

# 人工智能、财政支出与制造业升级

邵 慰<sup>1,2</sup>, 刘嘉慧<sup>1</sup>

(1. 浙江财经大学 经济学院, 浙江 杭州 310018; 2. 浙江财经大学 浙江省“八八战略”研究院, 浙江 杭州 310018)

**摘 要:** 加快人工智能在制造业的应用, 对促进新质生产力形成、推动数字技术全面赋能实体经济发展具有重要意义。作为政府推动人工智能技术在制造业广泛应用的关键举措, 人工智能定向财政支出被认为能够促进人工智能发展, 从而带动制造业转型升级。文章基于 2008—2019 年中国城市面板数据, 考察了财政支出的政策效应。研究发现, 人工智能显著促进了制造业升级, 该效应在数字经济发展水平较高的城市、外围城市以及制造业发展上行期更加显著。机制分析表明, 人工智能主要通过强化劳动力要素集聚、提升研发创新能力和优化要素配置结构三条路径推动制造业升级。进一步研究发现, 财政支出对人工智能促进制造业升级具有正向调节效应, 其中教育支出和科技三项费用的投入效果显著, 而企业挖潜改造资金和基本建设支出的效果不明显, 政策合力尚未形成, 政策一致性有待加强。文章的研究不仅深化了对人工智能在制造业转型升级中作用的认识, 也为优化推动人工智能技术发展的财政支出政策提供了理论依据。

**关键词:** 人工智能; 制造业升级; 财政支出

**中图分类号:** F426 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-9952(2025)06-0108-15

**DOI:** 10.16538/j.cnki.jfe.20240714.101

## 一、引 言

传统制造业是现代化产业体系的重要基底。推动传统制造业转型升级, 既是主动适应和引领新一轮科技革命与产业变革的战略选择, 也是提升产业链供应链韧性和安全水平的关键举措, 更是推进新型工业化、加快建设制造强国的必然要求, 事关现代化产业体系建设全局。当前, 作为新质生产力的核心引擎, 人工智能与制造业的深度融合已成为推动传统制造业升级的重要动力, 为制造业发展注入了新动能。为了加速人工智能与制造业融合发展, 《新一代人工智能发展规划》明确提出“要发挥好财政投入、政策激励的引导作用”, 强化人工智能对制造业升级的支撑带动作用。在该政策指引下, 我国高度重视人工智能在制造业的应用, 投入大量财政资金支持, 现已成为全球最大的机器人市场。《2023 年世界机器人报告》数据显示, 2017 年以来我国工业机器人安装量持续增长, 年均增长率达 13%。然而, 在以工业机器人应用为代表的制造业智能化呈现强劲发展势头的同时, 我国制造业增加值占全球比重却未实现同步提升, 财政支出成效未达预期, 这一现象引起学界广泛关注。人工智能是否推动了制造业升级? 其作用机制是什么? 财政支出是否形成政策合力并发挥调节效应? 回答这些问题不仅有助于深化对人工智能在制造业升级中作用的认识, 也对优化推动人工智能技术发展的财政支出政策具有重要意义。

收稿日期: 2024-03-20

基金项目: 浙江省高校重大人文社科攻关计划项目(2024GH042)

作者简介: 邵 慰(1979—), 男, 辽宁宽甸人, 浙江财经大学经济学院、浙江省“八八战略”研究院教授, 博士生导师;

刘嘉慧(1996—)(通讯作者), 女, 黑龙江哈尔滨人, 浙江财经大学经济学院博士研究生。

关于人工智能对制造业升级的影响,现有研究主要形成以下观点:多数学者认为人工智能具有自主学习、模仿性高以及信息处理完备性强等特征(何大安, 2018),能够优化企业产品质量(张可云等, 2022),提升行业生产率(Aghion 等, 2017; Brynjolfsson 等, 2017),从而促进制造业升级;部分学者关注人工智能与人力资本的匹配问题,指出两者存在非线性关系(郭艳冰和胡立君, 2022)。然而,这些研究大多采用生产率指标来衡量制造业升级,侧重分析人工智能对要素使用效率的影响(付文字等, 2020),尚未充分关注先进技术与算力对制造业升级的作用。虽然大量实证研究从区域分布和行业差异等维度考察人工智能影响的异质性(韦东明等, 2021),但较少从数字经济发展环境、城市类型以及产业周期等关键特征展开分析,而这些维度恰恰是全面理解人工智能影响制造业升级机制的重要视角。在作用机理方面,部分学者强调人工智能的任务偏向性特征(余铃铮等, 2021),认为其高技能劳动力需求会使企业在短期内通过技能培训形成人力资本积累效应,提升制造业生产率;另有学者从长期发展视角指出,高技能劳动力短缺可能倒逼企业增加科技创新(宋旭光和左马华青, 2019)和资本投入(陈彦斌等, 2019),推动制造业向知识、资本密集型转型,实现产业迭代升级与产值增长。尽管现有文献从单一要素优化角度阐释了人工智能的影响机制,但鲜少探讨要素集聚效应和要素配置结构变动的作用。此外,随着国家定向对财政支出持续增加以支持人工智能在制造业的应用,财政支出是否形成政策合力及其调节效应仍需深入研究。

本文基于人工智能赋能制造业先进技术与算力的特征构建制造业升级指标,运用 2008—2019 年中国城市面板数据,考察了人工智能对制造业升级的影响机制及财政支出的调节效应。研究发现,人工智能显著促进制造业升级,该效应在数字经济发展水平较高的城市、外围城市以及制造业发展上行期更加显著。机制分析表明,人工智能通过强化劳动力要素集聚、提升研发创新能力和优化要素配置结构三条路径推动制造业升级。进一步研究发现,财政支出对人工智能促进制造业升级具有正向调节效应,但政策合力尚未形成,政策一致性与协同性有待加强。具体而言,教育支出和科技三项费用对制造业升级的促进效果显著,而企业挖潜改造资金和基本建设支出的政策效果不明显。

本文的研究贡献主要体现在:第一,从先进技术与算力赋能制造业升级的视角构建测度指标,更精准地捕捉人工智能对制造业升级的影响,契合当前制造业发展的新内涵;第二,在验证人工智能促进制造业升级的基础上,从数字经济发展水平、城市类型和产业周期三个维度考察其异质性影响,拓展了相关研究的边界;第三,系统阐释了人工智能影响制造业升级的机制,提出其通过强化劳动力要素集聚、提升研发创新能力和优化要素配置结构三条路径推动制造业升级,为理解两者间的传导机制提供了新的理论视角;第四,揭示了现行财政支出政策在促进人工智能与制造业深度融合方面的不足,指出政策合力缺失与协同性不足的问题,为优化财政支出政策提供了重要参考。

## 二、理论分析与研究假说

作为国民经济的支柱产业,制造业对推动我国经济高质量发展具有战略支撑作用。当前,面对复杂多变的国内外经济环境,我国正处于制造业转型升级的关键攻坚期。这一转型不仅涉及生产方式的革新,更包含产业结构与价值链的重塑。随着发展阶段与目标的深刻转变,制造业升级面临新要求,即从单纯追求生产效率提升转向注重高科技对全生产环节的赋能(罗佳等, 2023)。在科技与产业变革深度融合的背景下,人工智能已成为提升制造业核心竞争力的关键技术(章潇萌和刘相波, 2022)。首先,人工智能技术能够通过重构制造环节和优化生产流程,提升

各生产阶段运作效率,显著提高企业劳动生产率。其次,人工智能通过改进生产组织形式,能够增强对市场需求与供应链状态的实时感知能力,提升生产计划与库存管理的精准度,降低运营成本并加速资本深化(陈永强和张昕钰, 2023)。再次,人工智能在数据收集、存储、处理与分析方面具有显著优势,其与大数据技术的融合发展有助于提升数据要素使用效率,激活数据潜能,推动制造业数字化升级。最后,与传统生产技术相比,人工智能技术具有更低的环境成本(鲍健强等, 2008),有助于变革传统生产模式,减少能源消耗,促进制造业绿色转型(Levinson, 2009)。基于上述分析,本文提出以下假说:

假说 1: 人工智能对制造业升级具有促进效应。

人工智能是提振经济活力的关键驱动力,正加速劳动力要素的集聚。人工智能发展依托于算法、算力、人才和数据等多维支撑(邵慰等, 2024)。资源集聚水平越高,人工智能规模越大,越易形成强大的知识与技术外溢效应。这些资源不仅吸引企业和个人投身人工智能核心产业发展,还带动区域内相关产业企业与人才集聚,降低企业交易成本,强化产业链、创新链和人才链的互联互通,为制造业升级注入新动力。研发创新是驱动制造业发展的核心动力,也是维持制造业稳定发展的关键支撑。人工智能借助机器学习算法,能够精准剖析市场需求开展研发创新,拓展产品创新空间,打造差异化产品,推动制造业迈向高端化。同时,人工智能应用有助于推动基础研究与应用的有机融合,提升企业场景创新能力,助力企业优化研发流程,缩短产品研发周期,从而提高制造业创新能力(王磊等, 2023)。此外,人工智能在优化资源配置方面蕴含巨大潜力。人工智能可根据企业生产目标与成本约束构建相关模型,并运用智能算法制定资源配置最优方案,帮助企业实现生产要素精准调度,灵活调整要素使用结构,从而提升生产效率,推动制造业升级(周洛竹等, 2022)。基于上述分析,本文提出以下假说:

假说 2: 人工智能通过强化劳动力要素集聚、提升研发创新能力和优化要素配置结构三条路径推动制造业升级。

人工智能在制造业的应用高度依赖大规模资金投入。作为经济增长的核心引擎,财政支出可直接作用于企业投资需求,影响产业发展,从而在推动人工智能赋能制造业升级的过程中具有关键作用(Barro, 1990; 熊励等, 2024)。首先,财政支出在制造业升级中发挥引导作用,通过加大对人工智能应用所需基础设施和技术管理人才的公共资金投入,释放政策信号,引导社会要素资源向制造业转移,为制造业转型升级奠定坚实的要素基础(史瑞祯和桑百川, 2023)。其次,财政支出具有示范效应,通过为企业提供智能化设备引进与升级的财政补贴,优先支持部分企业开展智能化生产,使其他企业认识到人工智能赋能制造业升级的巨大潜力,从而吸引更多企业投身智能制造领域,最终推动制造业整体升级。最后,财政支出在人工智能促进制造业升级的过程中具有再配置作用,通过调整不同生产要素的投入比例,影响企业内部要素投向,推动资本、劳动等生产要素在部门间有序流动与优化重组,提高企业要素收益率,从而推动制造业升级。基于上述分析,本文提出以下假说:

假说 3: 财政支出对人工智能赋能制造业升级具有正向调节效应。

### 三、研究设计

#### (一)模型设定

为了检验人工智能对制造业升级的影响,本文构建了如下基准回归模型:

$$manup_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 robot\_exp_{i,t} + \alpha_2 X_{i,t} + \tau_t + \mu_i + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中,  $i$  表示城市,  $t$  表示年份。 $manup_{it}$  表示城市  $i$  在  $t$  年的制造业升级水平,  $robot\_exp_{it}$  表示城市  $i$  在  $t$  年的工业机器人渗透度,  $X_{it}$  表示城市层面的一系列控制变量。 $\tau_t$  表示年份固定效应,  $\mu_i$  表示城市固定效应,  $\varepsilon_{it}$  表示随机干扰项。本文重点关注核心解释变量  $robot\_exp_{it}$  的估计系数  $\alpha_1$ , 若  $\alpha_1$  显著为正, 则表明人工智能推动了制造业升级。

## (二) 变量定义

1. 被解释变量: 制造业升级水平。技术的跃升被视为制造业升级的根本驱动力(杨智峰等, 2016)。现有研究对制造业升级的量化大多采用生产率指标, 或者基于熵值法将现有的制造业升级相关指标简单加总, 构建涵盖多个子指标的综合评价体系。这两种方法虽能在一定程度上反映制造业升级的成效, 但未能体现生产过程中因采用先进技术和算力而带来的产值比提升。在企业数智化转型的背景下, 我国制造业发展迈入新阶段, 制造业升级的内涵逐渐从单纯的效率提升转变为更注重先进技术对整个制造业发展的赋能, 高技术行业产值的快速增长被视为制造业升级过程中的重要表现(韩峰和阳立高, 2020)。这是因为与其他制造业行业相比, 高技术行业对其他行业具有更强的影响力和带动力, 一个地区高技术行业的增长速度越快于其他行业, 该地区制造业升级的趋势就越明显。鉴于此, 不同于以往制造业升级指标的构建方式, 本文参考李贤珠(2010)以及傅元海等(2014)的做法, 依据不同行业的技术水平对制造业进行分类, 具体划分为高端技术产业、中端技术产业和低端技术产业, 并以各产业产量变动为基础数据来计算制造业升级水平。鉴于产值数据缺失较多且产业销售收入与产值变动趋势较为相近, 本文选取产业销售收入替代产业产值, 采用高端技术产业销售收入增长率与制造业销售收入增长率的比值来衡量制造业升级水平。

2. 解释变量: 人工智能应用水平。工业机器人的应用是人工智能融入制造业的关键渠道和主要表现形式, 其数据获取便利且极具权威性, 因而成为评估人工智能应用水平的重要指标, 在学术研究中得到广泛应用。本文依据国际机器人联合会(IFR)发布的全球工业机器人数据, 测算我国城市层面的工业机器人渗透度, 将其作为衡量人工智能应用水平的指标。需要注意的是, IFR 公布的数据主要聚焦于行业层面, 城市层面的相关数据较为匮乏。鉴于此, 参考 Acemoglu 和 Restrepo(2020)以及魏下海等(2020)的方法, 本文采用份额偏离法(shift-share)构建 Bartik 变量。具体步骤如下: 首先, 将 IFR 的行业分类与我国国民经济行业分类标准进行对应。其次, 依据微观调查的二位数行业分类对机器人数据进行匹配, 整理出我国在样本期间各行业的工业机器人使用数量。最后, 为了满足外生性条件, 本文借鉴谷均怡等(2023)的做法, 选定 2004 年为样本窗口期, 根据就业结构确定各城市行业的工业机器人使用份额权重, 并利用 2000 年全国各制造业行业的就业人数计算城市层面的工业机器人渗透度。计算公式如下:

$$robot\_exp_{it} = \frac{robot\_exp_{jt}}{labor_{j,2000}} \times \sum_{j=1}^J \frac{employed_{jt,2004}}{employed_{i,2004}} \quad (2)$$

其中,  $robot\_exp_{it}$  表示城市  $i$  在  $t$  年的工业机器人渗透度,  $robot\_exp_{jt}$  表示制造业行业  $j$  在  $t$  年的工业机器人存量,  $labor_{j,2000}$  表示 2000 年全国制造业行业  $j$  的就业人数,  $employed_{jt,2004}$  表示 2004 年城市  $i$  制造业行业  $j$  的就业人数,  $employed_{i,2004}$  表示 2004 年城市  $i$  的制造业就业总人数,  $J$  表示制造业行业总数。

3. 控制变量。本文在计量模型中加入了城市层面的以下控制变量: (1) 科技研发力度( $rdm$ ), 参考蒋为等(2022)的做法, 选取政府研发支出占当年 GDP 的比重进行衡量。(2) 人力资本水平( $hum$ ), 采用城市大专及以上学历学生数在地区总人数中的占比进行衡量。(3) 市场化程度( $mark$ ), 借鉴姜付秀和黄继承(2011)的做法, 选用市场化指数进行衡量。(4) 地区交通基础设施( $trans$ ),



参考毛其淋和王凯璇(2023)的做法,采用城市道路面积进行衡量。(5)金融发展规模( $df$ ),参照孙早和侯玉林(2019)的方法,使用城市年末存贷款金融机构贷款余额占地区 GDP 的比重进行测度。(6)外资化程度( $fdi$ ),选取外商直接投资在地区生产总值中的比重进行衡量。

### (三)数据来源说明

本文利用 2008—2019 年中国城市层面数据探究人工智能对制造业升级的影响,数据来源主要有以下几个方面:一是国家统计局发布的《中国城市统计年鉴》《中国高技术产业统计年鉴》以及国泰安数据库,这些资料包含制造业销售收入等数据,为评估和测算地区制造业升级水平提供了数据基础;二是国际机器人联合会(IFR)提供的全球各国各行业机器人存量和安装量数据、《中国劳动统计年鉴》以及 2004 年经济普查中的工业企业模块数据,这些资料为计算工业机器人渗透度以衡量人工智能应用水平提供了重要的数据来源。本文将基于机器人存量计算的工业机器人渗透度作为衡量指标,并将基于机器人安装量计算的工业机器人渗透度作为另一个衡量指标。此外,控制变量如受教育水平、城市道路交通等数据来自各省市统计年鉴。

## 四、实证结果分析

### (一)基准回归分析

为了规避潜在的异方差、序列相关等问题,本文运用年份和城市双固定效应模型,通过逐步引入控制变量的方法,对人工智能影响制造业升级的情况进行了检验。同时,为了保证实证估计的稳健性,本文采用了稳健标准差。表 1 列(1)仅加入核心解释变量工业机器人渗透度,未考虑控制变量。结果显示,人工智能对制造业升级的影响在 5% 的水平上显著为正,表明人工智能显著推动了制造业升级。列(2)至列(7)是逐步加入控制变量后的回归结果,从中可以看出,人工智能对制造业升级的作用方向始终没有发生变化,表明实证结果具有稳健性。列(7)结果显示,在加入所有控制变量并控制城市和年份固定效应之后,人工智能对制造业升级的影响系数依然显著为正,估计值为 9.556。这表明人工智能应用水平每提升 1%,制造业升级水平提高 9.556%。可见,人工智能为制造业发展注入了新动力,从而推动了制造业升级,假说 1 得到验证。

表 1 基准回归分析

	<i>manup</i>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>robot_exp</i>	8.896** (1.99)	8.754** (2.01)	8.663** (1.99)	9.610** (2.13)	9.144** (2.02)	9.459** (2.07)	9.556** (2.09)
<i>rdm</i>		-5.947 (-0.31)	-5.976 (-0.32)	-5.750 (-0.31)	-5.680 (-0.30)	-5.714 (-0.31)	-5.661 (-0.30)
<i>hum</i>			1.654 (1.33)	1.907 (1.59)	1.952 (1.62)	1.957 (1.62)	2.027* (1.69)
<i>mark</i>				-2.114** (-2.39)	-2.119** (-2.39)	-1.984** (-2.24)	-1.946** (-2.20)
<i>trans</i>					0.013* (1.72)	0.013* (1.71)	0.013* (1.77)
<i>df</i>						-0.106 (-1.08)	-0.108 (-1.09)
<i>fdi</i>							-1.162 (-1.29)

续表 1 基准回归分析

	<i>manup</i>						
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>_cons</i>	-28.444** (-1.97)	-27.970** (-1.99)	-27.774** (-1.98)	-30.441** (-2.11)	-29.158** (-2.01)	-30.099** (-2.06)	-30.406** (-2.08)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	2970	2970	2970	2970	2970	2970	2970
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.137	0.137	0.137	0.140	0.140	0.141	0.141

注：\*\*\*、\*\*和\*分别表示1%、5%和10%的显著性水平，括号内为*t*值，下表同。

## (二)稳健性检验

1. 重新衡量人工智能应用水平。考虑到人工智能应用的复杂性以及企业生产行为的不确定性，被购置的工业机器人可能无法全部安装投入日常生产。鉴于此，本文采用机器人安装量替代机器人存量来计算工业机器人渗透度(*robot\_exp1*)，将其作为新的核心解释变量重新进行回归分析。根据表2列(1)结果，在替换核心解释变量之后，基准回归结果未发生显著变化，证实了研究结论的稳健性。

2. 重新衡量制造业升级水平。本文运用主成分分析法构建制造业升级水平的综合评价指标(*manup1*)，从劳动效率、资本深化、数字化发展和绿色化水平四个维度重新审视地区制造业的升级状况，具体子指标包括劳动生产率、资本生产率、数字化从业人员以及以二氧化硫为代表的污染排放量。根据表2列(2)结果，在替换制造业升级水平指标之后，核心解释变量的回归系数依然显著为正，表明研究结论具有稳健性。

3. 剔除部分样本城市。为了规避发达城市可能存在的潜在偏误，本文参考王林辉等(2022)的做法，剔除省会城市和直辖市的样本数据重新进行了回归分析。表2列(3)结果显示，核心解释变量的系数依然显著为正，研究结论未发生改变。

4. 采用工具变量法。为了规避可能存在的双向因果关系，本文运用Bartik IV方法构建美国工业机器人渗透度作为工具变量，以排除内生性的干扰(Acemoglu和Restrepo, 2020; 孔高文等, 2020)。这种做法的合理性在于：一方面，美国和中国在人工智能的制造业应用与发展方面均立足于全球人工智能技术发展，能够反映全球人工智能的应用态势，两者关联性较强；另一方面，美国工业机器人的使用不会对中国城市的制造业升级产生直接影响，因此该工具变量也满足排他性条件。表2列(4)和列(5)展示了工具变量法的回归结果，其中Kleibergen-Paap rk LM统计量和Kleibergen-Paap rk Wald F统计量分别表明不存在工具变量不可识别与弱识别问题。从第一阶段回归结果看，美国工业机器人渗透度(*robot\_expA*)与中国工业机器人渗透度之间的关系显著。从第二阶段回归结果看，变量*robot\_exp*的回归系数显著为正，这表明引入工具变量后研究结论依然成立。

表 2 稳健性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>manup</i>	<i>manup1</i>	<i>manup</i>	<i>robot_exp</i>	<i>manup</i>
<i>robot_exp</i>		9.901*** (5.17)	9.582** (2.08)		14.384** (2.23)
<i>robot_exp1</i>	9.556** (2.09)				

续表 2 稳健性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>manup</i>	<i>manup1</i>	<i>manup</i>	<i>robot_exp</i>	<i>manup</i>
<i>robot_expA</i>				0.329*** (4.55)	
<i>rdm</i>	-5.661 (-0.30)	-0.988 (-1.36)	-10.163 (-0.54)	-0.086*** (-3.47)	-5.406 (-0.31)
<i>hum</i>	2.027* (1.69)	-0.057 (-0.16)	1.772 (1.50)	0.005 (0.62)	2.030* (1.76)
<i>mark</i>	-1.946** (-2.20)	0.269 (1.05)	-1.770** (-1.97)	0.038*** (5.50)	-2.073** (-2.37)
<i>trans</i>	0.013* (1.77)	-0.002 (-0.72)	0.011 (1.45)	0.0002*** (4.50)	0.012* (1.70)
<i>df</i>	-0.108 (-1.09)	-0.064* (-1.71)	-0.053 (-1.01)	0.003*** (3.08)	-0.120 (-1.28)
<i>fdi</i>	-1.162 (-1.29)	0.141 (0.59)	-1.108 (-1.21)	-0.001 (-0.44)	-1.225 (-1.39)
<i>_cons</i>	-30.407** (-2.08)	-31.944*** (-5.20)	-31.035** (-2.07)	2.469*** (15.58)	13.229** (2.26)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
Kleibergen-Paap rk LM统计量					12.295*** [0.001]
Kleibergen-Paap rk Wald F统计量					20.659 {16.38}
<i>N</i>	2970	2970	2678	2938	2938
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.141	0.585	0.145	1.000	0.140

注:[]内为*p*值, {}内为Stock-Yogo弱识别检验的10%水平临界值。

### (三)异质性分析

1. 城市数字经济发展水平。作为前沿的数字技术,人工智能的推广与运用有赖于数字经济的发展,后者可为前者提供必需的数据资源与技术支持。通常而言,地区数字经济发展越成熟,对人工智能发展的支撑力度越大,也就越能加速人工智能在制造业的融合与应用。因此,数字经济发展水平不同的城市在借助人工智能推动制造业升级方面,效果可能存在显著的差异。基于此,本文根据《中国数字经济发展与就业白皮书(2019)》提供的城市数字经济总量,将样本城市划分为数字经济发展水平高、低两组进行分组回归,以进一步探究人工智能对制造业升级的作用。其中,城市数字经济总量超过全国平均水平的城市为数字经济发展水平较高的城市,反之则为数字经济发展水平较低的城市。表3列(1)和列(2)结果显示,在数字经济发展水平较高的城市中,*robot\_exp*的系数在10%的水平上显著为正。这表明在数字经济发展水平较高的城市中,人工智能更好地推动了制造业升级。而在数字经济发展水平较低的城市中,人工智能对制造业升级的促进效应并不显著。这可能是因为:数字经济发展水平较高的城市一般具有更完善的信息基础设施和丰富的数据资源,这能为人工智能的应用与发展提供良好的基础,从而更有效地推动制造业升级;而数字经济发展水平较低的城市技术基础薄弱,现有产业结构与人工智能技术的融合程度不高,致使人工智能技术的潜在效益无法充分释放。

表 3 异质性分析

	<i>manup</i>					
	数字经济发展水平		城市类型		产业周期	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	水平低	水平高	中心城市	外围城市	下行期	上行期
<i>robot_exp</i>	7.936 (1.41)	14.703 <sup>*</sup> (1.76)	116.406 (1.29)	9.512 <sup>**</sup> (2.05)	-6.330 (-1.30)	30.313 <sup>*</sup> (1.85)
<i>rdm</i>	22.844 <sup>*</sup> (1.66)	-15.475 (-0.59)	194.693 <sup>*</sup> (1.89)	-10.215 (-0.54)	10.370 (1.39)	-11.163 (-0.46)
<i>hum</i>	1.362 (1.37)	6.601 (1.11)	7.014 (0.59)	1.752 (1.49)	2.396 (1.29)	1.149 (0.78)
<i>mark</i>	-2.265 <sup>**</sup> (-2.38)	-1.935 (-1.17)	-14.631 <sup>*</sup> (-1.66)	-1.781 <sup>**</sup> (-1.98)	-1.196 <sup>**</sup> (-2.22)	-2.579 (-1.14)
<i>trans</i>	0.013 (1.11)	0.012 (1.23)	0.102 <sup>*</sup> (1.68)	0.011 (1.36)	0.014 (1.18)	0.042 <sup>***</sup> (2.58)
<i>df</i>	-0.124 (-1.06)	-0.083 (-0.51)	-0.509 (-0.88)	-0.055 (-1.00)	-0.161 (-0.97)	0.003 (0.03)
<i>fdi</i>	-1.350 (-1.57)	-1.323 (-0.74)	-6.124 (-1.15)	-1.119 (-1.21)	-0.261 (-0.28)	1.255 (0.28)
<i>_cons</i>	-25.095 (-1.39)	-46.983 <sup>*</sup> (-1.76)	-326.3 (-1.29)	-30.778 <sup>**</sup> (-2.04)	14.606 (1.33)	-129.719 <sup>*</sup> (-1.86)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	1251	1700	342	2628	1565	1405
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.134	0.159	0.206	0.146	0.204	0.253

2. 城市类型。理论上,人工智能对制造业升级的促进效应依赖于研发创新能力的提升。鉴于外围城市的研发创新能力相对薄弱,在提升研发能力方面需求较大,对人工智能技术的引入与应用更加急切且有效,因而可能使得人工智能对制造业升级的促进效应更加显著。本文参考戴魁早等(2023)的研究,根据城市的行政等级差异,将我国城市分为中心城市和外围城市两类,其中省会城市、副省级城市和直辖市被界定为中心城市,其他城市则为外围城市。表3列(3)和列(4)结果显示,我国外围城市的人工智能对制造业升级具有显著的正向影响,表明人工智能在这些城市有效地推动了制造业升级。然而,中心城市的人工智能对制造业升级的影响并不显著。这可能是因为:中心城市虽然在资本、技术等方面占据优势,但制造业的智能化改造耗时较长,而且不同企业的转型速度与效果存在差异,导致人工智能对当地制造业升级的积极影响尚未充分显现。而外围城市通过长期承接中心城市的制造业转移,不仅吸纳了大量先进技术和管理经验,还积累了必要的技术和管理人才,为人工智能的应用和制造业升级构筑了稳固的基础。同时,外围城市在土地和人力资源等方面具有成本优势,企业有更多资金用于人工智能技术的研发与应用,从而进一步推动了制造业升级。此外,外围城市得益于中央和地方政府的政策扶持与资源倾斜,展现出较强的生产要素吸引力,为人工智能技术的应用开拓了广阔的场景与市场,这种政策环境有益于优化生产要素的配置结构,从而增强人工智能对制造业升级的推动作用。因此,与制造业基础成熟的中心城市相比,外围城市在借助人工智能推动制造业升级方面表现得更加卓越。



3. 产业周期。根据产业周期理论,产业发展过程存在周期性波动,历经初创期、成长期、成熟期和衰退期四个发展阶段,从产业周期的视角审视制造业的发展变化具有重要意义。本文参考陈东和秦子洋(2022)的做法,将样本期间划分为 2008—2013 年和 2014—2019 年两个阶段。在 2008—2013 年,我国工业化和城市化高速发展,制造业内部呈现以传统制造业为主导的发展格局,处于传统制造业成熟与衰退的制造业发展下行期。而在 2014—2019 年,在技术革命和产业变革的背景下,我国制造业步入产业周期的新阶段,以信息技术、新能源、新材料等为代表的新兴制造业蓬勃发展,处于新兴制造业初创与成长为主导的制造业发展上行期。这两个阶段恰巧反映了人工智能在我国从初始引进到快速渗透的发展过程。表 3 列(5)和列(6)结果显示,在制造业发展下行期,人工智能未对制造业升级产生显著的促进作用。这可能是因为:这一期间我国人工智能处于初始引进阶段,应用范畴有限,技术尚未成熟,而且人工智能的前期引入和后期应用需要大量资金支撑,基于成本的考量,大部分企业对于人工智能技术的接受度和应用意愿相对偏低,从而难以达到推动制造业升级的效果。然而,在制造业发展上行期,人工智能对制造业升级呈现显著的正向影响。这可能是因为:以云计算、大数据等为代表的数据处理能力和算力持续提升,人工智能技术在与制造业融合发展的过程中日益成熟,加上政府对数字技术的大力支持与积极推广,为人工智能在制造业的深入应用创造了条件,从而推动了制造业升级。

## 五、作用机制分析

根据上文理论分析,人工智能可以通过以下三条路径推动制造业升级:强化劳动力要素集聚、提升研发创新能力和优化要素配置结构。为了检验这三条作用路径,本文借鉴黄勃等(2023)的研究方法构建了如下检验模型:

$$M_{it} = \beta_0 + \beta_1 robot\_exp_{it} + \beta_2 X_{it} + \tau_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

$$manup_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 robot\_exp_{it} + \gamma_2 M_{it} + \gamma_3 X_{it} + \tau_t + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中,  $M_{it}$  为机制变量,具体包括劳动力要素集聚、研发创新能力和要素配置结构。模型(3)检验人工智能对机制变量的影响,模型(4)检验机制变量在人工智能影响制造业升级的过程中发挥的作用。

### (一)强化劳动力要素集聚

人工智能技术在制造业的应用具有降低企业交易成本、增强知识和技术外溢性等优势,能够吸引大量相关企业,加速区域内劳动力要素集聚,提升数字技术与制造业的融合程度,从而推动制造业升级。为了衡量地区制造业劳动力集聚水平,本文借鉴 Krugman(1992)的研究方法,采用城市制造业就业人数占全国制造业就业人数的比重,构建 Krugman 空间基尼系数,得出劳动力要素集聚水平指数( $agg$ )。该指数数值越大,表示劳动力要素分布越集中;反之,则表示劳动力要素分布越分散。表 4 列(1)和列(2)展示了劳动力要素集聚作为机制变量的检验结果。可以看出,模型估计结果与上文理论预期相符,人工智能推动了区域内制造业劳动力要素集聚,而且通过促进要素集聚对制造业升级产生了正向影响。对于模型(3)的检验,变量  $robot\_exp$  对机制变量  $agg$  的回归系数在 1% 的水平上显著为正,表明人工智能技术的应用与发展确实提升了所在地区劳动力要素的集聚程度。对于模型(4)的检验,机制变量  $agg$  对变量  $manup$  的回归系数显著为正,且与  $robot\_exp$  的系数方向相同,表明劳动力要素集聚在人工智能推动制造业升级的过程中发挥了重要作用。

表 4 作用机制分析

	劳动力要素集聚		研发创新能力		要素配置结构	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>agg</i>	<i>manup</i>	<i>tec</i>	<i>manup</i>	<i>res</i>	<i>manup</i>
<i>robot_exp</i>	2.304*** (6.70)	7.038 (1.44)	2.537*** (6.86)	6.328 (1.30)	-1.262*** (-3.36)	9.197** (2.03)
<i>agg</i>		1.093*** (2.80)				
<i>tec</i>				1.273*** (3.47)		
<i>res</i>						-0.284** (-1.99)
<i>rdm</i>	0.805*** (3.10)	-6.540 (-0.35)	0.509** (2.57)	-6.309 (-0.34)	3.948*** (3.13)	-4.538 (-0.25)
<i>hum</i>	-0.142 (-1.00)	2.183* (1.85)	-0.151 (-1.05)	2.219* (1.87)	-0.046 (-0.23)	2.015* (1.69)
<i>mark</i>	0.242*** (4.01)	-2.211** (-2.51)	0.243*** (3.78)	-2.255** (-2.55)	0.249** (2.44)	-1.875** (-2.15)
<i>trans</i>	0.002*** (3.63)	0.011 (1.47)	0.002*** (4.12)	0.010 (1.38)	-0.002 (-1.54)	0.013* (1.71)
<i>df</i>	-0.002 (-0.26)	-0.106 (-1.09)	-0.001 (-0.16)	-0.106 (-1.10)	-0.017 (-1.28)	-0.112 (-1.13)
<i>fdi</i>	0.076 (1.44)	-1.244 (-1.38)	0.071 (1.32)	-1.252 (-1.39)	0.102 (0.58)	-1.133 (-1.24)
<i>_cons</i>	-7.807*** (-7.07)	-21.875 (-1.39)	-6.327*** (-5.33)	-22.354 (-1.46)	4.457*** (3.71)	-29.138** (-2.02)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	2970	2970	2970	2970	2970	2970
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.929	0.144	0.929	0.145	0.516	0.143

## (二)提升研发创新能力

人工智能以应用需求为引领,借助大数据分析、模型预测等手段激发制造业创新活力,缩减产品研发周期,助力企业实现基础研究与开发应用的良性循环,为研发创新注入新动力,从而推动制造业升级。为了检验研发创新能力提升在人工智能推动制造业升级中发挥的作用,本文参考刘维刚(2022)的研究,运用专利数量来衡量城市研发创新水平(*tec*)。表4列(3)和列(4)展示了研发创新作为机制变量的检验结果。变量 *robot\_exp* 对机制变量 *tec* 的回归系数在1%的水平上显著为正,表明人工智能技术的应用有助于提升制造业创新能力,推动制造业部门的研发创新。机制变量 *tec* 对变量 *manup* 的回归系数显著为正,且与 *robot\_exp* 的系数方向一致。综合上述结果可知,人工智能确实能够促进制造业研发创新,提升城市的创新发展水平,从而推动制造业升级。

## (三)优化要素配置结构

人工智能凭借其独特的智能算法,根据企业的实际生产目标与成本约束,精准实施资源调度,减少制造业部门间的要素错配,提供最优要素配置方案,提升制造业生产效率,从而推动制

造业升级。为了检验要素配置结构优化在人工智能推动制造业升级中发挥的作用,本文借鉴 Hsieh 和 Klenow(2009)的研究方法,运用劳动力和资本之间的价格扭曲指数来刻画要素错配程度( $res$ )。该指数数值越大,表示要素错配程度越高。表 4 列(5)和列(6)展示了要素配置结构作为机制变量的检验结果。变量  $robot\_exp$  对机制变量  $res$  的回归系数在 1% 的水平上显著为负,表明人工智能技术应用的增加显著减少了制造业的要素错配,优化了要素配置结构。机制变量  $res$  对变量  $manup$  的回归系数显著为负,且与  $robot\_exp$  的系数方向相反。综合上述结果可知,人工智能确实具有优化要素配置结构的作用,能够缓解资源扭曲现象,从而推动制造业升级。综上分析,假说 2 得到验证。

## 六、财政支出的调节效应分析

由上文分析可知,人工智能对制造业升级具有显著的推动作用,要推进制造业升级就必须抓住人工智能发展机遇。然而,人工智能在制造业的广泛运用需要巨额资金投入,单凭企业融资难以维持其长期运行。在这种情况下,政府财政支出发挥着关键作用,成为制造业企业在人工智能投入方面的重要资金来源,助力企业拓宽资金流,为制造业领域人工智能技术的持续推广与应用给予了必要的资金保障。“十三五”以来,我国多次强调加速人工智能技术与制造技术的融合渗透,并针对人工智能应用提供多种定向财政支出支持。面对这些政策利好,财政支出对人工智能与制造业升级关系产生了何种调节效应?是否达到了预期的政策效果?为了解答这些问题,本文选取与企业人工智能应用与发展相关的四项定向财政支出,即企业挖潜改造资金、教育支出、科技三项费用以及基本建设支出,探究了财政支出在人工智能与制造业升级之间的调节效应。具体而言,本文将上述定向财政支出在地方财政支出中的占比作为调节变量,并考虑了政策效果的滞后性。参考李雪松等(2022)的研究方法,本文在模型(1)的基础上构建了如下调节效应模型:

$$manup_{i,t+2} = \rho_0 + \rho_1 robot\_exp_{i,t} \times mod_{i,t} + \rho_2 robot\_exp_{i,t} + \rho_3 mod_{i,t} + \rho_4 X_{i,t} + \tau_t + \mu_i + \varepsilon_{i,t} \quad (5)$$

其中,  $mod_{i,t}$  为调节变量,其他变量设定与模型(1)相同。表 5 展示了财政支出在人工智能与制造业升级关系中的影响。结果显示,教育支出和科技三项费用与工业机器人渗透度的交互项系数显著为正,而企业挖潜改造资金和基本建设支出与工业机器人渗透度的交互项系数则不显著。出现这种情况的原因可能是:我国在购置和开发智能化设备方面的资金投入较多,能有效助力企业达成柔性化生产,提高生产效率,从而为制造业升级筑牢根基;同时,用于培养和引进掌握人工智能应用知识及管理经验的相关技术人才的支出,也为制造业升级提供了必要的人力资本支撑。然而,现阶段我国人工智能技术与制造业应用场景需求存在较大差距,且数智化生态系统还不够完善,配套设施建设有所欠缺,用于前期基础设施建设和对现有生产设备进行智能化升级改造的财政支出,尚未能与教育支出和科技三项费用形成政策合力,政策一致性有待加强。综上分析,假说 3 得到验证。

表 5 人工智能定向财政支出的调节效应分析

	$manup$			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	企业挖潜改造资金	教育支出	科技三项费用	基本建设支出
$robot\_exp \times mod$	0.484(1.26)	0.066*(1.74)	0.004**(2.20)	0.030(0.68)
$robot\_exp$	5.188(0.96)	5.434(1.00)	5.674(1.05)	5.213(0.97)
$mod$	-2.108**(-2.26)	-0.060(-0.86)	-0.006*(-1.88)	-0.179(-1.53)

续表 5 人工智能定向财政支出的调节效应分析

	<i>manup</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
	企业挖潜改造资金	教育支出	科技三项费用	基本建设支出
<i>rdm</i>	-2.131(-1.10)	-2.088(-1.06)	-2.262(-1.15)	-2.264(-1.15)
<i>hum</i>	-1.641*(-1.69)	-1.470(-1.48)	-1.583(-1.64)	-1.564(-1.62)
<i>mark</i>	0.014(0.01)	-0.014(-0.01)	0.087(0.07)	0.050(0.04)
<i>trans</i>	-0.003(-0.34)	-0.003(-0.31)	-0.003(-0.30)	-0.003(-0.32)
<i>df</i>	-0.187(-1.11)	-0.189(-1.12)	-0.193(-1.14)	-0.192(-1.13)
<i>fdi</i>	2.305(0.73)	2.049(0.68)	2.393(0.75)	2.287(0.72)
<i>_cons</i>	-1.860(-0.80)	-1.958(-0.85)	-2.115(-0.91)	-1.877(-0.81)
控制变量	控制	控制	控制	控制
固定效应	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	2308	2285	2309	2308
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.142	0.145	0.141	0.141

## 七、结论与政策建议

人工智能是新质生产力的重要驱动力,加速发展新一代人工智能对于把握数字经济时代机遇、加快形成新质生产力、推动制造业转型升级具有重要意义。作为推动新质生产力形成的关键举措,大力推动人工智能并非财政支出的终极目标,而是促进整个制造业高质量发展的途径。而由于数据瓶颈,人工智能如何影响制造业转型升级,以及财政支出在此过程中的作用尚未有定论。本文利用中国城市面板数据,探讨了财政支出是否具有推动人工智能发展,从而引领制造业高质量发展的作用。研究发现,人工智能通过强化劳动力要素集聚、提升研发创新能力和优化要素配置结构,推动了制造业升级。异质性研究表明,在数字经济发展水平较高的城市中,人工智能对制造业升级的影响显著为正;而在数字经济发展水平较低的城市中,人工智能尚未展现出显著的制造业升级成效。从城市类型来看,外围城市的人工智能对制造业升级产生了显著的促进效应,中心城市的促进效应则不显著。从产业周期来看,在制造业发展上行期,人工智能对制造业升级起到了显著的推动作用。此外,财政支出在人工智能推动制造业升级的过程中具有正向调节效应,其中教育支出和科技三项费用的成效比较显著,企业挖潜改造资金和基本建设支出的成效则不显著,未能形成政策合力,政策一致性有待加强。基于上述结论,本文提出以下政策建议:

第一,鼓励发展智能制造,引导制造业企业借助人工智能技术实现转型升级。当前,中国经济正处于从高速增长向高质量发展的关键转型期,亟待转变传统制造业的生产模式,探寻新的增长引擎,以推动制造业迈向高质量发展之路。因此,应紧抓新一轮技术变革所带来的产业发展新契机,充分运用人工智能技术,发挥其在改造传统制造业中的关键作用,加快数字技术在实体经济中的赋能步伐,推进智能制造的全面发展,达成制造业提质增效的目标,在国际市场竞争中形成新兴产业的先发优势。

第二,抓住制造业发展上行期,结合人工智能技术发展趋势,针对性地制定制造业升级政策。对于数字经济发展水平较低的城市,不仅要鼓励企业引进人工智能技术,提升生产线的自动化水平,优化生产流程,提高制造效率,还需积极推动复合型人才培训计划,培育更多熟悉人工智能相关技术和管理的专业人才。数字经济发展水平较高的城市与中心城市应充分运用自身

丰富的要素资源优势,协同物联网技术,加速构建智能制造发展平台,推动企业间资源要素的互联互通,实现企业智能制造资源的共享。外围城市要持续做好对中心城市制造业的承接工作,鼓励开展人工智能技术研究,大力推进跨行业协作;推动产业集群发展,放大人工智能的经济效应,强化全产业链的智能制造能力;将人工智能与环保技术相融合,推进绿色制造。

第三,多管齐下助力人工智能的发展与应用。优化人工智能基础设施建设,吸引高素质人才和企业集聚。发挥主导企业在智能化转型中的引领与示范作用,将人工智能融入产业链上下游,转变企业生产模式,推动全产业链的智能化协同共进。搭建人工智能技术交流平台,促使企业与高校、研究院等建立合作关系,共享资源与技术成果。借助开源技术加快人工智能研发进程,提升研发效率,助力企业更透彻地洞察人工智能市场需求与技术发展趋势。健全要素市场运行机制,消除要素流动壁垒,减少资源要素错配,为制造业智能化转型提供必要的要素支撑。

第四,调整财政支出配置导向,增强政策取向一致性。首先,坚持目标导向型财政支出资金分配原则。鉴于制造业智能化的发展需求与升级目标,聚焦人工智能供给与制造业技术需求间的匹配关系,细致划分财政支出资金,加大对构建与完善数智化生态系统方面的投入,确保财政支出切实服务于制造业的升级需求。其次,推行差异化财政支持举措。根据不同制造业企业在技术水平、规模以及市场需求等方面的差异,针对不同类型的企业制定差异化的财政支出支持政策,为中小企业提供更多的技术支持和财政补贴,针对大型企业则侧重于引导其在关键领域开展创新投资。最后,优化财政支出绩效评估机制。定期对各项财政支出的成效进行评估与监控,适时调整和优化财政支出的方向与力度,提升财政支出的使用效率,凝聚政策合力。

#### 参考文献:

- [1]鲍健强,苗阳,陈锋.低碳经济:人类经济发展方式的新变革[J].中国工业经济,2008,(4):153-160.
- [2]陈东,秦子洋.人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据[J].经济研究,2022,(4):85-102.
- [3]陈彦斌,林晨,陈小亮.人工智能、老龄化与经济增长[J].经济研究,2019,(7):47-63.
- [4]陈永强,张昕钰.数字经济发展对地区产业结构优化的影响机制——基于2011—2019年省级面板数据的实证分析[J].财经论丛,2023,(4):14-23.
- [5]戴魁早,黄姿,王思曼.数字经济促进了中国服务业结构升级吗?[J].数量经济技术经济研究,2023,(2):90-112.
- [6]付文字,李彦,赵景峰.人工智能如何影响地区制造业优化升级?——基于双重中介效应的研究[J].经济体制改革,2020,(4):187-193.
- [7]傅云海,叶祥松,王展祥.制造业结构优化的技术进步路径选择——基于动态面板的经验分析[J].中国工业经济,2014,(9):78-90.
- [8]谷均怡,赵春明,李震.工业机器人应用与中国城市制造业出口升级[J].经济与管理研究,2023,(9):22-42.
- [9]郭艳冰,胡立君.人工智能、人力资本对产业结构升级的影响研究——来自中国30个省份的经验证据[J].软科学,2022,(5):15-20.
- [10]韩峰,阳立高.生产性服务业集聚如何影响制造业结构升级?——一个集聚经济与熊彼特内生增长理论的综合框架[J].管理世界,2020,(2):72-94.
- [11]何大安.互联网应用扩张与微观经济学基础——基于未来“数据与数据对话”的理论解说[J].经济研究,2018,(8):177-192.
- [12]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,(3):97-115.
- [13]姜付秀,黄继承.市场化进程与资本结构动态调整[J].管理世界,2011,(3):124-134.



- [14]蒋为, 龚思豪, 李锡涛. 机器人冲击、资本体现式技术进步与制造业碳减排——理论分析及中国的经验证据[J]. 中国工业经济, 2022, (10): 24-42.
- [15]孔高文, 刘莎莎, 孔东民. 机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J]. 中国工业经济, 2020, (8): 80-98.
- [16]李贤珠. 中韩产业结构高度化的比较分析——以两国制造业为例[J]. 世界经济研究, 2010, (10): 81-86.
- [17]李雪松, 党琳, 赵宸宇. 数字化转型、融入全球创新网络与创新绩效[J]. 中国工业经济, 2022, (10): 43-61.
- [18]刘维刚. 生产投入结构变动与企业创新: 基于生产网络内生化的分析[J]. 经济研究, 2022, (4): 50-67.
- [19]罗佳, 张蛟蛟, 李科. 数字技术创新如何驱动制造业企业全要素生产率?——来自上市公司专利数据的证据[J]. 财经研究, 2023, (2): 95-109.
- [20]毛其淋, 王凯璇. 互联网发展如何优化企业资源配置——基于企业库存调整的视角[J]. 中国工业经济, 2023, (8): 137-154.
- [21]史瑞祯, 桑百川. 行业信息溢出能否促进出口质量升级?——来自中国制造业企业的证据[J]. 财经论丛, 2023, (8): 3-13.
- [22]宋旭光, 左马华青. 工业机器人投入、劳动力供给与劳动生产率[J]. 改革, 2019, (9): 45-54.
- [23]孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019, (5): 61-79.
- [24]邵慰, 刘嘉慧, 曹可欣. 人工智能如何影响了企业创新行为——基于资产专用性视角[J]. 南开经济研究, 2024, (9): 130-149.
- [25]王林辉, 姜昊, 董直庆. 工业智能化会重塑企业地理格局吗[J]. 中国工业经济, 2022, (2): 137-155.
- [26]王磊, 肖倩, 邓芳芳. 人工智能对中国制造业创新的影响研究——来自工业机器人应用的证据[J]. 财经论丛, 2023, (9): 14-24.
- [27]韦东明, 顾乃华, 韩永辉. 人工智能推动了产业结构转型升级吗——基于中国工业机器人数据的实证检验[J]. 财经科学, 2021, (10): 70-83.
- [28]魏下海, 张沛康, 杜宇洪. 机器人如何重塑城市劳动力市场: 移民工作任务的视角[J]. 经济学动态, 2020, (10): 92-109.
- [29]熊励, 涂诗芬, 苟燕楠. 人工智能与财政预算支出管理——基于公共卫生预算的分析[J]. 财经论丛, 2024, (7): 28-37.
- [30]杨智峰, 汪伟, 吴化斌. 技术进步与中国工业结构升级[J]. 财经研究, 2016, (11): 44-59.
- [31]余玲铮, 魏下海, 孙中伟, 等. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J]. 管理世界, 2021, (1): 47-59, 4.
- [32]张可云, 庄宗武, 韩峰. 国内超大规模市场、人工智能应用与制造业出口产品质量升级[J]. 经济纵横, 2022, (7): 1-12.
- [33]章潇萌, 刘相波. 融资约束、人工智能与经济增长[J]. 财经研究, 2022, (8): 63-77.
- [34]周谔竹, 綦建红, 张志彤. 人工智能对全球价值链分工位置的双重影响[J]. 财经研究, 2022, (10): 34-48.
- [35]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [36]Aghion P, Jones B F, Jones C I. Artificial intelligence and economic growth[R]. NBER Working Paper No.23928, 2017.
- [37]Barro R J. Government spending in a simple model of endogenous growth[J]. *Journal of Political Economy*, 1990, 98(5): S103-S125.
- [38]Brynjolfsson E, Rock D, Syverson C. Artificial intelligence and the modern productivity paradox: A clash of expectations and statistics[R]. NBER Working Paper No.24001, 2017.

- [39]Hsieh C T, Klenow P J. Misallocation and manufacturing TFP in China and India[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2009, 124(4): 1403–1448.
- [40]Krugman P. *Geography and trade*[M]. Cambridge: MIT Press, 1992.
- [41]Levinson A. Technology, international trade, and pollution from US manufacturing[J]. *American Economic Review*, 2009, 99(5): 2177–2192.

## Artificial Intelligence, Fiscal Expenditures, and Manufacturing Upgrading

Shao Wei<sup>1,2</sup>, Liu Jiahui<sup>1</sup>

(1. *School of Economics, Zhejiang University of Finance & Economics, Hangzhou 310018, China*; 2. *Institute of Zhejiang Eight-Eight Strategy, Zhejiang University of Finance & Economics, Hangzhou 310018, China*)

**Summary:** The targeted fiscal expenditures on artificial intelligence (AI) represent a key governmental strategy to support the widespread adoption of AI technology in manufacturing, which is expected to drive AI development and facilitate the transformation and upgrading of the industry. However, despite the rapid advancement of intelligent manufacturing and the increasing application of industrial robots, China's share of global manufacturing value-added has not shown a corresponding increase. Moreover, the effectiveness of fiscal expenditures in this context remains uncertain. These issues attract significant academic attention.

Using the panel data from Chinese cities between 2008 and 2019 and integrating both theoretical and empirical perspectives, this paper examines the impact of AI on manufacturing upgrading. The findings reveal that AI significantly enhances manufacturing upgrading. Specifically, a 1% increase in AI adoption corresponds to a 9.556% increase in the manufacturing upgrading rate. This effect is particularly pronounced in cities with a higher level of digital economy development, peripheral cities, and during periods of manufacturing growth. Mechanism testing indicates that AI drives manufacturing upgrading by enhancing labor force aggregation, boosting R&D innovation capabilities, and optimizing the factor allocation structure. Further research shows that fiscal expenditures positively moderate the impact of AI on manufacturing upgrading, especially in areas related to education and technology spending. However, fiscal expenditures on enterprise transformation and basic construction do not have a significant impact. This suggests that a lack of policy resultant force in fiscal expenditures aimed at promoting AI development may contribute to the asynchronous growth between AI applications and the manufacturing industry.

The marginal contributions of this paper are as follows: First, from the perspective of advanced technology and computing power enabling manufacturing upgrading, it constructs a measurement index for manufacturing upgrading to assess the impact of AI, aligning more closely with the evolving dynamics of modern manufacturing development. Second, after establishing that AI can promote manufacturing upgrading, it examines the heterogeneity of AI's impact across three dimensions: digital economy development level, city type, and industry cycle, thereby broadening the scope of existing research. Third, it explores the mechanisms through which AI affects manufacturing upgrading, offering a novel theoretical framework for understanding the interaction between AI and manufacturing upgrading. Fourth, it identifies that current fiscal expenditure policies in China have not yet formed a resultant force to enhance AI's role in promoting manufacturing upgrading, providing valuable insights for optimizing fiscal expenditure policies to support AI technology development.

**Key words:** AI; manufacturing upgrading; fiscal expenditures

(责任编辑 康健)