是	是
控制变量二次项	否	否	是	是	是	是
企业固定效应	否	是	是	是	是	是
年份固定效应	否	是	是	是	是	是
样本量	15 511	15 511	15 511	15 511	15 511	15 511
R^2		0.820				

(四) 稳健性检验

1. 排除竞争性政策

考虑到智能制造试点实施期间的相关政策可能会对本研究的实证结果产生影响，故收集自 2011 年以来的基于地区层面的大型数字经济政策，包括人工智能创新应用先导区(*AIP*)、智慧城市试点(*SCP*)、宽带中国(*BC*)、数字政府建设(*CDG*)和国家大数据综合试验区(*NBD*)，将上述政策依次以控制变量的形式纳入基准回归模型进行验证。通过表 7 可以看出，引入一系列可能的竞争性政策后，没有对本研究基准回归结果造成干扰。

表 7　稳健性检验: 排除竞争性政策

变量	人工智能创新应用先导区 *NQPF* (1)	智慧城市试点 *NQPF* (2)	宽带中国 *NQPF* (3)	数字政府建设 *NQPF* (4)	国家大数据综试区 *NQPF* (5)
IM	0.093***	0.093***	0.093***	0.092***	0.093***
	(0.019)	(0.019)	(0.019)	(0.019)	(0.019)
AIP	0.021**				
	(0.010)				
SCP		−0.010			
		(0.009)			
BC			0.014*		
			(0.008)		
CDG				−0.010	
				(0.008)	
NBD					−0.005
					(0.010)
控制变量	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
样本量	15 511	15 511	15 511	15 511	15 511
R^2	0.820	0.820	0.820	0.820	0.820

2. 安慰剂检验

为进一步考察智能制造政策对于企业新质生产力的政策效果是否有效,本研究采用随机生成处理组和政策发生时间 1 000 次的策略来进行安慰剂检验。从图 2 中可以观察到大多数的安慰剂检验结果无统计显著性且远小于真实系数值,意味着智能制造政策对企业新质生产力的影响并非偶然因素所导致。

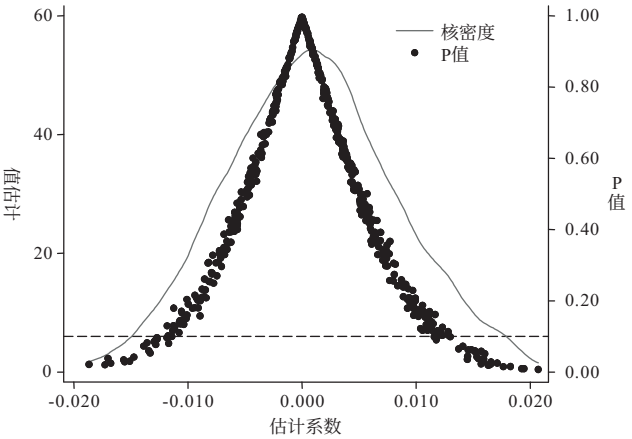

图 2　安慰剂检验

3. 异质性处理效应检验

在分析智能制造政策对企业新质生产力的影响时,本研究进一步根据 Goodman-Bacon 以及 De Chaisemartin 和 D'Haultfoeuille 的分解法进行诊断。从 Bacon 分解法[36]得到的结果来看,时变处理的实验组将“从未处理个体”视为对照组的权重约为 94.9%,组内差异所占权重数值仅为 2.3%,表明处理效应在组间存在一定程度的异质性,但不会对估计结果造成严重的偏差。进一步地,运用 De Chaisemartin 和 D'Haultfoeuille 的方法[37]进行负权重诊断后,负权重占总效应的比重仅为 0.1%,说明可以忽略偏误对于核心结论的影响①。

五、拓展性分析

(一) 机制检验

前文的理论分析认为,智能制造政策主要通过推动企业基础研究、智能生产转型及劳动力结构优化影响企业新质生产力。根据江艇的机制检验思路[38],在基准模型(1)的基础上设置机制检验模型:

①异质性处理效应的检验结果未列出,备索。

$$Mediator_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 IM_{it} + \alpha_2 Controls_{it} + \mu_i + \lambda_i + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中，$Mediator_{it}$为机制变量，其余变量定义与模型(1)一致。

为检验试点政策如何影响企业新质生产力，构建以下变量进行验证。企业基础研究方面：以创新和技术等关键词从企业披露的政府补助明细项目中筛选出企业获得的研发补贴(*Sub*)；手工整理企业收到的税收返还衡量企业税收优惠(*Tax*)；以企业当年融资约束的概率表征企业融资约束指数(*Fc*)[39]；以企业发表的论文数量表征企业基础研究水平(*Basic*)；以企业与高校和科研院所的合作论文数量衡量企业合作研究水平(*Per*)；以《产业基础创新发展目录(2021年版)》中的关键技术关键词与IPC分类号识别核心专利并测度企业核心技术突破能力(*Inn*)[40]。智能生产转型方面：以智能化投资金额及其占固定资产比重衡量企业智能化投资程度(*Taii*)和水平(*Aiil*)；参考Acemoglu和Restrepo的方法[28]测度工业机器人渗透率(*Rp*)；选取迪博内部控制信息披露指数库中的企业内部环境指标刻画企业生产柔性(*Ic*)[1]；利用随机前沿分析法测度企业产能利用率(*Cur*)。劳动力结构优化方面：以人工智能等关键词筛选出企业的人工智能岗位招聘数量，用以表征企业人工智能劳动力需求(*Aijob*)；以企业排名前20%的发明人数量加1后取对数衡量企业高技术人才(*Inventor*)[40]；以本科及以上员工占比衡量劳动力结构(*Ls*)。

表8　机制检验

变量	企业基础研究						智能生产转型
	Sub	*Tax*	*Fc*	*Per*	*Basic*	*Inn*	*Taii*
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
IM	1.382**	0.011	−0.024**	0.233***	0.613***	0.251***	0.285***
	(0.667)	(0.012)	(0.011)	(0.059)	(0.123)	(0.096)	(0.109)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
样本量	15 507	15 447	14 894	15 511	10 246	12 226	13 215
R^2	0.427	0.784	0.873	0.726	0.738	0.490	0.815
变量	智能生产转型				劳动力结构优化		
	Aiil	*Rp*	*Ic*	*Cur*	*Aijob*	*Inventor*	*Ls*
	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
IM	0.001**	0.960***	0.193*	0.001**	0.339***	0.127**	0.016**
	(0.001)	(0.301)	(0.114)	(0.000)	(0.082)	(0.061)	(0.008)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
样本量	13 215	15 391	15 404	14 136	15 511	13 911	13 313
R^2	0.538	0.205	0.524	0.998	0.394	0.851	0.725

注：囿于数据，列(5)样本期为2011—2018年。

表8报告了智能制造政策对企业新质生产力影响的机制检验结果①。首先，智能制造政策的短期激励侧重直接的研发补贴。研发补贴作为政策抓手，在缓解企业融资约束的同时，持续强化协同研发并提升企业基础研究水平，引领核心技术突破，从而以新质劳动对象为载体持续提升新质生产力。其次，在政策驱动下，企业智能化设备投资在短期内显著增长。当智能化资本存量积累至一定程度后，企业智能化水平随之提升，进而智能制造政策可以促使资本配置加速向高附加值环节集中，尤其在智能制造设备与技术转化领域，可以激发生产模式的迭代升级。通过运用新质生产资料，企业可以实现

①为识别政策所触发的“要素替代—岗位创造”双重效应，本研究进一步以事件研究法绘制了动态效应图，备索。

技术要素与资本要素的高效协同,为新质生产力的加速形成奠定了坚实基础。最后,伴随政策效应的影响,企业对于人工智能相关岗位和高技术人才的需求持续扩张,进而实现人力资本结构的优化。智能制造政策有效增加了新质劳动者供给,为企业新质生产力的加速形成提供了关键支撑。至此,研究假设 2 得以验证。

(二) 异质性分析

基准回归中关于智能制造对企业新质生产力的考察仅反映了平均意义上的影响。若能分析不同场景下智能制造的政策效应,则对于落实深层次的政策布局具有重大意义,故本研究将从企业内部特征和外部环境差异两方面进一步探讨智能制造政策在是否高新技术企业、行业要素密集度、地区知识保护水平等方面可能存在的非对称效果。

1. 是否高新技术企业

本研究从《国家重点支持的高新技术领域》中识别出高新技术企业,然后将总体样本按照是否高新技术企业分组回归。表 9 列(1)(2)的结果显示,智能制造政策的系数仅在高新技术企业组中显著,且组间差异系数显著,说明政策对于企业新质生产力的促进作用仅对高新技术企业有效。究其原因,可能在于高新技术企业原有的信息化与数字化基础设施相对完备,智能制造系统的部署成本低,政策补贴能迅速转化为产出增量。此外,高新技术企业技术迭代快、竞争强度大,柔性化和模块化生产对保持技术领先至关重要,政策在智能化改造等方面与企业需求形成共振,能够有效加速形成新质生产力,而非高新技术企业技术升级压力较小,政策冲击难以触发其生产方式的大规模重构。

2. 不同要素密集类型

本研究依据企业所属行业的要素特性,将企业划分为技术密集型、资本密集型和劳动密集型三类[41],并分别对其政策效应进行回归分析。通过表 9 列(3)至(5)的结果可以看出,智能制造政策对技术密集型和劳动密集型企业的新质生产力发展具有显著的正向促进作用,而对资本密集型企业的影响不显著。究其原因在于,技术密集型企业长期依赖研发投入与知识资本积累,可以快速将政策支持内化为技术创新产出;劳动密集型企业会充分利用政策引致的设备自动化替代低效人工环节,显著提升劳动生产率,从而塑造新质生产力;而资本密集型企业对固定资产的高度依赖则导致技术扩散弹性不足,政策引致的边际改进被既有生产模式刚性所稀释,进而无法有效提升企业新质生产力。

3. 不同知识产权保护水平

本研究以地区知识产权审判结案数和 GDP 数据,运用显性比较优势指数测算出城市层面知识产权保护强度[42],按照年度中位数分为两组进行回归。从表 9 列(6)(7)的结果来看,智能制造政策对于企业新质生产力的正向影响在知识保护水平较高地区的企业相对有效。其差异主要源于,在知识产权保护严密的地区,产权边界清晰提高了知识资本的排他性,技术转让渠道完善降低了智能制造所需技术要素的匹配与交易摩擦。产权排他性与要素流动性的协同作用使政策红利能够充分驱动生产技术智能化升级,催生新质生产力。而在知识产权保护不太严密的地区,知识要素溢出风险上升、资源配置效率下降,政策激励被结构性摩擦所稀释,难以显著提升企业的新质生产力。

(三) 智能制造政策对产业链新质生产力溢出效应的影响

在全球价值链重构与中国产业升级的双重压力下,智能制造政策提出聚焦重点领域,推动智能化装备集成,强化产业链上下游协同。本研究基于国泰安数据库和天眼查网站,识别样本企业的上下游企业,考察智能制造政策在产业链不同环节对新质生产力的溢出影响。从表 9 列(8)(9)的结果来看,上游企业的新质生产力未受政策影响,而下游企业的新质生产力则有显著提升。这一差异性影响可能缘于产业链分工的技术经济属性。在上游企业中,政策引致的智能化改造因沉没成本高及设备重置风险大而难以渗透;反观下游企业,凭借上游企业的知识溢出,显著放大了政策红利,从而能够实现新质生产力的跃升。

表9　异质性分析和产业链溢出效应分析

变量	高新技术企业		要素密集度			知识保护水平		产业链	
	是	否	技术	资本	劳动	高	低	上游	下游
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
IM	0.098***	0.048	0.109***	0.054	0.074**	0.096***	0.073***	−0.115	0.136***
	(0.022)	(0.032)	(0.026)	(0.062)	(0.029)	(0.028)	(0.024)	(0.108)	(0.034)
组间差异	0.050***					0.023*			
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	11 290	4 221	8 471	3 520	3 520	9 291	6 220	1 631	2 946
R^2	0.819	0.845	0.839	0.759	0.763	0.844	0.835	0.518	0.553

六、结论与政策建议

本研究以中国智能制造试点示范项目为准自然实验，基于2011—2022年中国制造业A股上市公司数据，采用双重差分法深入探讨了智能制造政策对企业新质生产力的影响。研究结果表明，智能制造政策可以显著提升企业新质生产力。在通过四种具有代表性和互补性的测度方法来衡量新质生产力，进行双重机器学习等稳健性检验后，结论依旧成立。机制分析发现，推动企业基础研究、智能生产转型和劳动力结构优化是智能制造政策催生企业新质生产力的主要渠道。异质性分析发现，智能制造政策可以有效提升高新技术企业、技术密集型和劳动密集型行业以及知识保护水平较高地区企业的新质生产力。进一步从产业链角度分析发现，智能制造政策对下游企业的新质生产力具有正向溢出效应，而对上游企业无显著影响。基于研究结论，本研究提出以下政策建议。

第一，加快智能制造示范推广，推动企业新质生产力跃升。建议政府扩大智能制造试点示范项目的覆盖范围，推动技术扩散效应形成规模化影响。同时，应聚焦构建协同机制，将试点项目与区域发展战略、行业升级目标相结合，形成系统性推进的政策格局。此外，加强试点效果的评估和动态调整，提升智能制造对生产效率和资源利用效率的直接贡献，全面推动企业新质生产力增长。

第二，增强企业基础研究水平，驱动企业新质生产力提升。建议政府支持企业进行基础研究与自主创新，促进企业与科研院所、高等院校的合作，加快技术成果转化，提升企业在吸收先进技术方面的能力。同时，政府应优化技术转移机制，支持企业将外部技术与自主研发成果快速融合应用。此外，可以进一步支持企业建立技术创新平台，提升企业整体新质生产力水平。

第三，加大数智化投资，推动企业新质生产力资本积累。智能制造发展对资本投入的依赖日益增强，建议政府设立专项政策性基金用于智能技术开发与设备购置，同时推动银行、社会资本和产业基金为企业智能化转型提供多样化融资渠道。通过加大资本支持力度，推动新质生产力的资本积累与转化，增强企业数智技术进步和生产力提升的内生动力。

第四，释放智能化人力资本红利，驱动企业新质生产力增长。建议政府构建以企业智能制造岗位需求为导向的劳动力结构优化机制，进一步挖掘劳动力结构调整对新质生产力的驱动潜力。一方面，以政策补贴形式精准推动高技能劳动力向人工智能等高附加值领域流动；另一方面，通过专项技能培训等系统性举措，提高劳动力对智能制造岗位的适配性。通过增加新质劳动者，推动企业实现新质生产力的持续提升。

第五，差异化推进智能制造，助力企业新质生产力提升。建议政府构建精准高效的差异化政策体系，强化政策引导，加大对高新技术企业的支持，发挥其灵活性与创新优势。推动技术密集型行业核心技术研发与协同，打造技术突破的产业生态；加速劳动密集型行业的自动化改造，释放劳动力潜能。

进一步完善知识产权保护机制,培育创新驱动的良性循环。通过政策效能的精准匹配,推动智能制造在多维领域形成乘数效应,持续释放新质生产力潜力,助力中国迈向制造强国。

第六,构建全产业链协同智能转型支持体系,加快培育企业新质生产力。为提升产业链整体新质生产力,建议政府构建全产业链协同导向的智能转型分层支持体系;建议由工信部与财政部联合设立智能转型产业链协同发展基金,缓解沉没成本;建议政府完善产业链智能化水平评估机制,鼓励上下游企业通过智能制造项目认证支持全产业链协同转型,提升产业链整体新质生产力。

参考文献

[1]黄卓,陶云清,刘兆达,等. 智能制造如何提升企业产能利用率——基于产消合一的视角[J]. 管理世界,2024(5):40-59.

[2]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(4):68-84.

[3]LIU C, JI H, WEI J. Smart supply chain risk assessment in intelligent manufacturing[J]. Journal of Computer Information Systems, 2021, 62(3): 609-621.

[4]ZHANG W, LI H, QIAN L, et al. How intelligent manufacturing improves corporate ESG performance: a three-dimensional analysis based on 'Environment', 'Society', and 'Governance'[J]. Journal of Environmental Management, 2025, 380: 125171.

[5]辛大楞,季存睿,辛立国. 智能转型对企业出口规模的影响研究:基于"智能制造试点示范专项行动"的准自然实验[J]. 世界经济研究,2024(6):45-59,136.

[6]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.

[7]曹玉平,侯迎信. 智能制造计划可以跨越"生产率悖论"吗:来自智能制造试点示范项目的准自然实验[J]. 中国软科学,2024(6):23-32.

[8]沈坤荣,乔刚,林剑威. 智能制造政策与中国企业高质量发展[J]. 数量经济技术经济研究,2023(2):5-25.

[9]韩喜平,马丽娟. 发展新质生产力与推动高质量发展[J]. 思想理论教育,2024(4):4-11.

[10]温科,李常洪. 数实技术融合对企业新质生产力的影响研究[J/OL]. 科研管理. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1567.G3.20250122.1420.009.html.

[11]宋佳,张金昌,潘艺. ESG 发展对企业新质生产力影响的研究——来自中国 A 股上市企业的经验证据[J]. 当代经济管理,2024(6):1-11.

[12]刁海璨. 企业基础研究与新质生产力培育[J]. 数量经济技术经济研究,2025(3):91-110.

[13]周文,何雨晴. 新质生产力:中国式现代化的新动能与新路径[J]. 社会科学文摘,2024(4):3-15.

[14]韩文龙,张瑞生,赵峰. 新质生产力水平测算与中国经济增长新动能[J]. 数量经济技术经济研究,2024(6):5-25.

[15]印剑,夏惟怡,曹向. 新质生产力赋能全球价值链跃升的理论逻辑与推进路径[J]. 广东财经大学学报,2025(2):83-89.

[16]张建伟,王越,张洪昌. 新质生产力赋能数字化审计发展:逻辑、挑战与路径[J]. 财会月刊,2024(23):25-29.

[17]肖有智,张晓兰,刘欣. 新质生产力与企业内部薪酬差距——基于共享发展视角[J]. 经济评论,2024(3):75-91.

[18]刘洪,仲黎林,彭乔依. 智能制造何以驱动企业新质生产力发展——来自智能制造试点示范项目推广的证据[J]. 现代财经(天津财经大学学报),2025(3):3-24.

[19]万长松,徐志源,柴亚杰. 新质生产力论[J]. 河南师范大学学报(哲学社会科学版),2024(2):1-6.

[20]LI L. China's manufacturing locus in 2025: with a comparison of 'made-in-China 2025' and 'industry 4.0'[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2018, 135: 66-74.

[21]BARARI A, DE SALES GUERRA TSUZUKI M, COHEN Y, et al. Editorial: intelligent manufacturing systems towards industry 4.0 era[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2021, 32(7): 1793-1796.

[22]HANG L, LU W, GE X, et al. R&D innovation, industrial evolution and the labor skill structure in China manufacturing[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2024, 204: 123434.

[23]MOEUF A, PELLERIN R, LAMOURI S, et al. The industrial management of smes in the era of industry 4.0[J]. International Journal of Production Research, 2017, 56(3): 1118-1136.

[24]VELDKAMP L, CHUNG C. Data and the aggregate economy[J]. Journal of Economic Literature, 2024, 62(2): 458-484.

[25]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(3):4-19.

[26]MOHD ARIPIN N, NAWANIR G, HUSSAIN S. Save it for a rainy day! lean strategies for cost saving: the role of lean maturity[J]. Journal of Industrial Engineering and Management, 2023, 16(1): 115.

[27]ACEMOGLU D. Technical change, inequality, and the labor market[J]. Journal of Economic Literature, 2002, 40(1): 7-72.

[28]ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.

[29]FRANK A G, DALENOGARE L S, AYALA N F. Industry 4.0 technologies: implementation patterns in manufacturing companies[J].

International Journal of Production Economics, 2019, 210: 15-26.
[30]郑世林,张果果. 制造业发展战略提升企业创新的路径分析——来自十大重点领域的证据[J]. 经济研究,2022(9):155-173.
[31]张雪兰,王剑,徐子尧,等. 惟精惟勤,玉汝于成:信贷专业化与企业新质生产力发展[J]. 金融经济学研究,2024(5):3-21.
[32]郭冬梅,王继彬,胡瀚清,等. 基于文本的创新测度及对企业绩效的影响研究[J]. 系统工程理论与实践,2024(6):1896-1912.
[33]RAMBACHAN A, ROTH J. A more credible approach to parallel trends[J]. Review of Economic Studies, 2023, 90(5): 2555-2591.
[34]谷城,张树山. 智能制造何以实现企业绿色创新"增量提质"[J]. 产业经济研究,2023(1):129-142.
[35]姚加权,张锟澎,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(2):101-116.
[36]GOODMAN-BACON A. Difference-in-differences with variation in treatment timing[J]. Journal of Econometrics, 2021, 225(2): 254-277.
[37]DE CHAISEMARTIN C, D'HAULTFOEUILLE X. Two-way fixed effects estimators with heterogeneous treatment effects[J]. American Economic Review, 2020, 110(9): 2964-2996.
[38]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.
[39]FEE C E, HADLOCK C J, PIERCE J R. Investment, financing constraints, and internal capital markets: evidence from the advertising expenditures of multinational firms[J]. Review of Financial Studies, 2008, 22(6): 2361-2392.
[40]郑世林,汉馨语,郭锡栋,等. 国家战略科技力量与企业关键核心技术突破——来自国家和省级重点实验室的证据[J]. 中国工业经济,2024(9):62-80.
[41]尹美群,盛磊,李文博. 高管激励、创新投入与公司绩效——基于内生性视角的分行业实证研究[J]. 南开管理评论,2018(1):109-117.
[42]沈国兵,黄铄珺. 城市层面知识产权保护对中国企业引进外资的影响[J]. 财贸经济,2019(12):143-157.

(责任编辑:胡慧河)

The Impact of Intelligent Manufacturing Policies on the New Quality Productive Forces in Enterprises

LIU Hewang[1,2], LI Xiuyu[1], ZHENG Shilin[3]

(1. School of Business, Hubei University, Wuhan 430062; 2. Open Economy Research Centre of Hubei Province, Wuhan 430061; 3. Institute of Quantitative and Technological Economy, Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100732, China)

Abstract: Leveraging the supportive and leading role of intelligent manufacturing to accelerate the formation of new quality productive forces is an inherent requirement and a crucial focal point for promoting high-quality development. Using the panel data from A-share listed manufacturing companies from 2011 to 2022, this study employs the difference-in-differences (DID) method to examine the impact of China's intelligent manufacturing pilot demonstration projects on new quality productive forces of the enterprises. The findings indicate that the implementation of intelligent manufacturing policies significantly enhances enterprise new quality productive forces, and the conclusion remains robust after a series of tests, including machine learning-based checks. Mechanism analysis reveals that intelligent manufacturing policies primarily foster new quality productive forces by promoting enterprise basic research, facilitating intelligent production transformation, and optimizing the labor structure. Heterogeneity analysis shows that the effect of the policy on improving new quality productive forces of the enterprises is particularly significant in high-tech enterprises, technology-intensive and labor-intensive industries, and regions with higher levels of intellectual property protection. Further analysis reveals that intelligent manufacturing policies also generate positive spillover effects on new quality productive forces of the downstream enterprises. The study provides valuable theoretical support and practical insights for the promotion of national industrial intelligence policies and the leap forward in new quality productive forces of the enterprises.

Keywords: intelligent manufacturing; new quality productive forces; enterprise basic research; intelligent production transformation; machine learning