

# 人工智能与制造业服务化

苗翠芬

**内容提要:**本文通过匹配国际工业机器人联合会(IFR)与2016年世界投入产出表(WIOD)相关数据,利用2000—2014年41个经济体14个制造业行业的数据,考察人工智能对制造业服务化水平的影响及其内在机制。研究表明,人工智能显著提升了制造业服务化水平。替换核心指标及考虑内生性问题后,回归结果依然稳健。机制检验结果显示,人工智能主要通过优化人力资本结构、提高数据要素密集度、改变生产和交付模式等途径影响制造业服务化水平。异质性分析结果表明,人工智能显著促进了制造业在岸服务化以及生产性服务化水平。此外,人工智能对不同类型的制造业均具有显著的促进效应,特别是汽车运输、电气机械、计算机、电子以及光学产品等技术密集型制造业。本文的研究可以为进一步推动制造业和服务业深度融合发展、促进制造业转型升级以及实现制造业高质量发展提供经验借鉴和政策参考。

**关键词:**人工智能 制造业服务化 人力资本 数据要素 模块化生产

**中图分类号:**F49;F414

**文献标识码:**A

**文章编号:**1000-7636(2023)07-0022-18

## 一、问题提出

随着全球进入服务主导的经济,越来越多的制造业企业不再单纯提供有形产品,而是逐渐向提供“产品+服务”转型,实现以生产有形产品为中心向以提供服务产品为中心的转变<sup>[1-3]</sup>,这一转变过程称为制造业服务化。制造业服务化是制造业与服务业融合发展的新型产业形态,是推动制造业转型升级的重要方向。一方面,制造业服务化有利于一国制造业从中低端环节向研发设计、战略咨询、品牌管理等高端环节攀升,提高其国际产业链中的分工地位<sup>[4]</sup>;另一方面,制造业服务化有助于改善一国制造业的供给质量,是促进经济高质量发展的重要支撑。当前,中国的制造业服务化水平还比较低。根据亚洲开发银行(ADB)发布的多区域投入产出表(MRIO),2020年中国的制造业服务化程度平均为13.63%,而美国、德国等发达经济体的制造业服务化程度约为28%。如何提高制造业服务化水平,进而推动中国制造业转型升级是亟待解决的重大现实问题。鉴于制造业服务化发展的重要性,《中国制造2025》从国家政策层面强调要“加快制造与服务的协同发展”“促进生产型制造向服务型制造转变”。

制造业企业在向服务化经营战略转型过程中,一方面受到内外部资源的约束,另一方面受到提供相关

收稿日期:2022-12-06;修回日期:2023-04-13

基金项目:中国社会科学院青年科研启动项目“国际数字协定对数字服务贸易发展的影响及对策研究”(2023YQNQD061)

作者简介:苗翠芬 中国社会科学院亚太与全球战略研究院助理研究员,北京,100007。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

服务产品的技术条件约束。在内部资源方面,制造业服务化意味着企业除了制造产品外,还能有效配置人力、资本等生产要素,专注于相关服务部门的投入<sup>[3,5-6]</sup>。在外部资源方面,制造业服务化受到服务业发展程度、服务市场开放水平、服务贸易等服务要素可获得性方面的约束,特别是生产性服务要素方面的约束<sup>[7-11]</sup>。在技术条件方面,制造业企业要具有快速获取运行数据和用户信息等方面的能力,并具有实现相关服务的技术环境支撑,包括软硬件平台、人机协同、自主操控、大数据分析等信息化和数字化技术<sup>[12-14]</sup>。建立在“大数据+机器学习”基础上的人工智能技术,助力制造业企业突破服务化进程中面临的服务人才、数据资源、生产和交付模式等方面的限制,一方面使得制造业的服务范围不再局限于售后服务等基础服务环节,而是拓展到研发设计、战略规划、金融服务、物流运输、营销策划等整个价值链环节,从而实现制造业的服务深化;另一方面,推动制造业实现大规模个性化定制、精准化供应链管理、全生命周期管理以及协同设计等,促进产业链体系重塑。

已有学者从多个角度探讨了影响制造业服务化的动机或因素,但基于制造业与服务业融合发展视角的研究尚不多见,为本文提供了研究空间。本文从理论和实证两个层面考察了人工智能对制造业服务化的影响,可能的边际贡献主要表现在三个方面。第一,在研究视角方面,本文从工业机器人等人工智能技术应用角度,探究了影响制造业服务化的因素,不仅补充了制造业服务化影响因素方面的实证研究,也进一步丰富了人工智能经济效应方面的相关文献。本文对制造业与服务业融合发展以及服务型制造发展提供了经验借鉴。第二,在理论机制方面,本文厘清了人工智能影响制造业服务化的内在机制,进一步拓展了人工智能在制造业与服务业融合领域的理论分析。本文认为,人工智能助力制造业突破服务人才、数据资源以及操作流程等方面的限制,通过推动人力资本结构优化、提高数据要素密集度、改变生产和交付模式等机制提高制造业服务化水平。第三,在异质性分析方面,本文从服务投入国别来源、服务行业特性以及制造业类型差异性等多个角度进行讨论,进一步深化了人工智能对制造业服务化的效应研究。

## 二、文献综述

与本文密切相关的文献主要包括两类:第一类是关于制造业服务化动因或影响因素的研究,第二类是关于人工智能经济效应的研究。

### (一) 制造业服务化的动因或影响因素

部分学者综合分析了影响制造业服务化的多重因素。雷等人(Lay et al., 2010)<sup>[15]</sup>、福尔克和彭(Falk & Peng, 2013)<sup>[5]</sup>以欧洲制造业为研究对象,探讨了影响制造业服务化的战略因素和动因,这些研究认为企业服务战略、产品类型、供应链位置、服务就业比例是促进企业服务化战略转型的主要动因。黄群慧和霍景东(2014)以多国制造业为研究对象,实证检验了影响制造业服务化的宏观因素,服务业相对生产率、交易成本、人力资本水平、创新能力、制造业竞争力显著促进了制造业服务化水平<sup>[3]</sup>。刘继国(2008)认为,资源约束、市场波动、技术波动等环境因素,高层管理者重视、员工文化程度、组织专业化分工等组织因素是推动制造业企业投入服务化战略的影响因素<sup>[16]</sup>。李晓华和刘尚文(2019)研究发现产品复杂性增加、消费升级、新一代信息技术发展、制造业对成长的追求是服务型制造业发展的主要动因<sup>[6]</sup>。

部分学者探讨了国际贸易、一国市场开放等对制造业服务化的影响。布赖因利希等(Breinlich et al., 2018)、肖挺和黄先明(2021)认为商品贸易自由化通过提升企业的研发能力推动了制造业企业服务化<sup>[17-18]</sup>。也有部分学者重点考察了服务贸易、服务市场开放对制造业服务化水平的影响。杨玲(2015)<sup>[7]</sup>、刁莉和朱琦(2018)<sup>[8]</sup>分析了生产性服务进口贸易对制造业服务化水平的影响,一致认为生产性服务进口贸易显著促

进了一国的制造业服务化水平。邹国伟等(2018)探讨了服务贸易开放对一国制造业服务化水平的影响,认为服务贸易开放显著提升了资本密集型和技术密集型制造行业的服务化水平,但是对劳动密集型制造行业没有产生显著影响<sup>[9]</sup>。齐俊妍和任同莲(2020)采用多国制造业行业数据,探究生产性服务业开放对制造业服务化水平提升及其结构的影响,发现生产性服务业开放对制造业服务化有显著的提升效应<sup>[10]</sup>。周念利和包雅楠(2022)证实了数字服务市场开放对制造业服务化水平的促进效应<sup>[11]</sup>。

有学者分析了数字信息技术在制造业服务化过程中的作用。科赫塔迈基等(Kohtamäki et al., 2013)<sup>[12]</sup>、宋灿(2021)<sup>[13]</sup>认为数字信息化有利于降低企业的搜寻成本和摩擦成本,进而提升企业服务化程度。赵宸宇(2021)研究发现数字化发展存在直接和间接传导机制,其主要通过提高创新能力、优化人力资本结构间接促进制造业企业服务化转型<sup>[14]</sup>。此外,也有学者探讨了外资开放、金融发展等对制造业服务化的影响<sup>[13,19]</sup>。

从以上分析可知,对制造业服务化动因或影响因素的相关研究取得了较为丰硕的成果,为本文提供了有益的启发性思考和思路借鉴。与本文主题密切相关的一类文献是数字信息技术对制造业服务化的影响,但相关研究相对较少,而专门探讨人工智能对制造业服务化影响的文献更是寥寥无几。

## (二) 人工智能的经济效应

伴随着人工智能的快速发展及广泛应用,其经济效应方面的研究引起学术界的广泛关注和讨论。诸多学者以制造业为研究对象,考察工业机器人等人工智能技术对制造业就业和收入分配、生产率、价值链分工、转型升级等的影响。在劳动力市场方面,阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo, 2020)<sup>[20]</sup>、闫雪凌等(2020)<sup>[21]</sup>认为工业机器人对劳动力市场带来较大的负面冲击,工业机器人应用会导致部分工人失业,存在就业替代效应。特拉伊坦伯格(Trajtenberg, 2018)<sup>[22]</sup>、李磊和徐大策(2020)<sup>[23]</sup>认为,工业机器人会通过增加产出、催生新产业创造更多的就业岗位,产生就业创造效应。在生产率方面,国内外学者一致认为,工业机器人等人工智能技术可通过技术溢出、产出扩大以及劳动力替代等机制,显著提升制造业全要素生产率或劳动生产率<sup>[24-26]</sup>。在价值链分工方面,刘斌和潘彤(2020)<sup>[27]</sup>、吕越等(2020)<sup>[28]</sup>认为人工智能可通过降低贸易成本、提高生产率、促进技术创新、优化资源配置等渠道,显著促进一国行业或企业参与全球价值链分工。在制造业转型升级方面,耿子恒等(2021)<sup>[29]</sup>、尚涛和刘朵(2023)<sup>[30]</sup>认为工业机器人等人工智能技术可以推动中国制造业由低附加值向高附加值产业转变。

除了侧重考察制造业领域的影响外,一部分学者重点关注了人工智能与产业间结构转型之间的关系。在理论研究方面,郭凯明(2019)建立了多部门动态一般均衡模型,其研究认为人工智能对产业间结构的影响具有不确定性,这主要取决于人工智能产出弹性和人工智能与传统生产方式的替代弹性上的差别<sup>[31]</sup>。胡俊和杜传忠(2020)通过理论分析认为人工智能通过推动技术进步、提高劳动力资源禀赋以及提升企业生产率等路径推动中国产业转型升级<sup>[32]</sup>。在实证研究方面,韦东明等(2021)<sup>[33]</sup>、耿子恒等(2021)<sup>[29]</sup>采用省级数据考察了人工智能对中国产业结构高级化水平、产业结构合理化水平的影响。

此外,也有学者将工业机器人等人工智能技术对制造业、产业间结构的影响延伸到服务业,进一步拓展了人工智能经济效应方面的研究领域。王文等(2020)研究了工业机器人对中国服务业结构变动的影响,发现工业机器人通过提高生产性服务业的需求、创造知识密集型服务就业以及替代低技能劳动力,推动中国服务业结构升级<sup>[34]</sup>。耿子恒等(2021)研究发现人工智能技术通过赋能服务应用场景,提升服务效率和服务质量,提高服务业产值,进而推动服务业转型升级<sup>[29]</sup>。路玮孝和孟夏(2021)检验了工业机器人应用对国

际服务贸易发展的影响,认为工业机器人通过扩大服务业劳动力供给、提高生产性服务需求,进而促进了国际服务贸易发展<sup>[35]</sup>。

综上所述,现有文献集中考察了人工智能在制造业领域的经济影响,而将其拓展到服务领域的研究还比较匮乏。虽然部分文献探讨了人工智能对产业间结构转型的影响,但相关研究均将制造业和服务业作为单独的产业进行分析,并未考虑到制造业与服务业融合发展的特征。目前,鲜有文献基于制造业与服务业融合视角探讨工业机器人等人工智能技术对制造业服务化的影响。

### 三、理论机制分析

作为新一轮产业变革的核心驱动力,人工智能有助于突破制造业服务化进程中面临的服务人才、运行数据、定制化生产等方面的限制,通过优化人力资本结构、提高数据要素密集度、改变产品生产和交付模式等途径推动制造业服务化转型升级。具体分析如下。

#### (一) 人工智能提高服务人才的供给能力,通过优化人力资本结构推动制造业服务化进程

服务业属于人力资本密集型行业,特别是对于制造业企业提供的定制化服务,往往需要服务人员的深度参与,甚至以一对一的方式来提供。此外,诸如研发设计等高端服务产品往往具有很强的创造性和抽象性,更需要高技术、高素质服务人才来提供。因此,服务人才供给不足在一定程度上限制了制造业企业的服务化进程<sup>[36]</sup>。人工智能主要从两个方面助力制造业企业突破服务化进程中面临的人力资本约束:一方面,工业机器人等人工智能技术通过智能化生产替代部分常规性、程式化任务中的劳动力<sup>[20]</sup>,有效释放了制造业企业中加工生产、员工管理等环节的劳动力,让制造业企业有更多的劳动力用于服务化部门,为制造业企业进行服务化战略转型提供人力资本支撑。制造业企业可基于生产经验和专业知识的积累,对这部分劳动力开展相关的服务技能培训。例如,针对生产人员,制造业企业可充分运用其对产品工艺和架构的理解,将其调整至售前咨询、产品营销、维修保养、售后服务等服务部门。对于管理人员,制造业企业可充分利用其管理能力,开展管理咨询、商务战略、决策规划等服务业务,进而提升制造业企业的服务化水平。另一方面,人工智能通过技术溢出效应显著提高制造业企业的生产能力以及生产率<sup>[24]</sup>,推动企业加速资本和技术积累,为制造业企业吸纳更多高素质服务人才提供了保障。高素质服务人才将助力制造业企业开展研发设计、战略分析、概念创意、决策咨询等高附加值服务业务。基于以上分析,人工智能不仅有助于提高已有劳动人员的服务水平,还有利于吸纳更多的高素质服务人才,通过不断优化制造业企业的人力资本结构,进而提高制造业企业的服务化水平。

#### (二) 人工智能增强数据收集和分析能力,通过提高数据要素密集度提升制造业服务化水平

建立在“大数据+机器学习”基础上的人工智能技术,大大增强了制造业企业在数据收集、分析处理等方面的能力。人工智能可应用在研发设计、规划决策、生产制造、运营管理、产品营销、售后服务等价值链和供应链的各个环节,并即时采集各环节的运行数据。其中,消费端的数据尤为重要。传统的制造业企业主要负责产品的加工和制造,与消费者的联系渠道较少,这可能导致制造业企业很难准确地掌握消费者的使用情况和产品运行状态方面的信息,也很难全面获得消费者在产品外观、功能等方面的诉求。人工智能一方面赋能制造业企业快速获得产品运行和消费者使用方面的数据,解决制造商和消费者之间存在的信息不对称问题<sup>[36]</sup>。通过对运行数据进行挖掘和深度分析,制造业企业可针对存量客户群开展运行状态监测、定期保养、预防性维护、运行优化、远程升级、回收处理等基于产品的增值服务。制造业企业也可基于产品架构、

生产工艺等方面的知识积累,向其他潜在客户提供专业化、高质量的售后服务。同时,制造业企业可从智能客户端或用户接触界面获取需求偏好、意见反馈等数据,通过这些数据及时反馈到研发设计、产品开发等高附加值服务环节,进而向消费者提供个性化、定制化的产品和服务。此外,制造业企业可基于各个环节的运行数据建立大数据服务中心,进而为本企业客户提供方案设计、个性化制造、设备状态管理、金融担保等综合性产品解决方案和系统服务。除了将数据用于本企业外,制造业企业也可基于这些大数据裂变出更多服务型专业优势,诸如开展信息咨询、市场调研、精准营销、系统集成、现代物流、融资租赁、检测认证等第三方性质的社会化和专业化服务,不断拓展制造业企业的服务边界和范围,进而提升制造业企业服务化水平。从以上分析可知,人工智能大大提高了制造业企业的数据资源规模,通过盘活数据资产,进而提高了基于数据资源的增值服务能力。

### (三) 人工智能将行业标准化流程转化为模块化操作系统,通过改变产品生产和交付模式推动制造业服务化战略转型

当前,市场需求正从舒适性和性价比的基本物质消费需求升级为能够消除焦虑感和孤独感、满足认同感的高级精神消费需求。差异化、个性化的定制化产品将成为消费主流。制造业企业的竞争优势也将从产品的使用需求上升为感知能力和服务能力的需求。传统制造主要采用专用的设备和生产线进行标准化和规模化生产,提供的产品往往是同质的,较少通过服务等方式创造差异化产品。虽然标准化生产能够提高制造业企业的生产规模,但其缺乏灵活性,不能根据市场需求变化快速地进行定制化生产,产品与消费市场的契合度低,致使制造业企业失去竞争力。工业机器人等人工智能技术基于大数据分析以及智能优化算法,可将制造业企业的标准化作业流程转化为可重构或柔性的模块化操作系统,通过对不同功能模块进行重组或更新,可使生产线进行快速且低成本的调整,制造出贴合市场需求的产品,实现大规模定制化生产,满足市场多样化、个性化的需求<sup>[36]</sup>。基于模块化作业方式,制造业企业可将用户的需求和偏好配置、创意设计嵌入研发设计、生产制造以及营销售后等模块。制造业企业针对用户的个性化需求开展差异化设计,通过将前端设计模块与中端智能化生产模块、后端营销和物流模块相连接,实现从交互定制、研发设计、生产、物流配送、交付安装、使用体验等全流程、全周期零距离一体化生态服务<sup>[37]</sup>,进而推动制造业从卖产品到卖服务,从提供单一产品到提供以客户需求为中心的服务化战略转型。

综上所述,本文认为,人工智能有助于提升制造业服务化水平。人工智能主要从三个方面影响制造业服务化水平:一是人工智能提高服务人才的供给能力,通过优化人力资本结构推动制造业服务化进程;二是人工智能增强数据收集和分析能力,通过提高数据要素密集度提升制造业服务化水平;三是人工智能将行业标准化流程转化为模块化操作系统,通过改变产品生产和交付模式推动制造业服务化战略转型。

## 四、计量模型设定与数据说明

### (一) 计量模型设定

在考察制造业服务化影响因素的文献中,已有研究认为制造业竞争力、资本密集度、创新能力、教育水平、服务可获得性、服务开放水平等是影响制造业服务化的主要因素<sup>[3,7-8,10,15]</sup>。基于此,本文在引入人工智能这一核心变量的基础上,进一步控制影响制造业服务化的其他变量,计量模型如下:

$$\ln MS_{cjt} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{cjt} + \beta_2 X_{cjt} + \eta_c + \eta_j + \eta_t + \varepsilon_{cjt} \quad (1)$$

其中, $c$ 、 $j$ 、 $t$ 分别代表国家、制造业行业和年份, $MS_{cjt}$ 表示 $c$ 国 $j$ 制造业 $t$ 年的服务化水平。 $AI_{cjt}$ 代表 $c$

国  $j$  制造业  $t$  年的人工智能发展程度。 $X_{ijt}$  包含影响制造业服务化水平的其他控制变量。 $\eta_c$ 、 $\eta_j$  和  $\eta_t$  分别代表国家、行业 and 年份固定效应,  $\varepsilon_{cjt}$  代表随机误差项。

## (二) 变量构建说明

### 1. 被解释变量

模型中的被解释变量为制造业服务化。根据衡量角度不同,制造业服务化可分为投入服务化和产出服务化。其中,投入服务化是指服务要素在制造业中间投入占据越来越重要的地位,而产出服务化意味着服务产品在制造业的全部产出中所占的比重越来越大<sup>[38]</sup>。在实证研究中,已有文献主要借助投入产出分析法,从投入角度来衡量制造业服务化水平<sup>[4,10,39]</sup>。

利用世界投入产出数据库(WIOD),本文通过直接消耗系数或完全消耗系数构建制造业服务化水平指标。直接消耗系数反映了某一部门单位总产出直接消耗的各个部门的数量。假设  $N$  个国家,  $G$  个部门,将直接消耗系数按照世界投入产出表中国家、部门的顺序排列而形成的矩阵即为直接消耗系数矩阵,用  $A$  表示:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & & & \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,  $a_{nn}$  为一个  $G \times G$  的矩阵。对角线上的系数矩阵反映了各国国内各个行业的直接消耗系数关系,非对角线上的系数反映了某一国家对其他国家各个行业的直接消耗关系。

完全消耗系数不仅包括直接消耗系数,还包括所有间接投入产生的间接消耗,即为直接消耗系数和间接消耗系数之和。完全消耗系数矩阵  $B$  为:

$$B = A + A^2 + A^3 + \cdots + A^n + \cdots = (I - A)^{-1} - I = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \vdots & & & \\ b_{n1} & b_{n2} & \cdots & b_{nn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,  $A$  为直接消耗系数矩阵,  $A^2$  为第一轮间接消耗系数矩阵,  $A^n$  为第  $n-1$  轮间接消耗系数矩阵。 $(I-A)^{-1}$  表示里昂惕夫逆阵。 $b_{nn}$  为一个  $G \times G$  的矩阵。对角线上的系数矩阵反映了各国国内各个行业的完全消耗系数关系,非对角线上的系数反映了某一国家对其他国家各个行业的完全消耗关系。

在  $G$  个部门中,假设有  $j$  个制造行业,有  $H$  个服务部门,根据直接消耗系数计算的制造业服务化水平可表示为:

$$MS_j = \sum_{h=1}^H a_{hj} \quad (4)$$

其中,  $MS_j$  表示第  $j$  个制造业的服务化水平,  $a_{hj}$  表示第  $j$  制造业对第  $h$  个服务部门的直接消耗量。根据完全消耗系数矩阵计算的制造业服务化水平可表示为:

$$MS_j = \sum_{h=1}^H b_{hj} \quad (5)$$

其中,  $MS_j$  表示第  $j$  个制造业的服务化水平,  $b_{hj}$  表示第  $j$  制造业对第  $h$  个服务部门的完全消耗量。

鉴于完全消耗系数更全面地反映了制造业部门和服务业之间的投入产出关联,因此,本文主要采用完

全消耗系数来衡量制造业服务化水平<sup>[4]</sup>。

## 2. 核心解释变量

模型中的核心解释变量为人工智能。人工智能包括工业机器人、生物识别、智能服务平台、智能终端等多个板块,涉及范围很广,在实证研究中很难能对制造业的人工智能应用水平进行精确度量。在实证研究中,已有文献主要采用工业机器人应用量或使用密度<sup>[20,27-28,40-41]</sup>、信息技术应用水平<sup>[42-43]</sup>、人工智能专利申请或授权数量<sup>[44]</sup>来衡量人工智能水平。其中,以工业机器人密度衡量制造业智能化水平的做法最为普遍。国际机器人联合会(IFR)发布的国家-行业-时间层面的机器人存量、安装量等数据库被广泛用于人工智能以及工业机器人方面的研究。

参考阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)<sup>[20]</sup>、刘斌和潘彤(2020)<sup>[27]</sup>、吕越等(2020)<sup>[28]</sup>的处理方法,本文采用工业机器人使用存量与就业人数(*EMPE*)的比值来计算工业机器人密度,该指标衡量了每千名工人所装备工业机器人的数量。令  $AI_j$  为制造业  $j$  的人工智能发展水平,则有:

$$AI_j = \frac{\text{工业机器人存量}_j}{\text{就业人数}_j} \quad (6)$$

## 3. 控制变量

借鉴已有研究<sup>[3,7-8,10,15]</sup>,本文的控制变量包括制造业出口竞争力、制造业资本密集度、创新能力、教育水平、服务贸易开放水平以及服务可获得性。(1)制造业出口竞争力。一般而言,出口能力强的制造业企业在市场驾驭、资源整合、危机处理等方面具有更强的能力,有助于其克服服务化进程中面临的各种挑战,进而提高服务化水平<sup>[3]</sup>。本文用出口与总产出的比值进行衡量。(2)制造业资本密集度。资本密集度越充裕的制造业企业,其将有更强的资本配置能力进行服务要素的投入,进而提高其服务化水平。本文用资本存量与总产出的比值进行衡量。(3)创新水平。一国的创新能力越强,制造业企业获取知识资源的成本越低,越能推动制造企业进行研发设计、战略规划等高端环节的投入,进而提高制造业服务化水平。本文用一国研发支出占国内生产总值(GDP)的比重来衡量。(4)教育水平。一国的教育水平越高,制造业企业获得服务人才的难度越低,越有利于企业进行服务化投入。本文用一国高等教育入学率进行衡量。(5)服务贸易开放水平。一国的服务贸易开放水平越高,其带来的竞争效应、技术溢出效应和生产成本效应,能够激发相关制造业企业进行服务要素的配置,进而推动制造业服务化转型升级<sup>[8,10]</sup>。本文用服务贸易占GDP的比重来衡量。(6)服务可获得性。服务可获得性是制造业企业进行服务化生产的基础,服务要素越容易获得,制造业企业面临的服务化成本越低,越有利于制造业企业进行服务化战略转型。本文采用服务业就业人数占总就业人数的比重来衡量。

### (三) 数据来源

本文的数据主要来源于WIOD、国际机器人联合会(IFR)发布的工业机器人数据库、世界银行数据库。(1)WIOD用于计算制造业服务化水平、制造业出口能力。WIOD 2016发布了2000—2014年43个经济体、56个行业的投入产出数据,包括18个制造业、29个服务部门。本文选取c28—c56作为制造业投入所需的服务要素,进而根据完全消耗系数或直接消耗系数计算每个经济体各个制造业行业的服务化水平。(2)IFR发布的工业机器人数据库和WIOD 2016发布的社会经济账户用于计算制造业的人工智能水平。IFR工业机器人数据库统计了1993—2019年诸多经济体、14个制造业行业的安装量和存量数据。WIOD 2016发布的社会经济账户主要统计了2000—2014年43个经济体、56个行业的就业(*EMP*)、员工人数(*EMPE*)、资本存量(*K*)等数据。本文将工业机器人数据库与社会经济账户中的就业数据(*EMP*)进行匹配,进而计算得出每千名工人所装备的工业

机器人数量,以近似衡量制造业的人工智能水平。需要说明的是,工业机器人存量和安装量数据存在较多0值,为了防止取对数后存在的样本遗漏问题,本文先对机器人密度加1再取对数。(3)世界银行数据库用于构建一国创新水平、服务开放水平、人力资本以及服务要素可获得性等相关控制变量。受限于WIOD 2016的样本区间,本文最终得到2000—2014年全球41个经济体、14个制造业行业的非平衡面板数据。

变量描述性统计结果见表1。

表1 变量描述性统计

变量类型	变量名称	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	制造业服务化/(根据完全消耗系数计算)	7 840	54.44	10.71	18.12	105.30
	制造业服务化/(根据直接消耗系数计算)	7 840	19.78	6.59	4.42	59.05
解释变量	人工智能:工业机器人数/(台/千人)	7 840	3.11	11.45	0.00	184.70
控制变量	制造业出口竞争力/比值	7 840	0.44	0.28	0.00	1.00
	创新水平/%	7 840	1.42	0.88	0.05	4.08
	资本密集度/%	7 840	2.20	3.70	0.13	122.40
	服务贸易开放水平/%	7 840	23.55	27.22	3.88	215.20
	教育水平/%	7 840	59.06	20.51	7.59	122.40
	服务可获得性/%	7 840	62.74	12.75	24.04	80.07

## 五、实证结果分析

### (一) 基准回归估计结果

表2汇报了人工智能对制造业服务化的基准回归估计结果。估计结果显示,制造业服务化与人工智能存在正相关关系,且均在1%水平上显著,即人工智能显著提升了制造业服务化水平。在控制制造业出口竞争力、创新水平、资本密集度、服务贸易开放水平、人力资本服务可获性以及各项固定效应后,模型拟合优度均有所提高,说明引入其他控制变量是必要的。表2列(4)的估计结果表明,人工智能水平每提高1%,制造业服务化将平均增加0.256%,验证了本文的理论预期。一方面,人工智能提高了制造业服务人才的供给能力,为其开展研发设计、战略分析等服务提供了人力资源保障;另一方面,人工智能增强了制造业各个环节的数据收集和分析能力,为其开展基于产品增值服务、基于大数据分析的第三方专业化服务提供了数据支撑。此外,人工智能将制造业作业流程转化为可重构或柔性的模块化操作系统,为其提供大规模定制化服务、全周期的一体化生态服务提供了技术支撑。

表2 基准回归估计结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
人工智能	0.999*** (29.46)	0.219*** (4.55)	0.473*** (9.68)	0.256*** (4.34)
制造业出口竞争力			-0.107 (-0.89)	0.662*** (4.13)
创新水平			-0.443*** (-2.82)	1.307*** (3.00)

表2(续)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
资本密集度			3.737*** (17.30)	3.808*** (16.83)
服务开放水平			4.176*** (22.38)	1.240** (1.98)
教育水平			0.007 (0.85)	0.005 (0.27)
服务可获得性			7.012*** (12.98)	8.886*** (2.97)
常数项	55.819*** (472.48)	60.764*** (83.01)	12.424*** (6.08)	7.050 (0.57)
国家固定效应	未控制	控制	未控制	控制
行业固定效应	未控制	控制	未控制	控制
年份固定效应	未控制	控制	未控制	控制
观测值	10 378	10 378	7 840	7 840
R <sup>2</sup>	0.073	0.484	0.244	0.531

注:列(1)为未加入控制变量的普通最小二乘(OLS)回归,列(2)在列(1)的基础上进一步控制国家、行业以及年份固定效应,列(3)为加入控制变量的OLS回归,列(4)在列(3)的基础上进一步控制国家、行业以及年份固定效应。\*、\*\*和\*\*\*分别代表10%、5%和1%的显著性水平。括号内为稳健标准误下的t值。后表同。

从表2列(4)的估计结果可知,制造业竞争力、创新能力、资本密集度、服务贸易开放水平、服务可获得性等控制变量对制造业服务化水平均具有显著的促进效应,说明以上控制变量是影响制造业服务化战略转型的重要因素。制造业出口竞争力衡量了一国制造业在国际上的竞争力。竞争力越强的制造业企业,其生产率和产品质量也会相对较高,进而其将有更多的资本和技术进行服务要素的投入,制造业服务化水平也越高。创新能力不仅能提高制造业研发设计水平,增强其核心技术制造能力,同时也有助于提高人工智能等先进信息技术的应用,进而通过创新制造和智能制造推动制造服务化结构转型。资本密集度有助于制造企业突破内部资源约束,提高其在服务部门的资本配置能力,进而提高制造业服务化水平。服务贸易开放水平一方面降低了制造企业的服务成本,另一方面通过技术溢出和竞争效应提高了本国服务种类和质量,为制造企业进行服务投入提供更加多样化的产业基础。服务要素可获得性是制造业企业进行服务化生产的基础,服务要素越充裕,越有利于制造业企业开展服务化战略转型。

## (二) 稳健性检验

为验证基准回归结果的稳健性,本文通过改变核心解释变量和被解释变量的测度方法进行检验。在人工智能指标方面,本文依次使用工业机器人安装量与就业人数(EMPE)的比值、工业机器人存量与员工人数(EMP)的比值、人工智能专利授权数量<sup>①</sup>进行稳健性检验。在制造业服务化测度方面,本文根据直接消耗系数计算的制造业服务化水平进行回归。表3的估计结果表明,在更换指标度量方法后,人工智能对制造业服务化水平仍具有促进效应,且至少在5%水平上显著,在一定程度上验证了本文结论的稳健性。

① 各国人工智能专利授权数据来源于智慧芽全球专利数据库(<https://analytics.zhuiyuan.com/search/input/simple>)。

表3 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
人工智能(员工人数)	0.219*** (3.47)			0.158** (2.56)
人工智能(安装量)		0.143** (2.22)		
人工智能(专利授权数量)			0.377** (2.51)	
控制变量	控制	控制	控制	控制
常数项	1.087 (0.08)	14.689 (1.17)	0.723 (0.06)	-21.586 (-1.32)
国家固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	7 585	7 840	7 593	7 840
R <sup>2</sup>	0.516	0.530	0.542	0.545

注:列(1)、列(2)、列(3)分别为使用工业机器人安装量与就业人数(*EMPE*)的比值、工业机器人存量与员工人数(*EMP*)的比值、人工智能专利授权数量衡量的人工智能指标的估计结果,列(4)为根据直接消耗系数计算的制造业服务化水平的回归结果。

### (三) 内生性讨论

人工智能与制造业服务化之间可能存在反向因果导致的内生性问题,即人工智能不仅能影响制造业服务化,制造业服务化也可能对制造业人工智能产生影响。制造业服务化程度越高,其使用人工智能技术的能力也就越强,此时,人工智能应用水平可能越高。针对反向因果导致的内生性偏误,可以使用工具变量(IV)法来进行缓解,即寻找一个与人工智能高度相关但不直接影响制造业服务化的变量。

借鉴杨光和侯钰(2020)<sup>[45]</sup>的做法,本文使用其他国家行业层面的机器人数量来构造一个工具变量(IV1),即根据全球的行业机器人总量与本国的行业机器人数量之差计算得出其他国家的行业层面的机器人数量。在全球工业机器人总量一定的情况下,其他国家工业机器人数量与本国工业机器人存在较强的竞争关系,但他国工业机器人发展水平与本国制造业服务化水平没有直接关系。除了寻找外部工具变量外,现有文献普遍使用内生变量的滞后项作为工具变量。原因在于,首先,人工智能发展具有时间趋势性,当期的人工智能应用水平与未来发展水平具有较强的相关性。其次,未来人工智能应用水平不太可能对前期的制造业服务化产生直接影响。基于此,本文使用人工智能滞后两期作为第二个工具变量(IV2)。

为验证以上两个工具变量选择的合理性,本文采用两阶段最小二乘(2SLS)方法进行内生性检验,估计结果见表4。其中,列(1)为第一阶段回归结果,列(2)为第二阶段回归结果。从第一阶段估计结果看,其他国家机器人数量与本国制造业人工智能水平确实存在显著的负向关系,同时,滞后期人工智能水平与当期人工智能水平存在显著的正相关关系。在工具变量合理性检验方面,Kleibergen-Paap rk *F* 统计值为 1 730.803,超过 Stock-Yogo 弱工具变量检验中 10%的临界值(19.93),拒绝弱工具变量假设,即工具变量与人工智能存在较强的相关性。Kleibergen-Paap rk *LM* 统计量的 *P* 值为 0.000,拒绝识别不足假设。Hansen *J* 统计量的 *P* 值为 0.167,不拒绝过度识别假设,说明工具变量具有外生性。以上结果表明本文工具变量的选取总体上是合理的。表4的估计结果显示,在使用工具变量进行 2SLS 回归后,人工智能对制造业服务化的促进影响仍在 1%水平上显著,且估计结果与基准结果类似,进一步验证了本文估计结果的可靠性。

表4 两阶段最小二乘(2SLS)回归结果

变量	(1)	(2)
IV1	-0.143*** (-3.92)	
IV2	0.770*** (58.83)	
人工智能		0.317*** (3.64)
控制变量	控制	控制
常数项	-2.379 (-1.54)	-21.652 (-1.34)
国家固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
观测值	6 490	6 490
R <sup>2</sup>	0.924	0.538
Kleibergen-Paap rk LM P 值	0.000	
Kleibergen-Paap rk F 值	1 730.803	
Hansen J P 值	0.167	

注:列(1)为第一阶段回归结果,列(2)为第二阶段回归结果。

劳动报酬、劳动时长的视角来近似反映制造业的人力资本结构。从劳动报酬视角上看,劳动报酬反映了人力资本的质量。如果制造业中高技能劳动报酬所占的比例越高、低技能劳动报酬所占的比例越低,则人力资本结构优化程度越高。从劳动时长上看,高技能劳动时长所占比例越高、低技能劳动时长所占比例越低,则人力资本结构优化程度越高。劳动报酬和工作时长数据来自 WIOD2014 社会经济账户统计数据。表 5 的估计结果显示,人工智能显著提升了制造业高技能劳动报酬的份额,并显著降低了低技能劳动报酬的份额,说明人工智能有助于优化制造业人力资本结构。从劳动时长上看,人工智能显著提高了高技能劳动者的工作时长,显著降低了低技能劳动者的工作时长,表明人工智能有利于改善制造业人力资本结构。人力资本结构优化意味着制造业高技能或高素质人才的供给能力更强,服务人力资源禀赋更充裕,为制造业进行服务化生产提供了人力资本支撑。

表5 人力资本结构优化机制检验

变量	基于劳动报酬视角		基于劳动时长视角	
	高技能劳动份额	低技能劳动份额	高技能劳动比例	低技能劳动比例
人工智能	0.024*** (9.45)	-0.018*** (-6.89)	0.027*** (9.96)	-0.012*** (-5.71)
控制变量	控制	控制	控制	控制

#### (四) 影响机制检验

从理论机制分析部分可知,人工智能主要通过优化人力资本结构、提高数字要素密集度、改变产品生产和交付模式等机制,进而提高制造业服务化水平。由于很难对制造业模块化生产模式进行度量,因此,本文主要检验其他两个影响机制。

借鉴江艇(2022)<sup>[46]</sup>的研究,本文通过观测自变量对中介变量的影响进行机制分析,并构建如下计量模型进行机制检验:

$$\ln M_{cjt} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{cjt} + \beta_2 X_{cjt} + \eta_c + \eta_j + \eta_t + \varepsilon_{cjt} \quad (7)$$

其中,  $M_{cjt}$  表示中介变量,代表制造业人力资本结构、数据要素密集度。其他变量与基准回归一致。

##### 1. 人力资本结构优化机制

在人力资本结构度量方面,最精确的度量方法是使用高技能或者高素质劳动者的投入比例进行衡量,比如高学历人才占比。由于很难获取制造业层面学历分布的数据,因此,本文基于劳

表5(续)

变量	基于劳动报酬视角		基于劳动时长视角	
	高技能劳动份额	低技能劳动份额	高技能劳动比例	低技能劳动比例
常数项	-1.769 *** (-2.65)	-0.188 (-0.48)	-0.220 (-0.36)	0.641 * (1.91)
国家固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	4 223	4 223	4 223	4 223
R <sup>2</sup>	0.851	0.938	0.884	0.956

## 2. 数据要素密集度机制

在数据要素密集度指标度量方面,本文通过构建虚拟变量来识别制造业的数据要素充裕情况。一般而言,制造业对数据和信息资源的投入程度越高,其将有更多的数据资源用以开展增值服务或者第三方性质的专业服务,其服务化水平也会相对较高。基于此,本文以制造业对计算机编程和信息服务活动<sup>①</sup>投入比例的样本均值为界限,将高于样本均值的制造业定义为数据密集度高的行业,赋值为1,将低于样本均值的制造业定义为数据密集度低的行业,赋值为0。由于“是否属于数据密集度高的行业”为虚拟变量,因此,本文采用二值选择(Logit)模型和概率单位(Probit)方法进行估计。表6的估计结果显示,人工智能显著提升了制造业属于数据密集型行业的概率,意味着人工智能有助于提高制造业的数据资源禀赋。产品运行和客户信息等方面的数据资源为制造业开展维修保养、产品升级等基于产品的增值服务提供了保障。同时,各个环节形成的大数据资源为制造业开展信息咨询、市场调研、融资租赁等第三方性质的专业化服务提供了技术条件,使得制造业的服务边界和范围得到持续扩展。

表6 数据要素密集度机制

变量	(1)	(2)
人工智能	0.402 *** (4.80)	0.108 *** (4.66)
控制变量	控制	控制
常数项	6.383 (0.30)	-19.981 *** (-3.69)
国家固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
年份固定效应	控制	控制
观测值	7 585	7 585
Pseudo R <sup>2</sup>	0.363	0.362

注:列(1)为使用二值选择 Logit 模型的估计结果,列(2)为使用二值选择 Probit 模型的估计结果。

## 六、异质性分析

### (一) 人工智能对不同类型服务投入的异质性效应

根据服务投入的国别来源不同,本文将制造业服务化水平区分为在岸、离岸服务化水平。表7的估计结果显示,人工智能对在岸服务投入具有显著的促进效应,但对离岸服务投入的促进效应不显著,说明伴随着人工智能技术的应用,制造业对在岸服务要素的投入会更加明显。人工智能显著提升制造业对国内服务要素的

① WIOD 2016 行业分类中的 c40。

投入,可能的原因在于:一是人工智能主要释放了本国制造业的部分劳动力,使得制造业有足够的人力资本用于服务业务的开展。人工智能主要提高了制造业对本国服务人才的需求,进而提高了其在岸服务化水平。二是人工智能提高了制造业的数据搜集和分析能力,使其有更多的数据资源用于开展基于产品的增值服务,或者基于大数据资源成为专业的第三方服务供应商。人工智能拓展了制造业提供服务产品的边界和范围,意味着制造业更倾向于采用内部化组织形式,而非离岸服务外包形式来提高其服务化水平。三是相比于离岸服务要素,在岸服务要素不涉及跨国服务交易,其面临的服务贸易壁垒和契约环境的不确定性比较低。在人工智能技术的冲击下,制造业更倾向于使用本国服务要素进行产业转型,以避免离岸服务跨国交付可能引起的政策不确定性和业务中断风险。

根据服务投入的用途不同,本文将制造业服务化水平分为生产性、生活性服务化水平<sup>①</sup>。表7的估计结果显示,人工智能对生产性服务投入具有显著的促进效应,而对生活性服务投入的影响不显著,表明人工智能主要提高了制造业对生产性服务的要素需求。该结果符合理论预期。从投入角度上看,制造业服务化意味着服务产品在制造业中间投入中所占的比重越来越高。作为制造业中间服务要素投入的主要类型,生产性服务投入是制造业服务化水平的主要体现。人工智能通过提高制造业服务人才供给能力、提升制造业基于数据资源的服务能力以及满足个性化、多样化需求,促进研发设计、管理咨询、品牌营销、售后维护等诸多生产性服务的发展,进而提高制造业生产性服务化水平。

表7 人工智能对不同服务投入的异质性效应

变量	在岸服务	离岸服务	生产性服务	生活性服务
人工智能	0.252*** (4.85)	0.005 (0.12)	0.252*** (4.78)	0.005 (0.29)
控制变量	控制	控制	控制	控制
常数项	-72.011*** (-6.32)	79.061*** (11.68)	5.565 (0.50)	1.485 (0.47)
国家固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	7 840	7 840	7 840	7 840
R <sup>2</sup>	0.619	0.803	0.526	0.629

## (二) 人工智能对不同类型制造业的异质性效应

考虑到制造业要素密集度的差异,本文将制造业分为劳动密集型、资本密集型和技术密集型三大类型。参考阳立高等(2018)<sup>[47]</sup>对制造业要素密集度的分类,本文中的劳动密集型制造业主要包括纺织服装、皮革

<sup>①</sup> 生产性服务业涵盖的具体行业包括批发、零售、维修业,交通运输、仓储和邮政业,信息传输、计算机服务和软件业,金融业,租赁和商务服务业,科学研究、技术服务和地质勘探业等。选取 WIOD 2016 中的 c28—c49(c36、c44 除外)为生产性服务业。除了生产性服务外,其他服务行业定义为生活性服务业。

制品、食品饮料、木材家具、印刷复制、塑料橡胶、非金属矿物和金属矿物制品业,资本密集型制造业主要包括烟草制品、造纸和纸制品、化学原料和化学制品,技术密集型制造业包括药品和制剂、汽车和其他运输设备、电气和机械设备、计算机、电子以及光学产品。

表8的估计结果显示,人工智能对不同类型制造业的服务化水平均具有显著的促进效应。相较于劳动密集型制造业,人工智能对技术和资本密集型制造业的促进效应更大一些,说明人工智能对资本或技术密集型制造业服务化转型的溢出效应更强。一般而言,劳动密集型产品的复杂程度和工艺技术相对较低,比如纺织服装和食品饮料,这类产品大多属于一次性消耗产品,并不需要提供诸如产品使用培训、安装调试、在线升级以及维修保养等基于产品的增值服务,其涉及的服务化业务范围相对较少。资本或技术密集型制造业的产品复杂程度相对较高,特别是技术密集型制造业,这些行业的竞争优势高度依赖关键核心技术和产品服务能力,因此,技术密集型制造业需要更多的服务人才和数据资源用于产品的研发设计、安装调试、远程升级与维护等服务环节,且这些服务需要更加专业化的知识和技能。从以上分析可知,相较于劳动密集型制造业,资本或技术密集型制造业更容易受到高素质、高技能服务人才和大数据资源的约束。由于人工智能主要通过优化人力资本结构、提高数据资源可获得性等机制提高了制造业服务化水平,因此,人工智能对受人力资本和数据资源约束更多的资本或技术密集型制造业的促进效应更大一些。

表8 人工智能对不同类型制造业服务化水平的异质性效应

变量	劳动密集型	资本密集型	技术密集型
人工智能	0.165** (2.01)	0.220* (1.71)	0.296* (1.72)
控制变量	控制	控制	控制
常数项	3.706 (0.22)	24.466 (0.74)	-76.835** (-1.99)
国家固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
观测值	4160	1414	1677
$R^2$	0.614	0.682	0.526

### (三) 人工智能在不同制造业服务化水平中的差异化影响

为进一步探究人工智能在不同制造业服务化水平中的影响,本文选取25%、50%、75%、95%四个分位点分别进行实证分析。根据基准估计结果,人工智能对制造业服务化水平有显著的促进作用。从理论上讲,人工智能应对处于不同分位数水平的制造业服务化水平均具有显著的提升效应。表9的回归结果显示,在不同的分位点,人工智能对制造业服务化水平均有着显著的正向效应。随着制造业服务化水平分位数的增加,人工智能的回归系数逐渐减小,这说明服务化水平越高的行业,受人工智能的影响越小,而服务化水平越低的行业越容易受到人工智能应用程度的影响。

表9 人工智能对不同服务化水平制造业的影响

变量	25%	50%	75%	95%
人工智能	0.307*** (4.48)	0.210** (2.56)	0.169** (2.49)	0.165* (1.72)
控制变量	控制	控制	控制	控制
常数项	31.007** (2.20)	25.382 (1.50)	30.317** (2.17)	17.401 (0.88)
国家固定效应	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	7 840	7 840	7 840	7 840
Pseudo R <sup>2</sup>	0.368	0.351	0.357	0.362

## 七、研究结论与政策建议

本文从理论和实证两个方面探讨了人工智能对制造业服务化的影响。本文认为,人工智能主要通过优化人力资本结构、提高数据要素密集度、推动模块化生产等机制,助力制造业突破服务化进程中面临的服务人才、数据资源、生产模式等方面的约束,进而提高制造业服务化水平。实证结果表明,人工智能显著提升了制造业服务化水平。从异质性效应上看,一是区分服务投入的国别来源后发现,人工智能对在岸服务投入具有显著的促进效应,但对离岸服务投入的促进效应不显著。二是区分服务投入的用途后发现,人工智能对生产性服务投入具有显著的促进效应,而对生活性服务投入的影响不显著。三是区分制造业要素密集度后发现,人工智能对不同类型制造业服务化水平均具有显著的促进效应。相比于劳动密集型制造业,人工智能对资本和技术密集型制造业的促进效应更大一些。此外,人工智能对处于不同分位数水平的制造业服务化水平均具有显著的提升效应,但随着制造业服务化水平的提高,人工智能的促进效应逐渐减小。

结合以上结论,本文提出以下政策建议:

首先,要进一步提升人工智能发展水平,增强对工业机器人等人工智能产业的政策支持力度。一方面,要加强对5G、大数据、云计算等新一代信息技术的基础设施建设,提高相关政策的支持力度,为人工智能发展提供良好的硬件支撑。另一方面,要推进网络安全建设,加强对数据流动、数据存储、信息保护等方面的政策制定,为人工智能发展提供良好的运营环境。此外,要加强人工智能方面的人才培养和人才体系建设,积极引导高等学校建设人工智能方面的专业和课程体系,鼓励企业重视相关职业教育和人才队伍建设,进而构建多层次的高端复合型人才培养体系。

其次,要进一步推进人工智能与制造业的深度融合,大力发展智能制造工程,并着力构建以用户需求为核心的模块化产业链。在制造工程方面,应着重加强在制造工序、关键岗位、供应链管理、售后维护等关键领域的智能化和数字化程度,积极推进智能工厂或数字化车间建设。同时,要加快有关智能制造的标准体系构建,大力推进基础共性标准和关键技术标准制定,并积极参与国际智能制造标准制定,掌握国际标准制定的话语权和主导权。在模块化产业链方面,要注重将用户需求嵌入到制造业的设计、生产和

组织等各个模块,特别是在应用设计和核心技术模块,要加大消费者参与产品创新的程度,以实现制造业大规模定制化服务。此外,要处理好模块化产业链上集成企业和生产企业的竞合关系。模块化集成企业的规模实力和市场竞争力通常比较强,因此,要充分发挥模块化集成企业在制造业智能化生产中的引领作用。

再次,要进一步加大自主创新水平,稳定制造业供应链。本文研究结果显示,一国创新水平对制造业服务化战略转型具有显著的促进作用,因此,要进一步加强制造业的创新支持力度,避免因国外技术管制、核心技术“卡脖子”等原因导致供应链中断。一是要加强对基础研究的顶层设计和支持力度,逐步形成创新发展的先发优势。二是要推动科研体制改革,鼓励发展新型研发机构。积极支持校企合作建立研究中心、产业研究院等,推动产学研协同发展,提高科研投入产出效率和成果转化率。三是加强制造业供应链创新发展,逐步完善半导体芯片、人工智能、云计算等新一代信息技术供应链关键配套体系,研究绘制重点行业供应链全景图,建立全球供应链风险预警系统。

最后,鉴于人工智能能够显著提高制造业对生产性服务要素的投入,因此,要大力发展与制造业紧密相关的生产性服务业。重点支持和鼓励信息技术、科学研究和咨询、工业设计等科技服务业,发展壮大金融租赁、节能环保、运输物流、专业服务、品牌建设等生产性服务业,为制造业创新发展和转型升级提供产业支撑。考虑到服务业的无形性和服务质量的不确定性,建议从国家层面推动服务标准体系建立,深入开展标准化建设行动。同时,要不断提高服务贸易开放水平,通过积极参与多边或区域性服务贸易规则制定,逐步开展国家间服务行业标准和职业资格互认机制,进一步降低监管政策差异等引致的服务贸易壁垒。此外,要进一步加强服务业知识产权保护,为生产性服务业有序竞争提供完善的制度保障。

#### 参考文献:

- [1] VANDERMERWE S, RADA J. Servitization of business: adding value by adding services[J]. *European Management Journal*, 1988, 6(4): 314-324.
- [2] REISKIN E D, WHITE A L, JOHNSON J K, et al. Servicizing the chemical supply chain[J]. *Journal of Industrial Ecology*, 1999, 3(2/3): 19-31.
- [3] 黄群慧, 霍景东. 全球制造业服务化水平及其影响因素——基于国际投入产出数据的实证分析[J]. *经济管理*, 2014, 36(1): 1-11.
- [4] 刘斌, 魏倩, 吕越, 等. 制造业服务化与价值链升级[J]. *经济研究*, 2016, 51(3): 151-162.
- [5] FALK M, PENG F. The increasing service intensity of European manufacturing[J]. *The Service Industries Journal*, 2013, 33(15/16): 1686-1706.
- [6] 李晓华, 刘尚文. 服务型制造内涵与发展动因探析[J]. *开发研究*, 2019(2): 94-101.
- [7] 杨玲. 生产性服务进口贸易促进制造业服务化效应研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2015, 32(5): 37-53.
- [8] 刁莉, 朱琦. 生产性服务进口贸易对中国制造业服务化的影响[J]. *中国软科学*, 2018(8): 49-57.
- [9] 邹国伟, 纪祥裕, 胡晓丹, 等. 服务贸易开放能否带来制造业服务化水平的提升? [J]. *产业经济研究*, 2018(6): 62-74.
- [10] 齐俊妍, 任同莲. 生产性服务业开放、行业异质性与制造业服务化[J]. *经济与管理研究*, 2020, 41(3): 72-86.
- [11] 周念利, 包雅楠. 数字服务市场开放对制造业服务化水平的影响研究[J]. *当代财经*, 2022(7): 112-122.
- [12] KOHTAMÄKI M, PARTANEN J, PARIDA V, et al. Non-linear relationship between industrial service offering and sales growth: the moderating role of network capabilities[J]. *Industrial Marketing Management*, 2013, 42(8): 1374-1385.
- [13] 宋灿. 外资开放、数字信息化与服务化[J]. *财经论丛*, 2021(7): 14-24.
- [14] 赵宸宇. 数字化发展与服务化转型——来自制造业上市公司的经验证据[J]. *南开管理评论*, 2021, 24(2): 149-163.

- [15] LAY G, COPANI G, JÄGER A, et al. The relevance of service in European manufacturing industries[J]. *Journal of Service Management*, 2010, 21(5): 715-726.
- [16] 刘继国. 制造业企业投入服务化战略的影响因素及其绩效:理论框架与实证研究[J]. *管理学报*, 2008(2): 237-242.
- [17] BREINLICH H, SODERBERY A, WRIGHT G C. From selling goods to selling services: firm responses to trade liberalization[J]. *American Economic Journal: Economic Policy*, 2018, 10(4): 79-108.
- [18] 肖挺, 黄先明. 贸易自由化与中国制造企业服务化[J]. *当代财经*, 2021(1): 112-123.
- [19] 严晓玲, 涂心语, 王珊珊. 金融发展、金融结构与制造业服务化——基于跨国面板数据的实证研究[J]. *亚太经济*, 2022(1): 28-36.
- [20] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [21] 闫雪凌, 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.
- [22] TRAJTENBERG M. AI as the next GPT: a political-economy perspective[Z]. NBER Working Paper No. 24245, 2018.
- [23] 李磊, 徐大策. 机器人能否提升企业劳动生产率? ——机制与事实[J]. *产业经济研究*, 2020(3): 127-142.
- [24] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753-768.
- [25] 李丫丫, 潘安. 工业机器人进口对中国制造业生产率提升的机理及实证研究[J]. *世界经济研究*, 2017(3): 87-96, 136.
- [26] 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.
- [27] 刘斌, 潘彤. 人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2020, 37(10): 24-44.
- [28] 吕越, 谷玮, 包群. 人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J]. *中国工业经济*, 2020(5): 80-98.
- [29] 耿子恒, 汪文祥, 郭万福. 人工智能与中国产业高质量发展——基于对产业升级与产业结构优化的实证分析[J]. *宏观经济研究*, 2021(12): 38-52, 82.
- [30] 尚涛, 刘朵. 工业机器人应用与我国制造业升级研究[J]. *重庆理工大学学报(社会科学)*, 2023, 37(2): 67-84.
- [31] 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. *管理世界*, 2019, 35(7): 60-77.
- [32] 胡俊, 杜传忠. 人工智能推动产业转型升级的机制、路径及对策[J]. *经济纵横*, 2020(3): 94-101.
- [33] 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.
- [34] 王文, 牛泽东, 孙早. 工业机器人冲击下的服务业:结构升级还是低端锁定[J]. *统计研究*, 2020, 37(7): 54-65.
- [35] 路玮孝, 孟夏. 工业机器人应用、就业市场结构调整与服务贸易发展[J]. *国际经贸探索*, 2021, 37(9): 4-20.
- [36] 李晓华. 数字技术推动下的服务型制造创新发展[J]. *改革*, 2021(10): 72-83.
- [37] 王海军, 赵惠妍, 金姝彤. 模块化如何赋能企业智能制造升级? 一个探索性案例研究[J/OL]. *科技进步与对策*, 2023[2023-04-12]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1224.G3.20230217.1423.006.html>.
- [38] 刘继国, 李江帆. 国外制造业服务化问题研究综述[J]. *经济学家*, 2007(3): 119-126.
- [39] 吕越, 李小萌, 吕云龙. 全球价值链中的制造业服务化与企业全要素生产率[J]. *南开经济研究*, 2017(3): 88-110.
- [40] 王林辉, 胡晟明, 董直庆. 人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J]. *中国工业经济*, 2020(4): 97-115.
- [41] 孙早, 韩颖. 人工智能会加剧性别工资差距吗? ——基于我国工业部门的经验研究[J]. *统计研究*, 2022, 39(3): 102-116.
- [42] MICHAELS G, NATRAJ A, VAN REENEN J. Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five years[J]. *The Reviews of Economics and Statistics*, 2014, 96(1): 60-77.
- [43] 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.
- [44] 陈楠, 蔡跃洲. 人工智能、承接能力与中国经济增长——新“索洛悖论”和基于 AI 专利的实证分析[J]. *经济学动态*, 2022(11): 39-57.
- [45] 杨光, 侯钰. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J]. *中国工业经济*, 2020(10): 138-156.
- [46] 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.
- [47] 阳立高, 龚世豪, 王铂, 等. 人力资本、技术进步与制造业升级[J]. *中国软科学*, 2018(1): 138-148.

## Artificial Intelligence and Manufacturing Servitization

MIAO Cuifen

(Chinese Academy of Social Sciences, Beijing 100007)

**Abstract:** Manufacturing servitization is a new industrial form that integrates manufacturing and services. Based on the importance of manufacturing servitization and the rapid development of new-generation information technology such as artificial intelligence (AI), this paper analyzes the impact of AI on manufacturing servitization and its internal mechanism, using the panel data of 14 manufacturing industries of 41 economies from 2000 to 2014 by matching the International Federation of Robotics (IFR) database with the World Input-Output Database (WIOD).

The results show that AI contributes significantly to manufacturing servitization. Specifically, for every 1% increase in the level of AI, manufacturing servitization increases by an average of 0.256%. The result remains valid after robustness tests, including replacing the core variables, and introducing instrumental variables. The mechanism analysis shows that human capital structure optimization, factor intensity improvement, and delivery mode transformation significantly mediate AI, which increases the servitization level of manufacturing. Heterogeneity tests reveal that the driving impact is more potent in the onshore servitization level of manufacturing and producer services. AI significantly promotes the servitization level of three types of manufacturing, especially technology-intensive manufacturing, such as automotive transportation, electrical machinery, computers, electronics, and optical products. In addition, this paper selects 25%, 50%, 75%, and 95% quantiles for empirical regression, and the findings reveal that the positive effect is significant in the four different quantiles. However, as the servitization quantile increases, the regression coefficient gradually decreases.

The contributions of this paper are reflected in the following three aspects. First, it discusses the factors that affect manufacturing servitization from the perspective of the application of AI. It complements the quantitative analysis of manufacturing servitization and develops the research on the economic impact of AI. Second, it identifies the channel mechanism through which AI facilitates manufacturing servitization, extending the theoretical analysis of AI on the integration of manufacturing and services. Third, it analyzes the heterogeneous impact of AI on manufacturing servitization from multiple perspectives, such as the source countries of service inputs, the characteristics of services, and the differences in the type of manufacturing, which provides theoretical guidance for the high-quality development of manufacturing and the formulation of relevant policies by the government. This paper provides policy implications for promoting the deep integration of manufacturing and services, achieving structural transformation and upgrading, and promoting the high-quality development of manufacturing.

**Keywords:** artificial intelligence; manufacturing servitization; human capital; data element; modular production

责任编辑:宛恬伊