

【数字经济】

企业人工智能应用与劳动力配置效率

——来自中国上市公司的证据

赵周华 荆若童

摘 要：在人口红利逐渐消退与经济迈向高质量发展阶段的背景下，提升要素配置效率是转换经济增长动力的重要抓手。人工智能作为新质生产力的核心驱动要素，正深刻重塑企业生产方式与要素配置模式。本文以2012—2024年中国A股上市公司为研究样本，运用文本挖掘方法构建企业人工智能应用水平指标，实证检验企业人工智能应用对劳动力配置效率的影响及其内在机理。研究表明，企业深化人工智能应用能够显著提升劳动力配置效率，该结论在经过工具变量内生性处理及多重稳健性检验后依然成立。机制检验发现，企业人工智能应用主要通过两条路径产生赋能作用：一是通过替代重复性低技能岗位、强化智能技术与高技能劳动力的互补效应，推动人力资本结构高级化，进而缓解劳动力要素错配问题；二是缓解信息不对称，进而提升组织治理水平，尽管企业智能化转型的适配调整过程在短期内会导致管理成本小幅增加，但长期来看有助于降低组织摩擦成本并提升资源配置效率。此外，异质性分析表明，人工智能对劳动力配置效率的提升效应在小规模企业、非国有企业、劳动密集型企业以及具备高技术研发资源积累的企业中表现得更为显著，这意味着人工智能赋能效应的发挥依赖企业自身能力基础与外部制度环境。研究不仅丰富了数字技术与要素配置的交叉研究体系，也为加快构建包容性劳动力市场、制定差异化智能化扶持政策提供经验证据。

关键词：人工智能；劳动力配置效率；人力资本结构；组织治理；资源错配

作者简介：赵周华，内蒙古科技大学经济与管理学院教授（包头 014010）；荆若童，内蒙古科技大学经济与管理学院（包头 014010）

基金项目：国家自然科学基金项目“老龄化背景下延迟退休对劳动力市场和社保养老基金的影响研究”（72564034）；国家自然科学基金项目“老龄化背景下我国农村多维贫困的测度、致贫因素及扶贫政策研究”（71964027）；内蒙古自治区自然科学基金面上项目“老龄化背景下中国老年相对贫困的识别及治理研究”（2021MS07018）；内蒙古自治区自然科学基金面上项目“数字技能、社会支持与老年人口健康促进：效果测度、机制探究与政策建议”（2025MS07027）

DOI 编码：10.19941/j.cnki.CN31-1957/F.2026.04.002

当前，中国经济正处于由高速增长转向高质量发展的关键阶段。随着人口老龄化加剧与人口红利逐步消退，以往依托要素规模扩张的粗放式发展模式已难以为继。在此背景下，优化资源配置、提升全要素生产率（TFP）成为推动经济动能转换的关键突破口。

劳动力作为最活跃的生产要素，其配置效率直接决定了微观企业的产出绩效与宏观经济的增长质量。根据新古典生产理论框架，在完全竞争市场中，企业实现利润最大化的前提是生产要素边际产出等于其边际成本。然而，在现实经济中，受信息不对称、就业歧视、制度壁垒等多重因素制约，企业劳动力投入规模往往偏离最优均衡水平，形成长期劳动力资源错配^①。若要实现宏观经济提质增效，核心在于破除各类要素流动壁垒，畅通劳动力资源市场化配置渠道。

近年来，人工智能技术的蓬勃发展为破解上述要素配置难题提供了全新路径与可行方案。作为新质生产力的重要技术驱动力，人工智能凭借其在数据处理、算法优化与智能决策等方面的独特优势，正在重塑企业的生产方式和要素配置模式。现有文献主要从两个维度讨论人工智能的经济效应。一是从分配视角关注人工智能对就业规模与工资结构的影响。李磊等、李媛和胡成林分别基于微观企业数据和人工智能试验区政策研究发现，以人工智能为核心的智能化装备与数字技术整体上具有稳就业效应，但对低技能劳动力存在结构性替代风险^②；余玲铮等指出，机器人渗透会削弱劳动者的特定技能黏性，推动企业雇佣合同趋于短期化^③；卢艳和桂林翠则从宏观层面指出，人工智能技术会引发劳动力市场供需结构性失衡，加剧就业不平等与收入差距^④。二是从产出视角分析数字技术对企业创新与全要素生产率的影响。欧阳嘉文等研究指出，人工智能技术能够显著提升企业营收和全要素生产率^⑤；任英华等指出，人工智能技术创新通过推动企业生产经营各个环节降本增效，进而提升企业营收与生产效率^⑥；Babina 等基于美国企业微观数据研究发现，人工智能应用显著促进了企业产品创新与营收增长，其核心机制在于人工智能赋能高技能劳动力从事更具创新性的高附加值工作^⑦。

然而，现有研究主要关注劳动力规模和结构变化，较少涉及劳动力配置效率问题。事实上，人工智能通过提高信息处理效率、优化岗位匹配、完善绩效考核与优化人力资

① Christopher M, “The Agile Supply Chain: Competing in Volatile Markets”, in *Industrial Marketing Management*, 2000, Vol.29, No.1, pp.37—44.

② 李磊、王小霞、包群：《机器人的就业效应：机制与中国经验》，《管理世界》2021年第9期，第104—119页；李媛、胡成林：《人工智能创新发展具有稳就业效应吗？——来自国家新一代人工智能创新发展试验区的经验证据》，《商业研究》2025年第5期，第86—97页。

③ 余玲铮、张沛康、魏下海：《机器人如何影响劳动力市场雇佣关系：“技术-技能”重塑机制的解释》，《学术研究》2021年第2期，第100—107+178页。

④ 卢艳、桂林翠：《人工智能技术对我国就业及收入的影响分析》，《中国科学院院刊》2025年第4期，第642—651页。

⑤ 欧阳嘉文、梅国平、何珏等：《人工智能赋能企业高质量发展》，《当代财经》2025年12月19日网络首发，<https://doi.org/10.13676/j.cnki.cn36-1030/f.20251218.001>。

⑥ 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》，《经济管理》2023年第9期，第50—67页。

⑦ Babina T, Fedyk A, He A, et al., “Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation”, in *Journal of Financial Economics*, 2024, Vol.151, No.103745.

源配置决策,能够缓解劳动力要素配置扭曲;但与此同时,企业智能化转型也可能带来组织调整成本与要素结构性摩擦,在短期内加剧要素错配^①。据此,企业人工智能应用是否能提升劳动力资源配置效率?该影响在不同类型企业中是否存在显著异质性?具体作用机制是什么?本文将重点围绕上述问题展开深入分析与实证检验。

相较于既有研究,本文的边际贡献体现在以下三个方面:第一,在研究视角上,本文将人工智能纳入资源错配分析框架,从企业微观层面探讨其对劳动力配置效率的影响,丰富了数字技术与要素配置的交叉研究体系;第二,在变量构建上,本文基于文本挖掘方法构建企业人工智能应用水平指标,更为精准地刻画了企业智能化转型的真实水平与战略取向,弥补了仅以工业机器人等硬件指标衡量人工智能应用水平的片面缺陷;第三,在实践逻辑上,本文通过对信息效应、管理效应及人力资本结构效应的检验,深入剖析了人工智能赋能劳动力配置优化的内在作用机制,为理解新质生产力的形成路径提供了经验证据。

一、理论分析与研究假说

企业劳动力配置效率反映企业实际要素投入与最优水平之间的偏离程度,其影响因素可以从供给侧和需求侧两方面进行归纳。在供给侧,人力资本的结构与质量决定了劳动力要素能否与企业生产需求精准匹配^②;在需求侧,组织内部的治理水平决定了企业管理者能否作出科学、高效的劳动力配置决策^③。人工智能作为一种通用目的技术,对企业劳动力配置效率的影响也可从上述两个方面进行分析。具体而言,企业应用人工智能可以推动技能偏向型技术变革(SBTC),重塑内部人力资本结构,引导劳动力要素流向高边际产出岗位;同时,企业应用人工智能还可以降低企业内部的信息获取与处理成本,有效缓解委托-代理问题,提升企业劳动力配置决策的科学性与有效性。

(一)人力资本结构升级机制

技术进步对劳动力市场的影响是经济学研究的重点之一。早期的要素增强型技术进步理论认为,技术进步会同等幅度提升各类生产要素生产率,对劳动力技能结构的影响相对中性。然而,随着信息技术与自动化生产的持续进步,技能偏向型技术变革理论逐渐成为理解现代技术进步对劳动力市场作用效应的主流分析框架^④。该理论认为,人工智能等新兴技术与高技能劳动力之间存在要素互补效应,对低技能劳动力则表现为要素替

① 柏培文、张云:《数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益》,《经济研究》2021年第5期,第91—108页;沈可、石笑峰、张安妮:《人工智能发展何以赋能高质量就业》,《人口研究》2026年第1期,第51—67页。

② Hsieh C T, Klenow P J, "Misallocation and Manufacturing TFP in China and India", in *The Quarterly Journal of Economics*, 2009, Vol.124, No.4, pp.1403—1448.

③ Le A T, Tran T P, "Corporate Governance and Labor Investment Efficiency: International Evidence from Board Reforms", in *Corporate Governance: An International Review*, 2022, Vol.30, No.5, pp.555—583.

④ Acemoglu D, Restrepo P, "The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment", in *American Economic Review*, 2018, Vol.108, No.6, pp.1488—1542.

代效应，新技术的渗透扩散将重构企业劳动需求结构，推动人力资本结构优化升级，提升高技能劳动力占比、降低低技能劳动力占比。该理论为理解人工智能影响企业人力资本结构提供了系统的分析框架。

第一，替代低技能劳动力，减少冗余用工。人工智能在模式识别、流程自动化与规则执行等方面具有显著的比较优势，能够高效完成规则明确、重复性强的生产任务。这类任务通常由低技能劳动力承担，对应岗位技术含量与边际产出相对有限，人员配置环节易因技能错配出现人岗不匹配问题。企业应用人工智能后，在可自动化的任务环节，人工智能的边际产出通常高于低技能劳动力，企业为追求生产成本最小化与生产效率最大化，倾向于使用资本替代劳动力。这一替代行为会直接降低企业对低技能劳动力的需求，并且随着人工智能应用的不断深化，低技能劳动力就业比重的降幅会持续扩大^①。企业在不减少产出的前提下优化劳动力投入，会缩小企业实际劳动力配置与最优配置之间的偏离程度，进而缓解企业内部的劳动力错配问题，提升企业劳动力配置效率。

第二，互补高技能劳动力，拓展产出上限。与对低技能劳动力的替代逻辑不同，人工智能对高技能劳动力表现出显著的互补效应。人工智能通过数据整合、预测分析帮助高技能劳动力突破信息处理能力约束，使其能将更多的精力用于提升创新效率与决策质量，从而提高自身边际产出^②。从企业角度来看，高技能劳动力边际产出的提高意味着企业可以在既定要素投入下实现更高的产出水平^③。在工资水平短期相对刚性的情况下，人工智能对高技能劳动力的互补效应会推高高技能劳动力的边际产出，企业将获得超额收益。企业会增加对高技能劳动力的需求，直至边际产出回落到与工资相等的水平。因此，人工智能对高技能劳动力的互补效应不仅能通过拓展产出上限提升企业生产效率，还能通过引导企业增加高技能劳动力用工规模，缩小实际劳动力配置与最优配置水平的偏离程度。

综上，企业人工智能应用能够通过替代低技能劳动力、减少冗余用工，以及互补高技能劳动力、提高边际产出两条路径协同发挥赋能作用，提升企业劳动力配置效率。任英华等基于中国 A 股上市公司数据的研究表明，人力资本结构高级化程度越高的企业，人工智能的赋能作用越显著，从侧面印证了上述作用机制^④。基于上述分析，本文提出如下研究假说。

假说 1：企业人工智能应用通过推动人力资本结构升级，进而提升劳动力配置效率。

（二）组织端治理优化机制

从公司治理视角出发，劳动力配置效率不仅取决于人力资本结构，还受到企业内部

① 谢萌萌、夏炎、潘教峰等：《人工智能、技术进步与低技能就业——基于中国制造业企业的实证研究》，《中国管理科学》2020 年第 12 期，第 54—66 页。

② 潘珊、郭凯明：《人工智能、岗位结构变迁与服务型制造》，《中国工业经济》2024 年第 4 期，第 57—75 页。

③ Babina T, Fedyk A, He A, et al., “Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation”, in *Journal of Financial Economics*, 2024, Vol.151, No.103745.

④ 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》，《经济管理》2023 年第 9 期，第 50—67 页。

治理水平的制约^①。在委托-代理理论 (PAT) 框架下, 信息不对称会引发两类代理问题。一是逆向选择, 在招聘与晋升环节, 企业管理者难以甄别候选人真实能力、摸清其求职诉求, 决策难以完全客观理性, 易受个人偏好、私人关系和认知偏差等干扰, 滋生“裙带招聘”等低效决策。二是道德风险, 在日常管理环节, 受监管成本与信息不对称约束, 管理者难以对员工绩效进行客观评估与及时反馈, 员工也可能因此压低自身劳动产出, 在团队协作中产生“搭便车”行为; 此外, 在传统层级治理模式下, 中间管理层在信息传递过程中可能存在选择性传达或延迟反馈, 加剧信息不对称程度, 多种问题叠加致使企业劳动力投入偏离帕累托最优状态, 诱发要素错配。Oh 和 Park 研究发现, 治理结构健全的企业可通过缓解代理问题优化劳动力配置^②; 杨天山等研究发现, 企业数字化发展能够有效缓解委托-代理问题, 提升企业劳动力资源配置效率^③。

企业应用人工智能可实现数据驱动替代主观判断, 降低甄别成本。人工智能驱动的招聘筛选与绩效评估系统可以构建标准化的能力评测体系, 将员工表现及时量化为可比较的数据指标, 能够系统性缩小主观因素的干扰空间, 促使人岗匹配趋于客观与精准。这种基于数据的动态反馈还有助于形成“优胜劣汰”的工作环境, 促使劳动力要素更快流向企业内部高效率部门。此外, 企业应用人工智能还可提高信息传递效率, 畅通决策通道, 具体表现为搭建统一的智能管理系统, 跨部门、跨层级整合企业内部信息, 减少层级传递引发的信息延迟与失真, 为劳动力要素的动态调整筑牢信息支撑基础。黄群慧等的研究也指出, 数字化技术促使数据在各部门间快速流动, 打破传统企业内部“碎片化”管理状态, 形成“扁平化”治理结构, 既能缓解信息不对称, 又可制衡高管权力滥用^④。

综合上述分析, 企业应用人工智能可以系统性缓解企业内部的信息不对称及代理问题, 推动管理层优化用工决策、提升组织治理水平, 进而提升企业整体劳动力配置效率。据此, 本文提出如下研究假说。

假说 2: 企业人工智能应用通过提升组织治理水平, 进而提升劳动力配置效率。

(三) 企业人工智能应用对劳动力配置效率的总影响

通过上述两个机制的理论推演可知, 企业人工智能应用通过人力资本结构升级、组织治理优化两条路径互为补充、共同发力, 最终推动企业实际劳动力配置向帕累托最优状态收敛。据此, 本文提出如下基准假说。

假说 0: 企业人工智能应用能够提升劳动力配置效率。

① Jensen M C, Meckling W H, “Theory of the Firm: Managerial Behavior, Agency Costs and Ownership Structure”, in *Journal of Financial Economics*, 1976, Vol.3, No.4, pp.305—360.

② Oh H, Park S, “Does Corporate Governance Affect Labor Investment Efficiency?”, in *Sustainability*, 2022, Vol.14, No.8, No.4599.

③ 杨天山、石福才、武可栋:《数字化发展如何影响企业劳动力资源配置效率》,《企业经济》2024 年第 6 期,第 58—67 页。

④ 黄群慧、余泳泽、张松林:《互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验》,《中国工业经济》2019 年第 8 期,第 5—23 页。

二、研究设计

（一）模型设定

为检验人工智能应用对企业劳动力配置效率的影响，本文构建如下双向固定效应模型：

$$LAE_{it} = \beta_0 + \beta_1 AI_{it} + \gamma Controls_{it} + \mu_j + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

式中：被解释变量 LAE_{it} 表示企业 i 在第 t 年的劳动力配置效率，数值越大表示劳动力资源配置越合理；核心解释变量 AI_{it} 反映企业对人工智能技术的应用程度，其核心参数 β_1 为正表明人工智能应用可以提升企业劳动力配置效率； $Controls_{it}$ 为一组控制变量，控制企业微观特征对劳动力配置效率的影响； μ_j 和 λ_t 分别表示行业固定效应和时间固定效应（其中 j 表示企业 i 所属的行业）； ε_{it} 为随机扰动项；本文在回归中采用聚类到行业层面的稳健标准误，以此解决同一行业内企业扰动项存在自相关的问题。

（二）变量定义与测度

1. 被解释变量

本文参考步晓宁等的测算方法^①，以企业劳动力错配程度反向表征企业的劳动力配置效率。根据新古典经济学理论，在不存在资源扭曲的条件下，企业为实现利润最大化，会持续调整要素投入直至要素的边际产出等于边际成本。然而，在现实生产经营中，由于信息不对称、调整成本及制度性摩擦等因素的存在，企业的劳动力边际产出往往偏离其边际成本，偏离程度越小，意味着企业劳动力配置越接近帕累托最优状态。

设定企业生产函数满足柯布-道格拉斯（C-D）生产函数形式，即：

$$Y_{it} = A_{it} K_{it}^\alpha L_{it}^\beta \quad (2)$$

式中： Y_{it} 为企业产出； K_{it} 为资本投入； L_{it} 为劳动力投入； A_{it} 为全要素生产率； α 和 β 分别为资本产出弹性和劳动产出弹性。

对式（2）两边取对数，得到线性回归模型如下：

$$\ln Y_{it} = \ln A_{it} + \alpha \ln K_{it} + \beta \ln L_{it} + e_{it} \quad (3)$$

为了准确计算劳动力边际产出，首先需要估计劳动产出弹性 β 。由于生产函数中可能存在计量偏差问题，即企业不可观测的异质性生产率变动会影响要素投入决策，直接使用简单线性估计方法会导致系数有偏。鉴于此，本文参考李静和翁美慧的处理方法^②，使用OP法对 β 进行无偏估计。OP法以企业投资作为生产率冲击的代理变量，通过构建投资方程修正样本选择性偏差，能够较为准确地估计资本产出弹性与劳动产出弹性^③。

基于估计得到的劳动产出弹性 $\hat{\beta}$ ，企业 i 在 t 年的劳动边际产出可以表示为：

① 步晓宁、张天华、张少华：《通向繁荣之路：中国高速公路建设的资源配置效率研究》，《管理世界》2019年第5期，第44—63页。

② 李静、翁美慧：《薪酬税收激励与企业劳动力配置效率》，《兰州财经大学学报》2025年10月22日网络首发，<https://link.cnki.net/urlid/62.1213.F.20251021.1808.002>。

③ Olley S, Pakes A, “The Dynamics of Productivity in the Telecommunications Equipment Industry”, in *Econometrica*, 1996, Vol.64, No.6, pp.1263—1297.

$$MPL_{it} = \hat{\beta} Y_{it}/L_{it} \quad (4)$$

根据资源错配理论,劳动力错配程度表现为劳动力边际产出与劳动力实际价格之间的偏离程度,即:

$$MisLabor_{it} = |\ln MPL_{it} - \ln w_{it}| \quad (5)$$

式中: w_{it} 为企业的平均劳动力成本,用“支付给职工以及为职工支付的现金”除以“员工人数”来衡量。 $MisLabor_{it}$ 数值越大,表明企业实际的劳动力投入与其最优水平偏离越远,劳动力配置效率越低。为了直观解释,本文对其取负数作为劳动力配置效率 LAE_{it} ,即:

$$LAE_{it} = -MisLabor_{it} = -|\ln MPL_{it} - \ln w_{it}| \quad (6)$$

2. 核心解释变量

由于缺乏对企业人工智能资本存量的直接统计,当前研究往往采用工业机器人安装量作为代理变量。然而,这种基于硬件的指标无法体现人工智能在非制造业领域的应用。因此,本文运用数据挖掘和自然语言处理技术,对上市公司年报文本进行深度挖掘,以此构建企业层面人工智能应用水平指标。

指标构建步骤如下:首先以姚加权等基于 2007—2018 年中国上市公司年报构建的包含 73 组核心词汇的人工智能词典为基础^①,同时结合 *AI Index Report* 等行业报告,补充了“生成式人工智能、大语言模型、智能体、数据中心”等反映最新技术趋势的关键词,形成本文的人工智能关键词识别词典;其次使用 Python 软件的 jieba 分词库对上市公司年报中的“经营情况讨论与分析(MD&A)”部分进行分词,并将扩充后的人工智能词典作为自定义词典导入,确保专业术语被正确识别;最后通过统计每家上市公司在年报 MD&A 文本中出现的人工智能关键词总频数,生成企业人工智能应用水平指标。计算公式如下:

$$AI_{it} = \ln(1 + Word_{it}) \quad (7)$$

式中: $Word_{it}$ 为企业 i 第 t 年人工智能关键词总词频。

3. 控制变量

控制变量的设定旨在减轻遗漏变量偏误,本文围绕企业基本特征、盈利能力与财务状况、公司治理结构及外部竞争环境选取如下控制变量。企业规模(*Size*)以企业资产总计取对数衡量,企业规模越大则组织结构与分工越复杂,技术吸收与资本配置能力越强。员工规模(*Employ*)以员工人数取对数衡量,用以控制劳动力投入规模差异。总资产收益率(*ROA*)衡量企业盈利能力,高盈利企业通常生产效率更高、内部资金更充裕,在要素配置与技术投入上更具优势。资产负债率(*LEV*)反映企业财务杠杆与融资约束程度,较高的负债水平可能挤占企业用于技术升级、人力资本优化的资金投入空间。企业成长性(*Growth*)以营业收入增长率度量,以控制劳动力配置效率的阶段性差异。

公司治理方面,董事会规模(*Board*)反映企业治理结构复杂程度;独立董事占比(*Indep*)体现董事会独立性;两职合一(*Dual*)为虚拟变量,表征董事长与总经理是否兼任。治理结构通过战略决策、监督机制与资源配置等路径影响劳动力配置效率。

① 姚加权、张银澎、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》,《管理世界》2024 年第 2 期,第 101—116+133+117—122 页。

行业集中度（*HHI*）用以衡量市场竞争程度，竞争环境既影响企业优化人力资源的决策，也可能改变企业对人工智能技术的采纳行为，纳入模型可控制外部市场环境带来的潜在干扰。

（三）样本选择与数据来源

本文选取 2012—2024 年中国 A 股上市公司为研究样本。这一时间跨度涵盖了深度学习技术大规模商业应用到中国企业全面数字化转型的关键时期，有助于考察人工智能应用对企业用工行为的影响。为确保数据质量和研究可靠性，本文对初始样本进行如下处理：（1）剔除金融保险类企业，金融行业在业务模式、监管要求、劳动力配置特征等方面与实体企业存在显著差异，不适合纳入本研究样本；（2）剔除当年被标记为 ST 或 *ST 的企业样本；（3）剔除关键变量存在缺失值的样本，保证回归分析的有效性；（4）对所有连续型变量进行双侧 1% 缩尾处理，以削弱极端值的干扰。经过上述筛选与处理，本文最终得到包含 4 633 家企业、34 105 个观测值的非平衡面板数据。

企业财务数据与基本信息来源于 CSMAR 数据库；本文通过 Python 爬虫工具从巨潮资讯网获取上市公司年度报告 PDF 文件，并利用自然语言处理技术进行文本挖掘获得相关文本数据。主要变量的描述性统计结果如表 1 所示。

表 1 描述性统计结果

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>LAE</i>	34 105	-1.483	0.760	-6.729	0.000
<i>AI</i>	34 105	1.043	1.287	0.000	6.404
<i>Size</i>	34 105	22.386	1.276	19.525	26.452
<i>Employ</i>	34 105	7.745	1.220	4.174	11.181
<i>ROA</i>	34 105	0.031	0.065	-0.556	0.222
<i>LEV</i>	34 105	0.425	0.199	0.038	0.910
<i>Growth</i>	34 105	0.129	0.373	-0.673	5.076
<i>Board</i>	34 105	2.113	0.196	1.609	2.708
<i>Indep</i>	34 105	0.377	0.053	0.286	0.600
<i>Dual</i>	34 105	0.294	0.456	0.000	1.000
<i>HHI</i>	34 105	0.079	0.080	0.013	0.797

三、实证结果与分析

（一）基准回归结果

表 2 报告了企业人工智能应用对劳动力配置效率影响的基准回归结果。为全面展示变量间的关系并检验结果的稳健性，本文采用渐进式回归策略，逐步加入控制变量和固定效应。列（1）未加入任何控制变量和固定效应，*AI* 的估计系数为 0.081，且在 5% 的水平上显著；列（2）在控制行业固定效应与时间固定效应后，*AI* 的估计系数为 0.023，且在 10% 的水平上显著；列（3）在列（1）的基础上加入控制变量，但不控制固定效应，

AI 的估计系数为 0.048，仍在 10% 的水平上显著；列（4）为完整基准模型，同时纳入控制变量、时间固定效应和行业固定效应，结果显示，*AI* 的估计系数为 0.030，且在 1% 的水平上显著为正。这一结果表明，在充分考虑各类干扰因素和控制样本异质性特征后，企业人工智能应用对劳动力配置效率具有显著的正向促进作用。

从控制变量来看，在列（4）完整模型中，企业规模（*Size*）、员工规模（*Employ*）的估计系数均显著为正，表明规模大的企业劳动力配置效率更高，原因可能在于大型企业具备更为完善的人力资源管理制度、更强的资源整合能力以及更专业化的分工协作体系。总资产收益率（*ROA*）的估计系数显著为负，原因可能在于盈利状况较好的企业组织变革壁垒更高，劳动力结构调整成本相对更高。资产负债率（*LEV*）和企业成长性（*Growth*）的估计系数显著为负，表明高杠杆及过高的营业收入增速会对企业劳动力配置效率产生抑制作用。董事会规模（*Board*）和独立董事占比（*Indep*）的估计系数显著为正，表明良好的公司治理结构有助于提升劳动力配置效率。两职合一（*Dual*）和行业集中度（*HHI*）的估计系数不显著。整体而言，各控制变量的回归结果与杨天山等的研究结论^①基本一致。各列模型调整后的拟合优度（*R*²）逐步上升，表明模型整体拟合效果较好。

表 2 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>LAE</i>			
<i>AI</i>	0.081** (0.038)	0.023* (0.013)	0.048* (0.029)	0.030*** (0.011)
<i>Size</i>	—	—	0.317*** (0.046)	0.388*** (0.019)
<i>Employ</i>	—	—	0.327*** (0.050)	0.359*** (0.021)
<i>ROA</i>	—	—	-2.143*** (0.174)	-1.780*** (0.140)
<i>LEV</i>	—	—	-1.146*** (0.171)	-0.848*** (0.071)
<i>Growth</i>	—	—	-0.219*** (0.016)	-0.184*** (0.016)
<i>Board</i>	—	—	0.246*** (0.081)	0.139*** (0.040)
<i>Indep</i>	—	—	0.435** (0.184)	0.429*** (0.137)
<i>Dual</i>	—	—	0.018 (0.022)	0.019 (0.011)
<i>HHI</i>	—	—	-0.181 (0.554)	0.124 (0.116)

① 杨天山、石福才、武可栋：《数字化发展如何影响企业劳动力资源配置效率》，《企业经济》2024 年第 6 期，第 58—67 页。

(续表 2)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	LAE			
常数项	-1.568*** (0.086)	-1.508*** (0.013)	2.931*** (0.815)	4.368*** (0.346)
行业固定效应	未控制	控制	未控制	控制
时间固定效应	未控制	控制	未控制	控制
样本量	34 105	34 105	34 105	34 105
调整后的 R^2	0.019	0.410	0.299	0.604

注：*、**、*** 分别表示回归系数在 10%、5%、1% 的水平上显著；括号内为行业层面聚类标准误；下同。

（二）稳健性检验

1. 更换被解释变量

为排除劳动力配置效率测度方法对核心结论的敏感性，本文选用两种替代指标重新进行回归检验。第一，本文借鉴 Akerberg 等的研究方法^①，采用 ACF 方法重新测算劳动产出弹性，并据此计算劳动力配置效率（ LAE_ACF ），将其作为被解释变量的替代指标。第二，本文参考吕承超和王志阁的做法^②，以企业劳动力使用成本相对行业平均水平的偏离程度衡量劳动力资源错配程度（ LAE_MIS ），与效率类指标不同，该指标为“负向指标”。由表 3 列（1）可见，当采用 ACF 法测算的效率指标为被解释变量时， AI 的估计系数仍在 1% 的水平上显著为正；由表 3 列（2）可见，在以劳动力资源错配程度为被解释变量时， AI 的估计系数在 10% 的水平上显著为负，表明企业人工智能应用能够明显缓解劳动力错配问题。两种替代指标的回归结果经济含义方向保持一致，证实企业人工智能应用能够提升劳动力配置效率，基准回归结论不受测度方法影响。

2. 更换核心解释变量

考虑到文本指标基于年报文本分析可能存在的主观披露偏差与测量误差，本文构建企业人工智能应用的客观指标重新进行回归检验。本文以企业人工智能相关专利申请数量加 1 取对数得到企业人工智能应用水平的替代变量（ AI_Patent ）。专利数据能够更直接反映企业人工智能领域的实质性投入，是衡量企业人工智能应用深度的有效指标。表 3 列（3）结果显示， AI_Patent 的估计系数在 1% 的水平上显著为正，与基准回归结果保持一致，进一步验证了研究结论的可靠性。

3. 剔除极端样本

尽管前文已对主要连续变量进行双侧 1% 缩尾处理，但为彻底排除极端值可能产生的潜在干扰，本文进一步对被解释变量和核心解释变量采用双侧 1% 缩尾标准重新处理，并进行回归分析。表 3 列（4）结果显示， AI 的估计系数仍在 1% 的水平上显著为正，表

① Akerberg D A, Caves K, Frazer G, “Identification Properties of Recent Production Function Estimators”, in *Econometrica*, 2015, Vol.83, No.6, pp.2411—2451.

② 吕承超、王志阁：《要素资源错配对企业创新的作用机制及实证检验——基于制造业上市公司的经验分析》，《系统工程理论与实践》2019 年第 5 期，第 1137—1153 页。

明本文结论并非由极端样本值驱动。

4. 改变样本窗口期

考虑到人工智能技术发展的阶段性特征以及外部宏观冲击可能带来的干扰，本文对样本窗口期进行调整。一方面，2017 年国务院印发《新一代人工智能发展规划》，自此国内企业人工智能应用进入快速发展阶段；在此之前，人工智能技术尚处于萌芽期，其对劳动力配置效率的影响相对较弱；另一方面，2020 年新冠肺炎疫情对企业生产经营造成严重冲击，远程办公、用工规模收缩等非常规经营行为，可能导致劳动力配置效率出现异常波动，干扰因果关系的识别。为此，本文将样本期缩短至 2017—2019 年，剔除技术萌芽期与疫情冲击期的观测样本，以此精准识别人工智能应用对企业劳动力配置效率的净效应。表 3 列（5）结果显示，在调整后的时间窗口内，*AI* 的估计系数仍在 5% 的水平上显著为正，进一步证实基准研究结论的稳健性。

5. 控制高技能员工占比

需要指出，式（5）中采用平均劳动成本（ w_{it} ）测算指标，会忽略企业内部人力资本结构的异质性。当企业大规模应用人工智能时，通常会精简低技能员工、高薪引进高技能人才，该类人员结构调整不可避免地会推高企业整体工资水平，若工资上涨幅度超过劳动力边际产出增长幅度，会造成劳动力错配程度扩大。表 3 列（6）结果显示，在控制高技能员工占比（*HighSkill*）后，人工智能应用对劳动力配置效率的正向影响依然显著，同时高技能人才占比越高的企业，人工智能提升劳动力配置效率的边际效应越强。

表 3 稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	LAE_ACF	LAE_MIS	LAE			
			更换核心解释变量	剔除极端样本	改变样本窗口期	控制高技能员工占比
<i>AI</i>	0.033*** (0.011)	-0.021* (0.011)	—	0.033*** (0.009)	0.023** (0.011)	0.021*** (0.008)
<i>AI_Patent</i>	—	—	0.026*** (0.009)	—	—	—
<i>HighSkill</i>	—	—	—	—	—	0.076** (0.001)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	34 105	34 105	34 105	34 105	9 439	25 821
调整后的 R^2	0.597	0.067	0.604	0.601	0.593	0.584

注：列（1）劳动力配置效率为正向指标；列（2）劳动力错配程度为负向指标；列（3）人工智能专利数据来源于 CNRDS 数据库；列（6）高技能员工定义为企业研发人员。

（三）内生性检验

鉴于企业人工智能应用水平与劳动力配置效率之间可能存在双向因果关系，同时遗

漏变量偏误也可能影响估计结果，本文分别采用滞后变量法与工具变量法进行内生性检验，增强因果识别结果的可靠性。

考虑到人工智能投入存在技术路径依赖与动态累积特征，而劳动力错配程度也会受到既往技术冲击的持续影响，本文分别引入人工智能指标的滞后一期与滞后两期项进行回归分析，同时构建包含当期与滞后项的静态回归模型。表4结果显示，与基准回归系数相比，各滞后项系数略有下降但数量级基本一致，表明人工智能应用对劳动力配置效率的影响并非仅由同期冲击所驱动，而是具有一定的动态持续性。滞后变量检验结果与基准结论保持一致，可初步排除反向因果导致的估计偏误。

表4 内生性检验：滞后变量法

变量	(1)	(2)	(3)
	LAE		
	滞后一期	滞后二期	动态模型(当期+滞后一期)
<i>AI</i>	—	—	0.021*** (0.005)
<i>L1_AI</i>	0.026*** (0.007)	—	0.009* (0.005)
<i>L2_AI</i>	—	0.024*** (0.007)	—
控制变量	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
样本量	29 472	25 258	29 472
调整后的 R^2	0.605	0.606	0.605

注：*L1_AI*与*L2_AI*分别为*AI*变量滞后一期和滞后二期变量；列(3)为同时纳入当期*AI*与滞后一期*L1_AI*的动态面板模型。

为进一步克服潜在的内生性问题，本文采用工具变量法进行两阶段最小二乘(2SLS)估计。参考Fisman和Svensson的做法^①，构造反映外部技术环境的同群体均值变量作为工具变量。工具变量具体设置如下：(1)同行业其他企业在同年份的人工智能应用水平均值(*IV_Industry*)；(2)同省份其他企业在同年份的人工智能应用水平均值(*IV_Province*)。上述工具变量均采用leave-one-out方式计算，即在计算群体均值时剔除样本企业自身的观测值，以避免均值内生偏误。同行业其他企业的人工智能应用水平可通过技术溢出等渠道作用于本企业的人工智能投入，满足工具变量相关性假设；同时，行业平均人工智能应用水平不会直接决定企业用工成本或直接影响其内部决策，满足外生性约束。同省份其他企业的人工智能应用水平反映区域技术采纳程度与政策支持力度，同样符合相关性条件；而省份层面的宏观加总指标与微观企业的劳动力配置效率的扰动项无直接关联，地区环境不会绕过企业技术水平直接影响其内部用工，满足

① Fisman R, Svensson J, “Are Corruption and Taxation Really Harmful to Growth? Firm Level Evidence”, in *Journal of Development Economics*, 2007, Vol.83, No.1, pp.63—75.

外生性要求。表 5 列（1）和列（3）为第一阶段回归结果，可见两类工具变量均与企业人工智能应用水平（*AI*）在 1% 的水平上显著正相关。对应的 *F* 统计量分别为 74.36 与 32.54，远高于 Stock-Yogo 检验下 10% 显著性水平对应的弱工具变量临界值 16.38，证明不存在弱工具变量问题。表 5 列（2）和列（4）为第二阶段回归结果，可见两种工具变量的估计结果与基准回归结果保持一致，再次印证基准回归结论稳健可靠。

综合滞后变量回归与工具变量 2SLS 估计结果，可以认为本文的核心结论并非由反向因果或遗漏变量偏误所驱动，具备稳健的因果推断效力。

表 5 内生性检验：工具变量法

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	一阶段 <i>AI</i>	二阶段 <i>LAE</i>	一阶段 <i>AI</i>	二阶段 <i>LAE</i>
<i>IV_Industry</i>	0.380*** (0.044)	—	—	—
<i>IV_Province</i>	—	—	0.221*** (0.039)	—
<i>AI</i>	—	0.060* (0.036)	—	0.234*** (0.062)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	34 099	34 099	34 099	34 099
KP rk Wald 检验 <i>F</i> 统计量	74.36	—	32.54	—

（四）异质性分析

为考察不同企业特征下人工智能应用对劳动力配置效率的差异化影响，本文从企业规模、所有制性质、要素密集度、研发强度、地区发展水平五个维度构建交互项模型进行异质性检验。划分标准如下：企业规模以年度总资产对数值的样本中位数为界，低于中位数的企业归为小规模企业并作为参照组，高于中位数的企业归为大规模企业并作为处理组；所有制层面以非国有企业为参照组，国有企业为处理组；要素密集度以劳动资本比（员工人数/企业固定资产净额）的样本中位数为界，低于中位数的企业归为资本密集型企业并作为参照组，高于中位数的企业定义为劳动密集型企业并作为处理组；研发强度以研发投入占营业收入比重的样本中位数为界，低于中位数的企业归为低研发强度企业并作为参照组，高于中位数的企业归为高研发强度企业并作为处理组；地区层面以企业注册地是否位于东部省份划分，非东部地区企业为参照组，东部地区企业为处理组^①。异质性检验结果见表 6。

在企业规模维度上，*AI* 的估计系数为 0.040 并在 1% 的水平上显著，而交互项的估计系数为 -0.021 并在 5% 的水平上显著，表明相较于大规模企业，人工智能应用对小规模企业劳动力配置效率的提升效应更为显著。可能的解释是组织架构较为灵活的小规模

① 沈小波、陈语、林伯强：《技术进步和产业结构扭曲对中国能源强度的影响》，《经济研究》2021 年第 2 期，第 157—173 页。

企业更容易将人工智能技术嵌入日常用工管理；大规模企业虽然资金与技术资源更为充足，但内部层级繁杂、组织惯性较强，新技术应用所需的调整成本更高，企业人工智能应用对劳动力配置效率的提升效应被削弱。

在所有制维度上，*AI* 的估计系数为 0.042 并在 1% 的水平上显著，交互项的估计系数为 -0.041 并在 1% 的水平上显著，表明相较于国有企业，人工智能应用对非国有企业劳动力配置效率的提升作用更为显著。这可能是因为非国有企业面临更激烈的市场竞争压力，用工决策的市场化程度更高；而国有企业受人员编制约束与稳就业社会目标约束，人员调整成本较高，人工智能应用对劳动力配置效率的提升效应难以充分释放。

在要素密集度维度上，*AI* 的估计系数为 0.014 并在 10% 的水平上显著，交互项的估计系数为 0.024 并在 1% 的水平上显著，表明相较于资本密集型企业，人工智能应用对劳动密集型企业劳动力配置效率的提升效应更为显著。原因可能是劳动密集型企业劳动力投入规模大、岗位类型分散，人工智能等新技术引入后的要素替代空间更广，该类企业能够更快优化用工结构，同时该类企业对于借助人工智能等智能化管理工具降低组织成本的需求更为迫切；而资本密集型企业则与固定资产深度绑定，要素配置优化需要更长的技术适配周期。

在研发强度维度上，*AI* 的估计系数为 -0.021 并在 5% 的水平上显著，表明在技术吸收能力不足的情况下，企业引入人工智能反而会对劳动力配置效率产生负向影响。原因可能是低研发强度企业缺乏配套的高技能人才储备，新技术引入后易产生技术适配不足的问题，加剧岗位结构失衡与管理摩擦。交互项的估计系数为 0.065 并在 1% 的水平上显著，说明既有的技术积累与吸收能力是人工智能发挥作用的重要前提，高研发强度企业对新技术的适配能力更强，能够切实将人工智能转化为劳动力配置效率增量。

在地区层面上，*AI* 的估计系数与交互项的估计系数均为 0.017 并均在 10% 的水平上显著，表明东部地区企业人工智能应用对劳动力配置效率的提升作用显著优于非东部地区企业。这可能与东部地区数字基础设施完善、高技能人才供给充足、市场化体制成熟的综合优势有关。两组变量系数显著性水平相对偏低，反映出近年来区域间数字化发展差距正在逐步收窄。

总体来看，人工智能应用对劳动力配置效率的影响在不同类型企业间存在异质性。企业的技术研发能力决定了新技术能否被有效消化，制度激励结构与组织灵活性影响着人工智能应用的作用效果，要素结构决定了配置优化的实施空间。人工智能技术红利难以自发释放，需要依赖企业自身能力基础与外部制度环境的协同支撑，因企施策的差异化支持不可或缺。

表 6 异质性检验结果

变量	企业规模	所有制	要素密集度	研发强度	地区发展水平
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>LAE</i>	<i>LAE</i>	<i>LAE</i>	<i>LAE</i>	<i>LAE</i>
<i>AI</i>	0.040*** (0.007)	0.042*** (0.006)	0.014* (0.008)	-0.021** (0.010)	0.017* (0.009)

(续表 6)

变量	企业规模	所有制	要素密集度	研发强度	地区发展水平
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>LAE</i>	<i>LAE</i>	<i>LAE</i>	<i>LAE</i>	<i>LAE</i>
<i>AI</i> × 分组虚拟变量	-0.021** (0.009)	-0.041*** (0.011)	0.024*** (0.010)	0.065*** (0.011)	0.017* (0.010)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	34 105	34 105	34 105	34 105	34 105
调整后的 <i>R</i> ²	0.604	0.606	0.608	0.627	0.604

四、进一步分析

前文实证结果表明，企业人工智能应用能够显著提升劳动力配置效率，但这一影响通过何种渠道实现，尚需进一步检验。根据前文理论分析，人工智能可能通过优化人力资本结构和提升组织治理水平两条路径影响劳动力配置效率。

根据假说 1，人工智能带来技能偏向型技术进步，能通过替代低技能重复性劳动、提高高技能员工的生产率，推动企业人力资本结构升级，进而提升劳动力配置效率。本文采用研发人员占比（*RD_Ratio*）作为人力资本结构的代理变量，该变量以百分比形式呈现，反映企业对高技能人才的吸纳与储备水平。

表 7 列（1）结果显示，企业人工智能应用水平每提升 1 个单位，研发人员占比上升约 2.298%，表明人工智能应用会显著提升企业对高技能人才的需求与吸纳能力。由表 7 列（2）可见，人力资本结构升级在人工智能应用与劳动力配置效率之间发挥了部分中介效应，即人工智能应用推动企业人力资本向高技能方向升级，促使劳动力从低边际产出岗位向高边际产出岗位流动，从而提升劳动力配置效率。

假说 2 提出，人工智能能够通过优化企业内部控制机制、提升信息传递效率，减轻由信息不对称和管理者非理性行为导致的劳动力配置扭曲。为检验这一路径，本文选取管理费用率（*MFES*）作为组织治理水平的代理变量，该变量以管理费用与营业收入之比衡量，并以百分比形式呈现，指标数值越高代表企业内部协调成本越高，因此该变量能够直观反映企业内部协调成本水平。

表 7 作用机制检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>RD_Ratio</i>	<i>LAE</i>	<i>MFES</i>	<i>LAE</i>
<i>AI</i>	2.298*** (0.654)	0.018* (0.009)	0.142** (0.064)	0.023** (0.009)
<i>RD_Ratio</i>	— —	0.008*** (0.001)	— —	— —
<i>MFES</i>	— —	— —	— —	0.048*** (0.004)

(续表 7)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>RD_Ratio</i>	<i>LAE</i>	<i>MFES</i>	<i>LAE</i>
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	25 821	25 821	34 105	34 105
调整后的 R^2	0.478	0.587	0.349	0.720

表 7 列 (3) 和列 (4) 的结果显示, 企业人工智能应用每提升 1 个单位, 管理费用率上升约 0.142%; 管理费用率每上升 1 个百分点, *LAE* 提升约 0.048 个单位, 说明人工智能应用能够通过调整企业内部管理成本水平进而影响劳动力配置效率。一般来说, 管理费用率数值越低, 代表企业组织治理效率越高、内部信息摩擦越小。出现当期管理费用率上升的原因在于, 落地人工智能技术需要大量前期投入, 包括技术适配、人员培训、组织流程重构等, 短期推高了管理费用占比。为验证这一解释, 本文进一步考察人工智能对管理费用率的动态影响, 分别引入人工智能变量滞后 1 期、滞后 2 期、滞后 3 期进行回归检验, 结果见表 8。结果显示, 人工智能应用对当期管理费用率存在显著正向作用, 但滞后 1 期及以后的估计系数均不显著, 表明人工智能应用带来的管理成本上涨主要源于短期调整成本, 随着初期投入的完成, 企业管理成本将回落至常态水平。

表 8 人工智能对管理费用率的动态影响检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>MFES</i>	<i>MFES</i>	<i>MFES</i>	<i>MFES</i>
<i>AI</i>	0.142** (0.064)	—	—	—
<i>L1_AI</i>	—	0.083 (0.071)	—	—
<i>L2_AI</i>	—	—	0.054 (0.078)	—
<i>L3_AI</i>	—	—	—	0.078 (0.078)
控制变量	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	34 105	29 472	25 258	21 593
调整后的 R^2	0.349	0.347	0.347	0.351

五、研究结论与政策建议

(一) 研究结论

本文以 2012—2024 年中国 A 股上市公司为研究样本, 运用文本挖掘方法构建企业

人工智能应用指标,系统考察了企业人工智能应用对劳动力配置效率的影响。研究发现:第一,企业人工智能应用能够显著提升劳动力配置效率,经过稳健性检验和内生性处理后该结论依然成立;第二,机制检验表明,企业人工智能应用通过两条路径发挥作用,一是推动人力资本结构升级,促使劳动力从低边际产出岗位向高边际产出岗位流动,二是提升组织治理水平,尽管技术落地初期会产生短期管理调整成本,但长期能够持续提升劳动力配置效率;第三,异质性分析显示,企业人工智能应用对劳动力配置效率的促进作用在小规模企业、非国有企业、劳动密集型企业、高研发强度企业中更为显著,表明人工智能技术赋能效应的发挥依赖企业自身能力基础与外部制度环境。

(二) 政策建议

基于上述研究结论,本文提出以下政策与企业经营建议。

第一,加大人工智能技术的政策支持力度。政府应加快制定或完善人工智能领域的法律法规与技术标准,推动算力基础设施建设,降低企业引入人工智能技术的门槛与成本。企业应主动将人工智能技术嵌入生产管理和人力资源配置流程,不可因短期成本上涨而暂缓数字化升级布局。

第二,推进人力资本培育与组织管理协同改革。人工智能带来的效率提升高度依赖企业的人力资本结构与内部治理水平。政府应加大高等教育和职业技能培训财政投入,推动人才培养与产业需求精准对接。企业应健全内部岗位技术培训体系,帮助员工适配智能化生产与管理模式;同时借助人工智能重构招聘、考核机制,提升组织决策效率与监督管控效率。

第三,充分考虑企业异质性特征,实施差异化扶持政策。对于小规模企业和非国有企业,政府应重点提供技术咨询、数据共享等低成本解决方案,帮助其跨越技术门槛,持续优化市场化营商环境。对于低研发强度企业,应引导其通过产学研合作、技术外包等方式弥补技术吸收能力的短板,避免盲目智能化投入造成的效率损失。大型企业、国有企业则应发挥资本与人才优势,在人工智能深度应用与制度建设上先行先试,带动全行业转型升级。

第四,构建包容性劳动力市场转型体系,兼顾效率提升与社会公平。本文实证结果显示,人工智能应用在提升企业劳动力配置效率的同时,会引发低技能岗位规模收缩与高技能人才薪资溢价的结构性变化。这种微观层面的“创造性破坏”在宏观层面可能演变为结构性失业与收入差距扩大。因此,在鼓励企业利用新质生产力驱动效率跃升的同时,政府需完善配套保障体系:一是建立健全失业预警与转岗培训机制,协助被技术替代的劳动力平滑转入新兴岗位;二是加大对基础教育和职业教育的投入,提升劳动力整体数字素养与适配能力;三是完善社会保障体系,降低劳动力跨行业、跨地区流动的制度壁垒,降低流动摩擦成本。

Artificial Intelligence Adoption and Labor Allocation Efficiency: Evidence from Chinese Listed Companies

ZHAO Zhouhua, JING Ruotong

Abstract: Against the backdrop of fading demographic dividend and the shift toward high-quality economic development, improving factor allocation efficiency serves as a vital lever for transforming economic growth drivers. As a core technological driver of new-quality productive forces, artificial intelligence is profoundly reshaping enterprises' production modes and factor allocation patterns. Taking Chinese A-share listed companies from 2012 to 2024 as research samples, this paper constructs an indicator measuring corporate artificial intelligence adoption via text mining, and empirically examines the impact of corporate AI application on labor allocation efficiency as well as its internal mechanisms. The study finds that deepening AI adoption can significantly boost corporate labor allocation efficiency, and this conclusion remains robust after instrumental variable endogeneity correction and multiple robustness tests. Mechanism tests reveal that corporate AI application generates empowering effects through two channels: first, it replaces repetitive low-skilled jobs, strengthens the complementary relationship between intelligent technologies and high-skilled labor, advances the upgrading of human capital structure, and thereby alleviates labor factor mismatch; second, it mitigates information asymmetry to improve organizational governance levels. Although the adaptive adjustment process of corporate intelligent transformation slightly raises management costs in the short run, it helps cut organizational friction costs and improve resource allocation efficiency over the long run. In addition, heterogeneity analysis demonstrates that the efficiency-promoting effect of AI is more pronounced in small-scale enterprises, non-state-owned enterprises, labor-intensive enterprises, and firms with sufficient high-tech R&D resource accumulation. This indicates that the empowering effect of AI relies on firms' inherent capacity endowments and external institutional environments. This research not only enriches the cross-disciplinary research framework of digital technology and factor allocation, but also provides empirical evidence for fostering an inclusive labor market and formulating differentiated intelligent transformation support policies.

Keywords: artificial intelligence; labor allocation efficiency; human capital structure; organizational governance; resource misallocation

(责任编辑：李 玲)