

智能制造对全要素能源效率的影响及机制*

沈洋 张秀武

(华侨大学数量经济与统计研究院, 福建 厦门 361021)

[摘要]以人工智能、智能制造和自动化为代表的通用技术创新已成为第四次工业革命和产业变革的核心驱动力。选取2006—2022年中国30个省份的面板数据构建回归模型,对智能制造提升全要素能源效率的作用及其机制进行实证分析。研究表明,智能制造具备的智慧能源管理、知识溢出效应和资源配置效应能显著提高全要素能源效率。该结论经过内生性处理和稳健性检验之后依然成立。作用机制结果表明,劳动力价格扭曲、生产率效应和规模效应是智能制造提高全要素能源效率的重要机制。具体而言,被纠正的劳动力价格可以增强企业研发和创新动力以及摆脱产业结构低端化锁定困境,进而提高全要素能源效率。先进生产力的创新与应用带动产品高效生产,加速资本循环过程进而促进规模经济。异质性结果表明,智能制造在环境规制力度大和先进技术支持力度高的地区对能源效率的提升作用更强烈。

[关键词]智能制造 全要素能源效率 劳动力价格扭曲 能源碳足迹 碳排放交易政策

[中图分类号] F424.5; F206 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 2096-983X(2025)06-0114-12

一、引言

能源是国民经济和社会发展的基石。改革开放以来,中国政府坚定不移推进能源革命,能源生产和利用方式发生重大变革,基本形成了煤、油、气、核及新能源多轮驱动的能源供应体系,电力保障能力全面提升,能源事业取得历史性成就。党的十九大以来,党中央更加注重能源革命,高屋建瓴地提出要坚持新发展理念,构建清洁低碳、安全高效的能源体系,推进美丽中国建设迈出坚定步伐。高质量发展为中国经济发展领航定向。迈入新时代,中国经济面临如何实现更好发展的问题。经过多年高速发展,资源、环境对经济发展的制约日趋明显,以往

“三高一低”的粗放型发展模式疲态尽显,不利于经济持续健康发展。同时“富煤、贫油、少气”的能源结构特点使得中国陷入被动适应国际能源贸易规则和环境治理规则的困境,经济发展面临着环境污染和能源短缺双重约束,能源安全易受威胁。^[1]作为经济发展的主要投入要素,能源对经济发展有着至关重要的作用,已被视为经济增长的重要助推器。^[2]中国是全世界最大的能源消耗国,尤其是在煤炭价格优势显著的前提下,未来很长时间内我国以煤炭为主要能源的消费结构还难以扭转。2023年中国进口煤及褐煤47442万吨,同比增长61.8%;原油进口56399.38万吨(其中成品油进口4769万吨),同比增长11%,且近年来能源进口量总体呈现上升趋势

收稿日期: 2024-12-16; 修回日期: 2025-02-20

*基金项目: 福建省自然科学基金项目“福建省劳动力流动与制造业发展的因果互动关系研究”(2022J01320)

作者简介: 沈洋, 博士研究生, 主要从事经济统计和环境治理研究; 张秀武, 教授, 博士研究生导师, 主要从事经济统计和数字经济研究。

势。^[3]这意味着中短期内通过增加可再生能源和清洁能源的消费比重来解决能源约束问题依旧道阻且长。党的二十大报告强调,持续推动能源清洁低碳高效利用,深入推进能源革命,确保能源安全。^[4]提升全要素生产率是实现经济高质量发展的重要可依赖路径。党的二十届四中全会提出,“十五五”时期要加快经济社会发展全面绿色转型,建设美丽中国。^[5]因此,如何提高能源效率,加强化石能源清洁高效利用,建设能源强国,是未来五年亟需解决的时代命题。

绿色低碳发展进程中,能源行业是主战场。在数字化转型与“双碳”战略的背景下,智慧能源正成为推动能源行业可持续发展的关键力量。当前,以DeepSeek-v3.1为代表的大语言模型凭借大数据分析、智能决策和多模态处理能力,正推动着能源管理从传统模式向智能化、高效化方向转变,为能源革命带来新契机。党的二十届三中全会提到,要推动技术革命性突破,支持企业用数智技术、绿色技术改造提升传统产业。^[6]作为碳减排主力的能源产业,积极开展数字化转型是发展绿色经济的关键。在数字经济背景下,现有文献从数字化经济^[7-8]、数字技术创新^[9-11]、能源互联网^[12]、人工智能^[13]、数字化供应链^[14]和大数据分析^[15]等角度探究了新一代信息技术对能源消费模式、清洁能源生产行为和物流链运输的影响和产生的经济效益,认为现代数字技术可以显著提高能源效率,但同时也会引致更多的能源消耗,产生能源反弹效应。技术创新的社会效应有其独特的时代烙印和阶段性内涵,人们对其潜在的社会效应和传导机制的认识正在逐步深化,但数字技术如何影响全要素能源效率及其传导机制目前尚未明晰。囿于新一代信息技术仍处于起步阶段,数字技术在运用场景层面的宽度与深度还有待提高,信息技术从自动化缓慢演进至智能化,关于智能制造如何影响全要素能源效率的研究还比较少,从劳动力价格机制和规制支持的角度阐释其深层次作用机理的文章更为缺乏。本文潜在的边际贡献在于:一是从智能制造的视角

分析了其对全要素能源效率的影响,深入剖析了智能制造提高全要素能源效率的内在机理,深化了技术创新的社会效应研究;二是从能源智慧管理的角度强调了智能制造技术的优化作用,揭示了先进生产力对生产率和规模经济的影响路径,还将智能化技术与劳动力要素市场化配置串联,形成了生产率效应、规模效应和劳动力价格扭曲三条机制路径,并利用数理模型对其进行验证,该思路是在建设全国统一大市场背景下的有益探索。三是利用碳排放交易政策和人工智能先导区试点政策,分别验证了宏观政策与数字化技术协同促进能源事业提质增效的机制与经验。

二、影响机制和研究假设

(一) 智能制造影响全要素能源效率的直接机制分析

智能制造可以通过优化能源运维系统以及能源技术溢出的方式提高能源综合效率。在智慧能源管理方面,传统能源行业仅关注瓦特流,“发—输—配—储—用”节点之间彼此孤立,难以协同,导致能源系统运行效率低,且全链路存在大量“哑设备”,依靠人工维修,运维效率较低。智能制造通过引入5G、AI、大数据等数字化技术将能源数字化处理,将电力技术与数字技术创新性融合,在瓦特流的基础上加入比特流,用比特管理瓦特,实现全链路互联化、数字化和智能化协同,让电力生产效率、设备运维效率和能源利用效率最大化。作为低碳转型的重要助推力,凭借着数字网络的“梅特卡夫法则”,智能化、数智化先进技术与传统电力、能源、交通等行业的深度融合,有效赋能企业绿色智能化制造和能源管理,引领绿色工业和流程再造,促进重点行业碳排放全生命周期的能耗降低,实现能源效率的提升。与此同时,人工智能平台有助于数据要素的共享共用,借助于要素流通和知识技术外溢,以构建能源互联互通和全球能源配置网的智慧管理系统,将传

统的烟囱式独立系统构架和孤岛式管理,进化为统一构架、统一管理和综合运用,实现全链路的统筹、协同和优化,以此推动全社会低碳发展和提高能源利用效率。^[16]在能源优化调度方面,智能制造促进了能源系统的储能优化、灵活调度和智能消纳。能源数字化使得“智能”建筑、交通、车辆和工业设施能够为能源系统提供新的灵活负载源,有助于供应商削减能源供应,并支持社区更好地消耗自己生产的能源。通过提高终端用户的使用效率和系统效率,避免能源设施重复投资、降低生产与分配环节的无效损失、优化组合可再生资源以及增强能源安全性等,最终惠及整个能源系统。在技术溢出方面,作为通用型技术进步的智能制造本身是典型的非竞争性公共物品,其在一定区域范围内做创新活动时,往往会产生“能源技术扩散”和“能源技术溢出”,即技术创新无意识地外流与相关主体无意识地接受。^[17]智能制造的溢出效应具体表现为物化于机器设备的自动化技术嵌入运用部门,在生产环节实现要素投入与科学技术的关联互动,推进生产、运输、存储和消费等环节形成新的生产模式、新能源技术装备和节能环保。据此提出研究假设1。

假设1:智能制造有助于提高全要素能源效率。

(二)生产率效应的机制作用

全要素能源效率反映了电能、煤炭、石油和天然气等能源在生产生活中的投入产出效率。技术进步意味着通过技术改进、人力资本积累和组织管理效率改善等方式,扩展生产前沿面,以提升既定要素投入组合下的最大产出能力。实体经济“数智化”的典型代表是智能机器人在工业部门迅速普及与大规模运用。在传统生产过程中引入大数据和人工智能等现代数字技术,“数智化”能有效提升不同生产要素配置组合间的运行效率,从而实现传统生产要素边际产出的再提升,助力传统企业“老树发新芽”,充分推动实体经济部门适应数字经济发展新要求。^[18]作为中性技术进步的智能制造,其天然具备数字

技术所具备的渗透性、协同性和替代性特征,能渗入社会生活的各个领域。^[19]一方面,摩尔定律的存在使得芯片化、数字化和信息化产品不断更新换代,相关产品价格也会随着技术更迭与普及迅速下降,这有助于相关厂商逐步淘汰高耗能低效率的生产设备,从而降低能耗和提高能源边际生产力。另一方面,相关行业标准和客户需求会随着全员劳动生产率、工艺技术和生产流程的改善而相应提高,更为严格的出厂标准和高层次的市场需求的社会大环境会衍生企业对高效、清洁与高质量的派生需求,企业通过降低能源消费总量、使用强度和提高了能源利用率的方式对冲生产成本提高和市场竞争加剧的负面效应。据此本文提出研究假设2。

假设2:智能制造通过生产率效应促进全要素能源效率提高。

(三)规模效应的机制作用

新技术最为显著的特征是替代低技能劳动力和补充高技能劳动力^[20],通过数字化、信息化和智能化缓解企业对劳动力要素的依赖性,快速完成人类劳动力在短时间内无法完成的打包、分拣和中转等重复性任务,使用相同的能源消耗和劳动力获取更大的经济产出,以提高企业全要素生产率^[21]。智能制造借助人机智能协同互动与合作共事,将自动化的概念延伸至柔性化、智能化和高度集成化,推动传统工厂向数字化工厂转型,让制造业企业通过数字化发展提升产品质量和管理效率,真正做到提质增效。一个成熟的智能制造工厂或企业往往不会单纯地将生产设备做智能化改造,而是更多地将市场诉求和消费者需求融入生产流程和产品设计环节。借助智能产品、智能设计、智能生产和智能管理将产品生产各环节串联打通,企业管理者利用互联网和物联网等技术实现智能生产横向集成和纵向拓展,再利用移动通信技术与智能设备实现整个智能生产价值链的数字化改造,从而形成并畅通整个智能管理体系。引进工业机器人和高技术人才,扩大生产规模,通过规模经济推动相关产业链和供应链

不断完善与延伸,最终提高资源利用效率。据此提出研究假设3。

假设3:智能制造通过提高部门间协同效率赋能规模经济,从而提高全要素能源效率。

(四) 劳动力价格扭曲的中介路径

新古典经济增长理论表明,全要素生产率提升的主要源泉在于技术进步和资源配置效率的改善^[22]。价格机制是市场经济资源配置的基础反映,被扭曲的要素价格无法真实反映要素市场资源稀缺程度和供求关系。劳动力市场扭曲不仅使得企业间资源配置失衡,同时还会阻挡那些高效率的企业进入市场,从而产生更大的效率损失。^[23-24]负向的价格扭曲致使企业产生劳动力要素异常丰富的错觉,更多地雇佣廉价劳动力,这种劳动低成本维持的价格优势降低了企业对于资本要素以及附着于资本品之上的技术创新需求,将生产活动长期停留在低端生产环节,引致技术进步对能源全要素能源效率的贡献度较低。被低估的劳动报酬^①使生产效率较低的企业能够大量使用低成本的有形要素获取更多利润,与之形成的套利空间会促使大量的劳动力流向见效快、不确定性低的粗放型生产项目,使得经济增长突出表现为要素驱动型的外延式增长,加剧产业结构低端化锁定。^[25]这种逆向配置不利于全要素能源效率提升。

引导人力资本较高的劳动力向具备先进生产力的地区、部门、行业集聚有助于提高全要素生产率。智能制造在纠正劳动力要素市场扭曲、畅通要素通道和强化资源配置效率方面具有较强的优势。一是随着智能制造底层逻辑的智能化技术快速发展,有助于降低信息搜寻成本和简化搜集路径。依托互联网技术,劳动者可以对岗位工资、技能需求、用工需求等信息进行搜集、整理、对比与分析,从而形成有关劳动报酬合理性的预期,帮助其降低市场信息不对称性。二是互联网技术衍生的网络平台,弱化了距离和时间的物理壁垒,信息可以更为迅速地跨地域、跨时间、跨部门传播与分享。要素需求者

和劳动供给者能够结合自身偏好在更为广阔的市场进行精准匹配,节约交易成本和时间,畅通劳动力要素自由流动的渠道,提高要素市场一体化水平。该渠道有助于简化市场交易业务流程和提高交易过程的信息透明度,形成全国范围内的网络交易体系,在一定程度上减轻地方保护主义和行政壁垒形成的市场分割,降低价格扭曲。^[26]远程办公、线上会议、远程服务等新型线上工作方式使得劳动者在不改变居住地和工作单位的情形下参与整个社会的劳动分工,形成“隐形流动”劳动力,并遵循低回报率向高回报率转移的轨迹流动,从而减缓价格扭曲。三是智能制造对就业的市场影响主要是通过生产率效率、补偿效应和破坏效应产生的。工业智能制造技术利用技术优势和资本优势替换常规性、可编程化和规则化岗位的劳动力,同时人类劳动具有比较优势的新工作任务、经济活动和工作形态不断被创造,不同技能的劳动者在数字技术引导下流向效率更高的数字化产业领域,实现在新兴岗位中实现高效匹配和获取更合理的劳动报酬。据此本文提出研究假设4。

假设4:智能制造可以缓解劳动力价格扭曲,从而提高全要素能源效率。

三、研究设计与数据来源

(一) 变量选取

1. 被解释变量

全要素能源效率(EE)。为尽可能避免传统测量方法造成的统计误差,并在一定要素投入组合条件下以尽可能小的资源消耗与环境污染获取可能多的期望产出,本文使用SBM方向距离函数并结合GML指数法测算全要素能源效率。该方法优势特征是在处理好合意产出的同时还能更为科学地兼顾非期望产出和要素投入的动态连续性。全要素能源效率的评价体系延续柯布道格拉斯生产函数的思想,并参考现有文献的实践^[27-28],本文选取劳动力、资本、土地

①因我国的劳动力要素价格主要呈现为向下(低价)扭曲,因此本文主要分析的是负向扭曲产生的影响。

和能源消费量(万标准吨煤)作为投入向量;期望产出选用各省份基于2000年的实际GDP作为代理变量。非期望产出使用能源碳排放作为代理变量,其测算方法主要使用折算系数法进行换算,计算过程为:

$$Co_2 = \sum_{j=1}^9 C_j \times D_j \times E/F_j = \sum_{j=1}^9 C_j \times D_j \times 29.27/F_j \quad (1)$$

式(1)中, Co_2 为能源消耗的总碳排放量, C_j 为第 j 类能源消费量, D_j 为标准煤转换系数, E 为热值转换系数, F_j 为能源 j 的碳足迹转换系数。能源类型及其煤炭转换系数等见表1。

表1 碳排放核算体系与转换系数^①

能源类型	能源项目	煤炭转换系数(kg-ce/kg.m ³)
煤	煤炭	0.714
	焦炭	0.971
石油	原油	1.429
	煤油	1.471
	汽油	1.471
	柴油	1.457
	燃料油	1.429
电力	电力	0.123
天然气	天然气	0.133

2.核心解释变量

智能制造(Rob)。现阶段的技术进步已不再仅以改善人类劳动效果为方向,而更多呈现的是替代人类劳动力。据此,本文采用工业机器人安装密度表征智能制造。由于国际机器人联合会(IFR)公布的是国家—行业层面的数据,不能直接用于本文的数据分析。对此,参照已有文献的研究思路,使用移动份额法构造一个巴蒂克工具变量以计算各省份工业机器人安装密度^[29-30]。计算过程为:

$$Rob_{it} = \sum_{j=1}^j \frac{L_{jit}}{L_{it}} \times \frac{Rob_{jt}}{L_{jt}} \times \frac{MRob_t}{L_{2005}} \quad (2)$$

式(2)中, Rob 表示工业机器人安装密度, L_{jit} 为 i 省份 j 行业 t 年的从业人员数量, L_{it} 表示 i 省

$$\ln(Y_{it}/L_{it}) = \ln A + \beta_{Ki} \ln(K_{it}/L_{it}) + \lambda_i + v_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

式(5)中, Y_{it} 表示地区 i 在年份 t 的国内生产总值, A 表示全要素生产率, K_{it} 表示资本投入, L_{it} 表示劳动力投入。其中, Y_{it} 采用的是基于2000年物价水平的实际GDP;劳动力投入和

份 t 年就业人员总量, Rob_{jt} 表示 j 行业 t 年的工业机器人安装数量, L_{jt} 为 j 行业 t 年的从业人员总量; $MRob_t/L_{2005}$ 为本文选取的工具变量,其中 $MRob_t$ 表示美国在年份 t 的工业机器人安装数量, L_{2005} 表示2005年美国制造业从业人员数量。

3.中介变量

劳动力价格扭曲(Lab)。考虑到要素价格会影响资源配置,因而延续要素价格扭曲的思想,假定劳动力价格扭曲以从价税的形式存在,那么劳动力价格扭曲的计算过程为:

$$\tau_{Li} = 1/\gamma_{Li} - 1 \quad (3)$$

式(3)中, γ_{Li} 表示劳动力价格绝对扭曲系数。由于其在现实世界无法被直接观测和测量,一般是采用相对扭曲系数 $\hat{\gamma}_{Li}$ 进行替代,其表达式为:

$$\hat{\gamma}_{Li} = \left(\frac{L_{it}}{L_t} \right) / \left(\frac{w_{it}\beta_{Li}}{\beta_L} \right) \quad (4)$$

式(4)中, $w_{Li} = p_{it}y_{it}/Y_t$ 表示地区 i 在年份 t 的产出占整个经济系统总产出的比重, L_{it}/L_t 表示地区 i 在年份 t 的劳动力数量占总经济系统劳动力数量的比重, $\beta_L \sum_{i=1}^N w_{it}\beta_i$ 表示利用产出加权计算后的劳动力贡献度, $w_{it}\beta_{Li}/\beta_L$ 则表示地区 i 在年份 t 劳动力有效配置时劳动力投入的理论比例。 y_{it} 表示劳动力价格偏离最优配置的程度,即劳动力要素的相对价格扭曲程度。当 $y_{it}=1$ 时,表明不存在扭曲,此时劳动力配置是最有效的。关于劳动力产出弹性的计算过程,本文结合现有文献的计算方法,运用面板数据模型进行估计^[31-32]。首先建立规模报酬不变的C-D生产函数,然后对生产函数两端做对数化处理,最后在等式右边纳入时间固定效应和个体固定效应,可得到:

①煤炭和焦油的碳排放转换系数是56kg-CO₂/km³,例如原油、煤油、汽油、柴油和燃料油的碳排放转换系数为73kg-CO₂/m³,电力的碳排放转换系数为1000kg-CO₂/m³,天然气的碳排放转换系数为96kg-CO₂/m³。

了时变系数固定效应模型。

生产率效应和规模效应。根据传统的格布道格拉斯生产函数,本文假定厂商仅使用资本和劳动力进行生产,然后获得产品销售价值,然后根据相关研究的实践方法^[33],运用超效率SBM模型将生产效率分解为纯技术效率和规模效率,以此分别衡量生产率效应和规模效应。

4.控制变量

因影响全要素能源效率的因素有很多,为尽可能避免遗漏重要变量引致的内生性问题,同时也是为了获取更为精准的估计结果,根据现有文献探究能源效率所选择的宏观经济特征,本文选择了八个变量作为控制变量^[34-35]。具体而言:外商直接投资(FDI),选用各省份实际利用外商直接投资额作为代理变量;工业化(Ind),选用第二产业占国内生产总值的比重作为代理变量;宏观调控(Gov),选用地方财政一般预算支出占国内生产总值的比重作为代理变量;绿色创新(GI),选用各省份废弃物管理类、能源节约类、替代能源生产类和核电类的绿色专利申请数量作为代理变量;人口密度(PD),使用建成区每平方公里人口数作为代理变量;绿色信贷(GC),使用1减六大耗能产业利息占工业信贷利息的占比作为代理变量;能源结构(ES),使用煤炭消费量占能源消费总量的比重作为代理变量;经济增长(PGDP),使用人均国内生产总值作为代理变量。

(二) 计量模型

为识别智能制造对全要素能源效率的影响效应,基于历史数据的角度验证智能制造能否提高全要素能源效率,根据上文各变量的设定,结合现有文献的方法^[36],本文构建了以下面板数据模型:

$$EE_{it} = a_0 + a_1 Rob_{it} + a_2 \sum_{m=1}^7 Control_{itm} + \lambda_i + v_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

式(6)中,下标*i*和*t*分别表示省份和年份, a 表示待估参数, a_0 表示常数项, v_t 表示时间固定效应, λ_i 表示个体固定效应 ε 表示随机扰动项,Control表示一系列控制变量。为减缓异方

差影响,在实际拟合计算过程中本文对所有变量做了对数化处理。为尽可能减缓多个方程的内生性,根据两阶段中介效应理论,本文构建了以下面板数据模型:

$$MV_{it} = b_0 + b_1 Rob_{it} + b_2 \sum_{m=1}^7 Control_{itm} + \lambda_i + v_t + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

式(7)中, MV_{it} 表示机制变量, b_0 是常数项, b_1 和 b_2 均是待拟合的回归系数,其余符号的含义与式(6)保持一致。该方程重点关注的是智能制造回归系数的符号方向和显著性是否符合预期。

(三) 数据来源与说明

遵循数据可得性原则,本文选取2006—2022年中国30个省份(不含西藏和港澳台地区)的面板数据作为考察样本。计量模型涉及的相关变量原始数据主要来自《中国统计年鉴》《中国环境统计年鉴》《中国能源统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》、国家知识产权局、国家统计局和EPS数据库。极少数缺失值采用线性插值法进行补齐。需要说明的是,因SBM-GML指数法测度的全要素能源效率在考察期的第一年均为1,为了避免第一年各省份数值均为1和样本数据左截断问题,本文测算全要素能源效率的数据样本时间跨度为2005—2022年。各变量的描述性统计分析见表2。

表2 变量描述性统计

变量	代码	均值	标准误	最小值	最大值
全要素能源效率	EE	0.379	0.222	-0.078	1.098
智能制造	Rob	3.496	2.067	-0.976	6.822
外商直接投资	FDI	-4.331	1.244	-10.641	-2.112
工业化	Ind	3.762	0.239	2.760	4.119
人口密度	PD	7.874	0.435	6.393	8.745
绿色信贷	GC	-0.855	0.378	-2.370	-0.213
宏观调控	Gov	-1.547	0.393	-2.480	-0.442
绿色创新	GI	6.590	1.681	1.609	10.089
经济增长	PGDP	10.645	0.631	8.663	12.156
能源结构	ES	-1.034	0.615	-5.178	-0.291
劳动力价格扭曲	Lab	-1.215	0.892	-6.523	1.085

注:表中变量已经过对数化处理。

四、实证结果分析

(一) 基准回归

根据豪斯曼检验和F检验的结果,固定效应模型最为适合本文样本数据,因而本文将双向固定效应(TWFE)模型作为基准回归。出于模型稳健性考虑,本文仍然报告了混合最小二

乘法的估计结果,同时还采用分段式代入控制变量的方式进行估计。

表3 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Rob	0.077*** (22.28)	0.078*** (11.31)	0.078*** (7.02)	0.106*** (4.19)	0.097*** (5.94)
PGDP		0.012 (0.95)		0.008** (0.80)	0.005 (0.48)
ES		-0.075*** (-4.17)		-0.059*** (-6.93)	-0.055*** (-3.54)
GC		-0.113*** (-4.46)		-0.112*** (-8.42)	-0.110*** (-4.50)
GI		-0.006 (-0.86)		0.003 (0.38)	0.004 (0.67)
Ind		0.048 (1.24)		0.030 (1.60)	0.030 (1.60)
PD		-0.046*** (-3.14)			-0.054*** (-3.38)
FDI		-0.002 (-0.25)			0.006 (0.63)
Gov		-0.039 (-1.18)			0.019 (0.23)
个体效应	未控制	未控制	控制	控制	控制
时间效应	未控制	未控制	控制	控制	控制
豪斯曼检验					71.60***
F检验					455.09***
R ²	0.3472	0.4180	0.6547	0.6793	0.7043
观测值	510	510	510	510	510

注: *、**、***分别表示在10%、5%和1%的显著性水平上显著。括号内报告的是t统计量

由表3可知,未控制时间效应和个体效应的混合最小二乘法模型内,智能制造对全要素能源效率的估计系数为0.077,通过了1%显著性检验,表明智能制造能提升全要素能源效率。再从同时控制时间效应和个体效应的双向固定效应模型结果来看,未加入任何控制变量的TWFE模型估计显示其系数为0.078,加入3个控制变量的TWFE模型中的估计系数为0.106,加入全部控制变量的TWFE模型中的估计系数为0.097,且均通过了1%显著性检验,即基于更为严格的统计推断结果表明智能制造能提升全要素能源效率,验证了H1。对比列(2)、列(4)和列(5)三个模型的拟合系数可以发现,纳入全部控制变量和时间与个体固定效应时估计系数达到最大值,控制三个变量的固定效应模型的估计系数较小,未控制不可观测变量时混合最小二乘法的拟合系数最小,表明智能制造提升全要素能源效率的传导过程中还受到了其他宏观变量的影响,间接佐证了加入控制变量的必要性。

(二) 内生性检验

尽管上文为缓解遗漏变量内生性问题在模型中加入了较多的控制变量,但测量误差和反

向因果关系引致的内生性问题仍是本文因果推断所绕不开的障碍。为消除内生性问题,本文运用两阶段最小二乘法予以应对。参照已有文献做法,选取城市土地面积作为工具变量^[37-38]。从理论逻辑层面来看,行政面积越小意味着可供制造业发展的土地面积便越有限,较少的土地供应量会拉高地价和限制工业扩张,部分市场主体迫于成本压力会主动采取搬离或改造生产线以提高工作效率等措施。当区域内引进安装的工业机器人数量既定时,若工厂采取迁往中西部劳动力价格和土地价格较低的地方时,这会提高迁出地整体的机械化和智能化率。有限的土地供应前提下,那些能够茁壮成长且还能占据市场有利位置的企业多为资本密集型或技术密集型。这些企业本身对厂房、生产线等的需求较劳动密集型企业少,有理由认为国土面积与智能制造是有关联的。各地区辖区面积和行政单元具有历史延续性和时间稳定性,行政区的国土面积和边界范围是在历史长河中经过长时间的演化而逐步形成的,且当前各个地区已有的国土面积在本文考察实情之前就已经是既定的。因而本文认为国土面积能在考察期内影响制造业布局与扩张,但是并不能对全要素能源效率起直接影响,满足外生性要求。

工具变量有效性检验结果显示,LM统计量在1%显著性水平下拒绝工具变量的不可识别的原假设。F统计量为21.37大于10%临界值的16.38,表明工作变量满足外生性条件。第一阶段工具变量的回归系数为0.241且在1%水平上下显著,表明相关性假设得到满足。这三个结果表明本文选择的工具变量是有效的,不存在弱工具变量和不可识别问题。由表4可知,2SLS模型结果显示,智能制造对全要素能源效率的估计系数为0.521且通过了1%显著性检验,表明消除内生性问题后智能制造可以提升全要素能源效率的结果仍然是成立的。

(三) 稳健性检验

为验证基准回归模型中结果的稳健性,本文使用了三种方法进行检验。一是使用广义空

间两阶段最小二乘法 (GS2SLS) 将经济变量的空间信息纳入计量模型, 以考察各经济事物在空间层面存在的空间溢出效应和控制样本间个体非独立性假设。二是使用智能制造的滞后一期作为解释变量以考察时滞效应。工业机器人从引进、安装、生产到规模化应用需要一段时间的建设和, 同时工业技术和生产流程的优化也需要实践探索。三是使用稳健回归方法的S估计来消除离群值干扰。由表4可知, 三种检验方法均显示智能制造能够提升全要素能源效率, 显著性和符号方向未发生变化, 与基准回归结果保持一致。这个结果表明智能制造能提高全要素能源效率的结论是稳定且可靠的。

表4 内生性处理与稳健性检验

变量	内生性检验		稳健性检验		
	第一阶段	第二阶段	GS2SLS	替换变量	稳健回归
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Rob		0.521*** (3.00)	0.059*** (4.91)	0.083*** (4.81)	0.068*** (4.03)
工具变量	0.241*** (4.62)				
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
个体效应	控制	控制	控制	控制	控制
时间效应	控制	控制	控制	控制	控制
不可识别检验		21.40***			
弱工具变量检验		21.37			
R ²	0.6390	0.6916	0.7236	0.7298	0.6724
观测值	510	510	510	510	510

注: ***表示在1%水平上显著, 列(2)的括号内汇报的是z统计量, 列(1)、(3)至(5)的括号内汇报的是t统计量。

五、机制分析和异质性检验

(一) 机制分析

为验证生产率效应、规模效应和劳动力价格扭曲的机制渠道, 根据两阶段中介效应递推方程组, 采用逐步回归的方式做拟合验证。基准回归的结果表明智能制造正向影响全要素能源效率的总效应是成立的, 可以进行下一步的机制分析, 因此该部分仅对机制变量进行回归计算。从递推方程的第二阶段来看, 智能制造对生产率效应、规模效应和劳动力价格扭曲的拟合系数分别为0.072、0.062和-0.901, 且均在1%水平上显著, 回归系数的符号方向和显著性符合预期, 即智能制造可以提高厂商的生产力、促进生产规模扩张以及缓解市场上劳动力价格扭曲的现象, 从而提高全要素能源效率, 验证了假设2至4。

结合经济现实, 工业机器人的使用对制造业劳动生产率的带动作用明显。例如工厂在生产线上引进安装工业机器人替换手工劳动力, 因机器人可以全天候执行重复性、机械性任务且误差较小, 现代信息技术(生成式人工智能、自然语言处理等)被视为先进生产力的代表, 所以单位时间内机械化、自动化、智能化必然提高产出效率, 出现生产率效应。当生产率提高, 投入相同的生产要素、相同的时间会产出更多的产品, 更多的生产、更多的产品以及更多的销售利润会使得厂商扩大生产规模以赚取更多的利润, 这会产生规模效应。在缓解劳动力价格扭曲方面, 我国机器人的使用领域主要集中在制造业部门, 这会进一步通过“规模—生产率”效应带动与制造业相关联的生产性服务业和高端服务业发展。这正是自动化技术对就业创造效应的具体反映, 部分被机器人替代的劳动力逐渐转向生产性服务业等行业, 有助于劳动力要素在各个领域的再配置, 让劳动者以更合理的方式深度参与细化的劳动分工, 从而缓解劳动和报酬不匹配问题。数字化背景下的智能制造和互联网平台将要素信息在云端实时共享, 充分挖掘“信息势能”, 以供相关需求者随时随地的查询, 即数字技术的公平性、实时性和交互性助力要素需求者(或供给者)突破信息获取在时空层面的局限, 实现供求双方实时互动, 降低岗位搜寻成本和信息不对称性, 促进劳动力跨区域流动或“隐形流动”, 缓解劳动市场的价格扭曲。

表5 机制检验结果

变量	Lab	生产率效应	规模效应
Rob	-0.901*** (-4.26)	0.072*** (5.39)	0.062*** (6.56)
控制变量	控制	控制	控制
个体效应	控制	控制	控制
时间效应	控制	控制	控制
R ²	0.6756	0.8705	0.5821
观测值	510	510	510

注: ***表示在1%水平上显著, 括号内报告的是t统计量。

(二) 异质性分析

1. 碳排放规制政策的异质性

产权能够明晰界定的前提下, 自发的市场

交易可以实现资源配置的帕累托最优。作为模拟市场交易的环境规制政策，碳排放交易政策赋予了企业更多的自主决定权，企业生产方式和要素产出效率可能会在政策驱使下形成新的良性循环，最终提高能源生产效率。2011年发布的《关于开展碳排放权交易试点工作的通知》正式确立了在北京、天津、重庆、深圳等地试运行碳排放交易政策，2016年新增福建省进行试点。本文根据碳排放交易试点地区名单划分样本，使用TWFE分样本回归计算。

由表6可知，智能制造在碳排放交易试点地区的回归系数为0.195且在1%水平上显著，在非试点地区的回归系数为0.095且在5%水平上显著。费舍尔检验的结果表明组间系数差异在5%水平上显著，该结果意味着实施碳排放交易政策试点的地区，智能制造对全要素能源效率的提升作用更强。碳排放交易政策将温室气体排放量化、商品化、资产化，以排放权配额的方式赋予碳排放商品属性，将污染外部性问题向内部成本进行转化，进而激发排放主体的减排动力。在限定碳排放配额总量前提下，排放超出配额的控排企业需要在交易市场购买碳排放权，而剩余配额的企业主体则可以出售碳排放权增加利润。其本质上体现的是奖励先进、惩罚落后的市场思想，从成本费用角度激励生产技术落后、流程不环保的企业自主开展绿色生产，倒逼传统企业改善能源投入结构和进行绿色技术创新提升全要素能源效率。

2. 人工智能技术政策支持的异质性

为推动互联网、大数据、第五代移动通信技术(5G)等信息技术与绿色低碳产业的深度融合，发挥人工智能的溢出流动功能，科技部于2019年8月出台了《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》，着力推动国家新一代人工智能创新发展试验区建设。该政策以人工智能与经济社会融合发展为主线，以解决科技创新及产业化重大问题为导向，以应用牵引、地方主体、政策先行、突出特色等为建设原则，突出产学研深度融合，促进科技、产业、金融集

聚，构建有利于人工智能发展的良好数字生态环境。目前，我国已布局18个“国字号”新一代人工智能创新发展试验区。不同城市承担的任务和重心工作有所不同，例如武汉强调对接国家“东数西算”工程，着重在智能算力平台上推动AI和大语言模型开发，促进跨模态通用智能技术突破；深圳围绕人工智能城市大脑、关键核心技术研发、产业公共服务平台和产业集聚四个方面发力，在建设国家重大基础设施和数据共享平台的基础上，促进AI在制造业、交通运输、医疗等领域的创新应用。本文根据人工智能试验区名单分样本估计。

表6 异质性检验的结果

变量	碳排放规制政策的异质性		人工智能技术政策支持的异质性	
	试点地区	非试点地区	试验区	非试验区
Rob	0.195*** (2.94)	0.108** (2.42)	0.219*** (7.12)	0.087*** (3.58)
系数差异	0.087** (2.01)		0.132** (2.25)	
控制变量	控制	控制	控制	控制
个体效应	控制	控制	控制	控制
时间效应	控制	控制	控制	控制
R ²	0.4937	0.5863	0.8002	0.5096
观测值	119	391	272	238

注：**、***分别表示在5%和1%水平上显著，括号内汇报的是t统计量。

由表6可知，智能制造在人工智能试验区和非试验区的回归系数分别为0.219和0.087，且均通过了1%水平的显著性检验。费舍尔检验的结果表明组间系数差异在5%水平上显著，该结果意味着在人工智能实验区样本中，智能制造对全要素能源效率的提振作用更强烈。试验区建设为企业提供了丰富的创新资源和平台，通过政策激励推动核心技术突破和相关场景应用，促使人工智能基础设施不断完善，且重点强调智能制造的集中应用和布局。因此智能制造在政策支持下得到快速发展和应用，对产出效率、能源管理和企业管理的作用更加显著。

六、结论与政策启示

(一) 研究结论

工业机器人的运用是人工智能技术与产业融合的具体折射，其在制造业领域的广泛推广和普及不仅带来了生产方式的变革，并且还还对

资源组合方式和能源利用效率产生重大影响。文章从理论层面梳理了智能制造影响全要素能源效率的影响及其机制,并基于2006—2022年中国30个省份的面板数据对其进行检验。结果表明,智能制造的智慧能源管理和知识溢出可以显著提升全要素能源效率,该结论经过稳健性检验和内生性检验后依然成立。生产率效应、规模效应和缓解劳动力价格扭曲是智能制造提升全要素能源效率的重要机制。先进生产力的引进和应用不仅会带来产品制造、技术研发的高效率,以更高的生产效率加速资本循环的过程,促进生产、流通、销售和再生产生态的良好发展,也有利于厂商扩大生产规模实现集约化发展,产生规模经济。智能制造有助于消除劳动者信息搜寻成本和搜寻路径,促进劳动力要素在更为广阔的市场进行再配置,实现劳动力供给和岗位需求者更为高效地匹配,进而缓解劳动力价格扭曲。而劳动力价格扭曲得到纠正后可以增强企业研发和创新的动力以及破解区域产业结构低端化锁定困境,最终提高全要素能源效率。异质性检验的结果显示,智能制造提升能源效率的积极作用在碳排放交易试点地区和人工智能创新发展试验区更加强烈,表明环境规制和数字技术支持政策对于提高能源效率有重要作用。

(二) 政策启示

一方面,需要深化智能制造体制改革,优化数字经济营商环境。一是充分发挥政府顶层设计作用,深化政府管理体制改革。从产业融合系统观出发,拓宽智能制造政策支持覆盖空间,将智能制造生产、装备、技术和管理等多领域加以规划,完善智能制造政策体系。二是加大对智能制造发展的资金支持,深化财政体制改革。实行智能制造企业税收优惠专项政策,将智能制造技术研发支出纳入企业增值税抵扣名录,以此激励智能制造业企业加大自主创新力度,并在资本、技术等方面与政府开展深度合作,让企业合理享受政策红利;三是优化人才

供给和培养结构,深化人才体制改革,缓解劳动力行业间、地区间错配。支持高等院校和职业院校开设智能制造相关专业或实践课程,分层次推动该学科建设,为智能制造业企业、科研院所等储备充分的专业人才。四是推进数字政府建设。以推行电子政务和建设智慧城市为抓手,将数字政府融入城市全域数字化转型,协同推进数字政务与智慧城市、数字社区和数字乡村建设,打造“三融五跨”^①为代表的协同联动体建设。用数智赋能带动制度重塑,积极探索数据治理和政府职能改革,以部门“数据流”还原“业务流”,推进政务服务环节整合和流程优化,实现政务服务“一网通办”,以数字政府建设全面引领数字化发展。五是加快搭建多功能、一体化的全国碳交易市场数据共享平台。坚持碳交易试点和全国碳市场并行,发挥好碳排放交易政策正向调节作用。需要充分利用智能制造、人工智能、区块链等先进信息技术,优化整合“广东碳交易”“中国碳市”“沈阳碳交易”等地方碳交易用户终端信息平台,搭建全国一体化、多功能的碳交易用户终端和数据分析平台,着力消解信息隔阂。

另一方面,需要突破智能制造核心技术,强化战略布局。一是强化产业基础研究,抢占智能制造技术高地。以产业链和供应链为主线,着力在智能装备、新材料等重要领域的“五基”工程化、产业化生产与应用取得重大突破,不断提升智能制造业基础能力。加强公共场所和智能制造产业集聚园区的工业互联网基础设施建设,强化信息安全管控,推动制造技术、信息技术在工业制造各环节中的融合互动。二是强化战略布局,充分发挥示范引领作用。通过将智能制造基础较好的地区、产业园区打造成智能制造示范基地,以“揭榜挂帅”方式集中国家高端资源,率先攻破制约智能制造发展的关键核心技术,从而充分发挥试点示范项目的积极引领作用。三是借鉴国外先进经验,开发智能制造基础软件。针对我国智能制造基础软件产业

^①三融五跨指的是技术融合、业务融合、数据融合,实现跨层级、跨地域、跨系统、跨部门、跨业务。

的薄弱环节, 出台软件开发相关扶持政策, 鼓励工业企业与软件开发园区搭建技术交流平台, 实时跟踪企业需求以共同开发智能制造基础软件和操作系统, 解决我国软件系统发展滞后于智能化水平的问题。

参考文献:

- [1]刘华军, 石印, 郭立祥, 等. 新时代的中国能源革命: 历程、成就与展望[J]. 管理世界, 2022, 38(7): 6-23.
- [2]习近平. 高举中国特色社会主义伟大旗帜 为全面建设社会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告[EB/OL]. (2022-10-16)[2025-09-07]. https://www.qstheory.cn/yaowen/2022-10/25/c_1129079926.htm.
- [3]华经产业研究院. 2023年中国煤及褐煤进口数量、进口金额及进口均价统计分析[EB/OL]. (2024-02-16)[2025-09-24]<https://www.huaon.com/channel/tradedata/963347.html>.
- [4]习近平. 关于《中共中央关于进一步全面深化改革、推进中国式现代化的决定》的说明[EB/OL]. (2024-08-15)[2025-09-07]. https://www.qstheory.cn/dukan/qs/2024-08/15/c_1130192011.htm.
- [5]习近平. 关于《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议》的说明[EB/OL]. (2025-10-28)[2025-10-28]<https://www.news.cn/politics/20251028/9a56379537b14438b8c3fedee7ec15/c.html>.
- [6]王林辉, 杨洒洒, 刘备. 技术进步能源偏向性、能源消费结构与中国能源强度[J]. 东北师大学报(哲学社会科学版), 2022(1): 75-87.
- [7]韩松花, 赵艺璇. 数字经济对中国能源“双控”目标的影响[J]. 中国人口·资源与环境, 2024, 34(9): 67-75.
- [8]龚勤林, 万一孜. 数字技术应用与能源效率提升: 来自中国城市层面的经验证据[J]. 工程管理科技前沿, 2024, 43(4): 62-68.
- [9]SHEN Y, HAN M, ZHANG X. Assessing the impact of digital technologies on energy efficiency: The role of OFDI and virtual agglomeration[J]. Journal of Resources and Ecology, 2024, 15(1): 117-129.
- [10]XU R, WANG K, MIAO Z. The impact of digital technology innovation on green total-factor energy efficiency in China: Does economic development matter?[J]. Energy Policy, 2024, 194: 114342.
- [11]陈晓红, 胡东滨, 曹文治, 等. 数字技术助推我国能源行业碳中和目标实现的路径探析[J]. 中国科学院院刊, 2021, 36(9): 1019-1029.
- [12]DING S, WARD H, TUKKER A. How Internet of things can influence the sustainability performance of logistics industries: A Chinese case study[J]. Cleaner Logistics and Supply Chain, 2023, 6: 100094.
- [13]LI X, LI S, CAO J, et al. Does artificial intelligence improve energy efficiency? Evidence from provincial data in China[J]. Energy Economics, 2025, 142: 108149.
- [14]LI Z, HU B, BAO Y, et al. Supply chain digitalization, green technology innovation and corporate energy efficiency[J]. Energy Economics, 2025, 142: 108153.
- [15]WANG J, DENG H, ZHAO X. Big data, green loans and energy efficiency[J]. Gondwana Research, 2024, 133: 323-334.
- [16]张万里, 宣旻. 智能化如何提高地区能源效率?——基于中国省级面板数据的实证检验[J]. 经济管理, 2022, 44(1): 27-46.
- [17]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”的自然实验[J]. 科学学与科学技术管理, 2021, 42(11): 120-136.
- [18]徐翔. 数字经济时代: 大数据与人工智能驱动新经济发展[M]. 北京: 人民出版社, 2021.
- [19]张永恒, 王家庭. 数字经济发展是否降低了中国要素错配水平?[J]. 统计与信息论坛, 2020, 35(9): 62-71.
- [20]张秀武, 沈洋. 人工智能对减污降碳协同治理的影响效应及作用机制研究[J]. 现代财经(天津财经大学学报), 2025, 45(5): 77-94.
- [21]王永进, 王文斌, 陈菲. 深度智能化: 后机器换人时代生产率增长的动力[J]. 世界经济, 2024, 47(12): 165-192.
- [22]蔡昉, 林毅夫, 张晓山, 等. 改革开放40年与中国经济发展[J]. 经济学动态, 2018(8): 4-17.
- [23]袁志刚, 解栋栋. 中国劳动力错配对TFP的影响分析[J]. 经济研究, 2011, 46(7): 4-17.
- [24]盖庆恩, 朱喜, 程名望, 等. 要素市场扭曲、垄断势力与全要素生产率[J]. 经济研究, 2015, 50(5): 61-75.
- [25]XU M, LIN B Q. Energy efficiency gains from distortion mitigation: A perspective on the

- metallurgical industry[J]. Resources Policy, 2022, 77: 102758.
- [26]白俊红, 王星媛, 卞元超. 互联网发展对要素配置扭曲的影响[J]. 数量经济技术经济研究, 2022, 39(11): 71-90.
- [27]黄建, 冯升波, 杨阳, 等. 全要素能源效率及其测算、比较与验证[J]. 资源科学, 2023, 45(2): 281-295.
- [28]李林威, 刘帮成. 中国电力市场化改革能否提升能源效率?——基于合成控制法的实证研究[J]. 经济体制改革, 2023(4): 33-42.
- [29]雪凌, 朱博楷, 马超. 工业机器人使用与制造业就业: 来自中国的证据[J]. 统计研究, 2020, 37(1): 74-87.
- [30]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.
- [31]沈洋, 魏丹琪, 周鹏飞. 数字经济、人工智能制造与劳动力错配[J]. 统计与决策, 2022, 38(3): 28-33.
- [32]沈洋, 张秀武. 工业智能化对就业的影响及其机制分析[J]. 经济与管理, 2024, 38(5): 41-49.
- [33]黄徐亮, 徐海东. 科技金融政策与新质生产力发展[J]. 财经论丛, 2025(1): 47-58.
- [34]FAN D, PENG B, WU J, et al. The convergence of total-factor energy efficiency across Chinese cities: A distribution dynamics approach[J]. Structural Change and Economic Dynamics, 2024, 69: 406-416.
- [35]陈菁泉, 连欣燕, 马晓君, 等. 中国全要素能源效率测算及其驱动因素[J]. 中国环境科学, 2022, 42(5): 2453-2463.
- [36]沈洋, 犹雨寒, 周鹏飞. 通往共同富裕: 数字普惠金融的多维减贫效应[J]. 深圳社会科学, 2023, 6(1): 24-37.
- [37]杨浩昌, 李廉水, 张发明. 制造业聚集对能源绩效的影响及区域比较研究[J]. 科研管理, 2021, 42(5): 102-115.
- [38]范剑勇. 产业集聚与地区间劳动生产率差异[J]. 经济研究, 2006(11): 72-81.

【责任编辑 苏聪文】

The Influence and Mechanism of Intelligent Manufacturing on Total Factor Energy Efficiency

SHEN Yang & ZHANG Xiuyu

Abstract: General technological innovations represented by artificial intelligence, intelligent manufacturing and automation have become the core driving force of the fourth industrial revolution and industrial transformation. This article selects panel data from 30 provinces in China from 2006 to 2022 to construct a regression model, to empirically analyze the mechanisms through which intelligent manufacturing enhances total factor energy efficiency. The research results show that the intelligent energy management, knowledge spillover effect and resource allocation effect of intelligent manufacturing can significantly improve the total factor energy efficiency. This conclusion still holds true after endogeneity tests and robustness tests. The mechanism analysis shows that labor price distortion, productivity effect and scale effect are important mechanisms for intelligent manufacturing to improve total factor energy efficiency. Specifically, the corrected labor cost can enhance the R&D and innovation drive of enterprises and help them overcome low-end industrial structure lock-in, thereby improving the total factor energy efficiency. The innovation and application of advanced productive forces drive the efficient production of products, accelerate the capital circulation process, and thereby promote economies of scale. The heterogeneity results show that intelligent manufacturing has a stronger effect on improving energy efficiency in regions with strict environmental regulations and high support for advanced technologies.

Keywords: intelligent manufacturing; total factor energy efficiency; labor price distortion; energy carbon footprint; carbon emission trading policy