

人工智能如何重塑制造业岗位结构？

——基于资本配置与市场竞争的双重视角

张 帅, 张 鑫

陕西烽火宏声科技有限责任公司, 陕西 宝鸡

收稿日期: 2026年7月27日; 录用日期: 2026年8月13日; 发布日期: 2026年9月17日

摘 要

文章基于2013~2024年中国A股制造业上市公司数据, 实证考察了人工智能应用对制造业企业岗位结构的影响机制。研究发现: 首先, 人工智能应用对制造业岗位结构呈现显著的双重影响, 在替代低技能岗位的同时促进高技能岗位占比提升; 其次, 资本配置在人工智能影响就业结构的过程中发挥关键中介作用, 能够强化对低技能岗位的替代效应, 同时增强对高技能岗位的创造效应; 再次, 市场竞争程度对上述路径具有差异化调节作用, 竞争越弱(垄断性越强), 越强化“人工智能应用→资本配置→高技能岗位”路径, 而对低技能岗位路径的调节效应不显著。研究揭示了人工智能影响就业结构的微观机制, 为理解技术冲击下的劳动力资源配置提供了新的理论视角, 并为推动人工智能时代的就业转型提供了政策启示。

关键词

人工智能, 岗位结构, 资本配置, 市场竞争, 技能偏向型技术进步

How Does Artificial Intelligence Reshape the Job Structure of Manufacturing Industry?

—Based on the Dual Perspectives of Capital Allocation and Market Competition

Shuai Zhang, Xin Zhang

Shaanxi Fenghuo Hongsheng Technology Co., Ltd., Baoji Shaanxi

Received: July 27, 2026; accepted: August 13, 2026; published: September 17, 2026

Abstract

Based on data from Chinese A-share manufacturing listed companies from 2013 to 2024, this study

文章引用: 张帅, 张鑫. 人工智能如何重塑制造业岗位结构? [J]. 现代管理, 2026, 16(9): 116-127.

DOI: 10.12677/mm.2026.169205

empirically examines the mechanism through which artificial intelligence applications affect the job structure of manufacturing enterprises. The findings indicate, first, that AI applications have a significant dual impact on the job structure in manufacturing, replacing low-skilled positions while increasing the proportion of high-skilled positions. Second, capital allocation plays a key mediating role in the process of AI influencing employment structure, strengthening the substitution effect on low-skilled positions and enhancing the creation effect on high-skilled positions. Third, the degree of market competition differentially moderates the pathways mentioned above: weaker competition (stronger monopoly) strengthens the pathway of “AI application → capital allocation → high-skilled jobs”, while its moderating effect on the low-skilled job pathway is not significant. This study reveals the micro-mechanisms through which AI affects employment structure, provides a new theoretical perspective for understanding labor resource allocation under technological shocks, and offers policy insights for promoting employment transformation in the era of artificial intelligence.

Keywords

Artificial Intelligence, Job Structure, Capital Allocation, Market Competition, Skill-Biased Technological Progress

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

新一轮科技革命正在系统性重构全球产业格局和劳动力市场结构[1], 以人工智能为代表的新一代信息技术成为推动经济高质量发展的核心动力源。国际机器人联合会(IFR)数据显示, 2023 年中国工业机器人年安装量 276,288 台, 占全球安装量的 51%¹, 这一渗透率已超过欧美等传统制造强国, 标志着制造业智能化转型进入加速发展阶段。由此引发的就业结构性变迁, 已成为学界与政策制定者共同聚焦的紧迫命题。

早期文献多聚焦于技术对就业总量的冲击, 形成“替代论”与“补偿论”两派观点[2], 但这类争论忽视了技术对岗位技能内涵的差异化影响。Graetz 和 Michaels 基于 17 个国家的实证研究表明, 工业机器人的使用显著提高了劳动生产率, 但对就业的影响存在明显的行业异质性[3]。已有文献的不足主要体现在三方面: 一是多停留于总量效应分析, 对岗位层面的技能异质性关注不足[4]; 二是缺乏对技术冲击传导通道(尤其是资本配置环节)的实证揭示; 三是忽视了市场结构这一关键情境变量[5]。这些研究缺口限制了我们对人工智能就业效应的全面理解。

基于任务模型理论和技术 - 技能互补假说, 本文构建了一个整合“技术 - 资本 - 制度”的分析框架, 旨在系统考察人工智能应用对制造业企业岗位结构的影响机制。具体而言, 本研究致力于回答三个核心问题: 第一, 人工智能应用如何差异化影响不同技能岗位? 第二, 资本配置在人工智能影响就业结构的过程中扮演何种角色? 第三, 市场竞争环境如何影响这一过程?

本研究可能的边际贡献主要体现在以下方面: 理论上, 通过揭示资本配置的双重中介作用, 揭示了人工智能影响就业结构的微观传导路径; 方法上, 基于 2013~2024 年中国制造业上市公司数据, 采用固定效应模型、中介效应检验和调节效应分析, 利用微观企业数据补充了宏观研究的证据链条; 实践上, 研究结论为政府制定差异化就业政策和企业优化人力资源配置提供了重要参考, 为促进人工智能时代的就业转型提供了新的思路。

¹<https://ifr.org/news/record-of-4-million-robots-working-in-factories-worldwide/1st-quarterly-newsletter-2012>

2. 理论基础与研究假设

2.1. 人工智能应用与岗位结构

任务模型(Acemoglu & Restrepo, 2022)指出, 技术对就业的影响取决于其扩张任务边界还是替代人工任务[2]。人工智能与传统自动化不同, 它不仅渗透至程序化体力岗位, 更开始侵蚀常规认知岗位, 这使得就业结构变动呈现“技能极化”特征[6]。

人工智能通过算法对标准化流程的“解构-重组”, 能够以更低边际成本接管高频重复性任务, 企业据此重新评估劳动与资本的相对成本, 进而在生产函数中减少低技能劳动投入比重。这一过程在建筑等专业领域表现得尤为明显, 尽管存在人工智能取代某些岗位的担忧[7], 但研究表明人工智能更多地呈现出互补而非纯粹的替代作用[8]。当人工智能系统能够以更低的边际成本完成特定任务时, 企业在利润最大化目标驱动下, 将重新配置生产要素组合, 表现为资本对劳动力的系统性替代。这种替代效应在标准化程度高、任务结构清晰的低技能岗位上表现得尤为显著[3], 其本质是市场效率原则在智能技术条件下的必然体现。在制造业中, 人工智能系统通过将生产活动中可被模型化的“人力任务模块”系统性解构与剥离, 使得传统生产环节中生产人员的劳动力价值急剧衰减。这一过程不仅体现了就业数量的调整, 更反映了人类劳动在传统生产价值链中核心地位的范式性迁移。基于此, 本文提出:

H1a: 人工智能应用水平与企业低技能岗位规模显著负相关。

创造效应源于人工智能系统本身的“非完备性”: 其部署、运维、迭代及跨场景适配均需要高技能人才嵌入, 这种互补关系直接提升了研发、数据分析等岗位的相对需求。研究表明, 人工智能支持的配置系统在劳动力市场中发挥着积极作用, 求职者普遍对人工智能持积极态度, 特别重视它在促进创新和发展方面的作用[9]。一方面, 人工智能系统的开发、维护与优化需要专业人才支撑[10]。这一发现印证了任务模型理论的预测, 即技术会创造出新的、更复杂的任务, 从而增加对高技能劳动力的需求。另一方面, 人工智能带来的生产效率提升释放了资源, 使企业能够将更多要素投入创新活动[11]。更为重要的是, 人工智能与其他技术的融合应用催生了新的商业模式和组织形态, 这些新兴领域对高技能劳动力的需求呈现出指数级增长特征[12]。这种创造效应不仅体现在就业数量上, 更体现在就业质量的系统性提升[13]。

从动态演进的角度看, 替代效应与创造效应并非简单的此消彼长关系, 而是构成了技术重塑就业结构的双重驱动力。葛林羽和安同良[12]的研究揭示, 人工智能通过替代、创造及产业结构变革引致三种机制影响就业结构, 导致高技能劳动力需求激增与中低技能劳动者转型压力并存的结构性矛盾。从长期来看, 技术进步带来的生产率提升将通过收入效应和价格效应, 引致新的需求和新产业, 最终推动就业结构向更高技能层次演进。企业为适应这一趋势, 必须将战略资源向知识创造与技术创新倾斜。基于此, 本文提出:

H1b: 人工智能应用水平与企业高技能岗位占比显著正相关。

2.2. 资本配置的双重中介作用

资本配置不只是一是要素投入数量的调整, 更是智能时代企业能力重构的物质载体——人工智能驱动企业将资源投向数据基础设施、算法平台等新型资产, 进而改变劳动与资本结合的质量。人工智能驱动的资本配置延伸到动态工作匹配系统, 通过优化资源配置效率, 显著影响了不同技能劳动力的空间流动格局[9]。人工智能驱动的资本配置不再局限于机器设备的购置, 而是延伸至数据资产积累、算法模型优化和数字基础设施构建等新型资本形态。这种资本形态的多元化使得企业在资源配置过程中实现了从“规模导向”向“能力导向”的转变。付明辉等的研究进一步证实, 技术创新通过优化资本配置机制, 显著影响了不同技能劳动力的空间流动格局[14]。

在低技能岗位方面，资本配置呈现出智能化替代的加速效应。人工智能应用促使企业将资本更多地配置于自动化设备和智能系统，这些新型资本形态与传统低技能劳动力之间存在明显的替代弹性。周十同等的实证研究发现，人工智能与实体经济深度融合通过替代效应显著改变了企业的用工结构[11]。更重要的是，这种替代不是简单的数量减少，而是引发了工作任务的重构，即原本由低技能劳动力完成的综合性任务被分解为标准化模块，进而被智能系统接管[10]。基于此，本文提出：

H2a：资本配置在人工智能应用与低技能岗位规模之间起中介作用。

在高技能岗位方面，资本配置展现出创新驱动的互补效应。人工智能时代的企业竞争，本质上是以数据资本和智能资本为核心的新型能力竞争。张梦悦等关于产业多样性对人力资本配置影响的研究表明，多元化的产业环境通过提高私人部门教育回报率，促进了高技能人才向创新密集型领域集聚[15]。这一机制在人工智能情境下得到进一步强化：企业为保持竞争优势，必须将资本持续投入于研发创新、人才培养等能够提升组织动态能力的领域，从而创造了对高技能劳动力的持续需求[12]。基于此，本文提出：

H2b：资本配置在人工智能应用与高技能岗位占比之间起中介作用。

2.3. 市场竞争程度的差异化调节作用

人工智能时代，市场竞争对企业资源配置决策的调节呈现显著战略非对称性，其根源在于不同市场结构下企业的资源基础、风险承受能力与长期目标差异，进而对人工智能的就业效应产生差异化影响。

垄断企业更倾向于将 AI 与长期创新投资捆绑，而非短期成本削减[16]，这类企业面临的市场不确定性较低，更倾向于将人工智能技术与资本配置结合，投向高技能人才密集的创新活动，此类投资虽回报周期长、风险高，但能形成技术壁垒以巩固长期垄断地位。同时，垄断企业的资源整合能力更强，可推动人工智能与生产、研发深度融合，催生复杂高技能任务，扩大高技能劳动力需求。付明辉等的研究表明，技术创新通过资本配置促进高技能劳动力集聚的效应，在资源约束较小的企业中更为突出[14]。而在高竞争市场中，企业面临激烈价格竞争与份额挤压，利润空间受限，资源配置偏向短期效率导向[17]。此时 AI 技术更易与资本结合投向低技能岗位替代，以快速降本增效；高技能岗位所需的长期研发投入因风险高、回报周期长，难以获得充足资本支持。低技能岗位替代路径的调节效应则呈现钝化特征，这一现象契合技术收敛压力理论[5]：制造业智能化转型中，生产环节自动化升级已成为企业维持基本效率的必备选择，而非差异化竞争手段。无论竞争程度高低，竞争性企业需通过自动化应对价格战，垄断企业亦需借此优化利润空间，使得低技能岗位替代成为行业系统性趋势，市场竞争的调节作用被大幅削弱。综上所述，不同市场结构下企业的目标分化强化了调节效应的岗位偏向性，即垄断企业聚焦其长期支配地位，倾向于将人工智能资源投向高技能岗位创造，竞争性企业侧重短期生存，聚焦低技能岗位替代。

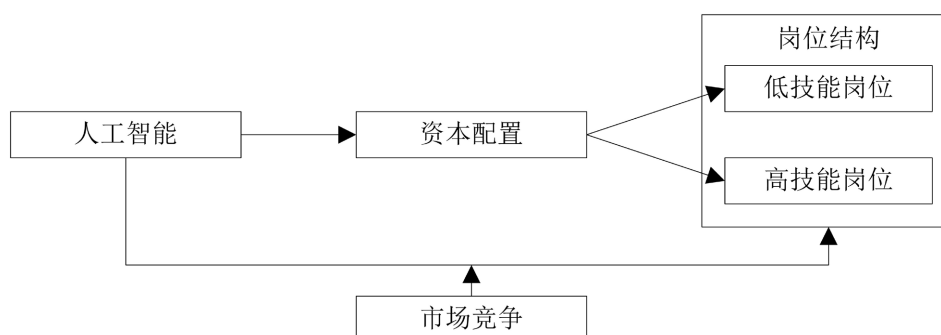


Figure 1. Research model
图 1. 研究模型

H3: 市场竞争程度调节资本配置的中介效应, 且该调节作用具有“岗位偏向性”。

综合上述分析, 本文系统刻画了人工智能应用通过资本配置影响岗位结构的内在机制及市场竞争在其中的作用, 具体研究模型如图 1 所示。

3. 研究设计

3.1. 数据来源与变量定义

本文数据来源于万德数据库、同花顺数据库、上市公司年度报告及 CSMAR 数据库, 选取 2013~2024 年中国 A 股制造业上市公司为样本, 经剔除财务异常、数据缺失样本及缩尾处理后, 形成 15,357 个观测值的平衡面板数据。变量定义聚焦核心研究逻辑: 被解释变量低技能岗位采用生产人员人数衡量、高技能岗位采用研发人员占比衡量; 解释变量是人工智能应用, 考虑到制造业企业的人工智能应用多以“技术落地”为核心, 通过引入智能生产设备(如工业机器人、智能传感系统)、优化生产算法等方式实现, 而机器设备投入是此类智能化改造的直接载体, 能够反映企业在生产端的人工智能应用实质强度, 故采用以机器设备期末余额与员工总数比值表征进行衡量; 中介变量资本配置采用资本支出与员工总数比值; 调节变量市场竞争程度通过赫芬达尔-赫希曼指数(HHI)度量; 同时控制企业规模、盈利能力等企业特征及行业、地区、年度固定效应, 确保研究可靠性。变量定义见表 1。

Table 1. Definition of variables

表 1. 变量定义

变量类型	变量名称	衡量方式	变量标签
被解释变量	生产人员人数	上市公司生产人员人数的自然对数(处理异方差, 反映低技能岗位绝对规模)	lnJYJG
	研发人员占比	研发人员数量/员工总数(%), 取自然对数(避免零值影响, 反映高技能岗位相对结构)	lnRDPersonRatio
解释变量	人工智能应用	机器设备期末余额/员工总数的自然对数(衡量 AI 采纳强度, 设备投入越高则 AI 应用越深入)	lnAI
中介变量	资本配置	资本支出/员工总数的自然对数(衡量资本密集度, 反映资本配置方向与强度)	lnCAP
调节变量	市场竞争程度	赫芬达尔-赫希曼指数(HHI): 行业内企业营收占比平方和(HHI 越小, 竞争越激烈)	HHI
交互项	人工智能 × 市场竞争	$\ln AI \times HHI$ (检验市场竞争对 AI-资本配置-岗位结构路径的调节效应)	AI_HHI
控制变量	企业规模	总资产的自然对数(控制企业规模对岗位需求的影响)	lnSize
	盈利能力	净资产收益率(ROE), 取自然对数(控制企业盈利水平对资本投入的影响)	lnROE
	财务风险	资产负债率(总负债/总资产, 控制企业财务状况对岗位调整的约束)	Lev_ratio
	行业技术属性	高科技行业 = 1 (依据《上市公司行业分类指引》 ² , 电子、计算机、医药等为高科技行业), 非高科技 = 0	HighTech_dum
	地区差异	东部地区 = 1 (京津冀、长三角、珠三角等经济发达地区), 非东部 = 0	East_dum
	年度固定效应	年度虚拟变量(控制时间趋势, 如技术迭代、政策变化的影响)	Year
	企业固定效应	企业虚拟变量(控制企业个体异质性, 如管理水平、企业文化的影响)	Firm

²https://www.cnindex.com.cn/zh_information/data_resource/201303/P020191213528738409541.pdf

3.2. 模型设定

为系统检验人工智能应用对岗位结构的影响机制, 本文基于理论分析框架, 构建了一套包含直接效应、中介效应与调节效应的计量模型。所有模型均控制企业个体固定效应与年度固定效应, 以缓解不可观测的个体异质性与时间趋势带来的估计偏误。

1) 直接效应模型

为验证人工智能应用对岗位结构的直接影响(H1a 与 H1b), 构建如下固定效应模型:

$$\ln JYJG_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln AI_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$\ln RDPersonRatio_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, i 表示企业, t 表示年份。被解释变量 $\ln JYJG_{it}$ 为生产人员人数的对数, 衡量低技能岗位规模; $\ln RDPersonRatio_{it}$ 为研发人员占比的对数, 衡量高技能岗位结构。核心解释变量 $\ln AI_{it}$ 为企业人工智能应用水平的对数。 $Control_{it}$ 为控制变量集合, 包括企业规模、盈利能力、财务风险、行业技术属性与地区差异。 μ_i 与 λ_t 分别为企业与年度固定效应, ε_{it} 为随机误差项。若 α_1 显著为负, 则 H1a 成立; 若 β_1 显著为正, 则 H1b 成立。

2) 中介效应模型

为检验资本配置在人工智能与岗位结构之间的中介作用(H2a 与 H2b), 参考温忠麟等(2004)的中介效应检验程序, 构建如下逐步回归模型:

第一步, 检验人工智能对资本配置的影响:

$$\ln CAP_{it} = \delta_0 + \delta_1 \ln AI_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

第二步, 在直接效应模型中引入中介变量, 检验资本配置的中介效应:

$$\ln JYJG_{it} = \alpha'_0 + \alpha'_1 \ln AI_{it} + \alpha'_2 \ln CAP_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

$$\ln RDPersonRatio_{it} = \beta'_0 + \beta'_1 \ln AI_{it} + \beta'_2 \ln CAP_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

若模型(3)中 δ_1 显著为正, 且模型(4)中 α'_2 显著为负、模型(5)中 β'_2 显著为正, 同时 α'_1 与 β'_1 的绝对值或显著性较模型(1)(2)有所下降, 则表明资本配置分别发挥负向与正向中介作用, H2a 与 H2b 成立。本研究进一步采用 Sobel 检验验证中介路径的统计显著性。

3) 调节效应模型

为考察市场竞争程度对资本配置中介路径的调节作用(H3), 在模型(3)与(5)基础上引入交互项 $AI_HHI_{it} = \ln AI_{it} \times HHI_{it}$, 构建调节效应模型如下:

$$\ln CAP_{it} = \delta'_0 + \delta'_1 \ln AI_{it} + \delta'_2 HHI_{it} + \delta'_3 AI_HHI_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

$$\ln RDPersonRatio_{it} = \beta''_0 + \beta''_1 \ln AI_{it} + \beta''_2 \ln CAP_{it} + \beta''_3 AI_HHI_{it} + \sum Control_{it} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

其中, HHI_{it} 为赫芬达尔-赫希曼指数, 数值越小表示市场竞争越激烈。若模型(7)中交互项系数 β''_3 显著为正, 则表明 HHI_{it} 越大(市场竞争越弱、垄断性越强), 资本配置在人工智能与高技能岗位之间的正向中介效应越强, 假设 H3 成立。

4. 实证分析

4.1. 直接效应检验

基于模型(1)与(2), 本文检验了人工智能应用对低技能岗位与高技能岗位的直接影响, 回归结果如表 2 所示。在低技能岗位方面, 人工智能应用($\ln AI$)的系数为-0.093, 在 1%水平上显著($t=-4.681$), 表明人

工智能应用水平每提升 1 单位，企业生产人员规模显著下降，假设 H1a 得到验证。这说明人工智能通过自动化替代标准化、程序化任务，显著减少了对低技能劳动力的需求。在高技能岗位方面，人工智能应用(lnAI)的系数为 0.066，在 1%水平上显著($t = 6.070$)，说明人工智能应用每提升 1 单位，企业研发人员占比显著提高，假设 H1b 成立。这反映了人工智能通过“技术 - 技能互补”机制[18]，催生了对系统开发、算法优化等高技能岗位的需求。

控制变量方面，企业规模(lnSize)对生产人员人数具有显著正向影响(14.706)，表明规模越大，低技能岗位需求越多；资产负债率(Lev_ratio)对生产人员人数正向显著(0.327)，对研发人员占比负向显著(-0.207**)，说明财务风险可能制约企业对高技能人才的投入；高科技行业属性(HighTech_dum)对研发人员占比具有正向影响(0.081)，符合高科技行业对创新人才的依赖特征。

Table 2. Direct effect regression results
表 2. 直接效应回归结果

	(1)	(2)
	lnJYJG	lnRDPersonRatio
lnAI	-0.093*** (-4.681)	0.066*** (6.070)
lnSize	14.706*** (26.278)	-0.283 (-0.720)
lnROE	0.781 (1.426)	-0.526 (-1.372)
Lev_ratio	0.327*** (5.273)	-0.207*** (-4.241)
HighTech_dum	0.059 (1.428)	0.081* (1.930)
East_dum	0.223* (1.753)	0.026 (0.302)
_cons	-39.473*** (-20.717)	3.824*** (2.833)
N	15,357	15,357

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%水平显著，括号中数值为对应 t 统计量。

4.2. 中介效应检验

为检验资本配置在人工智能与岗位结构之间的中介作用，本文采用温忠麟等(2004)提出的逐步检验法，构建模型(3)~(5)，结果见表 3。首先，人工智能应用对资本配置具有显著正向影响(lnAI 系数为 0.027， $p < 0.01$)，表明 AI 应用显著促进了企业资本配置转型。其次，在引入资本配置变量后，人工智能对生产人员人数的直接效应由-0.093 减弱至-0.080，资本配置(lnCAP)系数为-0.485 ($p < 0.01$)，表明资本配置在 AI 与低技能岗位之间发挥负向中介作用，假设 H2a 成立。同时，在研发人员占比模型中，资本配置系数为 0.053 ($p < 0.05$)，AI 直接效应由 0.066 略降至 0.064，说明资本配置在 AI 与高技能岗位之间发挥部分正向中介作用，假设 H2b 成立。

为进一步验证中介效应的显著性，本文进行了 Sobel 检验。结果显示，生产人员人数维度的 Sobel Z 值为-4.522 ($p < 0.01$)，研发人员占比维度的 Sobel Z 值为 2.052 ($p < 0.05$)，均达到统计显著水平，进一步支持了资本配置的双重中介路径。

Table 3. Test results of double intermediary effect of capital allocation

表 3. 资本配置双重中介效应检验结果

	(1)	(2)	(3)
	AI→资本配置	lnJYJG	lnRDPersonRatio
lnAI	0.027*** (4.738)	-0.080*** (-4.081)	0.064*** (5.958)
lnSize	2.389*** (9.687)	15.865*** (28.979)	-0.410 (-1.043)
lnROE	-5.899*** (-18.776)	-2.081*** (-3.632)	-0.211 (-0.511)
Lev_ratio	-0.205*** (-6.516)	0.228*** (3.828)	-0.196*** (-4.038)
HighTech_dum	0.001 (0.026)	0.060 (1.466)	0.081* (1.920)
East_dum	0.052 (0.892)	0.248** (2.034)	0.024 (0.273)
lnCAP		-0.485*** (-15.142)	0.053** (2.277)
_cons	7.127*** (7.013)	-36.016*** (-19.328)	3.443** (2.509)
N	15,357	15,357	15,357

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%水平显著，括号中数值为对应 t 统计量。

4.3. 调节效应检验

为检验市场竞争程度对上述中介路径的调节作用，本文在模型中引入交互项 AI_HHI (即 $\ln AI \times HHI$)，结果见表 4。在研发人员占比模型中，交互项 AI_HHI 系数为 0.397 ($p < 0.01$)，表明市场竞争程度显著正向调节“人工智能应用→资本配置→高技能岗位”这一路径。而在生产人员人数模型中， AI_HHI 系数不显著 ($-0.327, p > 0.1$)，说明市场竞争对低技能岗位的调节作用不显著。这一结果支持了假设 H3，即市场竞争程度对资本配置的中介效应具有“岗位偏向性”，仅在高技能岗位路径中发挥调节作用。

Table 4. Test results of differential adjustment effect of market competition degree

表 4. 市场竞争程度差异化调节效应检验结果

	(1)	(2)	(3)
	$AI \times HHI \rightarrow$ 资本配置	lnJYJG	lnRDPersonRatio
lnAI	0.029***	-0.062***	0.043***

续表

	(4.229)	(-2.896)	(3.374)
<i>HHI</i>	0.470	3.933	-4.781***
	(0.613)	(1.521)	(-3.239)
<i>AI_HHI</i>	-0.034	-0.327	0.397***
	(-0.518)	(-1.474)	(3.169)
<i>lnSize</i>	2.381***	15.834***	-0.374
	(9.654)	(28.948)	(-0.951)
<i>lnROE</i>	-5.897***	-2.091***	-0.199
	(-18.769)	(-3.619)	(-0.483)
<i>Lev_ratio</i>	-0.204***	0.232***	-0.201***
	(-6.498)	(3.918)	(-4.161)
<i>HighTech_dum</i>	0.004	0.056	0.085**
	(0.111)	(1.320)	(1.975)
<i>East_dum</i>	0.052	0.252**	0.019
	(0.887)	(2.071)	(0.216)
<i>lnCAP</i>		-0.486***	0.054**
		(-15.186)	(2.330)
<i>_cons</i>	7.117***	-36.117***	3.566***
	(6.994)	(-19.362)	(2.599)
<i>N</i>	15,357	15,357	15,357

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%水平显著，括号中数值为对应 *t* 统计量。

4.4. 内生性处理与稳健性检验

为验证研究结论的可靠性，本文进行了稳健性检验，通过替换解释变量(将 AI 采纳程度由机器设备投入强度替换为研发投入强度)重新进行估计。结果如表 5 所示，人工智能应用对生产人员人数仍具有显著负向影响(*lnAI* 系数为-0.093，*p* < 0.01)，对研发人员占比仍具有显著正向影响(*lnAI* 系数为 0.066，*p* < 0.01)，资本配置的中介效应依然显著。这表明本文的研究结论在不同衡量方式下具有良好的一致性，研究结果稳健。

Table 5. Endogenous treatment and robustness test
表 5. 内生性处理与稳健性检验

	稳健性检验		内生性处理	
	(3)	(4)	(1)	(2)
	<i>lnJYJG</i>	<i>lnRDPersonRatio</i>	第一阶段	第二阶段
<i>lnAI</i>	-0.093***	0.066***		-0.262 ***
	(-4.681)	(6.070)		(0.035)
工具变量			2.37e-06***	
			(1.29e-07)	

续表

F 值		146.91***		
Wald χ^2		2087.60***		
控制变量	控制	控制	控制	控制
N	15,357	15,357	15,357	15,357

注：***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%水平显著，括号中数值为对应 t 统计量。

为缓解人工智能应用与岗位结构之间可能存在的内生性问题，如双向因果关系或遗漏变量偏误，本研究采用工具变量法(IV)进行估计。选取“同省份、同行业属性、同年度其他企业 AI 采纳程度均值”作为人工智能应用水平(lnAI)的工具变量，并基于两阶段最小二乘法(2SLS)进行回归分析。选取该工具变量的依据有三点：首先，同一省份、同行业属性、同年度企业共享相似政策、要素供给与技术环境，其他企业人工智能采纳的“同伴效应”、“竞争倒逼效应”会降低目标企业技术采纳成本，使其与目标企业人工智能应用水平形成强关联，满足相关性要求；其次，该变量剔除目标企业自身数据，反映分组层面技术趋势，不受单个企业微观决策影响，与岗位结构无直接关联，且模型已控制多重固定效应与企业特征，隔离了随机误差项干扰，满足外生性要求；最后，相比单一维度分组或传统工具变量，其三重分组设计更贴合制造业智能化转型情境，能精准缓解双向因果与遗漏变量偏误，为因果推断提供可靠支撑。表 5 报告了内生性处理结果。第一阶段的回归结果显示，工具变量系数为 2.37e-06，在 1%水平上显著(p<0.01)，F 统计量为 146.91，远高于常用临界值 10，表明工具变量与内生变量之间存在强相关性，排除了弱工具变量问题。

第二阶段回归中，人工智能应用(lnAI)对生产人员人数的系数为-0.262，在 1%水平上显著(p<0.01)，表明在控制内生性后，人工智能应用显著降低了低技能岗位规模，与基准回归结论一致。Wald χ^2 值为 2087.60 (p<0.01)，说明模型整体拟合效果良好。工具变量的有效性进一步证实了人工智能应用对低技能岗位的替代效应具有因果性，研究结论具有良好的稳健性与可靠性。

5. 研究结论与政策建议

5.1. 研究结论

本研究基于 2013~2024 年中国 A 股制造业上市公司数据，系统考察了人工智能应用对制造业企业岗位结构的影响及其作用机制，得出以下主要结论：第一，人工智能对制造业岗位结构呈现“选择性重塑”特征：一方面缩减低技能岗位绝对数量，另一方面抬升高技能岗位相对比重，二者并行不悖；第二，资本配置在人工智能影响岗位结构的过程中发挥着关键的中介作用。人工智能应用通过促进企业资本深化，一方面加速了对低技能岗位的替代，另一方面强化了对高技能岗位的创造；第三，市场竞争程度对人工智能的就业效应具有显著的差异化调节作用。研究发现，市场竞争仅对“人工智能应用→资本配置→高技能岗位”路径产生调节效应，而对低技能岗位路径的调节作用不显著；第四，通过工具变量法处理内生性问题后，研究结论依然稳健，表明人工智能应用与岗位结构变化之间存在可靠的因果关系。

5.2. 政策建议

基于上述研究结论，本文提出以下政策建议：

第一，针对人工智能替代风险较高的生产操作岗位，建立“技能预警 - 培训补贴 - 岗位适配”闭环机制。政府部门应当充分认识人工智能对就业结构的双重影响，制定针对性的就业政策。对于低技能劳动者，应加强转岗培训和再就业服务，通过职业技能提升缓解技术替代压力；对于高技能人才，应优化

人才培养体系, 扩大人工智能相关专业人才培养规模, 满足产业升级带来的人才需求。

第二, 通过税收抵扣鼓励企业在智能化投资中设专门研发人员培训支出, 避免资本单方面替代劳动。鼓励企业在推进智能化改造过程中, 平衡好设备投资与人力资本投入的关系。通过税收优惠、财政补贴等政策工具, 引导企业将更多资源投向员工技能培训和研发创新活动, 实现技术进步与就业质量的协同提升。

第三, 完善市场竞争环境建设。强化市场竞争政策的公平性审查, 打破行业垄断和市场壁垒, 为企业创新发展营造良好环境。通过增强市场竞争的倒逼机制, 促使企业将人工智能技术更多用于创新研发而非简单的成本削减, 从而发挥其对高技能就业的促进作用。

第四, 构建人工智能时代的社会保障体系。针对技术进步可能带来的结构性失业风险, 应进一步完善失业保险制度, 探索建立适应灵活就业形态的社会保障机制。同时, 加强劳动者终身学习体系建设, 为劳动力技能更新和职业转型提供制度保障。

5.3. 研究不足与展望

本研究仍存在若干局限, 例如行业层面仅选取制造业, AI 指标偏重硬件投入而未纳入软件算法能力, 未来可结合专利文本或招聘数据交叉验证:

首先, 研究主要关注制造业企业, 未来可拓展至服务业等其他产业领域, 检验研究结论的普适性。其次, 本文采用“机器设备投入强度”作为人工智能应用的代理变量, 虽然能够反映制造业企业生产端的智能化改造实质, 但相较于文本分析、AI 相关专利、无形资产中软件算法投资等指标, 其对“前沿 AI 技术”的指向性较弱, 未来可构建更贴合制造业场景的人工智能应用综合指数进一步验证。此外, 本文主要从资本配置角度探讨中介机制, 未来可引入组织变革、技能重构等其他中介变量, 进一步完善理论框架。

随着人工智能技术的不断发展和应用场景的拓展, 其对社会就业结构的影响将日益复杂和深远。未来研究需要持续跟踪技术演进路径, 深入探讨人机协作的新模式, 为促进技术进步与就业增长的良性互动提供更有力的理论支持和政策参考。

参考文献

- [1] 张晓晶, 宋相阳, 李俊成. 壮大耐心资本: 理论逻辑、时代价值与现实路径[J]. 经济纵横, 2025(11): 44-56.
- [2] 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>
- [3] Graetz, G. and Michaels, G. (2018) Robots at Work. *The Review of Economics and Statistics*, **100**, 753-768. https://doi.org/10.1162/rest_a_00754
- [4] Autor, D.H. (2015) Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, **29**, 3-30. <https://doi.org/10.1257/jep.29.3.3>
- [5] Bresnahan, T.F., Brynjolfsson, E. and Hitt, L.M. (2002) Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence. *The Quarterly Journal of Economics*, **117**, 339-376. <https://doi.org/10.1162/003355302753399526>
- [6] Ma, H., Gao, Q., Li, X. and Zhang, Y. (2022) AI Development and Employment Skill Structure: A Case Study of China. *Economic Analysis and Policy*, **73**, 242-254. <https://doi.org/10.1016/j.eap.2021.11.007>
- [7] Trabucco, D. (2021) Will Artificial Intelligence Kill Architects? An Insight on the Architect Job in the AI Future. *TECHNE—Journal of Technology for Architecture and Environment*, No. 2, 128-132. <https://doi.org/10.13128/techne-10696>
- [8] Borglund, C. (2022) Artificial Intelligence in Architecture and Its Impact on Design Creativity: A Study on How Artificial Intelligence Affect Creativity in the Design Process. <https://www.semanticscholar.org/paper/Artificial-Intelligence-in-Architecture-and-its-on-Borglund-Gustavsson/bee88f6b54d327f4bfc1f992f3bc607de6badb0c#1>

-
- [9] Tursunbayeva, A., Fernandez, V., Gallardo-Gallardo, E. and Moschera, L. (2026) Artificial Intelligence and Digital Data in Recruitment. Exploring Business and Engineering Candidates' Perceptions of Organizational Attractiveness. *Euro-pean Management Journal*, **44**, 235-244. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2025.03.002>
- [10] 刘行, 张昊天, 田轩. 人工智能、人力资本结构与灵活用工——来自在线招聘大数据的经验证据[J]. *经济研究*, 2025, 60(7): 240-260.
- [11] 周十同, 王晓丹, 石玉堂. 人工智能与实体经济深度融合对企业就业变动的影响及作用机制[J]. *北京工业大学学报(社会科学版)*, 2026, 26(1): 84-103.
- [12] 葛林羽, 安同良. 人工智能对中国就业结构影响机制及优化路径研究[J]. *政治经济学评论*, 2025, 16(4): 39-57.
- [13] 张米尔, 张霖霖, 黄思婷. 发展视角的人工智能就业效应: 基于文献挖掘的元分析[J]. *中国软科学*, 2025(3): 68-78.
- [14] 付明辉, 邓铭生, 刘传江. 技术创新的劳动力流动分化效应[J]. *中国农村经济*, 2025(11): 103-123.
- [15] 张梦悦, 周思扬, 李世刚. 产业多样性对人力资本配置效率的影响研究[J]. *经济科学*, 2025(5): 98-118.
- [16] Aghion, P., Blundell, R., Griffith, R., Howitt, P. and Prantl, S. (2009) The Effects of Entry on Incumbent Innovation and Productivity. *Review of Economics and Statistics*, **91**, 20-32. <https://doi.org/10.1162/rest.91.1.20>
- [17] Teece, D.J. (2018) Business Models and Dynamic Capabilities. *Long Range Planning*, **51**, 40-49. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2017.06.007>
- [18] Katz, L.F. and Murphy, K.M. (1992) Changes in Relative Wages, 1963-1987: Supply and Demand Factors. *The Quarterly Journal of Economics*, **107**, 35-78. <https://doi.org/10.2307/2118323>