

# 智能制造、人机协作与能源利用效率

## ——基于工业机器人应用的视角

郭孝阳 张秀武 杨静怡\*

**摘要:**随着人工智能技术与经济社会的深度融合发展,智能制造为提升能源利用效率提供了“弯道超车”的新契机。本文利用2008—2021年中国278个地级及以上城市的面板数据,实证检验智能制造对城市能源利用效率的影响,以及人机协作在其中发挥的作用。研究表明,智能制造对能源利用效率提升具有显著的促进效应,且该结论经过一系列内生性处理和稳健性检验后依然成立。与此同时,智能制造对中国高数字经济发展水平城市、非资源型城市及中西部区域城市的能源利用效率提升具有更明显的促进作用。此外,面板平滑转换回归模型估计结果表明,当人机协作水平越过阈值后,智能制造能够充分释放对能源利用效率提升的驱动作用。研究结论为推进中国制造业智能化转型,实现经济增长与环境保护协同发展提供了经验证据和政策启示。

**关键词:**智能制造;能源利用效率;人机协作;面板平滑转换回归模型

### 一、引言

自改革开放以来,中国经济建设取得巨大成就,然而经济高速增长却是以资源的日益枯竭和生态环境恶化为代价的。党的二十大报告指出“加快发展方式绿色转型,深入推进能源革命”。《新时代的中国绿色发展》白皮书强调:“应加快构建集绿色生产、清洁消费、循环利用于一体的经济循环体系,以达成经济社会可持续发展与生态环境保护之间的和谐共生与深度融合。”无疑,随着中国碳减排压力和资源环境约束日趋加大,产业发展已到了不得不改变“以环境换增长”发展模式的重要时期,而能源作为影响经济发展和环境保护的核心要素,其利用

\*郭孝阳,华侨大学数量经济与统计研究院,邮政编码:361000,电子邮箱:21013021005@stu.hqu.edu.cn;张秀武,华侨大学数量经济与统计研究院,邮政编码:361000,电子邮箱:zxwxz717@hqu.edu.cn;杨静怡(通讯作者),华侨大学数量经济与统计研究院,邮政编码:361000,电子邮箱:22013021014@stu.hqu.edu.cn。

本文系福建省社会科学基金重大项目“在高质量发展中促进福建共同富裕研究”(FJ2022Z011)的阶段性成果。感谢匿名审稿专家的宝贵修改建议。文责自负。

效率的提高既是实现“双碳”目标的内在要求,也是实现经济、社会、生态效益协调统一的关键路径(Vinuesa et al., 2020)。

随着新一轮科技革命的纵深发展,大数据、云计算以及区块链等数字技术与经济社会各领域跨界融合、深度应用,催生出以智能制造为代表的经济新形态。凭借强大的集成特性,智能制造通过整合人工智能、先进制造技术等新科技,实现产品及服务全生命周期的数字化、自动化、网络化等多方面重大变革,进而降低了因资源错配所造成的能源效率损失,加快经济低碳转型(周杰琦等, 2023; Liao, 2023)。与此同时,智能制造广泛应用所形成的网络效应最大限度地压缩了区域间的时空距离,有助于行政部门采用信息化手段实现区域环境污染的联防联控,进而倒逼生产部门降低能耗(王香艳、李金叶, 2022; 岳书敬、张鑫和, 2023)。此外,在绿色经济转型升级的迫切需求驱动下,智能制造通过智能化、自动化以及集成化手段促进有偏技术进步,提升了传统生产要素的边际报酬,转变了能源消费结构,并提高了绿色科技研发成果向实际生产力的转化效率,最终提高能源利用效率(张思思等, 2022)。中国经济信息社发布的《全球智能制造发展指数报告(2016)》显示,中国属于智能制造“先进型”国家,具备完整的工业基础设施建设与产业链体系,但相较于美国、日本等智能制造“引领型”国家而言,要素支撑与制造业智能化应用水平有待提升。因此,就目前全球数字化变革的趋势而言,如何通过变革传统技术模式形成持续竞争力,加速机器学习、知识图谱、人机交互等智能技术释放绿色发展潜力,实现能源信息价值最大化,成为未来把握新一轮科技革命和产业变革新机遇的关键突破口。

鉴于此,本文以2008—2021年中国城市面板数据作为研究样本,从理论和实证层面着重探讨智能制造对城市能源利用效率的驱动作用,并从人机协作的视角切入,探讨其是否有助于挖掘智能制造在绿色低碳转型方面的技术与结构红利。本文提出在新一代信息技术应用条件下推动城市经济绿色高质量发展的实现路径,以期对相关理论研究和政策实践提供有益参考。

## 二、文献综述

智能制造作为智能化与工业化有机融合的黏合剂,如何充分释放智能制造对城市能源利用效率的助推力量,优化生产要素配置和提升产出效率,成为近年来政府和学者们关注的热点问题。整理现有文献,与本文主题相关研究大致可以分为以下几种:

一是关于智能制造的内涵阐释与测度评价研究。智能制造作为人工智能与先进制造技术的深度融合,其通过智能化的感知、人机交互、决策和执行技术,赋能产业链、价值链的数字化、网络化、智能化转型升级。孙早和侯玉琳(2021)提出,智能制造将赋予产业体系多组织协同与高效率特性,引发互补性技术进步和创新,推动社会生产力的整体跃升。而对于智能制造发展水平的科学测度,尚未形成统一设定(孙早、侯玉琳, 2021)。部分学者采用熵权法、模糊综合评价法等多重指标加权的方式进行度量,如刘亮等(2021)、Yang等(2022)从供给能力、

支撑能力、应用水平、综合成效这四个维度构建中国智能制造的多维分析指标体系,并利用广义 Bonferroni 曲线对其时空演变和收敛性加以刻画。部分学者依据行业分类标准、属性与名称,将国际机器人联盟公布的制造业行业分类与中国制造业细分行业进行相互匹配,进而测算工业机器人安装数量,以此衡量地区智能制造发展水平(沈洋等,2022;张龙鹏、钟易霖,2023)。

二是关于城市能源利用效率的测算与影响因素研究。国内外大多数学者注重能源利用效率测算的体系构建与节能技术探究,或是采用随机前沿法、数据包络分析、索洛余值法以及代数指数法来度量和分析不同区域的能源利用效率。其中,在数据包络分析方法的基础上修正所得的径向距离函数和混合距离函数已成为主流做法(方冬莉,2023;黄和平、李莹,2023)。Huang等(2021)与汪克亮等(2023)分别利用方向距离函数和混合距离函数测算中国的能源利用效率,并对其时空演变和收敛性加以刻画。研究表明,能源利用效率呈现逐年上升趋势,且创新要素流动在推动产业发展方式绿色转型的过程中起到关键性作用。张慧等(2022)基于空间异质性的三阶段 DEA 动态分析模型,发现能源利用效率呈现地理“区块链”收敛趋势,且存在明显的辐射带动作用。此外,现有文献总结出技术创新能力、行业资本密集度、产业结构、创新型人力资本、环境规制等要素能够有效影响城市能源利用效率,但研究结论不尽相同。

三是关于智能制造影响城市能源利用效率的机理与路径创新研究。由于智能制造概念的提出时间尚短,且内涵在不断丰富,因而深入探讨智能制造与能源利用效率之间关系的文献较少,已有文献重点聚焦于人工智能、大数据等技术的应用能否通过优化制度环境、修正要素错配、提高劳动生产率、发挥节能减碳效应等途径促进城市能源利用效率的提升。张万里和宣畅(2022)与 Hossin 等(2023)指出,随着智能制造、智慧城市、两化融合等政策的不断完善,人工智能技术所拥有的算法能力、数智化决策能力能够分析、监管与限制“三高”企业的负外部性行为,实现原材料和产品生产的高效化、绿色化,从而促进能源利用效率的攀升。此外,部分文献仅从理论层面探讨在人机分工协作的情境下,企业生产活动融入大数据、云计算和深度学习等智能技术时,应尽可能减少因技术引入过快所造成的人机不匹配而最终导致生产效率损失(何江等,2024),从而避免弱化智能制造对能源利用效率的促进效应。黄曈琳和蒋鹏程(2023)同样指出,面对复杂度、不确定性程度较高的工作任务时,智能化设备还不足以替代劳动者的判断与决策能力,人机协作效应不尽如人意,进而制约了智能制造应用的资源配置效应。

综上所述,已有文献对智能制造与城市能源利用效率分别展开大量有益研究,为本文提供了思路借鉴和经验启示,但仍存在一定的拓展空间。本文的贡献主要体现在:第一,建立了智能制造与能源利用效率的理论分析框架,并基于中国城市层面数据量化评估智能制造对能源利用效率的影响效应,拓展了以机器人为代表的智能化技术支持产业绿色发展的研究视角及内容,有助于进一步推进智能制造的应用实践。第二,有别于简单的地理位置划分进行异

质性分析,依据数字经济发展水平、资源禀赋程度以及城市区位特征等因素进行样本划分,识别智能制造对城市能源利用效率的异质性影响,所得结论更有助于行政部门、企业管理者精准地采取相关措施以弥补缺陷。第三,现有研究多着重探讨智能制造应用所带来的经济效应,忽视了人机不匹配可能引发的生产效率损失这一问题,而本文创新性地从人机协作视角提供智能制造影响能源利用效率的理论阐释和经验数据。同时,有别于已有研究中所采用的线性回归技术,本文运用面板平滑转换回归(PSTR)模型剖析其影响效应的边界变化以及人机协作的阈值效应,对于我国跨越数字技术陷阱具有一定的现实贡献。

### 三、理论基础与研究假说

与计算机集成制造不同,智能制造具备自我感知学习、自主决策以及自发适应调整的特性,能通过物联网、信息物理系统、云计算、大规模数据分析等关键技术,实现生产环节数字化、产业链条变革以及人机互联,从而以更低能耗的生产方式、更为强劲的发展范式,赋能能源利用效率的提升。本文基于现有文献研究与内生经济增长理论,结合智能制造自身属性,研判智能制造对能源利用效率的影响机制及效果。

#### (一)智能制造对能源利用效率的直接影响路径

提升能源利用效率可视作一个全局性、系统性的长期过程,环境规制、市场竞争等外在冲击均会诱使“外延粗放”的行业发展方式转向“内涵集约”,以有限、短期和非连续的方式驱动能源利用效率提升。然而,真正有效提高能源利用效率的根本出路却是持续的技术进步(Zhao & Guo, 2023; Chang et al., 2023)。智能制造作为工业4.0时代下的重大技术创新,以产品全生命周期价值链的数字化、网络化和智能化集成为主线,以企业内部纵向管控集成和网络化协同消费主体为支撑,实现高效、优质、低耗、绿色、安全的制造和服务。

首先,从生产主体(企业)的视角来看,智能制造赋能实体经济,驱动制造业朝着数字化、网络化、智能化转型方向加速迈进,从而促进资源要素的泛在连接与优化配置。企业基于对现有生产工艺、运营管理等数据的综合考量,借助5G、云计算、人工智能以及区块链等技术改进现有生产流程,如产品研发设计、生产制造、物流仓储、订单获取与服务追踪等生产环节,加快能源等要素的泛在连接与优化配置,从而实现供需精准高效匹配(Lv et al., 2022)。进一步地,企业通过引入以数控机床、工业机器人为核心的高端智能制造装备,对“人、机、料、法、环、测”各环节数据进行全面采集和深度分析,有效应对生产活动的复杂性挑战,并结合自身所具备的类人的思维能力,发掘导致生产瓶颈与产品缺陷的深层次原因,不断提高生产效率及产品质量,从而防止出现产能过剩和环境污染的情况,助推能源利用效率提升(Wang et al., 2023)。此外,在移动互联、人工智能与制造业深度融合的宏观背景下,企业通过构建以搜索引擎、社交媒体、电商平台、应用商店等为代表的智能化连接平台,破除传统经济循环中的信

息壁垒与交易障碍,从而更好地汇集多方市场交易主体,精准捕捉并实时分析消费者需求变化,促成消费者与生产主体之间的动态反馈机制与双向互动模式。这一过程不仅有助于企业快速调整产品策略,实现更为灵活、高效的生产方式,提高市场占有率,还能够加速淘汰高耗能、高污染、高排放企业,提高行业的整体能源利用效率(张三峰、魏下海,2019;邵帅等,2022)。

其次,从产业链条变革的视角来看,智能制造基于强渗透性、广覆盖性与高创新性的经济特征,能够打破产业链空间稳态,推动要素资源互联互通与集成共享,加速企业摆脱地理区位、要素禀赋等障碍因子约束,从而全面加快经济系统内产业链延伸、供应链补缺、价值链跃迁和创新链提升步伐,形成多节点、强关联的产品网络、技术网络以及市场网络,最终扩大企业自身产品与服务的协作生产范围,实现高质量供给与消费新需求的良性循环(余东华、李云汉,2021;张倩肖、段义学,2023)。这不仅为提升能源利用效率提供“弯道超车”的新契机,也为发展产业集群合作机制和优化生态系统奠定新的动力基础。此外,“智慧”赋能下的产业链融通,将不同类型企业间生产经营活动的边界模糊化,提高资源获取的便利性与利用效率,减少不必要的浪费,进而为提升企业环境绩效提供有益条件。

最后,从劳动者的视角来看,随着无人工厂以及智能生产体系的普及,智能生产设备将替代大多数从事重复性生产任务的劳动者,如生产线上的装配工人、数据录入员等,使其从繁重的体力劳动和重复性劳动中解放出来。而被替代的劳动者拥有富余的时间去不断学习和提升自身技能,以适应技术的变化和新的工作需求,实现再就业。这使得智能制造对能源利用效率的促进效应不再局限于单一领域或特定群体,而是有望在更广阔的覆盖范围和更多元的主体层次中加速释放(汪华、詹绍康,2021)。同时,智能制造虽能替代物质生产劳动以及各种重复性工作,但智能机器的操作、维修、研发仍需要大量高素质人才参与。这意味着企业需要招聘更多技术前沿员工和拥有丰富管理经验的员工,加速人工智能与绿色技术的渗透,优化管理流程,从而为能源利用效率的提升提供更多的人力资本(张宽、黄凌云,2022)。此外,随着高技能劳动者的增多和工业互联网的建设,依托智能化、定制化与动态反馈的信息交互方式,能够实现劳动者之间的“干中学”效应,带动企业清洁生产成本曲线左移,从而降低平均生产成本。综上所述,本文提出研究假说1:

H1:智能制造能够通过优化生产流程、解放劳动力等方式影响能源利用效率。

## (二)智能制造对能源利用效率的间接影响机制

智能制造,作为一种融合了新一代信息技术(ICT)与人工智能技术的创新制造模式,旨在消除设计、制造和服务之间的隔阂,实现跨领域的全局信息集成和“信息-制造”空间的深度交互,进而有效改良传统产业生产线,显著提升生产效率与产品质量。随着智能制造不断变革社会生产力与生产关系,生产任务日趋复杂化和专业化,“机器换人”模式正逐步转变为“人机协作”模式,催生出新的决策范式与组织范式(Yu et al., 2023)。人机协作是指人类与机

器人、计算机或者更广泛意义上的智能系统(如人工智能算法、自动化控制系统等)之间进行紧密协同工作与互动,共同作用于复杂多变的生产与社会任务,进而显著提升生产流程的标准化与效率化(Damioli et al., 2021; Zhang et al., 2022)。人机协作旨在充分发挥智能设备强大的计算与自动化能力,结合人类独有的创造力、情感智慧、决策能力以及跨领域知识整合能力,更高效、更精准地完成生产任务(Lee et al., 2022)。在智能制造发展的初期阶段,生产环境的技术复杂度较低,机器设备通常被用于执行重复性、高强度、常规性的工作任务,不再需要劳动者的直接参与,使其有更多的时间和精力从事创造性、高附加值的工作(胡晟明等, 2021a; 何小钢等, 2023)。然而,随着机器和自动化设备的广泛应用,中低技能劳动者无法与人工智能发展的复杂环境形成动态匹配,进而难以减轻技术变迁对人力资本的负向作用。在研发设计、生产部署、后期运营维护等难以编码、非常规性工作任务中,受教育水平较低的劳动者不能快速适应和辅助智能设备从海量数据中提炼出有价值的信息和知识,从而无法为生产任务的完成提供更准确、全面的数据支撑,引发劳动力生产效率损失,最终降低能源利用效率。与此同时,人机不匹配现象容易造成智能化设备的精度、速度或压力等参数与产品要求不符,导致企业所生产的产品精准性、质量稳定性下降,在无形中降低企业自身市场竞争力,制约了智能技术对资源配置效率的优化作用。

因此,值得一提的是,即便有智能制造技术的快速更新迭代,在面临复杂度较高的工作任务时,提高劳动者与机器设备的协作匹配能力,才能最大限度发挥智能制造对能源利用效率提升的促进作用。并且,人机匹配度的提高有助于实现更精细化的能源管理。优化机器的运行参数和人类员工的工作安排,能够合理分配人力资源,降低企业能源消耗和废弃物排放,从而实现生产过程更高效、更安全、更稳定,实现绿色生产。综上所述,本文提出研究如下假设:

H2: 人机协作是智能制造促进能源利用效率提升的重要动力机制。

## 四、研究设计与数据来源

### (一)变量选取

#### 1. 被解释变量:城市能源利用效率

城市能源利用效率(Energy Utilization Efficiency in City, CEUE)度量某一区域内能源消耗量与所得到的经济产出之间的比率,成为衡量资源环境与经济发展协调性的重要指标。本文参考余硕等(2020)、史丹和李少林(2020)、金波和刘文宁(2022)的研究思路,构建城市能源利用效率的评价指标体系,并运用可变规模收益(VRS)假设下的非径向、非角度松弛方向性距离函数(SBM),结合全局ML指数加以测算。具体指标选取如下:

(1)要素投入。基于生产要素理论,选取劳动力、资本和能源消耗量作为要素投入指标。其中,劳动力投入选用各城市年末单位从业人员数、私营和个体从业人员数总和进行表征。

资本投入参考单豪杰(2008)、刘常青等(2017)的做法使用永续盘存法计算城市实际资本存量作为代理变量,计算公式为:  $K_{it} = (1-d)K_{i,t-1} + I_{it}$ 。其中,  $K_{it}$ 、 $I_{it}$  分别表示第  $t$  年城市  $i$  的资本存量和新增社会固定资产投资,基期资本存量  $K_0 = I_0/(g_i + d)$ ,  $g$  为各城市固定资产投资的几何增长率,  $d$  为固定资产折旧率,设定为 10.96%。此外,由于城市层面的煤炭、石油等能源消耗量数据缺失严重,遵照数据的完整性与可获得性,文章参考 Peng 等(2020)的做法,选用各城市全社会用电量作为代理变量。

(2)期望产出变量。文章选用各城市的实际GDP加以衡量,即以2008年作为基期进行平减处理,以消除价格因素的影响。

(3)非期望产出变量。文章参考李涛和沙玮华(2022)的做法,选用城市工业SO<sub>2</sub>排放量、工业废水排放量、工业CO<sub>2</sub>排放量作为非期望产出的代理变量。其中,考虑到工业CO<sub>2</sub>排放主要来源于化石能源燃烧与水泥、玻璃等产品生产,文章根据IPCC系数法加以测算。

## 2.核心解释变量:智能制造

随着数字化、网络化的纵深一体化演进,智能制造正成为产业发展的主攻方向,这对于提高产品附加值、改善劳动环境、减轻劳动强度等均具有重要意义。现有研究尚未对智能制造的度量进行统一设定,主流做法包含两种:一是选取信息传输、计算机服务与软件业全社会固定资产存量占GNP的比重加以衡量;二是利用工业机器人安装密度或渗透度作为代理变量。鉴于此,本文参考Acemoglu和Restrepo(2020)、汪昕宇等(2022)的研究思路,根据Bartik工具变量法的思想,测算中国各城市工业机器人渗透度用以表征智能制造水平。具体而言,本文根据国际机器人联盟(International Federation of Robotics, IFR)所公布的中国各行业类别与《国民经济行业分类》(GB/T4754—2002)进行一一匹配,获得中国各行业工业机器人安装数量,再选定2005年作为基准年份计算中国各城市子行业机器人安装密度的权重,进而计算出城市层面的工业机器人渗透度。计算公式如下:

$$IM_{jt} = \sum_{i=1}^I \frac{labor_{i,j,t=2005}}{labor_{j,t=2005}} \times \frac{robot_{it}}{labor_{i,t=2005}} \quad (1)$$

其中,  $i$ 、 $j$ 、 $t$  分别表示行业、城市、年份;  $robot_{it}$  表示第  $t$  年行业  $i$  的工业机器人安装数量,  $labor_{i,t=2005}$ 、 $labor_{j,t=2005}$  分别代表2005年行业  $i$  和城市  $j$  的劳动力规模。

## 3.机制变量:人机协作

随着机器学习、智能搜索、语音识别等数字化技术的广泛应用,传统生产领域正逐步实现智能化生产,生产模式转向劳动者与智能设备协同作业的模式。这一转型的核心驱动力则在于人机协作,即要求劳动者的劳动技能、发明创造能力与机器强大的数据处理能力相匹配,从而更高效、更精确、更具创新性地完成各项生产任务,实现生产效率的显著提升与作业精度的飞跃式进步。基于此,本文参考张勇等(2013)、胡晟明等(2021b)的做法,运用协调度模型测

算人机协作水平。具体而言,先将智能制造水平与人力资本标准化在[0,1]区间上,再遵照公式(2)至公式(4)计算人机协作水平。具体计算公式如下:

$$MC = \sqrt{U \times V} \quad (2)$$

$$U = 2\sqrt{IM \times HC} / (IM + HC) \quad (3)$$

$$V = a \times IM + b \times HC \quad (4)$$

其中,  $U$  表示智能制造与城市人力资本水平( $HC$ )耦合度;  $V$  表示综合协调指数,参数  $a$ 、 $b$  均设为0.5,以表示智能制造与人力资本同等重要。

#### 4.控制变量

为尽可能减少遗漏重要变量对模型因果推断产生的偏误问题,本文根据已有文献的研究视角,选取了如下控制变量:

(1)城镇化( $UR$ )。城镇化水平的不断提高会加快生产要素流动和产业集聚,直接影响城市原有的经济发展系统和能源需求。因此,本文参考孙虹玉和刘泽杰(2023)的做法,选用城镇常住人口占总人口的比重加以衡量。

(2)金融发展程度( $FD$ )。熊彼特增长模型表明金融发展能够有效减少资金供求双方的信息不对称,提升金融资源的合理配置效率,进而为产业提供绿色技术改造的资金保障。因此,本文参考杨越和成力为(2019)的做法,选用城市金融机构贷款余额占GDP比重加以衡量。

(3)对外开放程度( $OD$ )。由于国外先进要素资源引入能够加快国内技术变革和体制机制创新,产生“污染光环”效应,从而提高产出效率。因此,文章参考董直庆和王辉(2021)的做法,选用实际使用外商投资额占国内生产总值的比重加以衡量。

(4)产业结构( $IS$ )。考虑到在社会经济发展的过程中,第三产业的经济效应与环境效应所占比重逐渐增加。因此,本文参考干春晖等(2011)的做法,选用第三产业增加值与地区生产总值的比重加以衡量。

(5)环境规制( $ER$ )。穆献中等(2022)的研究表明,一种严格且设计合理的环境规制工具自身所具备的倒逼作用促使生产要素向污染较低产业流动,淘汰落后产能,同时激发规制主体绿色创新意识,提升投入要素在生产过程中的利用效率。因此,本文选用各地区工业固体废物综合利用率来表征环境规制强度。

(6)科技水平支出( $ST$ )。政府财政科技支出通过缓解企业融资约束,降低绿色技术研发成本与风险,从而激励企业改进生产技术与支持清洁能源产业发展,因此,本文参考崔琪等(2022)的做法,选用财政科技支出占政府财政一般支出的比重加以衡量。

## (二)模型设定

### 1.SBM-GML模型

现有研究关于城市能源利用效率的测算方法集中于数据包络分析(DEA)、随机前沿法



(SFA)。其中,DEA方法无须预设生产函数形式与误差项的分布特征,进而在处理复杂的生产系统时具备明显优势。鉴于此,本文采用数据包络分析方法对城市能源利用效率进行测度。同时,考虑到传统的DEA方法在生产效率计算的过程中,往往因径向和角度选择不同而极易造成结果偏误,为消除这一偏误,本文效仿Tone(2001)、He等(2023)的思路,构建非期望产出的超效率SBM模型,在一定程度上解决了松弛变量问题。具体模型构建如下:

$$\rho^* = \min \frac{1 - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{S_m^x}{x_{m_0}}}{1 + \frac{1}{S_1 + S_2} \left( \sum_{r=1}^{S_1} \frac{S_r^g}{y_{r_0}^g} + \sum_{k=1}^{S_2} \frac{S_k^b}{b_{k_0}^b} \right)} \quad (5)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} \sum_{j=1}^J \lambda_j^t Y_{rj}^t - S_r^g = y_{r_0}^t, r = 1, \dots, S_1 \\ \sum_{j=1}^J \lambda_j^t b_{kj}^t + S_k^b = b_{k_0}^t, k = 1, \dots, S_2 \\ \sum_{j=1}^J \lambda_j^t X_{mj}^t + S_m^x = x_{m_0}^t, m = 1, \dots, M \\ \sum_{j=1}^J \lambda_j^t = 1, \lambda_j^t \geq 0, j = 1, \dots, J \\ S_k^b \geq 0, S_r^g \geq 0, S_m^x \geq 0, J = 1, \dots, Z \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $M$ 、 $S_1$ 、 $S_2$  分别表示系统中有效生产决策单元中的投入产出变量,  $S^x$ 、 $S^g$ 、 $S^b$  为松弛变量,  $\lambda$  为权重矩阵,  $\rho$  表示目标效率值,  $\rho \in [0, 1]$ 。就某一特定的被评价生产决策单元而言,当  $\rho = 1$  时,表明该决策单元完全有效,要素投入比例最优,且不存在非期望产出冗余和期望产出不足所造成的效率损失问题;当  $0 < \rho < 1$  时,表明该生产决策单元存在效率损失问题,能够通过优化要素配置加以改进。

此外,考虑到方向距离函数是运用当期生产技术所构造出的生产可能性集,无法进行跨期比较,甚至得出“技术倒退”的结论。因此,本文遵循全局参比建模思想,搭建包含所有样本点的全局生产技术集,以此确定最优前沿面。同时,本文参考齐亚伟等(2013)的做法,引入GML(Global Malmquist-Luenberger)指数,从而更好地刻画能源利用效率的动态演化特征。基于全局生产技术集构造的GML指数,在应对多投入产出的同时,可规避传统ML指数的不可传递性缺陷以及线性规划无解问题。具体的表达式如下:

$$CEUE_t^{t+1} = (x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1}; x^t, y^t, b^t) = \frac{1 + D^G(x^t, y^t, b^t)}{1 + D^G(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1})} \quad (7)$$

$$D_G^T(x, y, b) = \max \{ \beta | (y + \beta y, b - \beta b) \in P_G(x) \} \quad (8)$$

上式中,  $CEUE_t^{t+1}$  代表各生产决策单元的城市能源利用效率的变化率;  $D^G(x, y, b)$  是依据前

文所构建的全局基准生产可能性集  $P_G(x) = P_1(x_1) \cup P_2(x_2) \cup \dots \cup P_i(x_i)$  所得到的;  $\beta$  表示方向性距离函数值。另外,  $CEUE$  指数可进一步拆分为技术进步指数 ( $GTC$ ) 与技术效率指数 ( $GEF$ ) 的乘积, 分解公式如下:

$$CEUE_t^{t+1} = \frac{1 + D^G(x^t, y^t, b^t)}{D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1})} \times \left[ \frac{\frac{1 + D^G(x^t, y^t, b^t)}{1 + D^t(x^t, y^t, b^t)}}{\frac{1 + D^G(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1})}{1 + D^{t+1}(x^{t+1}, y^{t+1}, b^{t+1})}} \right] = GTC_t^{t+1} \times GEF_t^{t+1} \quad (9)$$

## 2. 计量经济学模型

(1) 基准回归分析模型。为验证智能制造对城市能源利用效率的直接影响, 本文构建以下面板模型:

$$CEUE_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 IM_{it} + \alpha_2 Control_{it} + v_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

其中,  $\alpha_0$  表示常数项;  $\alpha_1$ 、 $\alpha_2$  分别表示待拟合计算的回归系数; 下标  $i$ 、 $t$  分别代表个体和时间;  $Control$  表示除核心解释变量之外的所有控制变量;  $\lambda_i$ 、 $v_i$  分别表示个体固定效应与时间固定效应;  $\varepsilon_{it}$  表示服从白噪声过程的随机扰动项。

(2) 面板平滑转换模型。为研判人机协作在智能制造影响城市能源利用效率的过程中所发挥的渠道效应, 本文构建以人机协作为转换变量的面板平滑转换模型。该模型通过替换门槛回归模型中离散的示性函数, 实现模型参数在不同回归“区制”之间的平滑过渡, 进而更好识别截面单位的异质性, 有效解决了门槛回归模型存在的离散、跳跃、突变等问题。鉴于此, 本文沿用王道平等(2018)、王金涛和黄恒(2022)的做法, 扩充平滑转换回归模型(STR)。模型设定如下:

$$CEUE_{it} = \beta_0 + \beta_1 IM_{it} + (\beta_2 IM_{it} + \delta_{ik} \sum_{k=1}^7 \overline{Control_{ik}}) \times g(Sub_{it}; \gamma_j; c_j) + \varepsilon_{it} \quad (11)$$

$$g(Sub_{it}; \gamma_j; c_j) = \{1 + \exp[-\gamma_j \prod_{j=1}^m (Sub_{it} - c_j)]\}^{-1} \quad (12)$$

上式中,  $i$  和  $t$  分别代表城市、时间;  $\beta_1$ 、 $\beta_2$  分别为智能制造线性部分与非线性部分的待估计系数;  $g(Sub_{it}; \gamma_j; c_j)$  是以人机协作为转换变量的有界连续型转换函数, 函数值范围在 0~1 之间, 具体可表示为如式(12)所示的 Logistic 函数;  $\gamma_j$  表示转换函数的平滑转换系数, 且数值均大于 0。不同转换机制之间的转换速度便是由  $\gamma_j$  所决定的, 其数值越大, 代表转换速度越快。  $c_j$  表示位置参数, 是不同机制之间进行转换的拐点, 即阈值;  $m$  表示转换函数的位置参数, 即发生  $m$  次转换。具体而言, 当  $m=1$ 、 $\gamma=1$  时, 模型的位置参数向量向下退化, 成为仅有一个位置参数的标量, 此时,  $g(Sub_{it}; \gamma_j; c_j)$  在 0~1 之间进行平滑转换, 模型中存在高、低区

制;当  $m=1$ 、 $\gamma \rightarrow \infty$  时,该模型转换为两体制面板门槛回归(PTR)模型;当  $m=2$  时,转换函数在  $(c_1+c_2)/2$  处取得最小值;当  $\gamma \rightarrow 0$  时,不论  $m$  取何值,该模型退化为传统的线性固定效应模型。

在对 PSTR 模型进行估计前,需进行非线性转换机制存在性的检验。线性检验的原假设为  $H_0:\gamma=0$ ,表明模型仅有一个运行机制,适合运用线性框架进行估计。而备择假设为  $H_1:\gamma \neq 0$ ,表明使用 PSTR 模型探讨智能制造与城市能源利用效率之间的关系具备合理性。在具体的检验过程中,通常利用转换函数的一阶泰勒展开式构造辅助回归模型:

$$CEUE_{it} = \delta_0 + \delta_1 IM_{it} + \delta_2 IM_{it} Sub_{it} + \dots + \delta_m IM_{it} Sub_{it}^m + \varepsilon_{it} + R_m(Sub_{it}; \gamma_j; c_j) \quad (13)$$

其中,  $\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_m$  是  $\gamma$  的乘数,即体制转换存在性的检验参数;  $R_m$  为泰勒展开式余项。由此可在辅助函数中构建渐进等价的服从  $\chi^2$  分布的拉格朗日乘数法(LM)、服从  $F$  分布的拉格朗日乘数法(LMF)、服从  $\chi^2$  分布的似然对数法(LRT)进行参数检验,具体计算公式如下:

$$LM = \frac{TN(SSR_0 - SSR_1)}{SSR_0} \sim \chi^2(mk) \quad (14)$$

$$LMF = \frac{(SSR_0 - SSR_1)/mk}{SSR_0/(TN - N - mk)} \quad (15)$$

$$LRT = -2 \log \frac{SSR_1}{SSR_0} \sim \chi^2(mk) \quad (16)$$

上式中,  $SSR_0$ 、 $SSR_1$  分别表示线性条件与非线性条件下的残差平方和;  $k$  为变量个数;  $m$  为泰勒展开阶数;  $N$ 、 $T$  分别表示面板数据中的个体数量与时期数。

若上述三类线性检验均被拒绝,则表明智能制造与能源利用效率之间存在显著的非线性关系,且在此基础上,需进行“剩余非线性检验”,以确定转换函数个数。

### (三)数据来源

遵循数据可得性和统计口径一致性的原则,本文选取2008—2021年中国278个地级及以上城市构成的面板数据作为研究样本。本研究的数据主要来源于《中国统计年鉴》、《中国环境统计年鉴》、《中国能源统计年鉴》、《中国城市统计年鉴》、国际机器人联盟数据库、CNRDS数据库、EPS数据库以及各城市的统计公报。各变量的描述性统计如表1所示。

表1 描述性统计

变量名称	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
CEUE	3892	0.331	0.131	0.103	1.177
IM	3892	0.778	1.382	-4.372	3.255
FD	3892	-0.157	0.518	-2.187	2.008
OD	3892	-2.630	1.479	-12.815	1.187
UR	3892	-0.656	0.306	-2.030	0.001

变量名称	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
<i>IS</i>	3892	-0.919	0.252	-2.137	-0.176
<i>ER</i>	3892	4.293	0.486	-1.427	5.053
<i>ST</i>	3892	-4.499	0.885	-7.473	-1.576

## 五、实证结果分析

### (一) 基准回归结果分析

似然比检验与 Hausman 检验的 P 值均在 1% 的显著性水平上拒绝原假设, 基于此, 本文采用双向固定效应模型作为后续实证检验的基准回归模型。为消除截面数据可能面临的条件异方差威胁以及处理可能存在的序列相关性问题, 本文采用以城市层面为聚类单位的聚类稳健标准误作为标准误的估计方法, 并运用可行广义最小二乘法 (FGLS) 进行辅助验证, 以确保回归结果的稳健性。具体基准回归结果如表 2 所示。

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>IM</i>	0.0205*** (11.01)	0.0183*** (7.93)	0.0179*** (7.79)	0.0163*** (5.91)	0.0160*** (5.43)	0.0160*** (5.44)	0.0158*** (5.33)
<i>FD</i>		0.0136 (1.44)	0.0143 (1.52)	0.0103 (1.08)	0.0068 (0.57)	0.0068 (0.57)	0.0081 (0.65)
<i>OD</i>			-0.0049 (-0.87)	-0.0052 (-0.91)	-0.0052 (-0.90)	-0.0052 (-0.90)	-0.0055 (-0.97)
<i>UR</i>				0.0249 (1.27)	0.0238 (1.24)	0.0239 (1.24)	0.0224 (1.15)
<i>IS</i>					0.0117 (0.52)	0.0117 (0.52)	0.0119 (0.53)
<i>ER</i>						0.0016 (0.20)	0.0012 (0.15)
<i>ST</i>							0.0040 (0.78)
常数项	0.3149*** (217.47)	0.3187*** (108.98)	0.3062*** (20.49)	0.3224*** (15.64)	0.3322*** (10.74)	0.3254*** (6.74)	0.3436*** (6.26)
R <sup>2</sup>	0.7955	0.7966	0.7974	0.7985	0.7987	0.7988	0.7992

注: \*\*\*, \*\*, \* 分别表示 1%、5%、10% 的显著性水平, 括号内为标准差, 表中结果均控制了城市、时间固定效应。下表同。

出于模型稳健性考虑, 本文采用逐步代入控制变量的方式进行拟合。由表 2 可知, 在纳入所有控制变量的情形下, 智能制造的平均估计系数为 0.0158 且在 1% 的水平上显著, 这表明智能制造对城市能源利用效率提升存在显著的促进作用, 研究假说 H1 得到验证。其经济学含义是, 当智能制造水平每增加 1 个单位, 城市能源利用效率将会提高 0.0158 个单位。这一

结论背后可能的原因是依托现代信息技术的智能制造具备高渗透性、替代性与协同性等经济技术特征,使其能够串联物料供应、产品研发设计、智能调度、产品质量追溯与管理等生产环节,实时监控各项生产指标,从而降低人为错误的发生率以及减少各生产环节低效衔接所造成的资源浪费,推动生产效率和生产规模的提升,最终提高整个行业的能源利用效率。同时,随着智能制造在能源运行控制、终端用户综合能源服务等方面的应用,企业对煤炭、石油等传统能源的使用降低,可再生能源与设备的普及加速,从而推动能源发展方式由消耗型向可持续、可再生和更环保的发展方式过渡,实现“末端污染治理”向“源头治理”转变,有效提高企业清洁生产水平。

### (二)内生性问题处理

尽管本文在解析智能制造与城市能源利用效率之间的关系时,控制了较多可观测的混淆因素,但仍面临着二者之间可能存在互为因果的内生性问题,如清洁生产企业的污染治理成本较低,节约的资金可用于购入更为先进的智能化设备用于生产。鉴于此,遵循计量经济学因果推断相关方法,本文参考Lewbel(2012)、张璇等(2017)、孙文远和周浩平(2023)的处理方式,以下述两种方式构建工具变量,并采用两阶段最小二乘法(2SLS)予以应对。具体而言,一是选取除本市外的其他同省份城市工业机器人渗透度均值作为工具变量。其原因在于,同年同省份的其他城市面临相似的数字应用环境,所以同年同省份的其他城市智能制造水平与本城市高度相关,但与本城市的能源利用效率并无直接关联,满足相关性与排他性要求;二是选用各地区光缆密度(每平方公里的长途光缆线路长度)作为工具变量。一方面,智能制造应用的核心元件在于传感器,而光缆中所包含的光纤则是制造传感器的重要材料,因此光缆密度与智能制造水平存在相关性。另一方面,长途光缆铺设布局主要依据地理环境、政策颁布等外在因素所决定,且尚未有研究表明该变量受能源利用效率的影响,满足工具变量排他性条件。此外,考虑到宏观经济变量广泛存在异方差和序列自相关问题,本文进一步采用两步最优广义矩法(GMM)予以检验,从而获得更精确的参数估计结果(表3)。

表3 内生性问题处理结果

变量	除本市外的其他同省份城市工业机器人渗透度均值			光缆密度		
	2SLS 第一阶段回归	2SLS 第二阶段回归	GMM	2SLS 第一阶段回归	2SLS 第二阶段回归	GMM
<i>IM</i>		0.0230*** (-6.76)	0.0230*** (-5.88)		0.0162*** (-8.18)	0.0162*** (-7.87)
工具变量	0.2280*** (36.09)			0.0230*** (6.77)		
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
弱工具变量检验		1302.264			9624.271	
不可识别检验		974.686***			2772.943***	
R <sup>2</sup>	—	0.7953	0.8014	—	0.8169	0.8201

从表3中不难看出,在第一阶段回归中,本文所选取的两类工具变量均与智能制造呈显著正相关,与预期符号方向相一致。同时,在工具变量识别不足检验中,两类工具变量的Kleibergen-Paaprk LM统计量分别为974.686、2772.943,均显著拒绝了原假设;在工具变量弱识别检验中,两类工具变量的Kleibergen-Paaprk Wald F统计量分别为1302.264、9624.271,均大于Stock-Yogo弱识别检验10%显著性水平上的临界值16.38,说明不存在弱工具变量问题。因此,本文所选取的两类工具变量均是合理可行的。在第二阶段回归中,经过内生性调整后,智能制造对城市能源利用效率具有正向促进效应这一结论仍旧成立,并通过了1%的显著性检验。这一结果表明,因遗漏重要变量或双向因果关系而导致的内生性问题对核心结论不存在显著影响,甚至估计系数还略有增大。

### (三)稳健性检验

前述基准回归结果证实了智能制造能显著促进城市能源利用效率提升,为确保结论的可靠性,本文采用以下三种方式加以论证说明:

(1)缩尾处理。若产业发展因不可抗力或是重大自然灾害而受阻,各类企业将面临巨大的竞争风险、融资项目期限延长、市场过渡饱和以及产品变现困难等现实困境,导致样本数据出现离群值,从而对回归结果造成偏误。因此,本文对所有连续型变量进行上下1%缩尾处理,再采用双向固定效应模型重新进行估计。由表4可知,数字化转型的估计系数为0.0160,且通过了1%的显著性检验,表明了文章前述基准回归结果的可靠性。

(2)改变样本容量。因中国四个直辖市(北京市、天津市、上海市、重庆市)率先印发了智能制造相关规划、标准规范和扶持政策,且在数字基础设施建设、创新能力、资源禀赋、人才培养等因素方面与其他城市之间存在异质性,故本文将其剔除后再进行重新估计。对比基准回归结果可以发现,智能制造的回归系数有所下降,但其显著性水平尚未发生变化,进一步验证了回归结果的可靠性。

(3)更换解释变量。参考盛丹和卜文超(2022)的做法,以工业机器人存量替换工业机器人安装量重新测算城市层面的工业机器人渗透度,并以此采用双向固定效应模型进行再估计。不难看出,更换解释变量的度量方式并不能改变智能制造与城市能源利用效率之间的正相关关系,进一步论证了本文核心结论的稳健性。

表4 稳健性检验结果

变量	缩尾处理	改变样本容量	替换解释变量
<i>IM</i>	0.0160*** (-5.40)	0.0150*** (-5.06)	0.0273*** (-6.45)
控制变量	控制	控制	控制
$R^2$	0.8052	0.8026	0.8347

#### (四) 路径机制分析

##### 1. 异质性分析

(1) 城市区位。考虑到各城市在政策扶持力度、自有资源禀赋、地理位置以及产业基础等方面存在差异,容易造成优质生产要素错配,影响各地区智能制造发展水平及产业生态环境。同时,随着城市化进程的不断加快,邻近城市间的碳排放、能源消耗等存在空间依赖性(Guo et al., 2023)。鉴于此,本文将东部地区城市与中西部地区城市进行分组检验,以进一步考察智能制造对城市能源利用效率影响的差异。从表5可知,中西部地区智能制造对能源利用效率的边际贡献达到0.0179,且通过了1%的显著性水平检验,而东部地区尚未通过显著性检验。这一结论可能与地区布局规划及所处发展阶段有关。随着区域协调发展战略的持续推进,中国提出一系列以“西部大开发”战略为重点的产业政策,加大对欠发达地区数字技术的支持与完善,为促进能源利用效率的提高提供了良好的制度环境。同时,我国中西部地区相较于东部地区,其制造业和工业化进程相对滞后,这也为智能制造技术的引入提供了较大的提升空间,从而迅速实现生产流程优化与能源利用效率的显著提升。此外,东部地区大多城市经济实力雄厚、科技资源充裕,智能制造发展速度相对较快,众多大型制造企业已基本实现从机械化向自动化转型,从而出现边际效益递减现象。

表5 异质性分析结果

变量	城市区位		数字经济		资源禀赋	
	东部	中西部	低数字经济	高数字经济	资源型城市	非资源型城市
<i>IM</i>	0.0048 (0.86)	0.0179*** (5.59)	0.0104** (2.31)	0.0162*** (4.35)	0.0133*** (3.50)	0.0160*** (3.84)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	1400	2492	1848	2044	1568	2324
组间差异(P值)	0.000		0.000		0.094	
R <sup>2</sup>	0.8798	0.8201	0.7838	0.7734	0.7621	0.8400

(2) 数字经济发展水平。数字经济的快速发展为智能制造的发展创造了良好的技术环境,使得企业生产各环节的信息采集、传输和处理能力明显增强,也为企业提高决策效率、优化要素投入以及采纳绿色技术以提高能源利用效率提供了有效途径。此外,数字经济发展加快了社会绿色消费观念的形成,消费者倾向于选择绿色环保标准高的商品,进而反向激励企业加大对绿色产品的研发力度,间接地提高能源利用效率。鉴于此,文章参考赵涛等(2020)的做法,以互联网发展作为测度核心,运用主成分分析法测算各城市数字经济发展水平,且以均值进行样本划分回归。回归结果显示,智能制造对高数字经济发展水平的城市能源利用效

率提升具有更显著的促进效应。显然,高数字经济发展水平城市在数字基础设施建设、技术创新能力以及人才储备等方面相对占优,可通过物联网、大数据等先进技术手段,为智能制造应用提供良好的操作环境和数据支撑,进而充分发挥对能源利用效率提升的促进作用,实现经济效益、社会效益和生态效益协同进步。

(3)资源禀赋。遵照国务院所印发的《全国资源型城市可持续发展规划(2013—2020年)》,本文参考周祎庆和顾帆(2022)的研究思路,将样本划分为资源型城市与非资源型城市进行回归估计。资源型城市是指以资源开采和关联加工业为主导产业并且依赖地区资本、人口、信息等资源优势,形成了产业集聚经济体的城市。从回归结果中不难看出,智能制造对非资源型城市能源利用效率提升的促进效应更为明显。这一结论背后可能的原因在于,资源型城市资源开发与经济社会发展、生态环境保护之间不平衡、不协调的矛盾依旧存在,依赖传统矿业资源开采和冶炼的产业发展桎梏尚未打破。这使得智能制造技术的引入虽能带来一定程度上的能源利用效率提升,但受限于产业结构和技术基础,其推广速度与应用深度不及非资源型城市。与之相比,非资源型城市能源结构相对多样化,资源“路径依赖”程度较低,煤炭、石油等传统能源产业占比亦较低,从而有助于释放智能化生产技术应用,促进能源利用效率的提升(仲崇阳等,2024)。

除此之外,考虑到分组后样本的分布、方差存在不一致性,本文参考连玉君和廖俊平(2017)的做法,对不同组别样本采用引入交乘项的方式进行Chow检验,从而比较组间系数的差异性。检验结果显示,各组间系数的差异性均通过了显著性检验,表明智能制造对能源利用效率的影响在不同城市区位、数字经济发展水平以及资源禀赋的分组间均存在异质性。

## 2.渠道分析

为进一步考察智能制造促进城市能源利用效率提升的边界条件,本文构建以人机协作为门限变量的面板平滑转换回归模型进行估计。在进行参数估计之前,需计算不同位置参数维度下LM、LMF、LRT估计量,对PSTR模型进行线性与非线性残余检验。具体结果如表6所示。

表6 线性与非线性残余检验结果

原假设与备择假设	$m=1$			$m=2$		
	LM	LMF	LRT	LM	LMF	LRT
线性检验 ( $H_0:\gamma=0, H_1:\gamma=1$ )	101.770 (0.000)	97.010 (0.000)	103.125 (0.000)	101.968 (0.000)	48.588 (0.000)	103.328 (0.000)
非线性检验 ( $H_0:\gamma=1, H_1:\gamma=2$ )	0.049 (0.824)	0.046 (0.830)	0.049 (0.824)	0.676 (0.713)	0.314 (0.731)	0.676 (0.713)
AIC	-5.035			-5.034		
BIC	-4.516			-4.377		

注:括号内为P值, $m$ 表示位置参数维度。

从表6不难看出,在 $m=1$ 与 $m=2$ 两种情况下,LM、LMF和LRT统计量均在1%的显著性



水平上拒绝原假设  $H_0:\gamma=0$  ,即表明智能制造对城市能源利用效率的影响会随着人机匹配度的变化而变化,模型设定具有合理性。进一步地,对 PSTR 模型进行的非线性残余检验结果显示,  $m=1$  与  $m=2$  时都不能拒绝原假设  $H_0:\gamma=1$  。这说明 PSTR 模型仅含有一个非线性转换函数,即  $\gamma=1$  。在接受模型仅含有一个非线性转换函数后,需要确定位置参数的维度,本文采用 AIC 和 BIC 准则予以判断。当  $m=1$  时,AIC 与 BIC 值均小于  $m=2$  时所对应的值,因此该模型的最优转换函数个数与最优位置参数维度组合为  $\gamma=1, m=1$  。基于上述检验结果,本文进一步对模型参数进行估计,得到解释变量在不同机制下的回归系数,结果见表 7 所示。

表 7 PSTR 模型估计结果

变量	线性部分		非线性部分		总影响系数
	参数	估计值	参数	估计值	
<i>IM</i>	$\beta_{11}$	-0.0262***	$\beta_{21}$	0.0626***	0.0364
<i>FD</i>	$\beta_{12}$	0.0183*	$\beta_{22}$	-0.0195*	-0.0012
<i>OD</i>	$\beta_{13}$	-0.0017	$\beta_{23}$	-0.0004	-0.0021
<i>UR</i>	$\beta_{14}$	-0.0187*	$\beta_{24}$	0.0370*	0.0183
<i>IS</i>	$\beta_{15}$	0.0225**	$\beta_{25}$	-0.0297**	-0.0072
<i>ER</i>	$\beta_{16}$	0.0040*	$\beta_{26}$	0.0014*	0.0054
<i>ST</i>	$\beta_{17}$	0.0014*	$\beta_{27}$	-0.0045*	-0.0031
平滑参数	5.3063		位置参数	0.4701	

结果显示,位置参数的估计值为 0.4701,即当人机协作水平低于 0.4701 时,转换函数  $g(Sub_{it};\gamma_j;c_j)\rightarrow 0$  ,线性部分中智能制造的估计系数为-0.0262 且通过了 1%显著性水平上的检验;当人机协作水平达到门限值时,智能制造对城市能源利用效率的影响系数变为 0.0051 ( $-0.0262+0.0626\times 0.5$ );当人机协作水平高于 0.4701 时,智能制造对城市能源利用效率的正向促进作用更为明显,影响系数最终稳定为 0.0364。

此外,为更清晰地刻画出智能制造对城市能源利用的非线性影响,结合参数估计结果,绘制了二者的转换函数图(如图 1)。当转换函数  $g(Sub_{it};\gamma_j;c_j)$  在(0,1)区间波动时,模型实现了不同区制间的平滑转换,即随着人机协作水平由低到高,从初级的辅助性协作向高度集成的协同作业模式转变,使得智能制造对城市能源利用效率的影响也由负向抑制效应转变为正向促进效应。这背后可能的原因在于,尽管智能制造将云计算、区块链、自动化等技术赋能产业链,自动适应和敏捷处理多种复杂的生产任务,从而降低生产过程中的资源损耗,提升能源利用效率,但智能制造的效能最大化并非自动达成,而是高度依赖于人机协作的默契程度与质量。当劳动者与机器无法实现充分协作时,将会出现“索罗悖论”,制约智能制造与能源利用效率之间良性互动的实现。

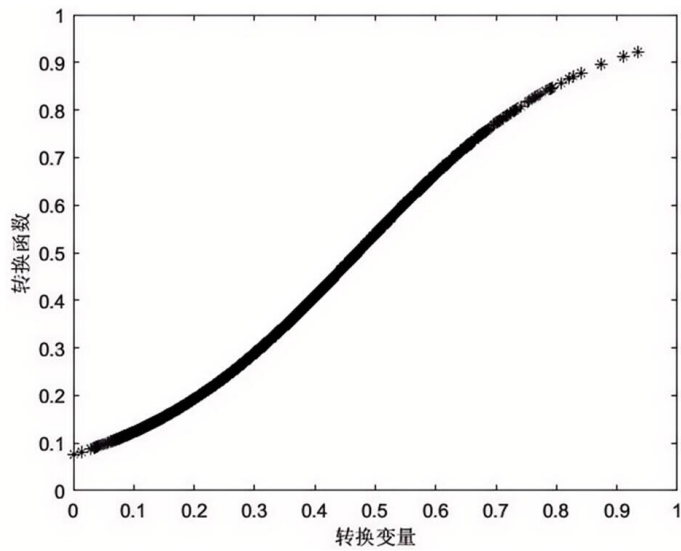


图1 转换函数图

## 六、研究结论与政策建议

### (一)研究结论

以数据要素为核心的智能制造发展逐渐成为转变经济发展方式、实现可持续绿色发展的重要驱动力。本文基于2008—2021年中国278个地级及以上城市的面板数据,实证检验了智能制造对能源利用效率的影响效应及作用机制。同时,本文运用PSTR模型深入探讨人机协作所具有的间接影响效应。研究表明:智能制造能显著提高城市能源利用效率,且这一结论在经过一系列稳健性检验和内生性问题处理后依旧成立;智能制造对中国高数字经济发展水平城市、非资源型城市及中西部区域城市能源利用效率产生更为显著的促进作用;随着人机协作水平的不断提高,智能制造对城市能源利用效率提升的促进作用得到进一步强化。

### (二)政策建议

上述研究结论为中国深化智能制造运用、推动传统产业改造升级,进而提高能源利用效率和环境效益提供了重要的政策启示。鉴于此,本文提出如下政策建议:

第一,强化数字化基础设施建设与智能制造应用拓展。政府应主导制定全国及区域性的数字化基础设施建设规划,确保自动控制系统、高精度传感器网络、高速通信网络(如5G、物联网)及云计算平台等关键要素的全面覆盖与高效集成。尤其针对工业园区、产业集群区域,应当优先部署先进的信息技术设施,为智能制造提供坚实的硬件支撑。与此同时,应当鼓励企业探索并实践智能制造在工业生产全链条的应用,如利用AI辅助工业质检实现零缺陷生产、通过智慧仓储系统优化库存管理减少库存成本、运用大数据分析优化生产运营流程提升

效率,以及实施柔性生产线以快速响应市场变化等应用场景,进而彻底变革企业的业务流程,实现降本增效、节能降耗。

第二,充分考虑各城市区位、资源禀赋、产业结构以及人才储备水平等关键因素差异,因地制宜实施差异化智能制造发展战略,着力“补短板、锻长板”,从而有效带动能源利用效率提高。如利用数字化技术所具有的高创造性、强渗透性和广覆盖性的特点,降低资源型城市对传统资源的依赖,加强循环经济和绿色发展;对于中西部地区城市,应加强节能环保措施的落实,进一步淘汰高耗能落后产业,并鼓励企业加强绿色智能化技术的研发与应用,在资金、人才、技术等方面给予一定程度的支持,进而充分释放环境红利。

第三,注重数智人才引进与培养,提升人机协作水平。从具体实践来看,企业应着重培育技能人才、应用人才、推进人才、领军人才四个层级的智能制造人才,建立包括智能制造部门和业务部门人员共同搭建的企业智能制造人才网络,从深度、广度、高度三个层次打造人才梯队,并充分发挥人机协作优势,释放智能制造对能源利用效率的驱动优势。此外,企业应以国内重点高校、科研院所为突破口,以国家战略需求和学科国际前沿为导向,广泛开展智能制造与文理工多学科交叉研究,如人工智能在能源管理、环境监测、碳排放计算等领域的应用研究,从而加快培养掌握人工智能、经济、社会、管理、法律等知识的复合型人才,释放人口红利。

### (三)研究局限及未来展望

虽然本文为政府在智能制造和能源相关领域的决策和研究提供了有价值的启示,但仍存在一定的局限性。首先基于数据的可获得性,本文采用城市级数据探讨了2008—2021年中国智能制造发展水平对能源利用效率的影响。未来的研究可通过调整研究视角,选取企业为研究样本,探析智能制造如何重构企业生产流程,进而影响能源利用效率。其次,从研究区域来看,作为积极推动智能制造与实体经济融合的“排头兵”,人工智能创新发展试验区在推动新一代智能核心技术取得新突破、促进生态资源有效转化等方面发挥了重要作用。因此,未来可以将人工智能创新发展试验区纳入研究框架,从而得出更深刻的结论。

### 参考文献:

- [1] 崔琪,马晓钰,张思思.绿色全要素能源效率评价及影响因素研究——基于中国八大经济区数据的分析[J].技术经济与管理研究,2022(03):94-99.
- [2] 董直庆,王辉.城市财富与绿色技术选择[J].经济研究,2021,56(04):143-159.
- [3] 方冬莉.数字经济对中国城市能源利用效率的影响——基于技术赋能和技术外溢视角[J].资源科学,2023,45(02):296-307.
- [4] 干春晖,郑若谷,余典范.中国产业结构变迁对经济增长和波动的影响[J].经济研究,2011,46(05):4-16+31.
- [5] 胡晟明,王林辉,朱利莹.工业机器人应用存在人力资本提升效应吗?[J].财经研究,2021a,47(06):61-75+91.

- [6] 胡晟明,王林辉,赵贺. 人工智能应用、人机协作与劳动生产率[J]. 中国人口科学,2021b,(05):48-62+127.
- [7] 何江,闫淑敏,谭智丹,等. 员工与机器关系:基于制造企业“机器换人”实践的调研证据[J]. 科研管理,2024,45(01):64-73.
- [8] 何小钢,朱国悦,冯大威. 工业机器人应用与劳动收入份额——来自中国工业企业的证据[J]. 中国工业经济,2023(04):98-116.
- [9] 黄和平,李莹. 环境税费改革对能源利用效率的影响与作用机制研究[J]. 中国环境科学,2023,43(07):3821-3834.
- [10] 黄贇琳,蒋鹏程. 数字低碳之路:工业机器人与城市工业碳排放[J]. 财经研究,2023,49(10):34-48.
- [11] 金波,刘文宁. 本土市场规模与能源效率——绿色技术进步、绿色技术效率的调节路径[J]. 生态经济,2022,38(10):70-79+118.
- [12] 李涛,沙玮华. 数字经济对地区全要素能源效率的影响研究——基于市场贸易的中介效应分析[J]. 财经理论与实践,2022,43(03):120-127.
- [13] 连玉君,廖俊平. 如何检验分组回归后的组间系数差异?[J]. 郑州航空工业管理学院学报,2017,35(06):97-109.
- [14] 刘常青,李磊,卫平. 中国地级及以上城市资本存量测度[J]. 城市问题,2017(10):67-72.
- [15] 刘亮,刘军,李廉水,等. 智能化发展能促进中国全球价值链攀升吗?[J]. 科学学研究,2021,39(04):604-613.
- [16] 穆献中,周文韬,胡广文. 不同类型环境规制对全要素能源效率的影响[J]. 北京理工大学学报(社会科学版),2022,24(03):56-74.
- [17] 齐亚伟. 碳排放约束下我国全要素生产率增长的测度与分解——基于SBM方向性距离函数和GML指数[J]. 工业技术经济,2013,32(05):137-146.
- [18] 余硕,王巧,张阿城. 技术创新、产业结构与城市绿色全要素生产率——基于国家低碳城市试点的影响渠道检验[J]. 经济与管理研究,2020,41(08):44-61.
- [19] 史丹,李少林. 排污权交易制度与能源利用效率——对地级及以上城市的测度与实证[J]. 中国工业经济,2020(09):5-23.
- [20] 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,2022,38(02):46-69+4-10.
- [21] 单豪杰. 中国资本存量K的再估算:1952~2006年[J]. 数量经济技术经济研究,2008,25(10):17-31.
- [22] 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(03):28-33.
- [23] 盛丹,卜文超. 机器人使用与中国企业的污染排放[J]. 数量经济技术经济研究,2022,39(09):157-176.
- [24] 孙早,侯玉琳. 人工智能发展对产业全要素生产率的影响——一个基于中国制造业的经验研究[J]. 经济学家,2021(01):32-42.
- [25] 孙虹玉,刘泽杰. 城市蔓延、生产性服务业集聚与绿色全要素生产率——基于绿色发展理念的底层逻辑研究[J]. 宏观经济研究,2023(02):85-101.
- [26] 孙文远,周浩平. 人工智能、技术外溢与绿色全要素生产率[J]. 当代经济,2023,40(02):3-10.
- [27] 汪华,詹绍康. 智能制造、劳动替代与无集体挤出——“机器换人”对工人就业影响的社会学研究[J]. 安徽师范大学学报(人文社会科学版),2021,49(04):85-94.
- [28] 汪昕宇,谢玉,彭莹莹,等. 人工智能技术对就业的影响及趋势预测:基于北京市工业机器人安装量的数据[J]. 中国人力资源开发,2022,39(01):119-133.
- [29] 汪克亮,赵斌,许如玉. 创新要素流动对能源效率的影响[J]. 统计研究,2023,40(04):88-97.

- [30] 王道平, 杜克锐, 鄢哲明. 低碳技术创新有效抑制了碳排放吗?——基于PSTR模型的实证分析[J]. 南京财经大学学报, 2018(06): 1-14.
- [31] 王金涛, 黄恒. 绿色信贷对碳排放的影响研究——基于PSTR模型和SDM模型的实证分析[J]. 当代经济管理, 2022, 44(09): 80-90.
- [32] 王香艳, 李金叶. 数字经济是否有效促进了节能和碳减排?[J]. 中国人口·资源与环境, 2022, 32(11): 83-95.
- [33] 杨越, 成力为. 区域金融发展影响能源效率的阶段性特征[J]. 科研管理, 2019, 40(04): 125-134.
- [34] 余东华, 李云汉. 数字经济时代的产业组织创新——以数字技术驱动产业链群生态体系为例[J]. 改革, 2021(07): 24-43.
- [35] 岳书敬, 张鑫和. 数字经济对能源强度的影响研究[J]. 南昌大学学报(人文社会科学版), 2023, 54(01): 77-90.
- [36] 赵涛, 张智, 梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据[J]. 管理世界, 2020, 36(10): 65-76.
- [37] 张勇, 蒲勇健, 陈立泰. 城镇化与服务业集聚——基于系统耦合互动的观点[J]. 中国工业经济, 2013(06): 57-69.
- [38] 张璇, 刘贝贝, 汪婷, 等. 信贷寻租、融资约束与企业创新[J]. 经济研究, 2017, 52(05): 161-174.
- [39] 张三峰, 魏下海. 信息与通信技术是否降低了企业能源消耗——来自中国制造业企业调查数据的证据[J]. 中国工业经济, 2019(02): 155-173.
- [40] 张慧, 范丽伟, 孙秀梅. 中国城市能源效率差异及其影响因素的异质性效应——基于分位数回归的实证分析[J]. 城市问题, 2022(08): 12-23.
- [41] 张宽, 黄凌云. 结构的力量: 人力资本升级、制度环境与区域创新能力[J]. 当代经济科学, 2022, 44(06): 28-41.
- [42] 张万里, 宣畅. 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(01): 27-46.
- [43] 张思思, 崔琪, 马晓钰. 数字要素赋能下有偏技术进步的节能减排效应[J]. 中国人口·资源与环境, 2022, 32(07): 22-36.
- [44] 张龙鹏, 钟易霖. 价值链视角下人工智能应用对全要素生产率的影响——基于中国A股上市公司的实证研究[J]. 经济体制改革, 2023(04): 106-113.
- [45] 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(04): 5-21.
- [46] 周杰琦, 陈达, 夏南新. 人工智能的绿色发展效应: 技术赋能和结构优化[J]. 当代经济科学, 2023, 45(05): 30-45.
- [47] 周祎庆, 顾帆. 土地资源错配对城市绿色经济效率的影响研究[J]. 学术探索, 2022(02): 104-115.
- [48] 仲崇阳, 张雨朦, 马新啸. 智能制造对中国城市低碳发展的赋能效应——基于工业机器人应用视角[J]. 资源科学, 2024, 46(04): 728-743.
- [49] Acemoglu, D., P. Restrepo. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [50] Chang, L., H. F. Taghizadeh, M. Mohsin. Role of Artificial Intelligence on Green Economic Development: Joint Determinates of Natural Resources and Green Total Factor Productivity[J]. Resources Policy, 2023, 82: 103508.
- [51] Damioli, G., V. Van Roy, D. Vertesy. The Impact of Artificial Intelligence on Labor Productivity[J]. Eurasian Business Review, 2021, 11: 1-25.
- [52] Guo, X. Y., J. Y. Yang, Y. Shen, et al. Prediction of Agricultural Carbon Emissions in China Based on GA-ELM Model[J]. Frontiers in Energy Research, 2023, 11: 1245820.

- [53] Huang, G., W. Pan, C. Hu, et al. Energy Utilization Efficiency of China Considering Carbon Emissions—Based on Provincial Panel Data[J]. *Sustainability*, 2021, 13(2): 877.
- [54] Hossin, M. A., D. Alemzero, R. P. Wang, et al. Examining Artificial Intelligence and Energy Efficiency in the MENA Region: The Dual Approach of DEA and SFA[J]. *Energy Reports*, 2023, 9: 4984–4994.
- [55] He, X. L., Y. F. Liang, D. Liang, et al. The Impact of China's Information Infrastructure Construction Policy on Green Total Factor Productivity: Moving Towards a Green World[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2023, 30(46): 103017–103032.
- [56] Lewbel, A. Using Heteroscedasticity to Identify and Estimate Mismeasured and Endogenous Regressor Models[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2012, 30(1): 67–80.
- [57] Lee, L., S. Qin, Y. Y. Li. Does Industrial Robot Application Promote Green Technology Innovation in the Manufacturing Industry[J]? *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, 182: 121893.
- [58] Lv, H., B. B. Shi, N. Li, et al. Intelligent Manufacturing and Carbon Emissions Reduction: Evidence from The Use of Industrial Robots in China[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(23): 15538.
- [59] Liao, W. Q. How Does the Digital Economy Affect the Development of the Green Economy? Evidence from Chinese Cities[J]. *PLOS ONE*, 2023, 18(8): e0289826.
- [60] Peng, Y. X., Z. Chen, Lee, J. Dynamic Convergence of Green Total Factor Productivity in Chinese Cities[J]. *Sustainability*, 2020, 12(12): 4883.
- [61] Tone, K. A Slacks-based Measure of Efficiency in Data Envelopment Analysis[J]. *European Journal of Operational Research*, 2001, 130(3): 498–509.
- [62] Vinuesa, R., H. Azizpour, L. Leite, et al. The Role of Artificial Intelligence in Achieving the Sustainable Development Goals[J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 233.
- [63] Wang, J. L., W. L. Wang, Y. Liu, et al. Can Industrial Robots Reduce Carbon Emissions? Based on the Perspective of Energy Rebound Effect and Labor Factor Flow in China[J]. *Technology in Society*, 2023, 72: 102208.
- [64] Yang, H. C., L. S. Li, Y. B. Liu. The Effect of Manufacturing Intelligence on Green Innovation Performance in China[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, 178: 121569.
- [65] Yu, L. Z., Y. Wang, X. H. Wei, et al. Towards Low-carbon Development: The Role of Industrial Robots in Decarbonization in Chinese Cities[J]. *Journal of Environmental Management*, 2023, 330: 117216.
- [66] Zhang, Q. N., F. F. Zhang, Q. Mai. Robot Adoption and Green Productivity: Curse or Boon[J]. *Sustainable Production and Consumption*, 2022, 34: 1–11.
- [67] Zhao, H. R., S. Guo. Analysis of the Non-linear Impact of Digital Economy Development on Energy Intensity: Empirical Research Based on the PSTR Model[J]. *Energy*, 2023, 282: 128867.

# Intelligent Manufacturing, Man–Machine Cooperation and Energy Efficiency: A Study from the Perspective of Industrial Robot Application

Guo Xiaoyang, Zhang Xiuwu, Yang Jingyi

(Institute for Quantitative Economics and Statistics, Huaqiao University)

**Abstract:** As artificial intelligence technology integrates deeply with economic and social development, intelligent manufacturing presents a new opportunity for a "leapfrogging" advancement in enhancing energy utilization efficiency. Drawing upon panel data from 278 prefecture-level and above cities in China spanning from 2008 to 2021, this article empirically examines the impact of intelligent manufacturing on urban energy utilization efficiency and the dynamic mechanism of human-machine collaboration in this transmission process. The research reveals that intelligent manufacturing exerts a notable improvement effect on energy utilization efficiency, a conclusion that remains robust after a series of endogenous treatments and robustness tests. Concurrently, smart manufacturing demonstrates a more pronounced boosting effect on energy utilization efficiency in cities with a high level of digital economic development, non-resource-based cities, and those located in central and western regions of China. Furthermore, the estimation results of the panel smooth transition model indicates that when the level of human-machine collaboration surpasses a threshold, smart manufacturing fully unleashes its driving force on energy utilization efficiency. These findings provide empirical evidence and policy implications for advancing the intelligent transformation of China's manufacturing industry and achieving coordinated development between economic growth and environmental protection.

**Keywords:** Intelligent Manufacturing; Energy Utilization Efficiency; Human–Machine Collaboration; Panel Smooth Transition Regression Model

**JEL Classification:** D22, L60, Q55

(责任编辑:朱静静)