

智能制造政策、产业链生态构建与 制造业全要素生产率

刘 洋 左宇晓

内容提要:以智能制造赋能制造业全要素生产率提升,逐渐成为我国加快培育新质生产力,建设制造强国“破局之棋”。本文使用2010—2022年制造业上市公司的数据,测度政府智能制造政策强度,考察其对制造业全要素生产率的提升效应,并在产业链生态构建背景下系统探究其作用机制。研究结果显示,智能制造政策提升了制造业全要素生产率,并通过优化产业链整合—提升产业链溢出—增强产业链韧性路径推动制造业产业链生态构建,进而促进全要素生产率提升。进一步分析发现,相较于智能制造供给与支撑能力、来自非工业和信息化部门的政策以及管理型政策,智能制造创新与应用能力、来自工业和信息化部门的政策以及技术型政策对制造业全要素生产率的提升效应更加明显。本文的研究为我国制造业充分应对剧烈技术变革,在数字经济背景下实现“制造”向“智造”转型提供了理论参考与实践启示。

关键词:智能制造 制造业全要素生产率 产业链生态构建 产业政策 技术变革

中图分类号:F403

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2025)07-0074-17

一、问题提出

作为信息技术与先进制造业深度融合的新型生产方式,智能制造是建设制造强国的主攻方向,以智能制造赋能生产率提升成为中国加快培育新质生产力,建设制造强国的关键策略^[1]。有关部门发布了一系列重要文件,涵盖智能制造装备、工业互联网、工业软件、3D打印等多个领域,聚焦于技术、应用、生态三大支柱,从智能技术的嫁接与应用,到智能管理的协同与推进,以“数字+智能”的形态与逻辑,在技术与管理双层面推动产业变革与发展。基于以上背景,从政策评估角度考察智能制造对制造业全要素生产率的长期影响,并在产业链生态构建背景下探究其作用机制,将为中国制造业充分应对剧烈技术变革,把握数字经济发展新机遇,努力实现“制造”向“智造”转变提供理论启示与实践思路。

现有研究多从智能制造赋能制造业全要素生产率的经济效应与作用传导机制展开。经济效应方面,现

收稿日期:2024-11-05;修回日期:2025-06-17

基金项目:教育部人文社会科学研究青年项目“数智演进赋能装备制造业全要素生产率提升研究:理论构建、效应测度与机制探索”(24YJC630145);河南省哲学社会科学规划项目“智能变革与装备制造业生产率的演进、路径与机制研究”(2024CJJ083)

作者简介:刘 洋 郑州大学商学院副教授,郑州,450001;

左宇晓 郑州大学商学院讲师。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

有研究大多从技术视角探讨智能化的影响效应,普遍认为智能化是集成了人工智能、大数据、物联网等新一代技术的先进生产方式^[2-3]。基于中国制造业的研究亦表明其提高了企业自动化与智能化程度,从而带来生产率的提升^[4]。具体来讲,国内学者普遍认为智能化变革是数字经济因素嵌入技术创新与应用的微观过程,其主要通过技术创新、要素优化以及提高资源配置效率等方式显著提升制造业全要素生产率,但同时会存在一定的分配效应^[5]。如杜传忠等(2024)认为智能化对企业生产效率的影响程度取决于政府制度环境与企业组织结构^[6]。国外学者也进行了研究,例如维尔卡斯等(Vilkas et al., 2022)通过考察 2000 年以来美国的经济变迁,发现信息技术资产的增加是美国制造业效率提升的重要原因,且极大弥补了由于劳动力成本上升而带来的效率降低^[7]。斯坦科和林德弗莱施(Stanko & Rindfleisch, 2023)则使用美国制造企业数据,研究发现企业信息技术投入与智能化转型能显著提升全要素生产率的增长速度,且长期效应大于短期效应^[8]。

作用传导机制方面,当前研究主要从生产端与消费端两方面展开讨论。从生产端看,在企业层面,智能化通过变革制造业生产方式与组织形式、增强生产要素协同性以及加快技术创新等渠道显著提升全要素生产率^[9-10]。在行业层面,智能变革加剧了行业间的竞争,同时借助新一代数字化基础设施建设畅通沟通渠道,优化劳动力、资本等有形生产要素的资源配置从而提高了制造业行业全要素生产率^[11]。另外,其还可以通过溢出效应和扩散效应优化制造业全要素生产率结构^[12]。从消费端看,智能化通过降低消费者信息搜寻成本、实现厂商规模效应和范围效应以及促使消费行为多样化个性化发展,倒逼制造业企业转型升级,促使制造业全要素生产率提升^[13]。此外,戚聿东和徐凯歌(2024)、余明桂等(2024)还从劳动赋能和资本赋能角度探讨了智能制造对制造业全要素生产率的作用传导机制,发现劳动赋能路径主要通过推动企业数字化转型、优化产业结构实现;而资本赋能路径则主要通过提高企业资本质量、增强外部金融支持来实现^[14-15]。

以上研究普遍认为新一代数字变革能够促进制造业全要素生产率提升,且提高生产端质量与增强消费端活力为其重要作用传导机制。但在经济效应方面,基于政策实施效果的影响效应检验却并没有得到一致结论,特别是近年来随着第四代互联网技术的兴起,智能制造政策能否促进制造业全要素生产率提升仍未达成共识。作用传导机制方面,已有研究主要围绕企业内部单一特征展开,在数字经济大背景下较少从制造业产业链生态构建过程视角看待智能变革赋能机制,因而无法在中国制造业最新发展背景下全面准确刻画赋能渠道。

因此,本文结合国家权威政策,使用制造业上市公司样本度量智能制造政策强度,从政策实施效果角度考察智能制造对制造业全要素生产率的长期经济效应,并结合制造业在数字变革中的典型发展特征从产业链整合—产业链溢出—产业链韧性的制造业产业链生态构建过程出发,系统探究智能制造政策驱动制造业全要素生产率提升的作用传导机制。

与既有文献相比,本文的边际贡献体现在三方面。第一,数字化经济效应研究方面,现有文献多直接考察数字技术、人工智能等新一代信息技术的经济效应,缺乏对相关政策的重点关注,特别是在制造业领域,政府政策的效应评估还鲜有研究涉及。基于此,本文聚焦于政策实施视角,重点评估智能制造政策对制造业全要素生产率的长期经济效应,一方面验证了该类政策的积极效果,评估了其实施成效,另一方面丰富了制造业政策赋能的微观经济效应的研究成果。第二,传导机制研究方面,现有文献主要围绕企业单一内部特征展开,无法在智能变革背景下全面准确刻画赋能机制。基于此,本文从制造业智能化变革背景出发,创新性提出制造业产业链生态构建过程,较为完整系统地剖析了智能制造政策驱动制造业全要素生产率提升的传导路径与作用机制,一方面深化了对制造业智能化变革问题的理解,另一方面也为政府完善政策设计、

企业推进“智转数改”相关实践提供了重要参考。第三,研究方法方面,已有文献或使用机器人渗透率、人工智能专利数据等单一指标度量企业智能制造水平,或使用文本分析法利用年报数据识别企业智能化变革程度。事实上,单一指标不能完全反映智能制造的概念内涵,而文本分析法亦可能由于企业的年报操纵而产生研究结果的偏误。基于以上考虑,本文首次度量了智能制造政策的实施强度,从政府权威政策文本出发,考察智能制造对制造业全要素生产率的长期影响效应。此方法的优越性体现在:避免单一指标仅反映智能制造的局部特性,通过梳理权威政策中的目标设定、资金投入、技术覆盖范围等要素,构建综合政策强度指标,能够全面反映政策实施的系统性与持续性,同时契合智能制造的复杂特征。此外,政府政策文本具有权威性、规范性,其内容经多部门论证,真实性和一致性更高,可有效保证研究结果的有效性。

二、理论分析与研究假设

本文首先从技术进步与效率改善两大全要素生产率来源出发,分析智能制造政策对制造业全要素生产率提升的直接影响;其次结合制造业在智能变革中的典型发展特征,探讨智能制造政策通过推动产业链生态构建提升全要素生产率水平的作用机制。

(一) 制造业全要素生产率的直接来源分析

在传统内生经济增长理论框架下,可将全要素生产率的增长动力归因于技术进步与效率改善两大途径^[16]。而现有的智能制造政策包括技术激励型与管理优化型两类,其中技术激励型智能制造政策通过研发创新提升技术水平,而管理优化型智能制造政策则通过降低成本等手段改善配置效率。

第一,技术进步通过推动研发创新对全要素生产率提升起到促进作用,这一论断已被大部分研究所证实^[8,17]。而中国智能制造政策各举措具有技术进步特征,其通过提升制造业创新能力对全要素生产率的促进作用体现在三方面。其一,提高创新质量。智能制造政策通过直接研发补贴或间接财税补贴增加企业在技术创新方面的投入,进而引导企业开展规模化研发活动,提高创新质量^[18]。其二,拓宽创新范围。智能制造政策的另一个重点在于为企业获取创新资源提供高效的数据信息基础设施平台,旨在提升企业信息搜寻能力与数据综合处理能力,降低各企业在合作创新时面临的信息不确定性,这不仅对经营领域创新具有正向激励作用,而且极大拓宽了企业创新的广度与深度^[19]。其三,搭建创新网络。随着智能制造政策的进一步完善,其优化政企关系、客企关系以及企业上下游关系的目的逐渐加强,进一步促使企业尽快搭建联合创新网络,进而得以用更低的合作沟通成本在创新领域内与外部主体互联互通,激励企业开展更多的联合创新活动^[20]。

第二,智能制造政策亦带有改善企业资源配置效率的目的,其旨在通过降低企业管理成本、优化企业成本结构等渠道提升全要素生产率。降低企业管理成本表现在:一是企业对生产以及管理过程进行大数据、人工智能、物联网等智能化改革,使生产制造和管理决策流程更加规范透明,且能够对关键工序以及重要决策进行实时监控预警,降低了效率损耗与人为干扰^[21];二是智能制造政策客观上造成了制造业企业出现低端劳动力被机器取代的现象,引致企业管理成本下降,进而提升了企业资源配置效率^[22]。优化企业成本结构表现在:传统生产模式中,企业各类资产排他性较强,如产品生产线因具有专一用途而沉没成本较高;而在智能制造改革过程中,制造业生产链柔性化与智能化结合被愈加重视,其通过智能技术对生产各环节进行优化调控,根据生产时点、条件、任务合理对资产进行调整分配,资产专一性的降低间接提高了资产利用率进而优化企业成本结构^[23]。

基于以上论述,本文提出假设1:智能制造政策能够提升制造业全要素生产率。

(二) 智能制造政策对制造业全要素生产率提升的作用传导机制分析

本文结合中国制造业在智能变革中的典型发展特征,在智能制造政策对制造业全要素生产率直接提升效应的基础上,详细探讨其通过推动产业链生态构建提升制造业全要素生产率的作用传导机制。

1. 优化产业链整合

近年来,面对技术封锁与产业转移双重压力,有关部门与制造业重点省份专门为制造业产业链整合制定实施策略,在一系列智能制造政策推动下,制造业企业采取智能化改造与数据合作两种方式优化产业链整合布局^[24]。智能化改造方面,在技术赋能下,制造业面对产业链整合难题大多采用专业化分工和提升供应链效率两种策略实现产业链整合目标,而人机协同、海量数据获取与分析等智能化手段为以上策略提供了良好的技术保障^[25]。数据合作方面,在原有企业上下游合作的基础上,通过拓展信息与资源共享渠道,以网络众包或远距离协作的方式,转变产业链管理范式,由传统的棋盘式结构向多维发散式结构转型,提升产业链整合效率^[26]。

制造业产业链整合布局的优化则通过资源配置、技术创新以及产业融合等路径赋能制造业全要素生产率提升。第一,提高资源配置效率。产业链整合通过打破要素流动壁垒,促进技术、资本、人才在上下游企业间的协同配置,降低交易成本与信息不对称。同时,政策驱动的要素再配置能够引导资源向高附加值环节集聚,提升全要素生产率^[27]。第二,强化技术创新协同。产业链整合推动“政产学研”深度融合,通过共建创新联合体,加速隐性知识显性化与科技成果转化,提升产品附加值并优化创新生态^[28]。第三,促进产业融合与分工深化。先进制造业与现代服务业的融合通过“制造+服务”模式延伸价值链,缓解同质化竞争并提升细分领域的技术密度,加速全要素生产率水平跃迁^[29]。此外,产业链整合与企业全要素生产率之间存在双向反馈机制,产业链整合水平的提升通过企业间更频繁的协作行为激发联合创新,进而有效促进全要素生产率的整体提高^[30]。

2. 提升产业链溢出

在智能制造推动产业链整合的基础上,制造业智能化改革以其特有的渗透性、外部性,使得上下游产业链互联互通得以进一步加强,其在产业链层面便具有正向溢出效应。渗透性方面,智能制造作为数字经济与制造业的融合产物,其特有的前沿数字技术与丰富数据要素通过产业链互联互通向企业供应端与需求端广泛渗透,进而推动传统生产制造模式向高端化、定制化转型^[31]。外部性方面,制造业作为经济运行的核心与支柱产业,在产业链中居于中心地位,其智能化改革成果通过上下游产业链关联效应对相关行业产生巨大溢出影响,进而提升整体技术水平^[32]。

制造业产业链溢出则可通过技术创新扩散、价值链升级及竞争示范三重路径赋能制造业全要素生产率提升。第一,技术溢出与知识扩散。产业链上下游企业通过技术合作与知识共享,形成“研发—生产—应用”协同创新网络,促进技术升级与全要素生产率提升,有研究表明,其效应在能源与高技术行业表现得尤为显著^[33]。第二,价值链升级。龙头企业与中心城市通过生产性服务业的知识溢出为外围制造业提供高质量的中间投入,推动产业链向高端化跃迁,进而提升制造业整体全要素生产率水平^[34]。第三,竞争与示范效应。产业链内龙头企业的智能化实践通过竞争压力倒逼同行进行技术革新,其溢出效应可使下游企业全要素生产率得以提升。已有研究表明,制造业逆向技术溢出通过行业竞争与示范效应,推动产业结构整体实现智能化与生产率双提升^[35]。

3. 增强产业链韧性

通过前文所述的整合与溢出机制,智能制造政策能够强化产业链上下游合作与协同,聚焦中国产业链短板弱项,在供需匹配、资源共享、产能融合等关键环节强链补链延链,以此增强产业链韧性^[36]。有研究表明,自动化流水线、工业机器人、无人车间等智能制造先进设备的广泛使用通过强链补链延链策略,将冗余产能集中投向高附加值环节,可有效降低单位产值的资源消耗量,减少要素配置低效现象,提升产业链韧性^[37]。另外,在技术革新方面,“机器人”能够显著提升产品生产精度,压缩产品生产周期,确保生产过程的可靠、稳定。智能制造政策的作用沿产业链传导至上游行业,通过倒逼相关企业加大研发投入以应对产品竞争等方式提升了产业链整体韧性水平与联合抗风险能力^[38]。

制造业产业链韧性的提升则可通过增强要素流动性、推动产业链高端化跃迁以及增加风险缓冲机制等三重路径赋能制造业全要素生产率提高。第一,要素配置的动态优化。韧性提升通过供应链冗余设计增强要素流动性,同时,智能技术赋能的产业链协同有助于企业实时调整产能布局,减少库存积压与产能闲置,降低突发冲击导致的资源错配,显著提升全行业全要素生产率^[39]。第二,产业链升级与高端跃迁。韧性提升倒逼产业链高端化跃迁,聚焦薄弱环节形成高技术附加值集群,如半导体、芯片等领域“卡脖子”关键技术的国产化替代,推动了全要素生产率结构性提升^[40]。第三,风险缓冲与生产稳定性提升。韧性提升通过多元供应网络和备份产能降低断链风险,保障生产连续性。已有研究表明,在中美贸易摩擦期间,具备韧性供应链的企业生产率波动幅度比传统企业明显偏低,验证了风险缓冲与稳定性对制造业全要素生产率的基础保障作用^[41]。

基于以上论述,本文提出假设 2:智能制造政策通过推动产业链生态构建提升了制造业全要素生产率。

三、研究设计

(一) 数据来源

本文选取 2010—2022 年在中国 A 股上市的制造业企业作为研究样本,共包括 31 个行业大类,并进行如下处理:剔除财务状况异常(ST、*ST)的上市企业;剔除核心变量数据缺失的企业;剔除被终止上市与处于退市整理期的企业;为防止极端值影响,对数值型变量进行 1%与 99%双侧截尾处理,即将大于 99%或小于 1%分位数的值替换为缺失值。

(二) 变量说明

1. 智能制造政策(IM)

工业和信息化部对智能制造的定义是:“智能制造是在设计、生产、制造等关键环节运用物联网、云计算等新一代智能技术构建的自感知、自决策、自适应以及自执行制造体系。”在此基础上,本文突出其制造流程中的智能化特征,采用如下方式度量智能制造政策:首先,以工业和信息化部等八部门联合发布的《“十四五”智能制造发展规划》以及 2020—2024 年政府工作报告为政策分类标准,借鉴彭树宏(2024)^[42]、李玉花等(2024)^[43]的研究,使用文本分析法并利用词频数度量企业智能化水平,以覆盖全面、度量准确为原则,综合考虑智能制造创新能力、智能制造供给能力、智能制造应用水平和智能制造支撑能力四大维度,并结合智能制造基础词频,筛选出工业互联网、智能感知、人机协作、人工智能、集成互联、智能工厂、数字孪生等 55 个关键词。其次,从各省级人民政府及相关部门网站检索并下载包含以上关键词的政策文本,为避免遗漏,使用北大法宝政策数据库予以补充。最后,通过人工阅读并甄别以上政策文本,剔除与“智能制造”主题完全

无关的政策样本,最终得到 2010—2022 年省份层面的智能制造政策文本数据。

本文使用各省份当年新出台的智能制造政策数量加 1 为核心解释变量,考虑到政策实施效果的滞后性,在实证建模中对其进行滞后一期处理。需要说明的是,在政策滞后期的处理上,通常选择滞后一期是因为从政策实施到企业响应需要时间,比如企业需要调整资源配置、技术升级等。另外,借鉴相关研究^[3,37]并结合实证中常见的做法,在模型中设定滞后一期作为初始反应,可以缓解政策实施与生产率变化之间的反向因果关系问题。该部分数据来源于各省级人民政府及相关部门网站,并使用北大法宝政策数据库予以补充。

依照上述方法,本文对除西藏和港澳台外的 30 个省份智能制造政策强度进行测度,并将相关结果与李旭辉等(2020)^[44]、曾玲玲和肖雅南(2022)^[45]的研究以及中国电子技术标准化研究院发布的《智能制造发展指数报告》、中国电子信息产业发展研究院发布的《中国智能化发展指数报告》进行对比。本文发现各省份的测度结果与上述研究结果在排序与所处位置方面基本一致。以上对比结果一方面验证了本文对智能制造政策测度的有效性,另一方面也证明了智能制造政策强度与各省份实际智能化发展水平基本一致。

2. 制造业全要素生产率(TFP)

主流文献通常采用半参数法解决企业全要素生产率测度过程中的内生性与样本选择问题,加之使用 LP 与 OP 法在测度全要素生产率时,分别侧重于劳动和综合要素的效率,因此,LP 法适合分析劳动密集型行业的生产效率,而 OP 则更适合高资本投入和技术驱动的行业^[46]。考虑到制造业兼具上述特性,本文参考欧阳志刚等(2024)^[47]的研究,同时使用 LP 与 OP 两种方法对制造业上市企业全要素生产率进行测度。具体测度指标包括以下四种:总产出,使用上市企业当年总营业收入作为总产出的代理变量;劳动投入,使用上市公司历年年报披露的员工人数表征劳动投入;资本投入,采用企业固定资产净值作为资本投入的代理变量并使用相应年份的固定资产投资价格进行平减处理;中间要素投入,使用上市企业年报中的“购买商品、接受劳务支付的现金”直接衡量企业中间要素投入。在稳健性检验中,本文汇报了采用其他测度方法的回归结果。该部分数据来源于深圳希施玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融研究数据库,经过与政策文本数据组合形成了政策-企业-年份匹配数据集。

3. 机制变量

如上文所述,首先,在一系列智能制造政策推动下,制造业企业采取智能化改造与数据合作两条路径优化产业链整合布局;其次,在产业链整合的基础上,制造业智能化改革特有的渗透性、外部性与协同性特征,使得上下游产业链互联互通得以进一步加强,其在产业链层面具有正向溢出效应;最后,通过整合与溢出机制,旨在强化产业链上下游合作与协同,聚焦中国产业链短板弱项,在供需匹配、资源共享、产能融合等关键环节强链补链延链,以此增强产业链韧性,而优化产业链整合—提升产业链溢出—增强产业链韧性这一系统路径即构成了本文制造业产业链生态构建概念的基本内涵。综合以上论述,本文采用熵值法对产业链整合、产业链溢出以及产业链韧性三大指标进行赋权,生成产业链生态构建综合指标。三大指标的概念以及测度方式如下。

(1)产业链整合(Integration)。意指企业对产业链各类资源进行调整、优化以达到优势互补、协同发展的目的。在智能制造情形下,企业产业链内部通常采取专业化分工,而企业外部更为重视供应链整合,产业链整合水平即用来测度制造业在专业化分工基础上的供应链效率。研究表明,在一系列智能制造政策推动下,制造业采取智能化改造与数据合作两条路径优化产业链整合布局,促进技术扩散与创新协同,进而提升全要素生产率^[48]。目前主流文献多采用专业化分工程度度量产业链整合水平^[49],但在制造业企业合作日益加深的情形下,企业越来越多地将自身上下游产业让渡于其合作者^[50]。因此,本文采用企业专业化分工

程度与供应链整合水平之积来全面度量产业链整合水平。其中,专业化分工程度借鉴袁淳等(2021)^[51]的方法,使用价值增值法度量;而供应链整合水平则使用通用做法,度量指标为企业成本/存货净额。

(2)产业链溢出(*Spillover*)。这一指标用于度量制造企业在产业链中的纵向延伸,智能制造在提升技术水平的同时也在变革组织方式,去除对企业本身的影响,在生产流通各环节也在极大影响着关联行业,尤其是其下游行业,并对其产生溢出效应。因此,在智能制造推动产业链整合的基础上,制造业智能化改革特有的渗透性、外部性与协同性特征,使得上下游产业链互联互通得以进一步加强,进而有利于制造业全要素生产率提升^[52]。本文借鉴谢雁翔等(2023)^[4]的研究构建如下线性模型并使用C-D生产函数测度制造业产业链的溢出效应。

$$Evenue_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 Robot_{ijt} \times Robot_exp_{ijt} + \alpha_2 Robot_{ijt} + \alpha_3 R\&D_{ijt} + \alpha_4 Employee_{ijt} + \alpha_5 Assets_{ijt} + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

其中, i, j, t 分别代表企业、行业以及年份; $Robot_{ijt}$ 为企业智能化水平,使用机器人渗透率作为代理变量; $Robot_exp_{ijt}$ 为除 j 行业外的其他行业机器人渗透率平均值; $Evenue, R\&D, Employee, Assets$ 代表产出、技术、劳动力与资本,分别使用主营业务收入、R&D存量、员工数目以及固定资产作为代理变量。 α_1 用以度量产业链溢出程度。

(3)产业链韧性(*Resilience*)。这一指标用来度量产业链条在遭受冲击后能够迅速调节与恢复到理想状态的能力。有研究认为,智能制造政策聚焦中国产业链短板弱项,在供需匹配、资源共享、产能融合等关键环节强链补链延链,以此增强产业链韧性,继而通过提升资源配置效率、降低风险损失和促进技术创新,增强企业应对不确定性的能力,推动全要素生产率的提高^[53]。参考张伯伟和马凡慧(2024)^[37]的研究,本文从企业供给端角度刻画产业韧性,侧重于评估企业内部生产过程的稳定性以及其在本行业产业链中所发挥的作用,测度方式如下。

本文借鉴倪红福等(2022)^[54]关于行业生产链长度的测算方式,计算企业在产业链中的出口上游度:

$$Upper_{it} = \sum_{i=1}^N \frac{E_{ipt}}{\sum_{i=1}^N E_{ipt}} Length \quad (2)$$

其中, E_{ipt} 为 t 年度 i 企业 p 产品的出口额; $Length$ 为制造业产业链长度,本文参考已有文献^[55]的计算方法构建测度框架,用于度量该行业在产业链中向下游企业渗透的程度; $Upper_{it}$ 为 t 年度 i 企业的产业链出口上游度,用于度量企业出口产品在产业链中的位置,数值越大代表这些产品被用于投入中间品,其相距最终需求端的距离也越远。

本文借鉴贺灿飞和陈韬(2019)^[56]的方法,使用产业链出口上游度增长率与2008年增长率之差度量企业产业链韧性,其值越大,代表该企业在全球产业链中向下游的延伸趋势越强,产业链韧性越高。

$$Resilience_{it} = \frac{Upper_{it} - Upper_{i,t-1}}{Upper_{i,t-1}} - \frac{Upper_{i,t=2008} - Upper_{i,t=2007}}{Upper_{i,t=2007}} \quad (3)$$

4. 控制变量

为控制遗漏变量及其他因素对制造业全要素生产率的影响,本文参考相关文献^[10,48],选取了以下四种类型的控制变量。企业特征变量包括:企业年龄(*Age*,考察年份与企业上市年份之差)、企业规模(*Size*,员工总人数的对数值)。财务特征变量包括:资产负债比(*Lev*,总资产与总负债之比)、流动比率(*Liquid*,流动负债与流动资产之比)、资本密集度(*Intensity*,资产总额与主营业务收入之比)。治理结构变量包括:股权集中度(*Top10*,前十大股东持股比例)、两职合一情况(*C&M*,虚拟变量,董事长与总理由同一人担任取值为1,否则取值为0)。宏

观经济变量包括:区域金融发展水平(Fin ,省份金融机构贷款总额与地区生产总值之比)、第三产业占比($Stru3$,省份第三产业增加值与地区生产总值之比)。该部分数据来源于深圳希施玛数据科技有限公司 CSMAR 中国经济金融研究数据库、上海经禾信息技术有限公司中国研究数据服务平台(CNRDS)以及国家统计局。

(三) 模型设定

1. 基准模型

本文重点考察智能制造政策对制造业全要素生产率的影响,构建如下基准模型:

$$\ln TFP(OP/LP)_{it} = \beta_0 + \beta_1 IM_{i,t-1} + X'_{it}\theta + \lambda_t + \mu_j + \eta_k + \varepsilon_{it} \tag{4}$$

其中, i,t 分别代表企业与年份; $\ln TFP(OP/LP)_{it}$ 为采用 OP 与 LP 两种方法测度的企业全要素生产率的自然对数;考虑到政策实施效果的时滞性, $IM_{i,t-1}$ 为滞后一期的智能制造政策文本数量; X'_{it} 为微观企业以及宏观经济层面的控制变量向量。时间固定效应可控制时间跨度内的趋势和冲击,帮助消除随时间推移而普遍存在的因素对结果的影响;行业固定效应可消除不同行业间的差异影响;地区固定效应能够识别出在不同地区中相同政策的不同效果。因此, λ_t 、 μ_j 以及 η_k 分别为年份、行业以及省份固定效应。 ε_{it} 为随机扰动项。 β_1 为本文重点关注的系数, $\beta_1 > 0$ 且显著说明智能制造政策对制造业全要素生产率有明显提升效应,若不显著则无此效应。

2. 机制检验模型

结合中国制造业在智能变革中的典型发展特征,探讨其通过推动产业链生态构建来提升制造业全要素生产率水平的作用机制。本文参考相关研究^[57],进一步构建如下模型:

$$Ecology_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 IM_{i,t-1} + X'_{it}\theta + \lambda_t + \mu_j + \eta_k + \varepsilon_{it} \tag{5}$$

其中, $Ecology_{it}$ 为机制变量,即产业链生态构建,其余变量的含义与基准模型相同。

四、实证结果与分析

(一) 描述性分析

描述性统计结果如表 1 所示,结合查阅逐年相关政策数据,发现以下典型事实:其一,各省份智能制造政策强度逐年递增,特别是在 2016 年之后增幅明显,反映出在顶层设计上,智能制造政策从形成雏形到基本完善,内容逐渐丰富,脉络逐渐清晰;其二,省份层面智能制造政策在考察期内平均值为 4.733 5,中位数为 4,但最大值与最小值相差 17,反映出该变量呈严重右偏分布,各省份之间差异巨大。

表 1 描述性统计结果

变量类型	变量名称	变量符号	最大值	最小值	平均值	中位数	标准差	样本量
解释变量	智能制造政策	IM	18	1	4.733 5	4	4.408 1	18 604
被解释变量	全要素生产率	TFP_{OP}	8.890 7	4.963 4	6.621 2	6.542 4	0.584 8	18 604
		TFP_{LP}	11.112 5	6.293 6	8.343 5	8.251 8	0.495 3	18 604
机制变量	产业链生态构建	$Ecology$	0.842 8	0.093 8	0.413 5	0.375 1	0.400 9	17 458
	产业链整合	$Integration$	19.390 5	0.000 0	4.543 8	3.172 7	4.584 6	17 949
	产业链溢出	$Spillover$	6.353 5	0.261 7	2.601 6	2.504 3	1.572 7	17 852
	产业链韧性	$Resilience$	3.499 2	0.053 4	0.881 6	0.345 0	1.793 4	17 458

表1(续)

变量类型	变量名称	变量符号	最大值	最小值	平均值	中位数	标准差	样本量
控制变量	企业年龄	<i>Age</i>	33	2	17.580 4	18	9.203 4	18 604
	企业规模	<i>Size</i>	12.373 4	3.865 4	8.164 6	8.196 4	2.463 7	18 107
	资产负债比	<i>Lev</i>	0.860 4	0.058 9	0.418 4	0.401 8	0.191 8	17 825
	流动比率	<i>Liquid</i>	15.203 3	0.332 5	2.383 8	1.643 5	2.335 7	17 935
	资本密集度	<i>Intensity</i>	14.730 6	10.357 7	12.628 6	12.590 7	0.852 2	17 827
	股权集中度	<i>Top10</i>	0.906 6	0.233 6	0.584 4	0.595 2	0.152 7	18 604
	两职合一情况	<i>C&M</i>	1	0	0.278 8	0	0.442 6	18 604
	金融发展水平	<i>Fin</i>	11.700 5	7.907 2	10.460 7	10.592 2	0.820 8	18 604
	第三产业占比	<i>Stru3</i>	83.507 8	32.963 8	51.284 9	50.611 7	10.323 4	18 604

(二) 智能制造政策对制造业全要素生产率的影响效应

表2展示了智能制造政策对制造业全要素生产率的影响效应的基准回归结果。回归结果中,前四列分别为加入控制变量但未控制固定效应、加入控制变量与控制固定效应的回归结果;第五列和第六列则为数据包络分析-马姆奎斯特(DEA-Malmquist)框架下将全要素生产率分解为技术进步(*TC*)和技术效率(*TEC*)的回归结果。技术进步与技术效率是反映全要素生产率的两个相异来源,同时也从不同方面显示了智能制造政策对全要素生产率的提升效果。由结果可知,智能制造政策的回归系数均在5%显著性水平下为正。智能制造政策对技术进步与技术效率均有促进效应,对比系数大小可知,相较于效率提升,其对技术进步的促进作用则更加明显。这反映出当前智能制造政策仍以提升绝对技术水平为主要方式促进生产率提高,但对于优化资源配置、提升技术效率的作用相对有限。以上结果表明,得益于技术进步与效率提高,近年来智能制造政策的贯彻实施提升了制造业整体全要素生产率水平,因此验证了假设H1。

表2 影响效应与机制检验回归结果

变量	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TC</i>	<i>TEC</i>	<i>Ecology</i>
<i>IM</i>	0.112 2 *** (0.001 7)	0.167 8 *** (0.001 2)	0.115 7 *** (0.001 1)	0.168 4 *** (0.002 3)	0.162 7 *** (0.003 4)	0.120 1 *** (0.002 3)	0.408 5 *** (0.094 5)
<i>Age</i>	-0.008 0 *** (0.000 2)	-0.009 4 *** (0.004 1)	-0.008 7 *** (0.000 4)	-0.009 7 *** (0.000 4)	-0.006 0 *** (0.000 5)	-0.007 1 *** (0.000 7)	-0.002 7 *** (0.000 5)
<i>Size</i>	-0.002 2 (0.192 8)	-0.001 0 (0.217 2)	-0.002 7 (0.287 0)	-0.001 2 (0.274 3)	0.004 8 (0.372 1)	0.004 3 (0.287 2)	0.001 8 (0.024 9)
<i>Lev</i>	0.296 8 *** (0.022 5)	0.239 7 *** (0.020 4)	0.294 8 *** (0.024 3)	0.227 7 *** (0.022 1)	0.186 4 *** (0.017 0)	0.200 2 *** (0.019 4)	0.176 2 *** (0.056 8)
<i>Liquid</i>	-0.016 7 *** (0.001 2)	-0.007 2 *** (0.000 0)	-0.016 8 *** (0.001 4)	-0.006 4 *** (0.001 1)	-0.010 2 *** (0.000 2)	-0.008 7 *** (0.000 4)	-0.017 6 *** (0.004 2)
<i>Intensity</i>	0.005 7 (0.004 3)	0.013 4 *** (0.003 2)	-0.002 8 (0.004 7)	-0.002 3 (0.004 9)	-0.002 2 (0.006 0)	-0.003 7 (0.005 0)	-0.002 1 * (0.001 1)
<i>Top10</i>	0.546 3 *** (0.026 2)	0.437 4 *** (0.025 8)	0.503 2 *** (0.028 7)	0.414 8 *** (0.027 4)	0.602 7 *** (0.026 2)	0.583 7 *** (0.022 4)	0.638 4 *** (0.103 8)

表2(续)

变量	TFP_OP	TFP_LP	TFP_OP	TFP_LP	TC	TEC	Ecology
C&M	0.014 6 ** (0.007 0)	0.018 4 *** (0.006 2)	0.015 7 ** (0.007 2)	0.014 1 * (0.006 7)	0.017 2 (0.012 1)	0.014 6 (0.016 7)	0.020 0 * (0.011 1)
Fin	0.030 8 *** (0.004 7)	0.028 7 *** (0.004 2)	0.030 6 *** (0.004 4)	0.036 7 *** (0.004 0)	0.028 8 *** (0.002 7)	0.022 2 *** (0.000 0)	0.019 3 *** (0.002 6)
Stru3	0.006 6 ** (0.003 0)	0.001 7 *** (0.000 4)	0.005 6 *** (0.003 7)	0.008 3 *** (0.003 2)	0.006 2 *** (0.002 0)	0.006 4 *** (0.002 2)	0.005 2 *** (0.001 4)
常数项	0.875 2 *** (0.265 2)	0.744 9 *** (0.256 8)	0.823 8 *** (0.242 2)	0.700 2 *** (0.184 2)	0.805 2 *** (0.196 3)	0.674 8 *** (0.164 5)	-4.251 0 *** (1.207 0)
年份固定效应	未控制	未控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	未控制	未控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	未控制	未控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	17 110	17 110	17 061	17 061	17 061	17 061	17 061
$\overline{R^2}$	0.740 8	0.843 7	0.740 4	0.855 2	0.674 0	0.710 7	0.467 0

注：***、**、* 分别代表在 1%、5%、10%水平下显著,括号内为聚类标准误,后表同。

(三) 机制检验

本文结合制造业在智能变革中的典型发展特征,在智能制造政策对制造业全要素生产率直接提升效应的基础上探讨其通过推动产业链生态构建提升制造业全要素生产率水平的作用机制。本文基于以上度量方法展开机制检验,结果如表 2 最后一列所示。机制检验结果显示,智能制造政策的回归系数为正且在 1%水平下显著,反映出智能制造政策通过推动产业链生态构建进而对制造业生产率具有促进作用,由此验证了假设 2。

近年来,面对技术封锁与产业转移双重压力,工业和信息化部与制造业重点省份专门为产业链整合制定实施策略,在一系列智能制造政策推动下,制造业企业采取智能化改造与数据合作两条路径优化产业链整合布局,提升产业链整合水平。而伴随着产业整合优化,纵向上,专业化分工不断细化与加深;横向上,重点产业的上下游关联产业与支撑产业亦将得到扩展。以上两者的融合最终表现为产业链溢出。同时,一系列智能制造政策举措通过前文所述的整合与溢出机制,强化产业链上下游合作与协同,聚焦中国产业链短板弱项,在供需匹配、资源共享、产能融合等关键环节强链补链延链,以此提高产业链韧性水平。而优化产业链整合—提升产业链溢出—增强产业链韧性路径则构成了本文制造业产业链生态构建概念的基本内涵。

(四) 利用工具变量缓解内生性问题

本文进一步利用美国同期工业机器人渗透率(*Robot_mg*)与 1840 年至清朝末期制造企业所在城市是否开设通商口岸(*Open_port*)作为工具变量,以缓解模型可能存在的内生性问题。该工具变量的合理性以及处理方式如下。

政府智能制造政策的实施与制造业全要素生产率可能存在如下反向因果关系,从而导致模型估计偏差:制造业全要素生产率水平可能因智能制造政策的实施而得以提高,但智能制造政策的制定也可能受制造业某些行业的特殊性以及这些行业的全要素生产率的影响,如《智能制造发展规划(2016—2020 年)》在将数控机床、航空航天以及海洋工程装备等重点行业列为政策试点,而这些行业在制造业中恰为生产率较高的行业。

因此,本文选择 2010—2022 年美国工业机器人渗透率作为工具变量缓解模型内生性问题,其合理性在于:一方面,在制造业智能化变革领域美国一直处于领先地位,中国作为智能技术的引进与吸收者,行业发展趋势与美国较为接近;另一方面,美国工业机器人的应用对国内制造业全要素生产率影响相对外生,其影响更多体现在外生技术冲击而非因果关系,因此该工具变量的选择满足相关性与外生性条件。

此外,本文还借鉴姚加权等(2024)^[10]的研究,使用 1840 年至清朝末期企业所在城市是否开设通商口岸与对应年份全球人工智能专利申请数量的交乘项作为工具变量缓解内生性问题。限于篇幅,不再报告具体结果。

第一阶段回归结果表明,两个工具变量的回归系数在 1% 显著性水平下均为正,第二阶段回归结果表明,智能制造政策的回归系数在 1% 显著性水平下依然为正,以上结果再次证明了本文结论的稳健性。此外,经一系列检验,相关结果表明本文的模型不存在弱工具变量、内生性以及过度识别问题。本文将工具变量直接加入模型,发现在控制了智能政策变量后工具变量的回归系数不显著,这一结果从侧面反映出本文所选择的工具变量与不可观测因素不显著相关,满足排他性要求。

(五) 稳健性检验

1. 替换解释变量测度方式

第一,本文使用企业工业机器人渗透率(*Robot*)指标替换智能制造政策文本变量,原因有二:一方面,相较于政府智能制造政策的文本数据,工业机器人的使用情况能够直接度量企业智能制造水平;另一方面,工业机器人的使用虽不能揭示智能制造的全部内涵,但本文经检索国家主要相关政策文件发现,工业机器人是其主要组成部分,亦是其前沿应用场景。借鉴胡翠等(2024)^[58]的研究,企业工业机器人渗透率(*Robot*)度量方式如下:

$$Robot_{jt} = \ln \left(\frac{Stock_{jt}}{L_{jt}} \times \frac{Production_{jt}}{Production_Med_t} \right) \quad (6)$$

其中, j 、 i 、 t 分别代表行业、企业与年份; $Stock_{jt}$ 为 j 行业在 t 年度的工业机器人存量; L_{jt} 为 j 行业在 t 年度的就业人数; $Production_{jt}$ 为 j 行业 i 企业在 t 年度生产部门人数占总人数的比例; $Production_Med_t$ 为 t 年度制造业全部企业生产部门人数占比中位数。

第二,本文借鉴姚加权等(2024)^[10]关于企业人工智能水平的测度方式,采用机器学习方法选取制造业上市公司年报中的 73 个关键词构建人工智能词典,通过对企业年度总词频数量加 1 并取对数的方式得到上市公司人工智能应用程度指标(*AI*)。与本文智能制造政策所选关键词相比,姚加权等(2024)^[10]所选取的关键词更侧重于人工智能算法与技术的应用,而对于制造业特有的智能装备、智能机器人等硬件关注较少,本文以此指标替换智能制造政策文本变量。

采用替换解释变量测度方式的稳健性检验结果(限于篇幅不再详细展示)表明,核心解释变量的回归系数均在 1% 水平下显著为正且与基准回归结果接近,以上结果初步证明了本文结论的稳健性。

2. 调整样本范围

考虑到经济发展水平较高的区域在制造业生产率提升中具备更大的优势,而这种优势未必完全来自智能制造政策,为避免反向因果关系导致的内生性问题,本文依据人均地区生产总值中位数将省份分为高低两组,分别进行回归。结果(限于篇幅不再详细展示)表明,无论全要素生产率采用何种度量方式以及样本是否位于经济发展水平较高区域,核心解释变量的回归系数均在 1% 水平下显著为正且与基准回归结果接近,再次证明了本文结论的稳健性。

3. 控制其他相关政策的影响

除智能制造政策外,在本文考察期内还存在多个可能影响企业智能化改革的国家级政策,为排除这些政策对模型结果的干扰,本文将以下政策因素作为控制变量引入模型:始于 2014 年的“宽带中国”政策试点(B&C)、自 2016 年始的国家级大数据试验区改革试点(Big Data)、始于 2019 年的人工智能创新发展试验区试点(AI_Innovative)。以上政策试点的共同点在于均通过加强诸如大数据、物联网、5G、人工智能等基础设施建设,旨在加快市场主体数字化、智能化改造,激发创新活力、提升技术水平、促进产业集聚。可以看出以上政策与本文所考察的智能制造政策存在部分重叠。具体做法如下:通过构建政策与时间交乘项(Policy×Time)的方式将其引入回归模型,即若该企业所在区域位于政策试点范围内则 Policy = 1, 否则为 0;在政策试点时间之后则 Time = 1, 否则为 0。

控制其他相关政策的影响之后的回归结果(限于篇幅不再详细展示)表明,本文核心解释变量的回归系数在 1%水平下均显著为正且与基准回归结果接近,说明以上政策与智能制造政策之间相对独立,具有较好的外生性,同时也证明了本文结论的稳健性。

通过替换重要变量、调整样本范围、控制其他相关政策的影响等多种稳健性检验方式,可以看到本文核心解释变量的回归系数在 1%水平下均显著为正,证明了本文结论的稳健性。

五、进一步分析

(一) 政策维度异质性

前文实证部分使用文本分析法将智能制造政策分解为智能制造创新能力、智能制造供给能力、智能制造应用水平和智能制造支撑能力四大维度。根据《“十四五”智能制造发展规划》,在推进制造业智能化变革的过程中,每一维度的侧重点均有所不同。那么其对制造业生产率的影响效应是否也具有异质性? 本文使用相同方法构建了每一维度的智能制造政策变量,异质性分析的回归结果如表 3 所示,经两两分组 T 检验已验证组间差异显著存在。首先,全要素生产率无论以何种度量方式,在创新能力与应用水平维度下,智能制造的回归系数均在 1%水平下显著为正。结合近年来国家与地方政策可以发现,强化科技支撑引领作用,推动跨学科、跨领域融合创新和聚焦企业转型升级需要,培育智能应用新模式为政策实施重点方向,发文数量多、实施力度大,进而创新能力和应用水平维度对制造业生产率具有明显的提升效应^[59]。其次,与创新能力和应用水平维度相比,在供给能力维度下,智能制造的回归系数虽显著但数值明显较低。可能原因在于,在智能制造政策体系中,与供给能力密切关联的多为技术含量高、产业关联度强的智能工厂、智能制造高端装备以及工业软件等,其发展基础与水平相对薄弱,进而对制造业生产率提升效应有限^[60]。最后,在支撑能力维度下,智能制造的回归系数存在部分不显著现象。部分研究表明,政策支撑效果受限本质上是企业技术、管理、生态等多维度协同不足的综合结果,而目前中国制造企业普遍存在的政策资源整合不足、企业战略认知受限等多项短板可能制约了其在全要素生产率的提升效果^[61]。

表 3 不同维度政策异质性分析回归结果

变量	TFP_LP				TFP_OP			
	创新能力	供给能力	应用水平	支撑能力	创新能力	供给能力	应用水平	支撑能力
IM	0.152 5 *** (0.001 1)	0.075 3 *** (0.002 3)	0.187 8 *** (0.007 2)	0.012 7 (0.014 4)	0.122 9 *** (0.001 4)	0.038 3 ** (0.018 7)	0.157 5 *** (0.007 2)	0.018 7 * (0.011 0)

表3(续)

变量	TFP_LP				TFP_OP			
	创新能力	供给能力	应用水平	支撑能力	创新能力	供给能力	应用水平	支撑能力
常数项	0.525 3*** (0.194 5)	0.923 8*** (0.288 6)	0.482 7*** (0.114 9)	1.167 8*** (0.364 9)	0.482 5*** (0.117 6)	0.760 5** (0.380 2)	0.610 7* (0.359 2)	0.981 2** (0.446 0)
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
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	2 523	2 049	5 681	2 168	2 523	2 049	5 681	2 168
$\overline{R^2}$	0.493 8	0.722 2	0.680 7	0.504 5	0.513 1	0.640 6	0.722 1	0.481 7

(二) 发文机关异质性

前文实证部分智能制造政策文本来源于各省级人民政府及相关部门网站。经检索,来源于各省份工业和信息化厅的智能制造政策占比超过一半,且在绝大部分省份,该部门是制造业制定发展规划和贯彻落实政策的主要机关。那么来源于不同发文机关的智能制造政策对制造业生产率的影响效应是否也具有异质性?本文将智能制造政策来源渠道分为工业和信息化部门发文和其他机关发文两类,异质性检验结果如表4所示,经两两分组T检验已验证组间差异显著。无论来源于何种发文机关,政府智能制造政策均对企业全要素生产率具有提升效应,但相较于其他发文机关而言,来源于工业和信息化部门的政策提升效应更加明显。主要原因在于:工业和信息化部门作为制造业的直接管理机关,对其发展状况、技术趋势等有较为深入的了解和把握,在政策针对性与专业性、执行力度与效果以及政策协同与资源整合等方面具有更大的优势。

表4 不同发文机关政策异质性分析回归结果

变量	TFP_LP		TFP_OP	
	工业和信息化部门发文	其他机关发文	工业和信息化部门发文	其他机关发文
<i>IM</i>	0.122 6*** (0.004 7)	0.087 2*** (0.005 0)	0.107 7*** (0.002 6)	0.072 5*** (0.002 2)
常数项	0.502 7*** (0.179 4)	0.905 4** (0.411 5)	0.405 6** (0.176 3)	0.735 8** (0.294 3)
组间系数差异检验	0.001 0***		0.002 1***	
控制变量	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	10 499	6 562	10 499	6 562
$\overline{R^2}$	0.480 0	0.520 7	0.493 8	0.582 6

(三) 政策类型异质性

技术型智能制造政策与管理型智能制造政策可能对制造业全要素生产率的提升效应具有不同影响机

制从而产生差异化效果。具体而言,以直接刺激研发创新为主要目的的政策措施可能通过提升企业技术水平进而对全要素生产率产生影响;而以提高管理水平为主要目的的政策措施则可能通过提升企业技术利用效率进而对全要素生产率产生影响。因此本文将包含人工智能、大数据等具有明显技术特征的关键词的政策列为一组,将包含智能管理、规模定制等具有明显管理特征的关键词的政策列为另一组,异质性分析的回归结果如表 5 所示,经两两分组 T 检验已验证组间差异显著存在。仅在技术类政策分组下,智能制造政策的回归系数显著为正,反映出智能制造技术类政策能够有效提升制造业全要素生产率,而管理类政策在当下情境下对全要素生产率却并未有效发挥提升作用。管理类政策通常需要企业调整内部治理结构,短期内可能面临执行成本高和制度惯性问题,从而难以发挥对生产率的正向作用。此外,有研究表明,管理类政策需建立在技术成熟的基础上,当前中国多数企业尚处于技术追赶阶段,管理优化的边际收益较低^[62]。

表 5 不同类型政策异质性分析结果

变量	TFP_LP		TFP_OP	
	技术类政策	管理类政策	技术类政策	管理类政策
IM	0.234 3 *** (0.002 0)	0.001 2 (0.002 2)	0.229 4 *** (0.002 1)	-0.001 7 (0.002 6)
常数项	0.760 8 *** (0.185 5)	0.428 9 *** (0.158 8)	0.935 0 *** (0.333 9)	0.654 0 *** (0.210 9)
组间系数差异检验	0.000 0 ***		0.000 0 ***	
控制变量	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	12 445	4 267	12 445	4 267
$\overline{R^2}$	0.893 3	0.602 7	0.783 4	0.529 6

六、研究结论与政策建议

本文研究发现,以技术进步与效率改善为直接驱动力,智能制造政策提升了制造业全要素生产率水平。机制分析发现,智能制造政策通过优化产业链整合—提升产业链溢出—增强产业链韧性的路径推动制造业产业链生态构建,进而促进全要素生产率提升。进一步分析发现,智能制造政策中的创新能力与应用水平、来自各地区工业和信息化部门的政策以及技术类政策更有利于发挥对全要素生产率的提升作用。本文的结论将为中国制造业充分应对剧烈技术变革,把握数字经济发展新机遇,努力实现“制造”向“智造”跃迁提供理论启示与实践思路。

基于以上研究结论,本文提出如下政策建议:

第一,加快构建系统性、多层次以及差异化的智能制造政策体系,进一步支持引导制造业智能化变革。首先,地方政府可依托区域主导产业制定专项扶持政策,明确资金补贴、税收优惠等实施细则,并建立央地联合工作组协调跨层级政策落地。其次,可探索设立“智能化能力分级评估标准”,将企业分为基础型、成长型、引领型三类,分别匹配试点补贴、智能化改造专项基金、创新研发税收抵扣等差异化支持政策。最后,推动地方产业基金与产融平台合作,设计“专项债”,通过政府增信降低融资成本,优先支持传统制造业开展设备联网、数据采集等基础改造。

第二,坚持系统集成创新,加快纵深融合发展,以智能制造战略推动制造业产业链生态构建。首先,可选择汽车、电子等产业链较长的行业先行试点,开发行业级通用数据接口标准,强制龙头企业开放生产数据接口,实现上下游企业设计、库存、物流数据的实时互通。其次,要求央企、大型装备制造企业每年发布“智能技术需求清单”,面向高校、科研院所定向招标,推动视觉检测、数字孪生等关键技术联合攻关,成果通过工业互联网平台向产业链开放,以此引领龙头企业的生态赋能。

第三,基础设施“硬环境”与制度建设“软环境”齐发力,提升智能制造保障水平。首先,建立“数字基建需求地图”,依据区域工业产值、企业密度等指标,优先在制造业集群区域提升互联网基础设施保障水平,并按算力等指标使用量给予企业电费、税收等补贴。其次,创新“智能升级收益权质押”融资模式,允许企业以智能化改造后的预期增收作为质押标的,由地方担保公司提供风险分担。

参考文献:

- [1] 沈坤荣,林剑威,傅元海. 网络基础设施建设、信息可得性与企业创新边界[J]. 中国工业经济, 2023(1): 57-75.
- [2] 孙新波,张明超. 工业互联网平台赋能智能制造生态系统构建——基于海尔卡奥斯的案例研究[J]. 经济管理, 2023, 45(11): 5-26.
- [3] 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.
- [4] 谢雁翔,覃家琦,金振,等. 企业工业智能化与全要素生产率提升——基于制造业上市公司的经验证据[J]. 科学学与科学技术管理, 2023, 44(11): 148-165.
- [5] 赵一凡,陈思怡,易定红. 中国制造业技术进步的特征变化及其对就业的影响[J]. 首都经济贸易大学学报, 2024, 26(1): 3-17.
- [6] 杜传忠,曹效喜,任俊慧. 人工智能影响我国全要素生产率的机制与效应研究[J]. 南开经济研究, 2024(2): 3-24.
- [7] VILKAS M, BIKFALVI A, RAULECKAS R, et al. The interplay between product innovation and servitization: the mediating role of digitalization [J]. Journal of Business & Industrial Marketing, 2022, 37(11): 2169-2184.
- [8] STANKO M A, RINDFLEISCH A. Digital manufacturing and innovation[J]. Journal of Product Innovation Management, 2023, 40(4): 407-432.
- [9] 韩峰,姜竹青. 集聚网络视角下企业数字化的生产率提升效应研究[J]. 管理世界, 2023, 39(11): 54-77.
- [10] 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, 40(2): 101-116.
- [11] 蔡跃洲,马文君. 数据要素对高质量发展影响与数据流动制约[J]. 数量经济技术经济研究, 2021, 38(3): 64-83.
- [12] 刘维林,程倩. 数字产业渗透、全球生产网络与非对称技术溢出[J]. 中国工业经济, 2023(3): 96-114.
- [13] 田秀娟,李睿. 数字技术赋能实体经济转型发展——基于熊彼特内生增长理论的分析框架[J]. 管理世界, 2022, 38(5): 56-73.
- [14] 戚聿东,徐凯歌. 技术革命、生产方式变革与企业组织结构调整[J]. 管理世界, 2024, 40(10): 1-15.
- [15] 余明桂,贺蒙蒙,张萌萌. 人才引进政策、劳动力优化配置与制造业智能化[J]. 中国工业经济, 2024(5): 116-134.
- [16] KUOSMANEN T, SIPILÄINEN T. Exact decomposition of the Fisher ideal total factor productivity index[J]. Journal of Productivity Analysis, 2009, 31(3): 137-150.
- [17] 黄勃,李海彤,刘俊岐,等. 数字技术创新与中国企业高质量发展——来自企业数字专利的证据[J]. 经济研究, 2023, 58(3): 97-115.
- [18] 刘海兵,刘洋,黄天蔚. 数字技术驱动高端颠覆性创新的过程机理:探索性案例研究[J]. 管理世界, 2023, 39(7): 63-81.
- [19] WEN H W, ZHONG Q M, LEE C C. Digitalization, competition strategy and corporate innovation: evidence from Chinese manufacturing listed companies[J]. International Review of Financial Analysis, 2022, 82: 102166.
- [20] 孟凡生,赵艳,冯耀辉,等. 人工智能专利网络对企业智能化发展的影响[J]. 科研管理, 2024, 45(7): 118-126.
- [21] 王跃进,王文斌,陈菲. 深度智能化:后机器人时代生产率增长的动力[J]. 世界经济, 2024, 47(12): 165-192.
- [22] 陈红,王稳华,刘李福,等. 人工智能对企业成本黏性的影响研究[J]. 科研管理, 2023, 44(1): 16-25.
- [23] TIAN M, CHEN Y, TIAN G H, et al. The role of digital transformation practices in the operations improvement in manufacturing firms: a practice-based view[J]. International Journal of Production Economics, 2023, 262: 108929.
- [24] 张倩肖,段义学. 数字赋能、产业链整合与全要素生产率[J]. 经济管理, 2023, 45(4): 5-21.
- [25] WANG J B, YAO X Y, ZHU X C, et al. Does lean inventory management alleviate financing constraints? [J]. Journal of Manufacturing Technology Management, 2024, 35(3): 590-608.
- [26] 中国社会科学院工业经济研究所课题组. 新工业革命背景下的世界一流管理:特征与展望[J]. 经济管理, 2021, 43(6): 5-21.

- [27]戴魁早,陈阿丽,杨新宇. 功能性产业政策能否促进企业生产率增长——基于《中国制造 2025》的准自然实验[J]. 南开经济研究, 2024(2):43-63.
- [28]唐晓华,景文治,张英慧. 人工智能赋能下关键技术突破、产业链技术共生与经济“脱虚向实”[J]. 当代经济科学, 2021, 43(5):44-58.
- [29]李兰冰,薛泽帅,赵家未. 制造业企业服务化何以影响企业竞争力? [J]. 经济与管理研究, 2025, 46(5):70-88.
- [30]LUU T. Market responsiveness: antecedents and the moderating role of external supply chain integration[J]. Journal of Business & Industrial Marketing, 2017, 32(1):30-45.
- [31]ZE F, YU W C, ALI A, et al. Influence of natural resources, ICT, and financial globalization on economic growth: evidence from G10 countries [J]. Resources Policy, 2023, 81: 103254.
- [32]卢霄,蒋殿春. 工业智能化与中国企业技术追赶:基于后发优势的机制分析与效应检验[J]. 现代财经(天津财经大学学报), 2025, 45(1):3-22.
- [33]范合君,吴婷,何思锦. 企业数字化的产业链联动效应研究[J]. 中国工业经济, 2023(3):115-132.
- [34]谭玉松,任保平,师博. 人工智能影响产业协同集聚的效应研究[J]. 经济学家, 2023(6):66-77.
- [35]易加斌,俞澜天,王宇婷,等. 制造业企业网络联结强度、协同创新能力与数字化转型[J]. 科研管理, 2023, 45(8):154-163.
- [36]洪银兴,王坤沂. 新质生产力视角下产业链供应链韧性和安全性研究[J]. 经济研究, 2024, 59(6):4-14.
- [37]张伯伟,马凡慧. 智能制造如何提升产业链供应链韧性:理论机制与实证检验[J]. 经济学动态, 2024(11):20-37.
- [38]肖陈霄,陆依雯. 工业自动化能否推动进口中间品质量升级?:来自中国企业层面的证据[J]. 世界经济研究, 2024(2):120-134.
- [39]孙早,陈玉洁. 机器人角色、生产分割与生产方式转换[J]. 中国工业经济, 2023(4):5-23.
- [40]BENITEZ J, ARENAS A, CASTILLO A, et al. Impact of digital leadership capability on innovation performance: the role of platform digitization capability[J]. Information & Management, 2022, 59(2):103590.
- [41]徐铮,张其仔. 产业链视角下数字赋能全球价值链攀升的产业关联溢出效应[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(7):34-56.
- [42]彭树宏. 人工智能应用与企业就业吸纳——来自中国上市公司年报文本分析的证据[J]. 经济管理, 2024, 46(8):42-64.
- [43]李玉花,林雨昕,李丹丹. 人工智能技术应用如何影响企业创新[J]. 中国工业经济, 2024(10):155-173.
- [44]李旭辉,张胜宝,程刚,等. 三大支撑带人工智能产业自主创新能力测度分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2020, 37(4):3-25.
- [45]曾玲玲,肖雅南. 制造业智能化水平测度及其对企业投资效率影响的研究[J]. 工业技术经济, 2022, 41(9):69-78.
- [46]申广军,陈斌开. 中国制造业企业的全要素生产率:新数据、新方法与新发现[J]. 经济学(季刊), 2024, 24(4):1048-1065.
- [47]欧阳志刚,陈奕景,陈熹. 中国制造业金融资源配置效率与全要素生产率[J]. 管理世界, 2024, 40(4):96-128.
- [48]黄先海,高亚兴. 数实产业技术融合与企业全要素生产率——基于中国企业专利信息的研究[J]. 中国工业经济, 2023(11):118-136.
- [49]邹颖,石福安,吴玉彬. “三链”协同视域下“新基建”的企业韧性赋能效应——基于智慧城市试点的准自然实验[J]. 财经研究, 2024, 50(10):79-93.
- [50]LI B Q, LI J Z, DONG N N, et al. Industrial transfer's effect on competitiveness of the manufacturing: a case of Zhejiang, China[J]. The Singapore Economic Review, 2021, 66(3):953-968.
- [51]袁淳,肖土盛,耿春晓,等. 数字化转型与企业分工:专业化还是纵向一体化[J]. 中国工业经济, 2021(9):137-155.
- [52]潘士远,陈秀茂. 专利保护、创新与经济增长:基于上下游技术溢出模型的分析[J]. 经济研究, 2024, 59(11):55-71.
- [53]钞小静,廉园梅,元茹静,等. 数字基础设施建设与产业链韧性——基于产业链恢复能力数据的实证分析[J]. 数量经济技术经济研究, 2024, 41(11):112-131.
- [54]倪红福,王海成. 企业全球价值链中的位置及其结构变化[J]. 经济研究, 2022, 57(2):107-124.
- [55]WANG Z, WEI S J, YU X D, et al. Characterizing global value chains: production length and upstreamness [Z]. NBER Working Paper No. 23261, 2017.
- [56]贺灿飞,陈韬. 外部需求冲击、相关多样化与出口韧性[J]. 中国工业经济, 2019(7):61-80.
- [57]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.
- [58]胡翠,王宁. 工业机器人与全球生产网络演化——基于量化结构模型方法的研究[J]. 中国工业经济, 2024(1):93-111.
- [59]孙早,蒋阳. 分类施策:产业政策影响工业智能化的经验证据[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(12):26-46.
- [60]白景坤,刘畅. 战略性新兴产业政策与技术重叠——基于企业生态位视角[J]. 经济管理, 2024, 46(7):20-35.
- [61]YU Y B, ZHANG J Z, CAO Y H, et al. Intelligent transformation of the manufacturing industry for Industry 4.0: seizing financial benefits from supply chain relationship capital through enterprise green management[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 172: 120999.
- [62]王海,闫卓毓,郭冠宇,等. 数字基础设施政策与企业数字化转型:“赋能”还是“负能”? [J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(5):5-23.

Intelligent Manufacturing Policy, Construction of Industrial Chain Ecosystem, and Manufacturing TFP

LIU Yang, ZUO Yuxiao
(Zhengzhou University, Zhengzhou 450001)

Abstract: Currently, the growth rate of total factor productivity (TFP) in China's manufacturing industry is slowing down, restricting the high-quality development of the manufacturing industry. In response to these challenges, leveraging intelligent manufacturing to enhance productivity has become a key strategy for China to speed up the cultivation of new quality productive forces and boost China's strength in manufacturing. However, an academic consensus has yet to be reached on whether the intelligent manufacturing policy can promote manufacturing TFP, and the existing research cannot fully and accurately describe the enabling channels under the latest development characteristics of China's manufacturing industry.

Therefore, combined with the national policies, this paper uses the sample of listed manufacturing companies from 2010 to 2022 to measure the intensity of intelligent manufacturing policy and examines the long-term economic effect of intelligent manufacturing on manufacturing TFP. Furthermore, this paper systematically explores the transmission mechanism through which the intelligent manufacturing policy improves manufacturing TFP. The findings reveal that this policy improves manufacturing TFP and promotes the construction of the manufacturing industrial chain ecosystem through the path of optimizing industrial chain integration, improving the industrial chain spillover, and enhancing industrial chain resilience. Further analysis shows that the innovation and application capabilities of intelligent manufacturing, policies formulated by the industry and information technology departments, and technology-oriented policies exhibit a more pronounced impact on enhancing manufacturing TFP.

The marginal contributions are threefold. First, this paper evaluates the effect of intelligent manufacturing policies and contributes to the research on the microeconomic effects of manufacturing policy empowerment. Second, it deepens the understanding of intelligent transformation in manufacturing and provides policy references and optimization schemes for the government to improve policy design and enterprises to advance the practice of intelligent and digital transformation. Third, it measures the implementation intensity of the intelligent manufacturing policy, reflecting the systematicness and sustainability of the policy implementation more comprehensively and aligning with the complex characteristics of intelligent manufacturing. Based on the above conclusions, investigating the long-term impact of intelligent manufacturing on manufacturing TFP from the perspective of policy evaluation and exploring its mechanism alongside the construction of industrial chain ecosystem will provide theoretical insights and practical ideas for China's manufacturing industry to fully cope with drastic technological changes, grasp the new opportunities of digital economy development, and strive to realize the transformation from manufacturing to intelligent manufacturing.

Keywords: intelligent manufacturing; manufacturing TFP; construction of industrial chain ecosystem; industrial policy; technological changes

责任编辑:姜 莱;姚望春