

# 智能制造对企业绿色全要素生产率的影响

## ——基于智能制造试点示范的准自然实验

杨丹辉, 张 兴

**摘 要:** 随着新一轮科技革命和产业变革深入发展, 智能化绿色化转型成为制造业高质量、可持续发展的必由路径, 而政策支持对于数字化赋能企业绿色转型发挥着重要作用。本文基于 2012—2022 年 A 股上市企业样本数据, 测度企业绿色全要素生产率, 进而以工业和信息化部主导实施的四批智能制造试点示范政策为政策评估对象, 构建渐进双重差分模型, 实证检验试点政策对上市公司绿色全要素生产率的影响效应及作用机制。研究发现以下几点。(1) 智能制造试点示范政策显著促进了企业绿色全要素生产率提升, 结果通过了一系列稳健性检验。(2) 进一步的机制检验结果表明, 智能制造试点示范政策以绿色技术创新强化、AI 场景驱动、人力资本结构优化三项效应为间接赋能机制推动企业绿色全要素生产率改进。在间接赋能机制下, 环境规制和数字基础设施建设政策能够与智能制造试点协同推进企业绿色技术创新和 AI 场景应用, 而人力资本投资激励政策则并未显示出政策协同效应。(3) 在异质性表现方面, 试点政策对于重污染企业、非国有控股企业、劳动密集型企业的作用更为显著。(4) 智能制造试点有助于提升企业在行业内的相对竞争力, 塑造行业效率标杆。本文研究结论为“十五五”时期全面实施“人工智能+”行动, 深入推动智能化、绿色化、融合化, 持续释放智能制造赋能绿色转型的机制效应提供了理论依据和经验参考。

**关键词:** 智能制造; 政策试点; 企业绿色全要素生产率; 双重差分法

**中图分类号:** F272.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-0169(2025)06-0073-17

### 一、引 言

党的二十大报告提出, “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”。随着新一轮科技革命和产业变革深入发展, 世界范围内实体部门数字化绿色化转型显著提速。智能制造作为数字经济时代生产方式变革的方向, 是一种融合新一代信息技术与先进制造技术的新型生产范式, 通过重构设计、研发、生产、管理和销售等环节, 实现自感知、自学习、自决策、自执行和自适应功能, 并推动制造业产业模式和产业组织形态深刻变革。目前, 发展智能制造已成为世界主要经济体抢占产业链高端位置、构筑竞争新优势的重要路径。中国是世界第一制造大国, 拥有门类齐全、独立完整的产业体系, 发展

**基金项目:** 国家社会科学基金重大项目“数字经济推动产业链供应链现代化水平提升的机制与对策研究”(22&ZD095); 中国社会科学院学科建设“登峰战略”资助计划(DF2023YS24)

**作者简介:** 杨丹辉, 中国社会科学院工业经济研究所、中国社会科学院大学应用经济学院, yangdanhui@cass.org.cn (北京 100006); 张兴, 中国社会科学院大学应用经济学院 (北京 102488)

智能制造有利于夯实实体经济根基、推动制造业高质量发展、加快建设现代化产业体系、推进新型工业化。中国政府高度重视推进以工业机器人、人工智能、工业互联网等为代表的数字技术和智能技术的创新应用,相继实施大数据综合试验区、智能制造试点示范、新一代人工智能创新发展试验区、工业互联网试点示范等试点政策,深入推进产业智能化转型。

提升企业绿色全要素生产率是新质生产力发展的重要表现和关键步骤。大数据、云计算、物联网、人工智能等新一代信息技术应用日益广泛,大幅提升了企业生产要素配置效率、创新效率,符合新质生产力发展的质态<sup>[1]</sup>。同时,企业绿色全要素生产率改进意味着其环境绩效水平的提高,加深了新质生产力发展的底色。在工业领域,基于大数据驱动的智能制造系统已被验证具备节能和生产率提升效应<sup>[2]</sup>。在这一过程中,各类政策工具发挥了重要的引领和支持作用,其中智能制造试点示范以“点上突破、面上推广”为政策实施路径,以企业为试点主体,以具体生产环节智能化解决方案为导向,深度重构企业生产与研发范式,对于推动绿色全要素生产率前沿前移具备较强的政策赋能空间。因此,研究智能制造试点示范政策与企业绿色全要素生产率之间的关系,有助于全面评估政策实施效果,明确政策优化方向,从而为制造业高端化、智能化、绿色化发展提供理论支撑和决策依据。

关于智能技术应用能否提升企业绩效,学术界仍有争议,相关文献给出了不同的研究结论。本文首先对这部分研究成果进行了梳理。应该看到,近十年来,随着高质量大规模数据集的建立和GPU加速升级,以深度学习为代表的人工智能技术实现了由基础研究到工业化运用的突破式转变。然而,同期全球经济增长却表现出整体上低速波动特征。由此,有学者指出智能技术发展并未促进生产率的提升,即出现了“索洛悖论”。陈楠等<sup>[3]</sup>研究发现人工智能技术在实际应用中存在“索洛悖论”,即智能制造技术对于宏观层面全要素生产率并无促进作用。有学者将智能技术对企业生产率存在的抑制作用归因于人工智能投资初期的成本高昂和技术转化的时滞性<sup>[4]</sup>(P51)。另有研究提出了相反的观点,并从智能技术与企业技术创新<sup>[5]</sup>、企业碳减排<sup>[6]</sup>、企业成本粘性<sup>[7]</sup>、企业韧性<sup>[8]</sup>等变量的作用关系展开探讨,证实了智能技术对提升企业绩效表现、塑造竞争优势具有正向赋能作用。张龙鹏等<sup>[9]</sup>以产业融合为研究视角,实证分析发现人工智能与制造业融合发展存在显著的技术创新效应。侯德帅等<sup>[10]</sup>从工业机器人使用的角度,观察到智能制造通过加强资源掌控、提升营运效率及改善协同治理等多条路径提升企业韧性。而具体到企业生产率层面,Venturini<sup>[11]</sup>基于智能专利数据研究发现,智能技术促进了生产率快速提高,并在整个经济层面产生了知识溢出效应。牛子恒等<sup>[12]</sup>、曹玉平等<sup>[13]</sup>同样研究发现智能制造显著提升了企业全要素生产率,并指出企业人力资本结构越高级,出现“生产率悖论”的可能性越小。

进一步地,本文基于企业微观视角梳理针对“智能制造对企业绿色全要素生产率的影响”这一问题的相关研究。有学者从企业层面验证了智能制造能够显著提升绿色全要素生产率<sup>[14]</sup>。而Yang等<sup>[15]</sup>研究发现智能制造对绿色全要素生产率的赋能效应需满足一定的环境规制条件,这在一定程度上回应了智能制造的“绿色全要素生产率悖论”存在性。具体到智能制造试点示范的政策效应评估方面,现有文献对其“绿色全要素生产率”赋能效应评估也较为丰富。例如,陈俊龙等<sup>[16]</sup>设计了智能制造试点政策的准自然实验,指出试点政策通过绿色技术进步和绿色技术效率显著提升绿色全要素生产率。颜逢等<sup>[17]</sup>拓宽了机制分析框架,发现智能制造优化了企业人力资本结构,进而促进企业绿色全要素生产率提升。

上述研究为本文提供了参考借鉴,但现有文献关于试点政策的间接赋能机制尚有进一步探讨空间,政策效应评估视角相对单一,缺乏对其引发的深层经济后果的系统分析。此外,现有研究对智能制造试点政策同期相关政策关注不足,鲜有文献将环境规制、数字基础设施建设、人力资本投资激励等同期政策纳入统一分析框架进行系统研判,因此有必要开展更为全面、深入的研究。

在现有研究基础上, 本文着重探讨智能制造试点示范政策对企业绿色全要素生产率的赋能效应及其作用机制, 为以绿色全要素生产率提升推动绿色生产力发展提供理论和实证依据。本研究的边际贡献可能包括以下几点。第一, 进一步回应了数智时代的“生产率悖论”, 以微观层面的经验证据支撑智能制造试点示范政策推广。从绿色技术创新强化、AI场景驱动、人力资本结构优化三个维度, 分析出智能制造试点示范政策对企业绿色全要素生产率的间接赋能机制, 进而从环境规制、数字基础设施建设和人力资本投资激励政策视角考察三类间接机制中可能存在的双政策协同效应, 从而拓展了智能制造试点政策的作用机理。第二, 从企业污染属性、所有权属性和要素密集类型三个方面, 验证试点政策工具的异质性赋能特征, 引出多样化政策工具投放的政策含义。第三, 以新的视角拓展了智能制造试点示范政策的经济后果分析, 包括在企业与行业平均、企业与行业前沿差距层面, 定量评估试点政策在推动企业实现行业内效率赶超、树立行业效率标杆方面的影响效应, 提升了政策效果评估的全面性、系统性。

## 二、制度背景、理论分析与研究假设

### (一) 制度背景

当前, 新一轮科技革命引领生产方式变革。中国作为世界第一制造大国, 加快推进实体经济智能化、绿色化、融合化是发展新质生产力、建设现代化产业体系的必然要求, 智能制造则是工业企业实现数字化、绿色化转型的突破口。2013年, 工业和信息化部发布《信息化和工业化深度融合专项行动计划(2013—2018年)》, 其中明确提出要实施智能制造生产模式培育行动, 培育一批数字化车间、智能工厂, 推广智能制造生产模式。2015年5月, 国务院发布《中国制造2025》, 将智能制造作为两化融合的主攻方向。2015—2018年, 为推进两化深度融合和工业转型升级, 工业和信息化部部分四批开展智能制造试点示范专项行动, 集中在流程制造、离散制造、智能装备(产品)、智能制造新业态新模式、智能化管理、智能服务等方面, 实施企业层面的试点示范项目, 并强调要“立足国情、统筹规划、分类施策、分步实施”, 不断扩大行业与区域覆盖面。通过实施连续四年的专项行动, 我国先后遴选出305个示范项目, 涉及92类行业, 初步建成一批智能化示范工厂, 打造出个性化定制、远程运维、云智造等新业态新模式。2021年工业和信息化部进一步联合八部门制定《“十四五”智能制造发展规划》, 确立了“构建虚实融合、知识驱动、动态优化、安全高效、绿色低碳的智能制造系统, 推动制造业实现数字化转型、网络化协同、智能化变革”的智能制造发展路径, 为我国进一步深化数字技术、智能技术与制造业深度融合发展指明了方向。

基于上述制度背景, 本文从直接和间接影响两个视角系统分析智能制造对企业绿色全要素生产率的赋能机理。

### (二) 智能制造试点示范对企业绿色全要素生产率的直接赋能效应

从直接影响效应来看, 智能制造设备、技术的引入, 以提升资源配置效率、降低资本要素获取成本、优化能源管理和污染减排手段的方式直接改变了企业的生产函数和预算约束条件, 推动企业绿色全要素生产率提升。

第一, 智能制造试点示范能够提升资源配置效率。首先, 智能生产设备的大规模配置将诱发试点企业实施“机器换人”, 并通过人机协同方式大幅提升单位劳动生产率; 其次, 在企业引入智能生产设备和智能系统后, 其生产线能够同时实现规模化生产和个性化定制, 进而降低资产的专用性, 使得企业在市场环境发生突发性变动时可灵活调配生产设备, 抑制成本粘性<sup>[7]</sup>; 最后, 工业互联网、数字孪生、大数据分析 with 深度学习等智能技术推动各生产环节一体化融合, 企业生产

计划制定、生产物料调度能够实现系统化、模型化分析决策,这种精细化、柔性化制造范式可有效避免设备空转、物料闲置、库存积压等资源浪费<sup>[18]</sup>,提高企业投入产出效率。

第二,智能制造试点示范有助于降低资本要素获取成本。智能制造试点政策下,获选企业通过地方政府直接奖补、设备融资支持、智能制造专项投资基金等方式获取资金、设备、技术扶持,有效降低智能制造设备、节能设备和技术服务的购置成本,增强了企业智能化、绿色化改造的内生动力,促使企业将资本要素投入到有助于实现生产效率提高与环境绩效提升的领域,进而提升企业绿色全要素生产率。

第三,智能制造试点示范助力能源管理优化和智能减排。智能制造系统中的能源监测模块可通过实时采集能耗数据,运用能耗预测模型、节能优化模型进行分析挖掘,提供节能决策方案,进一步提升能源效率。此外,智能电网还能通过成本效应引导企业以清洁能源替代化石能源,优化企业能源消费结构。而在智能减排方面,计算机视觉、新型智能传感器等智能化数据采集技术能够全方位收集排污数据,精准定位污染源,及时回收处理废弃物,促进企业污染减排<sup>[16]</sup>。不可否认,数字设备、智能设备本身运行需要耗费大量数据、算力,在企业智能化转型早期会带来能源消耗和碳排放增加<sup>[19]</sup>。但随着我国算力技术不断优化以及能源体系加速迈向清洁能源“结构主导”<sup>[20]</sup>,由智能制造引致的碳排放将达到峰值并逐渐下降,最终逐步降低企业单位产出能耗和污染排放,持续赋能企业绿色全要素生产率提升。根据以上分析,提出研究假设H1。

H1: 智能制造试点示范能够正向促进企业绿色全要素生产率提升。

### (三) 智能制造试点示范对企业绿色全要素生产率的间接赋能机制

从智能制造试点示范的间接赋能视角来看,绿色技术创新、AI场景应用、人力资本结构优化则是直接机制的一种深化和拓展,其在智能化转型过程中进一步诱导资本、技术、劳动力要素互动与融合,促进企业生产管理、能源管理、污染减排效能提升。

1. 绿色技术创新强化效应。除了直接引入智能设备降低能耗和污染排放之外,试点企业还可在智能技术的长期应用中发挥学习效应,通过强化企业绿色技术创新能力实现企业能耗下降和节能减排,进而间接提升企业绿色全要素生产率。在智能制造范式下,大数据、云计算、深度学习、人工智能大模型等新兴技术手段进一步强化劳动力“干中学”效应,快速扩充产品研发人员的知识储备,协助其高效处理海量生产过程数据,开展绿色生产工艺突破和绿色产品研发,企业绿色创新能力得以增强。从绿色技术创新规模看,在试点政策导向下,节能减排、碳资产管理等相关智能技术研发活动不断增多,企业绿色技术创新规模扩大,以往企业各生产环节中存在的能源管理、污染治理技术漏洞得以被精确定位和有效解决。再从绿色技术创新质量来看,智能制造模式通过集成制造执行系统(MES)和企业资源计划管理系统(ERP),拓宽企业各部门间的“信息传递边界”,为生产工艺绿色改进提供丰富且真实的数据支持,提高绿色技术创新的针对性。此外,基于工业互联网的网络化协同制造平台还能集成不同企业的研发系统,有助于绿色技术的跨界融合与知识共享<sup>[21]</sup>,发挥绿色技术创新协同效应,进而强化绿色技术对绿色全要素生产率的赋能效应。据此,提出研究假设H2a。

H2a: 智能制造试点示范通过绿色技术创新强化效应提升企业绿色全要素生产率。

“波特假说”表明,设计合理的环境规制政策能够激发企业实施绿色技术革新,当环境规制对企业的创新收益大于环境成本时,将产生“创新补偿效应”,提升企业竞争优势。在当前企业数智化、绿色化转型的背景下,排污费、环境保护税等环境规制政策与智能制造试点示范存在政策取向一致性。对于智能制造试点企业而言,智能化改造能够促进其实现高效污染监测与生产过程控制,降低环境规制政策的合规成本。对于面临环境规制的企业而言,其利用智能技术推动生产工艺绿色化的内在驱动力更强。据此,提出研究假设H2b。

H2b: 环境规制政策能够与智能制造试点示范协同赋能企业绿色技术创新。

2. AI场景驱动效应。智能工厂建设重在场景应用, AI及其应用无疑是场景建设中的关键主动性技术。有别于直接效应, 智能制造模式还能够产生技术溢出效应, 试点企业可对前期场景应用实施二次创新, 将智能化改造成效辐射至其他生产环节, 搭建覆盖产品全生命周期的AI场景应用生态。在实践中, 自智能制造试点示范以来, 科技部、工业和信息化部出台了一系列关于智能场景应用、智能开放创新平台建设、智能制造试点示范项目要素条件等工作指引, 向企业释放出智能技术应用方向信号。据此, 试点企业基于产品全生命周期生产环节实施业务解耦, 推动智能制造AI场景应用创新, 具体涵盖工厂建设、产品研发、工艺设计、生产管理、生产作业、运营管理、产品服务、供应链管理等领域。随着企业持续深化各类AI场景应用, 大数据、云计算、物联网、AI大模型、数字孪生工厂、集成智能传感、机器视觉等智能技术逐步嵌入企业生产全流程。这将进一步提高资本和劳动要素投入产出效率、降低能耗并减少污染排放, 进而提升企业绿色全要素生产率。据此, 提出研究假说H3a。

H3a: 智能制造试点示范通过AI场景驱动效应促进企业绿色全要素生产率提升。

数字基础设施是数字技术、智能技术工业化应用的基石, 其强大的数据、算力支持, 为企业深度推进AI场景应用提供了要素和技术支撑。从政策导向来看, 以国家大数据综合试验区为代表的数字基础设施建设政策与智能制造试点政策存在政策目标一致性。在大数据综合试验区政策支持下, 数据采集、数据确权、数据交易逐渐走向标准化, 为智能制造试点企业AI模型训练提供高质量数据集资源, 缩短企业AI场景搭建周期, 进而发挥政策协同赋能效应。据此, 提出研究假设H3b。

H3b: 数字基础设施建设政策能够与智能制造试点示范协同推进企业AI场景应用。

3. 人力资本结构优化效应。劳动力要素是企业生产函数的重要组成部分, 企业投入产出效率在很大程度上取决于人力资本的规模、结构和质量。不可否认, 在短期内智能机器设备对中低技能劳动力存在一定替代效应<sup>[22]</sup>。但随着智能制造试点示范的不断深入推进, 企业对智能系统维护、智能制造工艺研发、智能决策算法优化等领域的高技能劳动力需求也将不断增加, 引致就业创造效应<sup>[23][24]</sup>, 进而带动企业人力资本结构优化。随着高技能劳动力涌入, 以工业互联网运维、AI节能系统工程师、碳核算软件维护、绿色制造工程师为代表的新型高技能岗位加快涌现, 劳动力技能密度和绿色属性显著增强。相较于低技能劳动力, 这些新型高技能劳动力具有更强的系统化管理思维, 对绿色发展和低碳转型的认知更深刻, 可与数字化工艺设计技术、生成式人工智能技术、产业链协同研发平台形成良性互动<sup>[25]</sup>, 充分释放知识溢出效应, 持续赋能企业生产管理和环境治理, 进而提升企业绿色全要素生产率。据此, 提出研究假设H4a。

H4a: 智能制造试点示范通过人力资本结构优化效应促进企业绿色全要素生产率提升。

值得注意的是, 地方政府出台的人力资本投资激励政策能够极大降低企业置换低层次劳动力的交易成本和实际投入成本, 促进人力资本结构优化。然而, 在现实中, 各地区人才引进政策往往存在较为突出的异质性和有限的技术导向型。由于政策制定主体之间的行政治理水平存在差异, 且政策制定多以区域宏观经济发展状况为依据, 鲜有地区以企业技术人才缺口为导向设计政策工具, 这无疑增大了智能制造试点企业吸纳合意高层次劳动力的难度。据此, 提出研究假设H4b。

H4b: 人力资本投资激励政策与智能制造试点示范在人力资本结构优化效应方面不具备协同效应。

综上所述, 智能制造试点示范政策赋能企业绿色全要素生产率的机制效应如图1所示。

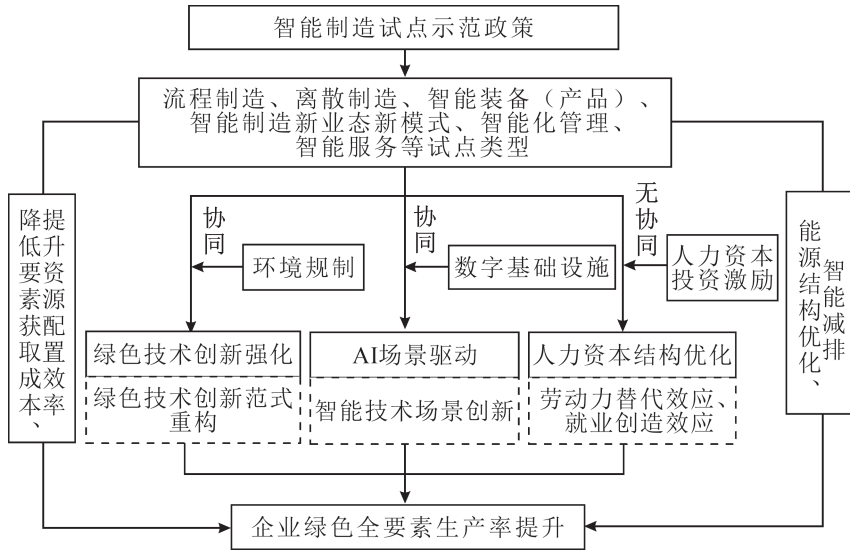


图1 智能制造试点示范对企业绿色全要素生产率的赋能机制

### 三、研究设计

#### （一）模型构建

双重差分法通过观测政策实施主体和未实施主体在政策前后的变化，考察两类主体受政策干预的差异性。因处理组和控制组往往并非严格随机选择，具有准自然实验的特性，该方法对于评估试点示范类政策的实施效果具有较为扎实的理论基础和较好的适用性。如前文所述，智能制造试点示范政策为分批次、分时点实施，故本文在借鉴沈坤荣等<sup>[26]</sup>学者的做法基础上，构建渐进双重差分模型，实证检验智能制造试点示范政策对企业绿色全要素生产率的赋能效应。具体模型如下：

$$GTFP_{it} = \beta_0 + \beta_1 IM_{it} + \sum_{j=2}^k \beta_j X_{it}^j + \mu_i + \lambda_t + \pi_n + \sigma_m + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中， $GTFP_{it}$ 为被解释变量，表示*i*企业在第*t*年的绿色全要素生产率。 $IM_{it}$ 为核心解释变量，是表示*i*企业在第*t*年是否成为智能制造试点示范的虚拟变量，企业被纳入试点名单当年及之后的年份变量赋值为1，企业未被纳入试点名单则赋值为0。 $X_{it}^j$ 为一系列控制变量， $\mu_i$ 、 $\lambda_t$ 、 $\pi_n$ 、 $\sigma_m$ 分别为企业个体、年份、城市和行业固定效应， $\varepsilon_{it}$ 为随机误差项。

#### （二）变量说明

1. 被解释变量。绿色全要素生产率（ $GTFP$ ）作为被解释变量，其测算是在计算全要素生产率基础上，引入各类能源投入以及水体污染、大气污染等非期望产出，其既反映企业资本、劳动等生产要素的投入产出效率，也体现出生产过程中企业能源节约、污染减排等方面的绿色效率。本文采用SBM方向性距离函数模型测算企业历年静态生产效率值，借鉴李斌等<sup>[27]</sup>构建的Malmquist-Luenberger生产率指数以测度企业相邻期间生产效率增长率变化，如式（2）所示，将基期指数设为1，并将历年ML指数累乘得到企业历年绿色全要素生产率值。

$$ML_t^{t+1} = \left\{ \frac{[1 + \vec{D}_0^t(x^t, y^t, d^t; g^t)]}{[1 + \vec{D}_0^t(x^{t+1}, y^{t+1}, d^{t+1}; g^{t+1})]} \times \frac{[1 + \vec{D}_0^{t+1}(x^t, y^t, d^t; g^t)]}{[1 + \vec{D}_0^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, d^{t+1}; g^{t+1})]} \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

其中,  $\vec{D}_0^t(\cdot)$  为方向性距离函数, 表示企业生产距离前沿面的距离。  $x^t$ 、 $y^t$ 、 $d^t$ 、 $g^t$  分别表示生产要素投入、期望产出 (产品产出)、非期望产出 (污染排放) 及方向向量。  $ML_t^{t+1}$  表示从  $t$  期到  $t+1$  期 ML 指数的变化情况, 若  $t+1$  期企业资本劳动要素投入产出效率提升、能源消耗减少或污染排放减少, 则意味着  $ML_t^{t+1} > 1$ , 即企业绿色全要素生产率提升。

测算过程中使用的投入指标包括: 资本投入, 使用企业固定资产净额表示; 劳动投入, 使用企业员工人数表示; 能源投入, 使用企业各类能源消耗的标准煤数值表示。产出指标分为: 期望产出, 使用企业营业收入表示; 非期望产出, 使用工业“三废”表示, 即工业废水、工业二氧化硫、工业烟尘排放量。具体指标测算参考崔兴华等<sup>[28]</sup>的思路, 基于城市和行业层面数据对企业能源投入及“三废”进行折算, 具体折算公式如下:

$$e_{ij} = E_j \times \frac{O_i}{O_j}; p_{iku} = P_{ku} \times \frac{O_i}{O_k} \quad (3)$$

其中,  $e_{ij}$  表示  $j$  行业  $i$  企业的能源消费量,  $E_j$  为  $j$  行业能源消费量,  $p_{iku}$  表示  $k$  城市  $i$  企业的  $u$  污染物排放量,  $P_{ku}$  表示  $k$  城市  $u$  污染物的排放量,  $O_i$ 、 $O_j$ 、 $O_k$  分别为  $i$  企业、 $j$  行业和  $k$  城市的工业产值。

2. 核心解释变量。智能制造试点示范是本文的核心解释变量。根据工业和信息化部公布的四批次智能制造试点示范项目名单, 将试点示范企业作为实验组, 非试点企业作为对照组, 构建政策虚拟变量  $IM$ , 在企业被纳入试点之前取值为 0, 纳入试点后取值为 1。

3. 机制变量。本文的机制变量为绿色技术创新、AI 场景应用、人力资本结构。绿色技术创新 (*greenino*), 借鉴邵帅等<sup>[29]</sup>的前期研究, 选取上市公司绿色技术专利申请量表示。AI 场景应用 (*AI index*) 涉及多种数字技术和智能技术, 这些技术在实际应用中互为补充, 成为企业构建标准化智能制造范式的核心支撑。而企业年报中的技术关键词词频能够体现其对相关技术的关注度和采纳倾向, 进而反映其技术应用水平。故本文参考姚加权等<sup>[30]</sup>的做法, 基于文本分析, 统计上市公司年报中计算机视觉、图像识别、知识图谱、物联网、人机交互、数据挖掘、深度学习、云计算、智能传感器等智能制造技术领域的关键词词频数量, 以表征企业 AI 场景应用水平。人力资本结构 (*edustr*、*techlabor*), 吸收已有文献的做法, 从高学历和高技能两个层面进行刻画, 其中学历结构使用上市公司研究生学历员工占比刻画<sup>[25]</sup>, 技能结构使用技术型员工数量占比表示<sup>[31]</sup>。

4. 控制变量。企业自身的财务绩效特征在一定程度上影响其生产经营策略。盈利能力较强的企业在长期技术研发布局和生产工艺绿色转型方面具备更强的资金实力, 而成本费用率较高的企业则可能缺少追求长期生产率提升和绿色转型的动机。故本文参考已有研究做法<sup>[32]</sup>, 选取一系列控制变量, 以缓解遗漏变量问题, 主要包括: 资产收益率 (*roa*), 以净利润与总资产平均余额之比表示; 持续增长率 (*growth*), 使用营业收入增长率衡量; 资产负债率 (*lev*), 采用年末总负债占年末总资产的比重表示; 短期负债率 (*sdebt*), 以流动负债占总资产的比重表征; 董事会规模 (*board*), 使用董事会人数的自然对数值表示; 企业规模 (*size*), 以企业固定资产净额的自然对数值表示; 流动比率 (*liquid*), 以流动资产与流动负债的比值表示; 大股东资金占用 (*occupy*), 采用其他应收款占总资产的百分比表示; 管理层薪酬占用 (*msalary*), 采用管理层前三名薪酬总额的自然对数值表示。

### (三) 数据来源及描述性统计

本文选取 2012—2022 年中国 A 股上市公司数据作为研究样本, 使用的企业层面数据主要来自国泰安数据库 (CSMAR)、上市公司年报等。行业能源消费数据来自《中国能源统计年鉴》, 城市“三废”排放数据来自《中国城市统计年鉴》。在收集数据时剔除了 ST、\*ST 企业及金融业企业样本。为尽可能减少样本量损失, 本文对少量缺失值采取线性插值法进行插补, 最终得到共计 10 076

个观测样本。主要变量的描述性统计如表1所示，其中被解释变量 *GTFP* 的最小值为0.0037，最大值为5.4040，标准差为0.6826，表明企业间 *GTFP* 存在一定的差异性。大多数控制变量均值大于其标准差，显示出变量整体分布相对集中且稳定。

表1 变量描述性统计

变量名称	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>GTFP</i>	10 076	0.610 9	0.682 6	0.003 7	5.404 0
<i>IM</i>	10 076	0.040 5	0.197 1	0.000 0	1.000 0
<i>roa</i>	10 076	0.039 6	0.064 2	-1.057 0	0.758 6
<i>growth</i>	10 076	0.156 9	0.776 2	-0.862 5	55.044 4
<i>lev</i>	10 076	0.404 6	0.183 7	0.008 0	1.037 3
<i>sdebt</i>	10 076	0.334 0	0.158 4	0.006 0	0.991 4
<i>board</i>	10 076	2.134 6	0.186 4	1.386 3	2.890 4
<i>size</i>	10 076	22.385 3	1.187 1	19.528 2	26.814 9
<i>liquid</i>	10 076	2.484 7	3.545 0	0.106 5	144.000 0
<i>occupy</i>	10 076	1.185 3	2.108 0	0.000 0	44.667 4
<i>msalary</i>	10 076	14.608 1	0.739 5	12.009 4	18.196 6

## 四、实证结果分析

### （一）基准回归结果分析

表2为智能制造试点示范对企业绿色全要素生产率的基准回归结果，列（1）为未加入控制变量，列（2）至列（4）为依次加入控制变量、城市固定效应、行业固定效应后的回归结果，回归系数分别为0.2200、0.2203、0.2217、0.2235，系数对应的 *P* 值均小于0.01。基准回归结果表明智能制造试点示范政策工具对企业绿色全要素生产率的赋能效应已经显现，研究假设 H1 得以验证。

表2 基准回归结果

变量名称	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>IM</i>	0.2200*** (0.0753)	0.2203*** (0.0736)	0.2217*** (0.0745)	0.2235*** (0.0740)
控制变量	否	是	是	是
个体固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
城市固定效应	否	否	是	是
行业固定效应	否	否	否	是
<i>N</i>	10 076	10 076	10 076	10 076
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.5517	0.5576	0.5479	0.5513

注：\*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%、1%的水平上显著，括号内为标准误。下同。

### （二）稳健性检验

为增强基准回归结果的可靠性，分别基于平行趋势检验、PSM-DID倾向得分匹配法、安慰剂检验、排除其他政策干扰、筛选样本窗口期、替换被解释变量、增加控制变量、更改聚类方式等方法进行稳健性检验。

1. 平行趋势检验。满足平行趋势检验假定是渐进双重差分模型估计的必要条件，其核心思想

是保证处理组在未受到政策冲击时与控制组保持相同的时间趋势, 避免成为“坏的控制组”, 以减小估计偏误。本文借鉴钞小静等<sup>[33]</sup>的思路和做法, 建立以下平行趋势检验模型:

$$GTFP_{it} = \beta_0 + \sum_{q=-6, q \neq -1}^7 \alpha_q D_{it}^q + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{it}^j + \mu_i + \lambda_t + \pi_n + \sigma_m + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中,  $D_{it}^q$  为政策虚拟变量,  $q$  的取值范围为  $-6$  至  $7$ , 企业若在  $t$  年入选试点示范名单, 则取值为  $1$ , 未入选则取  $0$ 。图 2 为智能制造试点示范的动态效应图, 其中图 2 (a) 为仅控制个体固定效应和年份固定效应的结果, 图 2 (b) 为进一步控制城市、行业固定效应的结果。可以看出, 在企业纳入试点政策前, 智能制造试点示范政策对企业绿色全要素生产率的回归系数在  $0$  值附近, 置信区间涵盖正负值, 且系数均不显著。而在试点第 1 期之后, 回归系数均显著为正, 这表明基准模型满足平行趋势假定条件, 且政策效应具有一定时滞性。同时, 随着智能制造试点示范的逐步推进, 其政策效应也逐渐增大。

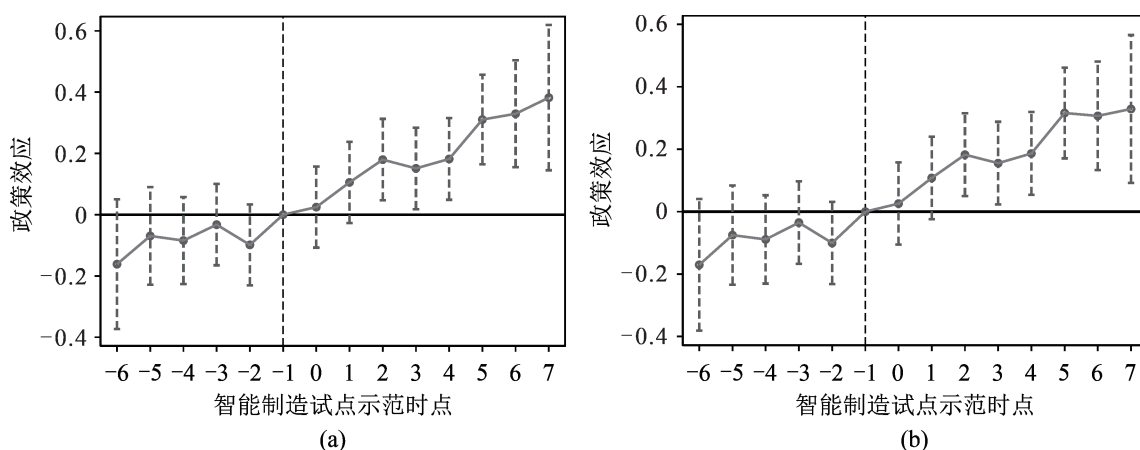


图 2 智能制造试点示范政策的动态效应

2. PSM-DID 倾向得分匹配法再检验。由于企业之间往往存在资产规模、技术水平、所有权属性等特征差异, 这些异质性特征可能干扰基准回归结果。故本文参考毛其淋等<sup>[34]</sup>的做法, 使用 PSM-DID 方法进行再检验, 以  $0.05$  卡尺近邻匹配方式对处理组进行逐年匹配后, 构造新的回归样本。图 3 为匹配前后的处理组和控制组核密度曲线分布图, 其中垂直实线和虚线分别表示处理组和控制组的倾向得分均值。

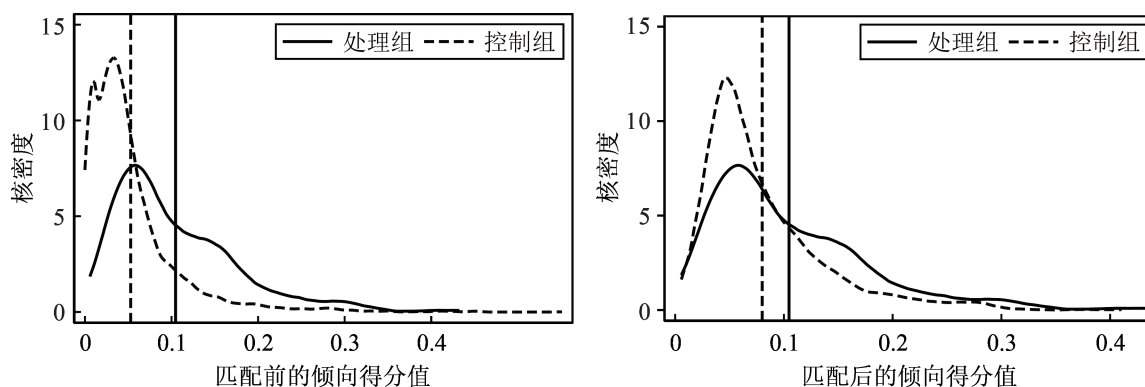


图 3 逐年匹配前后处理组和控制组得分值分布差异

控制组的倾向得分均值。由此可见, 经过样本匹配后, 处理组和控制组的均值差距有所减小, 且核密度曲线形态差异缩小, 这意味着经过匹配后的处理组和控制组各项特征趋于一致, 采用 PSM-

DID方法是合理的。

此外，为进一步增强稳健性，本文采用混合匹配、逐年逐省份匹配的方法，构造不同的匹配样本进行回归，回归结果如表3所示。其中，第（1）至（3）列分别为混合匹配、逐年匹配、逐年逐省份匹配后的回归结果，这三种匹配方式下，核心解释变量的回归系数均显著为正，本文基础结论的稳健性得以更充分的验证。

表3 倾向得分匹配回归结果

变量名称	(1)	(2)	(3)
	混合匹配	逐年匹配	逐年逐省份匹配
<i>IM</i>	0.157 7* (0.082 3)	0.163 5** (0.071 7)	0.208 0*** (0.076 2)
控制变量	是	是	是
固定效应	是	是	是
<i>N</i>	3 425	3 178	1 007
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.678 7	0.718 3	0.739 3

注：个体固定效应、年份固定效应、城市固定效应和行业固定效应均已控制。下同。

3. 安慰剂检验。本文使用安慰剂检验进一步排除不可观测因素的干扰。通过随机分配智能制造试点示范企业和试点年份，随机构造处理组和控制组进行估计，并重复此操作500次，依据得到的估计系数绘制散点分布和核密度概率密度分布图。由图4可见，所有估计系数均在0值附近且大部分不显著，呈现正态分布特征，而真实回归系数（图中垂直虚线位置）与随机回归系数分布的位置存在一定距离，进一步验证了基准回归结果的稳健性。

4. 排除其他政策干扰。在四批智能制造试点示范期间，主管部门也在同时推进其他相关政策试点，这些政策试点同样可能会对企业绿色全要素生产率水平产生影响。例如，2011年国家发展改革委批准开展的碳排放权交易试点政策<sup>①</sup>，已有研究表明碳排放权交易试点能够对企业绿色全要素生产率产生异质性影响<sup>[35]</sup>，因此该政策的实施可能对本文的政策效应评估产生干扰。又如2016年工业和信息化部发布的关于建设绿色工厂的行动目标<sup>②</sup>，李金华<sup>[36]</sup>指出绿色制造能够显著促进工业节能减排、资源综合利用，这意味着该政策对企业也具备绿色全要素生产率赋能作用。针对以上干扰因素，本文采取两种处理方式进行稳健性检验：一是将上述两项试点政策放入模型中进行控制（表4第1列和第3列）；二是分别剔除碳排放权交易试点城市（*ctrade*）样本和绿色工厂试点企业（*gfactory*）样本再次回归（表4第2列和第4列）。回归结果显示，无论是筛选样本还是控制其他干扰政策，核心解释变量回归系数的绝对数值和显著性均未发生较大变化，

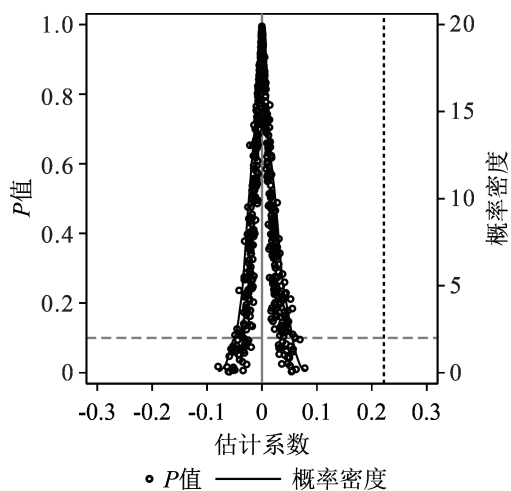


图4 安慰剂检验

① 2011年国家发展改革委批准北京市、天津市、上海市、重庆市、湖北省、广东省及深圳市开展碳排放权交易试点，自2013年起各地碳排放权交易市场陆续上线交易。

② 2016年工业和信息化部发布《关于开展绿色制造体系建设的通知》，明确提到优先在钢铁、有色金属、化工、建材、机械、汽车、轻工、食品、纺织、医药、电子信息等重点行业选择一批工作基础好、代表性强的企业开展绿色工厂创建。

表 4 排除其他政策干扰

变量名称	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>GTFP</i>	<i>GTFP</i>	<i>GTFP</i>	<i>GTFP</i>
<i>IM</i>	0.224 9*** (0.075 1)	0.313 2** (0.149 3)	0.223 7*** (0.073 9)	0.213 6** (0.088 5)
<i>gfactory</i>	-0.006 2 (0.025 3)			
<i>ctrade</i>			0.009 6 (0.035 7)	
控制变量	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是
<i>N</i>	10 076	5 433	10 076	6 885
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.551 2	0.522 5	0.551 2	0.552 3

可以认为基准回归结果没有受到以上两类政策干扰。

5. 其他稳健性检验。为确保实证结果的可靠性, 本文开展了其他稳健性检验, 包括以下方面。(1) 调整事件窗口期。2020年公共卫生事件的爆发对中国经济运行造成了冲击, 企业生产经营出现资金链、人才链、创新链断裂风险, 其各项经济指标可能出现异常值。为减小风险事件对政策评估的干扰, 本文剔除2020年样本观测值后进行再次估计。(2) 替换被解释变量测度方法。规模报酬可变原则意味着企业规模可能影响企业效率大小, 基于该原则测度企业绿色全要素生产率进行回归分析, 可进一步提升结论的可靠性。在规模报酬可变原则下, 企业的生产可能集为式(5)形式, 其中 $X$ 、 $Y$ 、 $Y^d$ 分别为投入要素、期望产出和非期望产出向量,  $\lambda$ 表示各生产单元构建生产前沿面的权重, 且满足权重之和为1。此时企业投入产出要素无法等比例放大, 生产前沿面并非由原点出发的锥形。(3) 更改模型聚类方式。随着制造业朝着远程协作、网络协同制造的方向发展, 产业链内部的技术合作更加紧密, 将聚类方式替换为行业聚类, 可以缓解行业层面的自相关问题。(4) 增加控制变量。将账面市值比(*bmr*)、融资约束(*finc*)、管理费用增长率(*mfeeg*)纳入控制变量集, 以更充分地排除遗漏变量偏误。以上检验的结果如表5所示, 在采用多种稳健性检验后, 核心解释变量的回归系数大小和显著性均未发生较大变化, 进一步验证了基准回归的可靠性。

$$P(x) = \{(x, y, y^d) | x \geq X\lambda, y \leq Y\lambda, y^d = Y^d\lambda, \sum_{i=1}^m \lambda_i = 1, \lambda_i \geq 0\} \quad (5)$$

表 5 其他稳健性检验结果

变量名称	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>GTFP</i>	<i>GTFP</i>	<i>GTFP</i>	<i>GTFP</i>
<i>IM</i>	0.215 3*** (0.072 2)	0.138 3* (0.071 4)	0.223 5** (0.082 2)	0.225 9*** (0.073 9)
<i>bmr</i>				-0.149 8** (0.058 4)
<i>finc</i>				-0.013 9** (0.006 0)
<i>mfeeg</i>				-0.005 9 (0.015 5)
控制变量	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是
<i>N</i>	9 163	10 076	10 076	9 905
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.537 9	0.596 2	0.561 6	0.555 6

### （三）机制检验

本部分对间接机制进行检验，分别实证考察智能制造反映在绿色技术创新强化、AI场景驱动、人力资本结构优化上的三条赋能机制效应。表6回归结果显示，绿色技术创新强化效应对应的回归系数在5%的显著性水平下为0.1991，表明智能制造试点政策可以正向强化企业的绿色技术创新水平，而企业绿色技术创新水平则直接反映企业对绿色生产技术的开发和利用能力<sup>[37]</sup>，并体现在企业绿色全要素生产率提升上，研究假说H2a得以验证。AI场景驱动效应的回归系数在1%的显著性水平下为正，即可认为政策试点能够正向提升企业AI场景应用水平。智能排产、能源智能管控与污染在线管控等AI场景化解决方案的实施则通过节能、省材和减排进一步提升企业绿色全要素生产率，研究假说H3a得以验证。人力资本结构优化效应的回归结果显示，以高学历劳动力占比和高技能劳动力占比作为机制变量时，回归系数均显著为正。这表明智能制造试点政策能够引致企业对高学历、高技能劳动力的偏向性需求，推动人力资本结构优化，并不断强化知识溢出效应，助力企业绿色全要素生产率提升<sup>[38]</sup>，研究假说H4a得以完成验证。

表6 机制检验结果

变量名称	绿色技术创新强化效应	AI场景驱动效应	人力资本结构优化效应	
	<i>greenino</i>	<i>AI index</i>	<i>edustr</i>	<i>techlabor</i>
<i>IM</i>	0.1991** (0.1009)	0.3233*** (0.0864)	0.6739** (0.2919)	0.0174** (0.0070)
控制变量	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是
<i>N</i>	10076	10076	7281	9996
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.6863	0.7315	0.9118	0.8193

在机制效应分析基础上，本文从环境规制、数字基础设施建设和人力资本投资激励三类政策视角分别考察其在绿色技术创新强化、AI场景驱动及人力资本结构优化机制中所释放的政策协同效应。其中，环境规制政策（*EL*）选取2018年实施的《中华人民共和国环境保护税法》，将大气污染重点治理城市样本作为实验组，数字基础设施建设政策（*DI*）选取2015年、2016年实施的国家大数据综合试验区试点政策，人力资本投资激励政策（*Talent*）选取城市实施的高层次人才引进政策<sup>①</sup>。通过将智能制造试点与以上三类政策交乘构建*IM\_EL*、*IM\_DI*和*IM\_Talent*双政策虚拟变量，将双政策试点个体和无试点个体分别作为实验组和控制组，对绿色技术创新强化、AI场景驱动、人力资本结构优化机制中的协同效应进行再检验。表7第（1）和（2）列回归结果表明，环境规制政策显著促进了企业绿色技术创新，且能够与智能制造试点政策协同强化企业绿色技术创新，进而验证了研究假说H2b。第（3）和（4）列回归结果显示，*DI*、*IM\_DI*变量的回归系数显著为正，可推断在AI场景应用方面，数字基础设施建设政策与智能制造试点存在显著的政策协同效应，研究假说H3b得以验证。第（5）至（8）列*Talent*、*IM\_Talent*对学历和技能两个维度下人力资本结构的回归系数均不显著，表明人力资本投资激励政策与智能制造试点政策并未产生协同效应，这也回应了研究假说H4b。出现这一现象的原因可能在于人力资本投资激励政策存在目标选择性，实施高层次人才引进的初衷可能在于构建面向城市企事业单位的人才库，对企业技术人才缺口的关注较少，导致城市高层次人才供给与智能制造试点企业人才需求的结构性错配。

### （四）异质性分析

1. 基于企业污染属性的异质性影响。由于重污染企业面临更大的环境规制压力，其议价能力

① 本文将含有“高层次人才引进”“硕博人才库”“人才计划”“人才新政”“人才金政”等关键词的人才政策界定为高层次人才引进政策，同时将城市首次发布高层次人才引进政策的年份作为试点冲击年份。

表 7 双政策协同赋能结果

变量名称	<i>greenino</i>		<i>AI index</i>		<i>edustr</i>		<i>techlabor</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>EL</i>	0.040 2*							
	(0.021 9)							
<i>IM_EL</i>		0.197 5**						
		(0.089 2)						
<i>DI</i>			0.146 2***					
			(0.048 1)					
<i>IM_DI</i>				0.441 0***				
				(0.160 9)				
<i>Talent</i>					-0.013 7		0.001 1	
					(0.102 3)		(0.002 7)	
<i>IM_Talent</i>						0.346 7		0.012 5
						(0.293 4)		(0.009 1)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	10 076	5 647	10 076	5 887	7 281	761	9 996	999
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.693 2	0.673 5	0.731 1	0.712 8	0.911 5	0.935 7	0.818 9	0.844 9

较弱, 智能制造模式的引入更有助于绿色全要素生产率提升, 因此智能制造试点的政策效应可能存在异质性。本文借鉴潘爱玲等<sup>[39]</sup>关于重污染企业的界定以及中国证监会发布的《上市公司行业统计分类与代码》对企业进行分类<sup>①</sup>, 并进行分组回归。表 8 第 (1) 至 (2) 列结果显示, 重污染企业的回归系数明显大于非重污染企业。出现这种结果的原因可能在于重污染企业多处于金属冶炼、化学材料等传统行业。整体来看, 这些行业既有设备自动化水平较低、生产模式粗放、污染强度大, 智能化改造能够为其带来更大的生产效率提升和污染减排空间, 试点示范对该类企业的绿色全要素生产率赋能效应更为显著。

2. 基于企业所有权性质的异质性影响。不同所有权性质企业面临的激励机制和约束条件存在明显差异, 这可能导致同一政策实施产生异质性效果, 因此有必要分析试点政策的所有权异质性特征。从表 8 第 (3) 至 (4) 列可以看出, 智能制造试点示范的政策赋能效应仅在非国有控股企业

表 8 异质性分析

变量名称	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	重污染	非重污染	国有控股	非国有控股	资本密集型	劳动密集型
<i>IM</i>	0.450 3*	0.154 9**	0.255 0	0.192 1***	0.082 3*	0.275 3**
	(0.251 1)	(0.061 9)	(0.253 8)	(0.059 6)	(0.049 7)	(0.121 1)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	3 053	7 023	980	9 096	5 109	4 967
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.589 9	0.541 8	0.583 2	0.547 0	0.567 3	0.575 8

中显著为正, 国有控股企业政策赋能效应并不显著。这可能是由于非国有控股企业通常面临更加激烈的市场竞争环境, 其预算软约束问题也较弱, 企业利用智能化技术提升绿色全要素生产率的内在驱动力更强, 相较于国有企业具有更灵活的融资机制、更强的“干中学”效应、更短的技术

① 根据文献界定和该标准文件, 最终梳理出以下行业代码对应的行业为重污染行业: C17、C19、C22、C25、C26、C28、C29、C30、C31、C32。

创新迭代周期。

3. 基于企业要素密集类型的异质性影响。本文根据辛大楞等<sup>[40]</sup>对资本密集型和劳动密集型企业分类的思路进行分组回归,结果见表8第(5)至(6)列。回归结果显示,劳动密集型企业的回归系数显著为正,且大于资本密集型企业。出现这一现象的原因主要源自企业人力资本结构的差异。根据前文分析,人力资本结构优化是智能制造试点赋能绿色全要素生产率的重要机制,由于劳动密集型企业普遍以低技能员工为主,故政策试点对劳动密集型企业带来的人力资本结构优化效应更大,因而其绿色全要素生产率赋能效应也更为显著。

#### (五) 经济后果分析

前文分析表明智能制造试点示范能够提升企业绿色全要素生产率的绝对数值,而从行业层面来看,智能制造试点还可能进一步提升企业在行业内的相对竞争力。据此,有必要检验试点政策带来的进一步经济后果。本文在借鉴郑飞等<sup>[41]</sup>的分析思路的基础上,考察试点政策能否促进企业绿色全要素生产率在行业内跃迁,打造行业效率标杆。首先将企业个体绿色全要素生产率值与其当年所属行业均值作差,记为企业发展潜力(*PGTFP*)变量,若指标数值大于0,表示企业在行业中具备一定优势。进一步地,将行业前5%前沿企业绿色全要素生产率均值与企业个体值作差,构建前沿差距(*EGTFP*)变量进行回归分析。表9中*PGTFP*和*EGTFP*的回归系数分别为0.2083和-0.1944,且均是显著的,显示出试点政策有助于扩大企业与行业平均水平的差距,并缩小其与行业前沿的差距,进而塑造行业绿色全要素生产率标杆。由此可见,制度性支持对于局部试点企业的绿色全要素生产率赋能存在突出的示范效应。国家层面出台的政策试点增强了全社会对于智能制造技术的认知和信心,引导资金、人才、技术要素向试点企业聚集,塑造企业智能化转型的比较优势。

表9 经济后果分析

变量名称	(1)	(2)
	<i>PGTFP</i>	<i>EGTFP</i>
<i>IM</i>	0.2083*** (0.0722)	-0.1944* (0.1123)
控制变量	是	是
固定效应	是	是
<i>N</i>	10076	9159
<i>Adj. R</i> <sup>2</sup>	0.5052	0.5347

## 五、研究结论与政策建议

本文基于SBM-ML指数模型测算企业绿色全要素生产率,采用渐进双重差分模型,设计准自然实验,实证检验智能制造试点示范政策对企业绿色全要素生产率的赋能效应,重点探讨政策落地过程中存在的间接影响机制以及由此产生的“双政策协同效应”。研究得出以下结论。(1)从总体上看,试点示范在中国仍是行之有效的政策工具。智能制造试点示范政策及其实践显著促进了企业绿色全要素生产率提升。(2)通过异质性分析发现,由于智能制造技术对不同类型的企业节能减排、技术创新、人力资本的影响具有一定差异性,智能制造试点政策对重污染企业、非国有控股企业、劳动密集型企业的的作用更为突出。(3)试点政策不仅能够发挥直接效应,而且形成了间接赋能机制,通过绿色技术创新强化效应、AI场景驱动效应、人力资本结构优化效应带动企业绿色全要素生产率提升。在间接机制下,环境规制、数字基础设施建设政策与智能制造试点释放出显著协同效应,而人力资本投资激励政策则并未发挥政策协同效应。(4)试点政策有助于激发制造业企业在行业内的发展潜力,塑造行业生产效率标杆。

党的二十届四中全会提出,坚持智能化、绿色化、融合化方向,加快建设制造强国。基于研究结论,为更好地复制推广典型试点经验、破解政策堵点,“十五五”时期,应多管齐下,打好政策“组合拳”,持续释放智能制造的多重赋能效应,推动制造业企业绿色全要素生产率稳步提升。

1. 要加紧关键领域智能制造技术攻关,加大绿色技术研发力度。精准识别中国智能制造关键技术领域面临的“卡脖子”技术难题,围绕智能装备制造、算力芯片开发、智能系统生态等重点领域实施专项突破行动。深化产学研合作,开发符合行业技术路线、节能减排路径、产业工艺特点和管理流程的通用型智能制造和节能降碳技术,为企业提供多样化、高质量的解决方案,推动智能化绿色化深度融合。同时,注重差异化施策,加大重污染企业、劳动密集型企业、非国有企业政策支持力度,充分释放政策效应空间。

2. 要加强智能制造模式创新和人才培养,促进技术与技能协同。面向新一轮科技革命下制造范式变革和生产要素结构演进的新趋势,建立完善政府、企业和劳动者共同参与的学习机制和培训体系,切实提升劳动力新型技能水平。重点培养智能设备操作技术人员,提高人机匹配程度。针对智能制造引发的高技能人才偏向性需求,改革现行教育体制和学科设置,加强智能技术、绿色技术、清洁能源、绿色管理等人才储备,以高质量的劳动者队伍支撑绿色新质生产力发展。配合城市更新进程,完善地方人才引育政策,激发企业人才激励效能。

3. 要深入实施“人工智能+”行动,拓展AI场景应用。密切追踪人工智能创新发展动向,持续推进数字基础设施建设,构建“数据一条链、算力一张网、算法一个源”数字生态格局,赋能AI场景突破式创新。推动人工智能技术开发、场景应用,联动推进智能制造典型场景示范、智能工厂梯度培育行动、新一批制造业新型技术改造城市试点示范项目,深度对接工业节能减排、资源高效利用、生产过程清洁化、低碳设计、绿色消费等政策措施,探索差异化落地模式和发展路径,促使AI为产业智能化、绿色化、融合化发展持续强劲赋能。

#### 参考文献

- [1] 张尧,于丽洁,王元彬,等. 新质生产力、供应链深度数字化与企业碳绩效——来自关键数字技术专利的证据[J]. 中国人口·资源与环境,2024(10).
- [2] Wang, S., Y. C. Liang, W. D. Li, et al. Big data enabled intelligent immune system for energy efficient manufacturing management[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 195.
- [3] 陈楠,蔡跃洲. 人工智能、承接能力与中国经济增长——新“索洛悖论”和基于AI专利的实证分析[J]. 经济学动态,2022(11).
- [4] Agrawal, A., J. Gans, A. Goldfarb. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*[M]. Chicago and London: The University of Chicago Press, 2019.
- [5] Yang, H., L. Li, Y. Liu. The effect of manufacturing intelligence on green innovation performance in China [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, 178.
- [6] 何琨玟,张文彬,张楠. 数智赋能与中国节能降碳效率:机制与效应[J]. 中国地质大学学报(社会科学版), 2025(1).
- [7] 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).
- [8] 张树山,夏铭璐,谷城. 智能制造与企业韧性:机制与效应[J]. 经济与管理,2025(1).
- [9] 张龙鹏,张双志. 技术赋能:人工智能与产业融合发展的技术创新效应[J]. 财经科学,2020(6).
- [10] 侯德帅,熊健,杜松桦. 智能制造与企业韧性——基于工业机器人视角[J]. 中南财经政法大学学报, 2024(4).
- [11] Venturini, F. Intelligent technologies and productivity spillovers: Evidence from the fourth industrial revolution[J]. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 2022, 194.
- [12] 牛子恒,金环. 智能制造、人力资本结构与企业全要素生产率[J]. 经济体制改革,2024(5).
- [13] 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).
- [14]王玉燕,唐辰新.智能制造如何提升企业碳全要素生产率?——基于要素投入成本与结构的视角[J].技术经济,2025(7).
- [15]Yang, S., F. Liu. Impact of industrial intelligence on green total factor productivity: The indispensability of the environmental system[J]. *Ecological Economics*, 2024, 216.
- [16]陈俊龙,何瑞宇,刘佳丽.智能制造对制造企业绿色全要素生产率的影响研究[J].软科学,2024(8).
- [17]颜逢,赵秀云.智能制造推动了企业绿色全要素生产率提升吗?——基于智能制造示范企业的研究[J].商业研究,2024(3).
- [18]徐孝民,李伟.产业绿色发展的减污降碳协同作用及机制:以黄河流域为例[J].中国地质大学学报(社会科学版),2025(4).
- [19]渠慎宁,史丹,杨丹辉.中国数字经济碳排放:总量测算与趋势展望[J].中国人口·资源与环境,2022(9).
- [20]於世为,胡星,何露,等.新型能源体系的内涵诠释、逻辑必然与要素解析[J].中国地质大学学报(社会科学版),2025(4).
- [21]杜传忠,曹雅慧,孟天赐.工业智能化影响中国工业绿色转型:机制与效应[J].中国地质大学学报(社会科学版),2025(3).
- [22]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(10).
- [23]Acemoglu, D., P. Restrepo. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020(6).
- [24]Acemoglu, D., D. Autor, J. Hazell, et al. Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies [J]. *Journal of Labor Economics*, 2022(S1).
- [25]黄卓,陶云清,刘兆达,等.智能制造、人力资本升级与企业劳动收入份额[J].经济学(季刊),2024(5).
- [26]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,2024(2).
- [27]李斌,彭星,欧阳铭珂.环境规制、绿色全要素生产率与中国工业发展方式转变——基于36个工业行业数据的实证研究[J].中国工业经济,2013(4).
- [28]崔兴华,林明裕.FDI如何影响企业的绿色全要素生产率?——基于Malmquist-Luenberger指数和PSM-DID的实证分析[J].经济管理,2019(3).
- [29]邵帅,范美婷,杨莉莉.经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展——基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察[J].管理世界,2022(2).
- [30]姚加权,张锬澎,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).
- [31]叶永卫,陶云清,王琪红,等.税收激励、人力资本投资与企业劳动生产率——来自2018年职工教育经费税前扣除政策的证据[J].数量经济技术经济研究,2023(5).
- [32]李鹏升,陈艳莹.环境规制、企业议价能力和绿色全要素生产率[J].财贸经济,2019(11).
- [33]钞小静,周文慧,刘亚颖.工业互联网与制造业企业全要素生产率[J].经济管理,2024(7).
- [34]毛其淋,石步超.通向绿色发展之路:智能制造与企业绿色转型[J].世界经济,2024(9).
- [35]贾智杰,林伯强,温师燕.碳排放权交易试点与全要素生产率——兼论波特假说、技术溢出与污染天堂[J].经济学动态,2023(3).
- [36]李金华.中国绿色制造、智能制造发展现状与未来路径[J].经济与管理研究,2022(6).
- [37]王淑贺,刘世哲,李晓敏.数字经济空间关联网络对减污降碳的影响机制研究[J].中国地质大学学报(社会科学版),2025(2).
- [38]Wang, M., M. Xu, S. Ma. The effect of the spatial heterogeneity of human capital structure on regional green total factor productivity[J]. *Structural Change and Economic Dynamics*, 2021, 59.

- [39]潘爱玲,刘昕,邱金龙,等. 媒体压力下的绿色并购能否促使重污染企业实现实质性转型[J]. 中国工业经济,2019(2).
- [40]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).
- [41]郑飞,刘梦欣,贺翔,等. 智能制造对企业间生产率差距的影响研究——基于管理者时间导向的调节效应[J]. 管理学刊,2024(3).

## Impact of Intelligent Manufacturing on Green Total Factor Productivity of Firms

— A Quasi-natural Experiment Based on the Intelligent Manufacturing Demonstration Projects

YANG Dan-hui, ZHANG Xing

**Abstract:** As the new round of technological revolution and industrial transformation deepens, intelligent and green transformation has become essential for high-quality, sustainable manufacturing development. Policy support plays a pivotal role in empowering enterprises' green transformation through digitalization. Using data from A-share listed companies in China from 2012 to 2022, this study measures firms' green total factor productivity (GTFP) and applies a staggered difference-in-differences (DID) model to evaluate the impact of the four batches of intelligent manufacturing pilot demonstration projects led by the Ministry of Industry and Information Technology (MIIT). The empirical analysis examines the policy's effect on corporate green total factor productivity and its underlying mechanisms. The findings reveal that: (1) The policy significantly enhances firms' GTFP, with findings robust across multiple stability tests. (2) Mechanism analysis reveals that the policy improves firms' GTFP through three indirect empowerment channels: green technology innovation enhancement effect, AI scenario-driven applications effect, and human capital structure upgrading effect. Under the indirect mechanisms, environmental regulation and digital infrastructure policies synergize with the intelligent manufacturing pilot to promote green technological innovation and AI scenario applications, while human capital investment incentive policies show no significant synergy. (3) Heterogeneity analysis demonstrates that the policy exerts more pronounced effects on heavily polluting, non-state-owned, and labor-intensive firms. (4) The policy enhances the relative competitiveness of pilot firms within their industries, and establishes efficiency benchmarks. These findings offer theoretical and empirical support for fully advancing the "AI+" initiative in the 15th Five-Year Plan period, promoting the fusion of intelligent and green transformation, and enabling the sustained empowerment of green transformation through intelligent manufacturing.

**Key words:** intelligent manufacturing; pilot policy; corporate green total factor productivity; difference-in-differences(DID) approach

(责任编辑 孙洁)