

人工智能技术与制造业服务化转型

胡彩丽, 彭若弘

北京邮电大学经济管理学院, 北京

收稿日期: 2026年3月25日; 录用日期: 2026年4月7日; 发布日期: 2026年5月29日

摘要

人工智能技术应用正深刻推动制造业服务化转型。本文基于技术-经济范式和价值链等理论, 利用2012~2023年中国A股上市制造业企业数据, 探究人工智能对制造业服务化的影响效应与传导路径。研究发现: (1) 人工智能技术应用显著提升了制造业服务化水平, 该结论在一系列稳健性检验与内生性检验后依然成立; (2) 人工智能技术通过优化人力资本结构、成本降低效应两条路径驱动制造业服务化; (3) 进一步分析显示, 人工智能技术对制造业服务化的影响受行业类型、要素类型的显著调节, 在高科技企业、劳动密集型企业中效果更为明显。本文丰富和拓展了人工智能技术与制造业服务化领域的相关研究, 为理解人工智能赋能制造业服务化提供了经验证据, 也为分类施策推动制造业智能化与服务化融合发展提供了政策启示。

关键词

人工智能技术, 制造业服务化, 人力资本, 成本管理

Artificial Intelligence Technology and the Servitization Transformation of Manufacturing

Caili Hu, Ruohong Peng

School of Economics and Management, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing

Received: March 25, 2026; accepted: April 7, 2026; published: May 29, 2026

Abstract

The application of artificial intelligence technology is profoundly driving the servitization transformation of the manufacturing industry. Drawing on the techno-economic paradigm and value chain theory, this study investigates the effects and transmission mechanisms of artificial intelligence on

manufacturing servitization using data from Chinese A-share listed manufacturing firms from 2012 to 2023. The findings are as follows: (1) The application of artificial intelligence technology significantly enhances the servitization level of the manufacturing industry, a conclusion that holds true after a series of robustness tests and endogeneity tests; (2) Artificial intelligence drives manufacturing servitization through two pathways: optimizing human capital structure and reducing costs; (3) Further analysis reveals that the impact of artificial intelligence on manufacturing servitization is significantly moderated by industry type and factor intensity, with more pronounced effects observed in high-tech enterprises and labor-intensive enterprises. This study enriches and expands research in the fields of artificial intelligence and manufacturing servitization, providing empirical evidence for understanding how artificial intelligence enables the servitization of manufacturing. It also offers policy implications for promoting the integrated development of intelligent manufacturing and servitization through targeted measures.

Keywords

Artificial Intelligence Technology, Manufacturing Servitization, Human Capital, Cost Management

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着中国经济迈向高质量发展,我国制造业在规模上已位居世界第一,但大而不强与价值链低端等问题依然显著。作为实体经济的根基与现代化产业体系构建的关键领域,服务化转型已成为推动制造业向高端迈进的重要路径,制造业需大力推行“服务 + 产品”双轮驱动的发展模式,通过提升附加值来构筑坚实的国际竞争力[1]。人工智能凭借强渗透性、广覆盖性与高创新性,正以前所未有的深度与广度重构经济增长路径与全球产业分工格局,在催生新业态与新岗位的同时,也深刻引发了劳动替代、产业体系重塑等一系列结构性变革[2]。人工智能通过数据驱动和智能决策,深入赋能全价值链环节,为制造业与服务业的深度融合提供了技术共生、数据共享、价值共创的全新路径[3]。

然而,目前关于人工智能如何具体影响企业服务化转型的研究尚显不足。既有文献主要聚焦于人工智能对生产效率[4]、产业结构升级[5]及就业结构[6]等宏观层面的影响,且对制造业服务化的动因与绩效开展了广泛探讨,但多数研究集中于宏观产业层面或案例分析,从企业微观视角系统探究人工智能赋能制造业服务化内在机理的研究仍相对匮乏。基于此,本文立足于人工智能技术与制造业深度融合的现实背景,从微观企业层面出发,系统考察人工智能应用对企业服务化转型的影响及其作用机制,从智能化赋能视角探索企业转型升级路径。这一研究不仅有助于深化理解人工智能与制造业高质量发展的协同机制,也可为我国制造企业向“制造 + 服务”模式转型提供理论依据与实践指引。

2. 文献综述

2.1. 人工智能技术的研究

人工智能是第四次工业革命的核心引擎与通用目的技术,通过对生产要素的重构、组织模式的颠覆及增长路径的重塑,正引领新一轮技术 - 经济范式变革[7]。目前学界的探讨主要围绕以下三个方面:一是人工智能技术对经济高质量发展的影响。研究认为,人工智能通过提升生产效率、优化产业结构与促进科技创新,显著推动经济增长与高质量发展[8][9]。二是人工智能技术对新质生产力的作用。人工智能作为原创技术策

源地和现代产业链的“链长”，通过需求牵引与技术供给的双向互动，为加快形成新质生产力奠定基础[10]。三是人工智能技术对企业创新的影响。多数研究表明，人工智能能够通过加速数据处理、优化学习机制、调整劳动力结构等途径，积极促进企业创新与全要素生产率提升[11]-[13]。同时，人工智能在降低劳动收入不平等、提升技术效率与技术进步速度等方面亦发挥积极作用，支持了“技术乐观主义”观点[14] [15]。

2.2. 制造业服务化的研究

制造业服务化的概念最早由 Vandermerwe 等学者(1988)提出，他们将制造业服务化定义以客户为中心，通过整合产品、服务与知识来创造价值的“集成包” [16]。此后，学界对服务化内涵的认识不断深化，从表层现象的描述逐渐演进为对一种系统性商业模式的本质揭示。这种模式的核心在于服务要素在全产业链中的战略性嵌入与价值共创，目标是精准满足终端客户的个性化与定制化需求，并最终转化为企业增长与市场份额提升的实际动能。基于此，学术界对制造业服务化的经济影响研究日趋深入，成果可归纳为两个层面：一是宏观产业层面强调价值链跃迁与资源配置效率[17] [18]；二是微观企业层面则聚焦绩效表现与运营效率，众多研究表明，制造业服务化有利于提高全要素生产率，降低企业的交易成本和管理成本，提升企业绩效和竞争力等[19]-[21]。

2.3. 人工智能对制造业服务化的影响研究

制造业服务化的核心在于将服务融合进研发设计、生产制造与售后运维等价值链环节，实现产品与服务的一体化供给，从而为企业新质生产力的培育与提升提供底层支撑。事实上，制造业服务化转型是一个渐进过程，企业需在内外交易成本间进行权衡。企业倾向于发展嵌入式服务业务的根本动因在于内部流程优化或外部环境变化所带来的成本降低，而这都离不开技术进步的深度支撑与赋能[22]。在业务智能化转型的全球背景下，以人工智能为代表的前沿信息技术正深刻改变企业运营方式，成为制造企业向“产品 - 服务 - 软件”融合型商业模式演进的关键赋能手段[23]。现有研究主要从经济效应和要素重构两个层面，探讨人工智能对制造业服务化转型的影响。从经济效应维度看，人工智能通过技术创新与溢出效应，提升生产效率，降低运营成本，推动产业结构向高附加值服务环节升级，并借助数据挖掘和分析能力赋能企业产品与服务创新[5] [24]。从要素重构维度看，人工智能的影响体现为三个方面：一是催生新服务要素，提升服务质量并深化制造业分工[25]；二是通过智能服务替代重复性、机械式工作[26]；三是推动跨区域产业互联与信息共享，增强产业链韧性，并带动组织结构与流程的协同变革[27]。

通过文献梳理发现，现有研究为本研究奠定了坚实的理论与经验基础，但人工智能影响制造业服务化提升的具体路径与机制仍有探索空间。与以往研究相比，本文可能的边际贡献在于：第一，在研究视角上，基于技术 - 经济范式和价值链等理论，借助上市公司样本，解析人工智能驱动服务化转型的效应，厘清了转型背后的关键外生驱动力量，拓展了人工智能应用的经济效应研究。第二，在研究方法上，通过数据挖掘与文本分析构建企业层面的人工智能应用指标，结合财务与业务数据科学测度服务化水平，实现了关键变量的微观化与精细化，使研究结论更为可靠。第三，在机制分析上，本文基于价值链理论和“资本 - 技能互补”理论，揭示人力资本结构优化与成本降低的核心中介作用，为理解人工智能的微观经济效能提供新视角；第四，在异质性分析上，本文从要素类型、行业类型等多维度展开检验，不仅为人工智能提升制造业服务化水平提供更精细化的经验证据，也为后续研究与实践提供参考。

3. 理论分析与研究假设

3.1. 人工智能对制造业服务化的总体影响

服务化转型本质上是企业高质量发展的战略重构，它是指在外环境驱动下，企业主动对价值创造

模式与业务流程进行深度变革和升级, 其标志是企业价值中枢从传统的产品导向变为服务导向, 并将服务作为企业核心竞争力的基石与价值增长的重要源泉。人工智能技术凭借其群体感知、自主学习与智能决策等能力, 为制造业服务化转型提供关键支撑: (1) 在信息处理与知识转化方面, 人工智能将分散、非结构化的数据转化为系统化、结构化的知识体系, 帮助企业更精准地识别服务创新机遇, 为服务化转型奠定知识基础[28] [29]; (2) 在改善客户关系方面, 人工智能深入洞察并预测用户需求, 推动产品研发与市场需求紧密对接, 将交易转变为价值共创, 助力企业持续提升服务化水平[30]; (3) 在资源配置与运营优化方面, 人工智能依托智能算法实现生产要素的精准调度, 提升资源利用效率, 为服务业务的拓展释放资源空间[31]; (4) 在重塑组织流程方面, 基于价值链理论, 人工智能通过串联研发、制造、物流等环节, 实现信息互联与自主决策, 不仅优化内部流程与组织结构, 还催生出新商业模式, 推动企业向“产品 + 服务”综合服务商转型, 助力制造业服务化转型发展[32]。基于以上分析, 本文提出核心假设 H1:

假设 H1: 人工智能技术应用促进制造业服务化水平提升。

3.2. 人工智能对制造业服务化的影响机制

为揭示其内在机制, 本文进一步从人力资本结构优化、成本降低两个效应出发, 深入探讨人工智能技术应用影响企业服务化转型的具体作用机理。

(1) 人力资本结构优化效应

在制造业价值创造过程中, 实现工业知识、经验与服务要素的深度融合, 是推动服务化转型的核心。依据“资本 - 技能互补”理论, 人工智能技术作为新型生产要素, 需要与高质量人力资本形成有效协同充分释放其效能。在诸多与人工智能技术配合的要素中, 人力资本最具能动性, 其创新能力、学习与适应能力对发挥人工智能技术红利具有关键作用[33]。具体而言, 一方面, 工业机器人等智能装备替代了常规性、程式化的生产任务, 释放出的劳动力经过服务技能培训可转向售前咨询、产品营销、维修保养等服务部门; 另一方面, 人工智能的技术溢出效应提升了企业生产效率与创新能力, 使企业更有能力吸纳高素质服务人才, 进而向研发设计、战略咨询等高附加值服务业务延伸, 助力企业服务能力整体提升[34]。人工智能的应用在降低对常规生产岗位需求的同时, 提升了对具备复杂创新知识与沟通能力的高素质人才的需求, 并通过技能与岗位的精准匹配, 推动人力资本结构持续优化, 进而赋能企业服务化发展。基于上述分析, 本文提出如下假设 H2:

假设 H2: 在其他条件不变的情况下, 人工智能技术应用能够通过优化人力资本结构, 促进制造业服务化水平提升。

(2) 成本降低效应

在制造业向服务化模式转型的过程中, 有效的成本控制是实现高质量发展的重要保障[35]。人工智能技术通过显著的成本降低效应, 为制造业服务化发展提供了关键支撑, 具体而言, 人工智能的成本降低效应主要体现在以下三个环节: (1) 在生产环节, 人工智能的自动化装备与智能系统有助于优化过程控制, 有效降低物料损耗与次品率, 减少生产成本[36] [37]。以制造业企业为例, AI 视觉检测系统在提高质检精度与效率的同时, 也有效减少了返工成本[38]。(2) 在供应链管理环节, 借助人工智能的大数据分析与预测技术, 可实现库存的精细化管理, 提升供应链整体运行效率, 从而压低相关成本[39]。(3) 在运营管理环节, 人工智能推动办公流程自动化与智能化, 如智能客服系统有效减少了人工操作与人力成本, 提升了管理效率[40]。此外, 人工智能还能通过缓解信息不对称, 降低信息搜寻与合同履行等各类交易成本, 促进资源配置效率提升。基于上述分析, 本文提出以下研究假设 H3:

假设 H3: 在其他条件不变的情况下, 人工智能技术应用能够通过成本降低效应, 促进制造业服务化水平提升。

4. 研究设计与数据来源

4.1. 数据来源与样本选取

研究样本为 2012 年到 2023 年的 A 股制造业上市公司。数据来源于以下三个渠道: (1) 企业人工智能技术应用水平指数, 通过文本分析方法对企业年报进行挖掘获得; (2) 制造业企业服务化指数所需的主营业务产品构成数据, 来源于 iFinD 数据库; (3) 企业财务数据, 依据新浪财经所整理的年度财务报表提取。在样本筛选过程中, 为保证样本的连续性与稳定性, 本文剔除了上市时间未满三年及已退市的公司, 并依据《国民经济行业分类》标准[41], 将研究对象限定为行业门类代码为 C 类(制造业), 大类代码为 C13-43 的上市公司。在数据整理过程中, 考虑到部分公司层面服务化数据存在缺失, 且受限于数据的可得性与可靠性, 为避免使用插值法可能导致的估计偏误, 本文直接剔除了存在缺漏的观测样本, 以保证实证结果的可靠性。

4.2. 计量模型构建

依据现有文献与研究假设, 本研究重点分析人工智能技术应用对制造业服务化水平的影响。为检验人工智能技术对制造业服务化的直接效应, 构建如下基准计量模型进行实证分析:

$$MS_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 DT_{it} + \beta Control_{it} + \delta_i + \gamma_t + \varepsilon_{it}$$

其中: i, t 代表企业和时间, 被解释变量 MS_{it} 表示制造业服务化水平; 解释变量 DT_{it} 表示人工智能技术应用水平; $Control_{it}$ 代表控制变量; δ_i 表示企业个体固定效应, γ_t 代表时间固定效应, 以试图排除不可观测变量的影响; ε_{it} 为误差项。解释变量人工智能技术系数是本文关注的焦点, 若在后续实证检验中系数 α_1 显著为正, 则证实了假设 H1, 即人工智能技术应用促进了制造业服务化水平提升。

4.3. 变量说明

4.3.1. 被解释变量

制造业服务化水平 (MS_{it})。本文参考陈丽娟等(2017)与赵宸宇(2021)的研究, 将主营业务收入中服务项的收入比例作为服务化水平的代理变量, 该指标能够较为直观地反映企业由单纯产品制造向服务环节延伸的程度[42][43]。测算过程为: 第一, 从 iFinD 数据库中获取上市公司按产品或业务类别披露的主营业务构成明细数据, 并进行系统梳理; 第二, 参照《国民经济行业分类》标准[41], 结合企业主营业务的文本描述, 筛选构建服务业务关键词库, 如“安装及售后维修”“系统解决方案”“技术支持”“工程与物流咨询”等; 第三, 借助 Python 对主营业务条目进行文本识别与自动分类, 计算服务关键词相关营业收入与主营业务总收入的比值; 第四, 对部分数据缺失的样本, 通过查阅企业年度报告进行手动补充, 并对无法补全数据的样本予以剔除, 以确保数据的完整性与可靠性。通过上述处理, 得到反映制造业上市公司服务业务收入水平的指标, 进而衡量企业整体的服务化程度。

4.3.2. 解释变量

人工智能技术应用水平 (DT_{it})。本文参考姚加权等(2024)的词频研究法, 通过以下步骤构建该变量[44]。首先, 构建人工智能术语词典, 包括“人工智能、智能机器人、商业智能、智能数据分析、机器学习、图像理解、深度学习、投资决策支持系统”等 15 个类别, 共计 73 个种子词; 其次, 利用 Python 中的“jieba”库对上市企业年报进行分词与文本分析, 并统计人工智能相关的词频; 最后, 汇总每家制造企业年报中所有人工智能关键词的出现频次, 以统计得到的总词频数加 1 后取自然对数, 最终形成企业层面的人工智能技术应用水平测度指标。

4.3.3. 中介变量

本文在机制分析时使用企业本科及以上学历人员占比来衡量人力资本结构优化水平, 成本降低效应使用成本费用率衡量, 通过如下公式计算得到, 即成本费用率 = (生产成本 + 服务成本)/主营业务收入。其中生产成本选用企业的主营业务成本作为其代理变量, 服务成本则通过加总管理费用、财务费用、销售成本及应付职工薪酬总额来进行测算。

4.3.4. 控制变量

本文参照陈丽娟(2017)与贺正楚等(2023)的研究, 选取以下控制变量[43] [45], 变量如表 1 所示。(1) 企业规模, 以期末总资产的自然对数来表示; (2) 企业年龄, 以统计年份与开业年份之差的自然对数来表示; (3) 净资产收益率, 以净利润除以净资产来表示; (4) 总资产净利润率, 以净利润除以总资产来表示; (5) 资产负债率, 以总负债除以总资产来表示; (6) 大股东资金占用, 以其他应收款除以总资产来表示。

Table 1. Definitions of main variables

表 1. 主要变量说明

变量类型	变量名称	变量符号	变量测量
被解释变量	制造业服务化水平	MS_{it}	服务化收入/主营业务收入
核心解释变量	人工智能技术应用水平	DT_{it}	人工智能相关技术的关键词总词频, 并对其加 1 后取自然对数
中介变量	人力资本结构优化	HC	企业本科及以上学历员工数量占员工总数的比例
	成本降低效应	$CostR$	成本费用率 = (生产成本 + 服务成本)/主营业务收入
控制变量	企业规模	$Size$	期末总资产的自然对数
	企业年龄	Age	企业成立至观测年份的年限, 并取其自然对数
	净资产收益率	ROE	净利润与净资产的比率
	总资产净利润率	ROA	净利润与总资产的比率
	资产负债率	$Leverage$	总负债与总资产的比率
	大股东资金占用	$Occupy$	其他应收款与总资产的比率

5. 实证结果分析

5.1. 描述性统计

Table 2. Descriptive statistics

表 2. 描述性统计

变量	样本数	均值	方差	最小值	最大值
MS_{it}	6628	0.4294	0.1593	-0.3157	1.9969
DT_{it}	6628	0.9461	1.4984	0.0000	6.1334
Age	6628	2.9580	0.1030	1.0986	4.0254
$Size$	6628	22.1251	1.4288	17.6400	27.6400
ROA	6628	0.0296	0.0278	-3.1997	10.4009
ROE	6628	0.0371	0.1247	-16.8513	2.8769
$Leverage$	6628	0.4002	0.0611	0.0140	11.5097
$Occupy$	6628	0.0151	0.0010	0.0000	0.7088

表 2 汇报了主要变量的描述性统计。样本中, DT_{it} 的最大值为 6.1334, 标准差为 1.4984, 说明不同

企业之间人工智能技术应用的深度与广度差异分化较为明显。制造业服务化水平(MS_{it})的均值为 0.4294, 表明样本企业服务业务收入平均约占主营业务收入的 42.94%, 反映出制造业企业已具备一定程度的服务化转型特征; MS_{it} 的极差为 2.3126, 既反映出不同企业在服务化转型广度上存在较大差异, 也表明各企业对服务化转型广度的重视程度不一致。整体来看, 除个别极端值外, 各变量描述性统计均在正常值范围内, 具备进一步进行分析的条件。

5.2. 基准回归

表 3 报告了基准回归结果。结果显示, 制造企业人工智能技术应用水平对于服务化水平的影响显著为正。本文在回归分析中采用逐步加入固定效应与控制变量的方式: 列(1)未控制固定效应与任何控制变量, 列(2)加入年份与企业固定效应, 列(3)在列(2)基础上进一步加入控制变量。结果显示, 企业人工智能技术应用水平对服务化水平的影响均在 1% 的水平上显著为正, 说明人工智能技术应用对制造业服务化具有显著的正向促进作用, 由此证实了研究假设 H1。人工智能凭借其强大的数据挖掘与深度分析能力, 使制造企业能够通过智能客户端远程获取用户偏好、消费习惯、使用反馈等个性化数据, 依托大数据服务中心与信息化处理平台, 实现交互式定制与零距离生态服务, 进而推动以服务为核心的生产方式变革。

Table 3. Baseline regression results

表 3. 基准回归结果

变量名	(1) MS_{it}	(2) MS_{it}	(3) MS_{it}
DT_{it}	0.0774*** (19.8892)	0.0216*** (5.7386)	0.0189*** (5.0099)
Age			0.2900*** (5.3832)
Size			0.0119* (1.7643)
ROA			0.0120 (0.8980)
ROE			-0.0015 (-0.2343)
Leverage			0.0051 (0.4187)
Occupy			0.2754*** (3.2653)
Constant	0.3562*** (59.1816)	0.4090*** (102.3721)	-0.7160*** (-3.6318)
时间固定效应	NO	YES	YES
企业固定效应	NO	YES	YES
N	6628	6628	6628
R^2	0.0563	0.0062	0.0164

注: 括号内为稳健标准误, *, **, ***分别表示在 10%、5%、1%水平上显著, 以下各表同。

5.3. 稳健性检验

为了确保研究的可信性, 本文进行了四项稳健性检验: (1) 替换被解释变量; (2) 数据缩尾; (3) 增加控制变量; (4) 调整样本区间。

5.3.1. 替换被解释变量

为增强基准结论稳健性, 本文进一步以制造业服务化深度作为服务化水平的代理变量。参考李靖华(2015)的方法, 服务化深度通过“服务数量”与“服务深度”的乘积进行测度, 即: 服务化程度 = 服务数量 × 服务深度[46]。其中, 服务数量参照《国民经济行业分类》标准[41], 对企业当年的服务业务种类进行归类并计次; 服务深度采用定性评分法加以度量, 1分代表基础服务, 3分代表高复杂度或高附加值

服务。表 4 列(1)呈现了替换被解释变量后的回归结果, 人工智能技术系数在 5%的水平上显著为正, 表明人工智能技术应用对制造业服务化水平具有正向促进作用, 再次验证了假设 H1 的合理性。

5.3.2. 数据缩尾

为降低样本异常值对估计结果可能造成的干扰, 增强研究结论的可靠性, 本文分别对原始数据进行了 1%和 5%的缩尾处理。表 4 列(2)与列(3)的回归结果进一步表明, 人工智能技术与制造业服务化水平之间仍存在显著的正相关关系, 验证了基准回归结果的稳健性。

Table 4. Alternative dependent variable and Winsorization

表 4. 替换被解释变量与数据缩尾

变量	(1)	(2)	(3)
	替换被解释变量	数据缩尾	
DT_{it}	0.0821** (2.5678)	0.0189*** (5.0439)	0.0199*** (5.0810)
<i>Age</i>	-0.0693 (-0.1519)	0.3641*** (6.5373)	0.3994*** (6.2360)
<i>Size</i>	0.4679*** (8.2024)	0.0171** (2.5222)	0.0217*** (3.0683)
<i>ROA</i>	0.1252 (1.1100)	0.0152 (0.2478)	0.1410 (1.0632)
<i>ROE</i>	-0.0295 (-0.5563)	-0.0308 (-1.0597)	-0.1028 (-1.4679)
<i>Leverage</i>	0.2549** (2.4670)	-0.0705*** (-3.0109)	-0.0793*** (-3.0815)
<i>Occupy</i>	0.2973 (0.4165)	0.4298*** (3.7079)	0.6905*** (3.1163)
<i>Constant</i>	-7.3753*** (-4.4199)	-1.0207*** (-5.0543)	-1.2254*** (-5.4366)
时间固定效应	YES	YES	YES
企业固定效应	YES	YES	YES
<i>N</i>	6628	6628	6628
R^2	0.0182	0.0200	0.0194

5.3.3. 增加控制变量

制造企业实行服务化通常受到多方面的因素的影响, 为增强模型解释力与估计结果的可靠性, 本文在回归模型中增加固定资产占比(*Fixed*)、前五大股东持股比(*Top5*)、产权性质(*Ownership*)作为控制变量。检验结果如表 5 列(1)所示, 得到的回归结果依旧显著, 表明本文的结果是稳健的。

5.3.4. 调整样本区间

2015 年起, 随着《中国制造 2025》[47]的提出, 中国制造业企业在智能化和服务化转型方面加速推进, 本文将样本区间调整为 2015 年之后, 并重新进行回归分析, 结果如表 5 列(2)所示。回归结果与前述结论保持一致, 表明在国家持续推动制造业数智化转型的政策背景下, 人工智能技术对制造业服务化的促进作用依然显著且具有持续性, 不断提高人工智能技术应用水平是一项具有长期价值的战略方向。

Table 5. Additional controls and sample period change

表 5. 增加控制变量与调整样本区间

变量	(1)	(2)
	增加控制变量	调整样本区间
DT_{it}	0.0157*** (4.1355)	0.0155*** (4.0844)
<i>Age</i>	0.3361*** (6.0927)	0.2794*** (4.4603)
<i>Size</i>	0.0095 (1.3992)	0.0150** (2.0745)

续表

<i>ROA</i>	0.0000 (0.0023)	-0.0228 (-0.9060)
<i>ROE</i>	-0.0047 (-0.7575)	-0.0029 (-0.4654)
<i>Leverage</i>	0.0018 (0.1402)	-0.0330 (-1.4193)
<i>Occupy</i>	0.1615* (1.9062)	0.2568*** (2.8375)
<i>Fixed</i>	-0.2281*** (-6.4919)	
<i>Ownership</i>	0.0259* (1.8197)	
<i>Top5</i>	0.0001 (0.2461)	
<i>Constant</i>	-0.7634*** (-3.7358)	-0.7431*** (-3.3414)
时间固定效应	YES	YES
企业固定效应	YES	YES
<i>N</i>	6419	5955
<i>R</i> ²	0.0236	0.0122

5.4. 内生性检验

为了避免可能带来的内生性问题, 本文进行了两项内生性分析: (1) 滞后被解释变量; (2) 工具变量法。

5.4.1. 滞后解释变量

在制造业转型升级的过程中, 人工智能技术的影响表现出一定的滞后效应。因此, 为更准确地捕捉其动态效应, 参照谢卫红等(2023)的做法, 引入人工智能技术变量的滞后项进行检验[48]。具体地, 分别采用滞后一期(*L1.DTit*)和滞后二期(*L2.DTit*)作为核心解释变量, 以反映技术发挥作用所需的调整与适应过程。由表 6 的列(1)和列(2)可见, *L1.DTit*、*L2.DTit* 回归系数均在 1% 的显著水平上显著为正, 一定程度上缓解了内生性。

5.4.2. 工具变量法

Table 6. Endogeneity treatment

表 6. 内生性处理

变量名	(1)	(2)	(3)	(4)
	滞后一期	滞后两期	第一阶段	第二阶段
<i>DT_{it}</i>				0.0368*** (2.6990)
<i>L1.DTit</i>	0.0144*** (3.7401)			
<i>L2.DTit</i>		0.0142*** (3.6085)		
<i>Geography * Cubepatent</i>			0.0001*** (21.4985)	
<i>Age</i>	0.3101*** (5.2912)	0.4471*** (6.8122)	1.0642*** (5.4289)	0.3130*** (5.2699)
<i>Size</i>	0.0208*** (3.0073)	0.0264*** (3.6443)	-1.4054 (-0.5638)	0.7947 (1.0863)
<i>ROA</i>	0.0064 (0.4793)	-0.0327 (-1.2446)	0.1118 (0.4698)	-0.0112 (-0.1607)
<i>ROE</i>	-0.0040 (-0.6354)	-0.0027 (-0.4090)	-0.0698 (-0.2732)	0.0341 (0.4546)
<i>Leverage</i>	-0.0508** (-2.4193)	-0.0677*** (-2.8598)	1.5347 (0.6158)	-0.7858 (-1.0741)
<i>Occupy</i>	0.2755*** (3.2414)	0.2824*** (3.1733)	-0.0969 (-1.4177)	0.0043 (0.2147)
<i>Constant</i>	-0.9619*** (-4.5274)	-1.5101*** (-6.3893)	-5.0035*** (-6.9636)	-0.7194*** (-3.2166)
时间固定效应	YES	YES	YES	YES
企业固定效应	YES	YES	YES	YES

续表

<i>N</i>	6267	5785	5881	5881
<i>R</i> ²	0.0160	0.0215	0.1059	0.0128

为缓解潜在的内生性问题, 本文借鉴姚加权等(2024)与卞元超等(2019)的思路, 构建了一个双维度工具变量[44] [49]。该工具变量以企业所在地级行政区平均高程(*Geography*)为基础构建。高程作为地理空间中的关键参照指标, 决定了物体在物理空间中的绝对位置与导航路径, 企业在人工智能领域的应用深度对于其在复杂市场环境中的战略定位与决策同样至关重要, 其不随时间变化的特性保证了外生性。考虑到人工智能技术的应用具有显著的行业特性, 参照谢卫红等(2023)的做法, 采用企业人工智能技术应用水平与行业均值差额的三次方(*Cubepatent*)来体现时变性, 并将其与地区平均高程(*Geography*)的交互项(*Geography * Cubepatent*)作为工具变量, 该工具变量满足相关性与外生性要求[48]。表6列(3)和列(4)的回归结果显示, 工具变量(*Geography * Cubepatent*)与核心解释变量(*DT_{it}*)均在1%水平上显著为正, 进一步证实了基准结论的稳健性, 即人工智能技术能够显著促进制造业服务化水平的提升。

5.5. 机制检验

理论分析指出, 人工智能技术可通过优化人力资本结构与降低成本两条路径促进制造业服务化转型。为验证上述机制, 本文构建如下计量模型进行检验:

$$Mechanism_{it} = \alpha + \beta_1 DT_{it} + \beta Control_{it} + \delta_i + \gamma_t + \varepsilon_{it}$$

其中, *Mechanism_{it}* 为机制变量, 分别代表人力资本结构优化效应(*HC_{it}*)与成本降低效应(*CostR_{it}*), *DT_{it}* 为核心解释变量。

表7报告了人力资本结构优化和成本降低两条传导路径检验结果。列(1)结果显示, 人工智能技术应用的系数在1%水平上显著为正, 表明人工智能应用有助于企业优化人力资本结构, 通过提升人力资本质量推动服务化转型, 假设H2得到验证。列(2)中, 人工智能技术应用的系数在10%水平上显著为负, 说明人工智能技术应用能够有效降低企业成本, 为服务化发展提供成本空间, 进而促进企业转型升级, 假设H3得到验证。

Table 7. Mechanism test

表7. 机制检验

变量	(1)	(2)
	人力资本结构优化	成本降低效应
<i>DT_{it}</i>	0.0541*** (0.0026)	-201.7321* (118.0276)
<i>Age</i>	-0.0177* (0.0096)	-93.9102 (450.9275)
<i>Size</i>	0.0069 (0.0056)	-89.3726 (121.4102)
<i>ROA</i>	0.0452 (0.0377)	3424.8455 (10807.4255)
<i>ROE</i>	-0.0107 (0.0186)	-612.6841 (2282.4529)
<i>Leverage</i>	-0.0842 (0.0705)	705.0929 (1446.7443)
<i>Occupy</i>	0.1059 (0.1174)	1087.7167 (8687.0223)
<i>Constant</i>	0.3299*** (0.1054)	2430.0716 (2035.0586)

续表

时间固定效应	Yes	Yes
企业固定效应	Yes	Yes
N	5707	5707
R^2	0.0898	0.0022

5.6. 异质性分析

5.6.1. 科技行业差异

考虑到企业的技术基础与发展特征可能导致人工智能技术对制造企业转型升级的作用存在差异, 本文参考杨金玉等(2022)的做法, 将样本区分为高科技企业与非高科技企业[50]。回归结果如表 8 所示, 人工智能技术(DT_{it})对两类行业企业的转型升级均具有显著促进作用, 其中高科技行业在 1% 水平上显著, 非高科技行业在 5% 水平上显著。人工智能技术能够通过知识溢出效应显著促进其转型升级, 鉴于高科技行业的竞争优势主要源于技术创新, 这一作用显得尤为突出。

Table 8. Heterogeneity analysis: technology sector differences

表 8. 异质性分析: 科技行业差异

变量名	(1)	(2)
	高科技企业	非高科技企业
DT_{it}	0.0167*** (4.1084)	0.0192** (1.9772)
Age	0.3049*** (5.2850)	0.0042 (0.0289)
$Size$	0.0097 (1.3192)	0.0635*** (3.5776)
ROA	0.0129 (0.9672)	-0.1265 (-1.1507)
ROE	-0.0080 (-1.2317)	0.0776** (2.4088)
$Leverage$	0.0082 (0.6648)	-0.1368** (-2.2484)
$Occupy$	0.2749*** (3.0344)	0.2699 (1.2071)
$Constant$	-0.7056*** (-3.3098)	-0.9622* (-1.8324)
时间固定效应	YES	YES
企业固定效应	YES	YES
N	5423	1205
R^2	0.0172	0.0316

5.6.2. 要素密集度

不同类型的企业由于其内部结构、资源配置和市场地位等方面存在差异, 对服务化转型升级的需求、动力及面临的困难亦不相同。因此, 本文借鉴鲁桐等(2014)的做法, 将本文进一步将样本划分为资本技术密集型企业与劳动密集型企业, 分别进行回归分析[51]。表 9 结果显示, 人工智能技术(DT_{it})在两类子样本中的回归系数均显著为正, 且劳动密集型企业行业的系数值更大。产生上述差异的可能原因是: 资本技术密集型企业本身技术基础较好, 人工智能技术的边际贡献相对较小。而劳动密集型企业通常以传统生产模式为主, 人工智能技术的引入能够显著提升生产效率、优化生产流程, 从而产生更明显的转型升级效果。然而, 企业在把握机遇的同时, 仍需高度关注其引发的就业结构冲击及数据安全风险等潜在挑战。

例如, 人工智能对重复性岗位的替代, 可能进一步加剧低技能劳动力的就业压力; 而对用户偏好、生产等敏感数据的深度依赖, 则可能导致数据泄露、算法偏见等问题, 且不同技术基础的企业在风险应对能力上存在差异, 易造成转型收益与风险分配不均。

Table 9. Heterogeneity analysis: factor intensity

表 9. 异质性分析: 要素密集度

变量名	(1)	(2)
	资本技术密集	劳动密集
DT_{it}	0.0157*** (3.7576)	0.0249*** (2.8160)
Age	0.2769*** (4.8129)	0.2588* (1.7342)
Size	0.0056 (0.7425)	0.0530*** (3.3642)
ROA	0.0001 (0.0041)	-0.0004 (-0.0095)
ROE	-0.0035 (-0.5331)	0.0152 (0.5764)
Leverage	0.0050 (0.3993)	-0.0644 (-1.2693)
Occupy	0.4263*** (4.1969)	0.0119 (0.0757)
Constant	-0.5316** (-2.4951)	-1.5258*** (-2.8521)
时间固定效应	YES	YES
企业固定效应	YES	YES
N	5228	1384
R^2	0.0167	0.0259

6. 结论与政策建议

6.1. 结论

人工智能技术应用是推动制造业发展模式转型与企业战略升级的重要动力。在全球制造业竞争日益激烈的宏观背景下, 探究人工智能技术应用对制造业服务化的影响, 对中国制造业转型升级与高质量发展具有重要的理论与现实意义。本文以中国 A 股制造业上市公司为样本, 实证检验了人工智能技术应用对制造企业服务化的影响。研究结果显示: 第一, 人工智能技术应用显著提升了制造业服务化水平, 该结论在一系列稳健性检验与内生性检验后依然成立; 第二, 机制分析发现, 人工智能技术主要通过优化人力资本结构与降低企业成本两条路径促进服务化水平提升; 第三, 异质性分析表明, 人工智能技术的正向促进作用在高科技企业更为明显, 且对劳动密集型企业的服务化推动效果强于资本技术密集型企业。

6.2. 政策建议

基于以上分析, 并结合我国制造业转型现实与人工智能发展战略, 本文提出如下政策建议:

第一, 在政府层面, 应加大对人工智能技术在制造业各生产经营环节推广的支持力度, 鼓励企业围绕生产制造、运营管理和技术创新拓展人工智能的创新应用场景, 重点推动大数据分析等技术在研发创新和信息成本降低等方面的落地, 系统推进制造企业向服务化方向转型。

第二, 在企业层面, 应加快研发创新能力建设, 在生产、销售、服务等全链条深化人工智能应用, 并针对性地完善人才培养机制, 着力降低数字化转型相关成本, 推动从低附加值制造向高附加值服务的转型。此外, 企业还应主动识别和应对技术应用带来的就业替代压力, 合理安排岗位转型与技能提升计划,

并建立健全内部数据治理机制, 防止因数据依赖过度而引发安全与合规风险。

第三, 异质性分析显示, 非高科技或劳动密集型传统制造企业在借助人工智能推进服务化转型方面面临较大挑战。对此, 地方政府应协助此类企业完善内部管理、引进专业人才, 结合行业特点制定差异化转型策略, 同时需高度关注转型可能引发的就业结构冲击与数据安全风险。一方面, 针对重复性岗位可能被替代的趋势, 应提前布局职业技能再培训与再就业支持体系; 另一方面, 应强化对数据采集、存储及使用环节的监管, 有效防范数据泄露与滥用, 从而实现可持续的高质量发展。

参考文献

- [1] 张峰, 战相岑, 殷西乐, 等. 进口竞争、服务型制造与企业绩效[J]. 中国工业经济, 2021(5): 133-151.
- [2] 谭玉松, 董直庆. 工业智能化能促进碳排放绩效的提升吗?——基于中国城市层面的经验证据[J]. 商业研究, 2023(5): 20-28.
- [3] 蔡震坤, 綦建红. 工业机器人的应用是否提升了企业出口产品质量——来自中国企业数据的证据[J]. 国际贸易问题, 2021(10): 17-33.
- [4] 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.
- [5] 潘珊, 李剑培, 顾乃华. 人工智能、产业融合与产业结构转型升级[J]. 中国工业经济, 2025(2): 23-41.
- [6] Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2022) Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality. *Econometrica*, **90**, 1973-2016. <https://doi.org/10.3982/ecta19815>
- [7] 杜传忠, 疏爽. 人工智能与经济高质量发展: 机制、成效与政策取向[J]. 社会科学战线, 2023(12): 78-87, 281.
- [8] Akram, R., Li, Q., Srivastava, M., Zheng, Y. and Irfan, M. (2024) Nexus between Green Technology Innovation and Climate Policy Uncertainty: Unleashing the Role of Artificial Intelligence in an Emerging Economy. *Technological Forecasting and Social Change*, **209**, Article ID: 123820. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123820>
- [9] 王海芳, 康丽娟, 魏志娜, 刘言杉. 人工智能技术能抑制 ESG 漂绿行为吗? [J]. 金融发展研究, 2025(5): 57-66.
- [10] 周文, 李亚男. 建设全国统一大市场: 从分割到高质量发展[J]. 马克思主义与现实, 2024(2): 92-100.
- [11] 何筠, 熊孜贤. 人工智能技术应用对制造业企业创新绩效的影响[J]. 科研管理, 2025, 46(5): 13-22.
- [12] 钞小静, 沈路. 创新价值链视角下人工智能技术对制造业企业绿色创新效率的影响[J]. 经济学动态, 2025(4): 50-67.
- [13] Bouschery, S.G., Blazevic, V. and Piller, F.T. (2023) Augmenting Human Innovation Teams with Artificial Intelligence: Exploring Transformer-based Language Models. *Journal of Product Innovation Management*, **40**, 139-153. <https://doi.org/10.1111/jpim.12656>
- [14] 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.
- [15] 李廉水, 鲍怡发, 刘军. 智能化对中国制造业全要素生产率的影响研究[J]. 科学学研究, 2020, 38(4): 609-618, 722.
- [16] Vandermerwe, S. and Rada, J. (1988) Servitization of Business: Adding Value by Adding Services. *European Management Journal*, **6**, 314-324. [https://doi.org/10.1016/0263-2373\(88\)90033-3](https://doi.org/10.1016/0263-2373(88)90033-3)
- [17] 綦良群, 刘晶磊, 吴佳莹. 服务化对先进制造业全球价值链升级的影响机制——基于企业二元能力视角的研究[J]. 中国软科学, 2022(4): 95-104.
- [18] 胡晓丹, 顾乃华. 制造业服务化改善了资源错配吗?——基于中国 309 个城市面板数据的经验研究[J]. 商业经济与管理, 2020(8): 45-56.
- [19] 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.
- [20] 刘斌, 王乃嘉. 制造业投入服务化与企业出口的二元边际——基于中国微观企业数据的经验研究[J]. 中国工业经济, 2016(9): 59-74.
- [21] 祝树金, 罗彦, 段文静. 服务型制造、加成率分布与资源配置效率[J]. 中国工业经济, 2021(4): 62-80.
- [22] 王锋波, 钟坚, 刘胜. 数字化转型对制造业服务化的影响: 理论探索与经验辨识[J]. 经济问题探索, 2023(7): 121-141.
- [23] Sjödin, D., Parida, V., Palmié, M. and Wincent, J. (2021) How AI Capabilities Enable Business Model Innovation: Scaling AI through Co-Evolutionary Processes and Feedback Loops. *Journal of Business Research*, **134**, 574-587.

<https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.05.009>

- [24] 罗良忠, 余雨倩, 谭云清. 人工智能对长三角城市群高质量发展的影响: 基于地级市面板数据的实证分析[J]. 城市问题, 2022(12): 77-85.
- [25] 陈琳, 高悦蓬, 余林徽. 人工智能如何改变企业对劳动力的需求?——来自招聘平台大数据的分析[J]. 社会科学文摘, 2024(9): 82-84.
- [26] 徐杰, 赵春江. 数字经济对产业协同集聚的影响研究[J]. 经济纵横, 2024(8): 118-128.
- [27] 周建波, 汪志红, 刘艳. 高技能人才自主流动空间分布、驱动因素与强度评价[J]. 哈尔滨商业大学学报(社会科学版), 2023(6): 73-86.
- [28] 刘鑫鑫, 韩先锋. 人工智能与制造业韧性: 内在机制与实证检验[J]. 经济管理, 2023, 45(11): 48-67.
- [29] 杨祎, 刘嫣然, 李垣. 替代或互补: 人工智能应用管理对创新的影响[J]. 科研管理, 2021, 42(4): 46-54.
- [30] 戚聿东, 沈天洋. 人工智能赋能新质生产力: 逻辑、模式及路径[J]. 经济与管理研究, 2024, 45(7): 3-17.
- [31] 杨仁发, 陆瑶. 人工智能对制造业高质量发展的影响研究[J]. 华东经济管理, 2023, 37(4): 65-76.
- [32] 史丹, 叶云岭, 于海潮. 双循环视角下技术转移对产业升级的影响研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(6): 5-26.
- [33] Acemoglu, D. and Restrepo, P. (2020) Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, **128**, 2188-2244. <https://doi.org/10.1086/705716>
- [34] Graetz, G. and Michaels, G. (2015) Robots at Work: The Impact on Productivity and Jobs. Technical Report, Centre for Economic Performance, LSE, No. 447.
- [35] 樊红雨. 物联网和人工智能技术的应用将极大提高企业成本控制的效率[J]. 中国商界, 2024(6): 28-29.
- [36] 岳宇君, 顾萌. 人工智能会改变制造企业的成本粘性吗? [J]. 东南大学学报(哲学社会科学版), 2022, 24(1): 90-99, 147.
- [37] 夏晓华, 陈哲昂, 巫佳潞. 人工智能供给约束、技术异质性与国际比较优势[J]. 中国工业经济, 2024(9): 5-23.
- [38] 霍宏卿, 程彬桓. 人工智能与企业新质生产力: 来自沪深 A 股上市公司的证据[J]. 金融与经济, 2024(8): 60-72.
- [39] 任英华, 刘宇钊, 李海彤. 人工智能技术创新与企业全要素生产率[J]. 经济管理, 2023, 45(9): 50-67.
- [40] 徐红丹, 王玖河. 人工智能如何赋能企业新质生产力[J]. 科技进步与对策, 2025, 42(7): 1-8.
- [41] 国家质量监督检验检疫总局, 国家标准化管理委员会. 国民经济行业分类(GB/T 4754—2017) [S]. 北京: 中国标准出版社, 2017. 2017-10-16. https://www.stats.gov.cn/xxgk/tjbz/gjtjbz/201710/t20171017_1758922.html, 2026-05-19.
- [42] 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.
- [43] 陈丽娟, 沈鸿. 制造业服务化如何影响企业绩效和要素结构——基于上市公司数据的 PSM-DID 实证分析[J]. 经济学动态, 2017(5): 64-77.
- [44] 姚加权, 张锬澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率?——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 101-116, 133, 117-122.
- [45] 贺正楚, 李玉洁, 吴艳. 产业协同集聚、技术创新与制造业产业链韧性[J]. 科学学研究, 2024, 42(3): 515-527.
- [46] 李靖华, 马丽亚, 黄秋波. 我国制造企业“服务化困境”的实证分析[J]. 科学学与科学技术管理, 2015, 36(6): 36-45.
- [47] 中华人民共和国国务院. 国务院关于印发《中国制造 2025》的通知: 国发〔2015〕28 号[EB/OL]. 2015-05-19. https://www.gov.cn/zhengce/content/2015-05/19/content_9784.htm, 2026-05-19.
- [48] 谢卫红, 李淑荧, 李忠顺, 等. 如何驱动智能制造企业数字化创新?——基于技术可供性视角的机制与证据[J]. 技术经济, 2023, 42(11): 75-92.
- [49] 卞元超, 吴利华, 白俊红. 高铁开通是否促进了区域创新? [J]. 金融研究, 2019(6): 132-149.
- [50] 杨金玉, 彭秋萍, 葛震霆. 数字化转型的客户传染效应——供应商创新视角[J]. 中国工业经济, 2022(8): 156-174.
- [51] 鲁桐, 等. 公司治理与技术创新: 分行业比较[J]. 经济研究, 2014, 49(6): 115-128.