引用格式：韩朝亮，曹志俊，王群勇. 人工智能应用缓解新索洛悖论的机制研究——来自企业层面的经验证据[J]. 技术经济，2026，45(6)：64-80.

Han Chaoliang，Cao Zhijun，Wang Qunyong. A study on the mechanism of AI application alleviating the new solow paradox：Empirical evidence from the enterprise level[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(6)：64-80.

企业技术经济

人工智能应用缓解新索洛悖论的机制研究

——来自企业层面的经验证据

韩朝亮[1]，曹志俊[1]，王群勇[2]

（1. 哈尔滨商业大学经济学院，哈尔滨 150000；2. 南开大学经济学院，天津 300000）

摘 要：通用人工智能应用正逐步在千行百业开展概念验证与场景探索，但其能否切实推动劳动生产率提升仍受质疑，因此人工智能应用能否缓解新索洛悖论成为社会关注的热点。基于2012—2023年A股上市公司数据，运用双重固定效应模型和双重机器学习模型，研究人工智能应用缓解新索洛悖论的机制。通过实证发现人工智能应用可以缓解新索洛悖论。机制分析表明，人工智能应用通过优化劳动力结构、减少组织冗余、强化组织能力来缓解新索洛悖论，且激励机制在其中发挥正向调节作用。异质性分析表明，非高技术行业比高技术行业人工智能的应用效果更为显著，东部和中部地区人工智能应用效果显著，而西部地区全要素生产率效能提升受到约束。此外，在行业异质性中，人工智能应用显著提升了制造业，服务业及电力、热力、燃气及水生产和供应业的全要素生产率；而在农业、采矿业和建筑业中，其全要素生产率提升效能受到约束。本文研究为企业应对新索洛悖论挑战、实现人工智能驱动企业全要素生产率跃升提供了实践启示与政策建议。

关键词：人工智能应用；企业全要素生产率；新索洛悖论；双重机器学习；组织冗余；激励机制

中图分类号：F49；F327 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)06-0064-17

DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26011912

一、引言

在第四次工业革命浪潮席卷全球的背景下，人工智能技术作为引领数字化转型的核心驱动力，正在推动着产业生态与经济运行范式的根本性变革。中国高度重视人工智能的战略作用，人工智能已经成为大国博弈的关键领域，《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议》将人工智能明确为贯穿数字中国建设、国家安全能力提升与对外开放合作的综合性战略要素，并提出全面实施“人工智能+”行动的核心部署。国务院发布的《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》将人工智能技术列为培育经济增长新动能的关键引擎。这标志着人工智能与实体经济的深度融合进入系统化、规模化发展的新阶段，正以“赋能千行百业、培育新质生产力”为核心方向，指引中国加速推进人工智能在各领域的创新应用与价值释放。随着人工智能技术在生活场景中的广泛普及，学界开始聚焦探究其经济和社会效应，如人工智能应用对劳动力市场、教育、医疗及经济的影响[1-4]。这些研究对于构建包容、可持续的人工智能发展路径至关重要。

人工智能的广泛应用已深刻改变生产生活方式，为经济社会发展注入新活力。然而，技术的飞速进步必然引致全要素生产率的提升吗？事实并非如此。20世纪80年代，美国的信息技术产业飞速发展，但生产率增长却较为缓慢。这种信息技术大规模投入却未带来生产率显著提升的现象，被称为“索洛悖论”，由诺

收稿日期：2026-01-19

基金项目：国家社会科学基金一般项目“人工智能行业模型跨域研发应用的激励机制研究”(25BJY229)

作者简介：韩朝亮(1985—)，博士，哈尔滨商业大学经济学院教授，博士研究生导师，研究方向：产业数字化转型与平台规制；曹志俊(2000—)，哈尔滨商业大学经济学院硕士研究生，研究方向：产业数字化转型与平台规制；王群勇(1976—)，博士，南开大学经济学院教授，博士研究生导师，研究方向：计量经济学理论与应用。

贝尔经济学奖得主索洛于1987年提出。他指出计算机无处不在，但在生产率的统计数据中却难觅其踪[5]。如今，在人工智能广泛渗透于生活与生产场景之际，类似的疑问重新浮现：尽管人工智能投资与应用激增，但其对全要素生产率的贡献是否同样滞后或存在结构性差异？这一问题被学界称为“新索洛悖论”。与索洛悖论相比，新索洛悖论的新颖性主要体现在：第一，人工智能不仅是通用目的技术，更是具备自主学习与决策能力的系统，其影响的深度和广度远超以往信息技术；第二，人工智能对生产要素的替代与互补效应更为复杂，尤其是对劳动力结构、技能需求和收入分配带来的冲击更为显著；第三，数据成为新的关键生产要素，其积累、治理与流通机制直接影响人工智能的赋能效果；第四，人工智能的应用场景从企业信息化延伸至全产业链、社会治理与日常生活，其生产率效应的体现路径更加多元和隐蔽。

诸多学者对索洛悖论进行了深入的分析。部分学者认为新兴技术存在索洛悖论。随着中国与国外技术差距的缩小，通过模仿和引进技术来实现快速追赶的“后发优势”逐渐减弱，导致技术进步对经济增长的贡献率大幅下降，但是技术发展陷入停滞甚至衰退的行业反而吸引了更多资源[6]。人工智能技术进步虽然对部分产业部门产生积极影响，但其应用效果受技术扩散、组织变革及配套投入等因素制约，短期内难以有效转化为企业全要素生产率提升，甚至可能抑制企业全要素生产率增长[7]。尽管人工智能技术已在多个领域取得突破性进展，但由于企业需要进行大量无形资产和组织资本投入，短期内可能导致企业全要素生产率下降，从而形成生产率悖论现象[8]。针对人工智能等新兴技术与生产率增长的矛盾，有研究利用数值模拟探究“索洛悖论”的形成过程，结合中国产业数据实证发现，高技术产业中人工智能应用越深入，为构建未来竞争力所进行的无形资产投入就越大，导致企业亏损加剧与劳动生产率下降[9]。

同时，部分学者认为新兴技术不存在索洛悖论。机器人规模扩张显著提升劳动生产率增长，同步提升全要素生产率并抑制产出价格水平[10]。人工智能从中心向外围的空间溢出有效提升区域全要素生产率，验证技术红利的扩散效应[11]。近年来，大量研究开始关注人工智能对企业绩效的影响，基于中国A股上市公司数据的研究发现，人工智能在企业中的整体应用，以及其在研发设计、生产制造和市场营销等价值链环节的具体应用，均能显著提升企业的全要素生产率[12]。基于中国A股上市公司数据的研究发现，人工智能通过升级创新能力、优化劳动力结构及提升供应链效率，显著提高企业全要素生产率，构成新质生产力发展的直接动能[13]。基于中国278个地级市数据的渐进双重差分（DID）分析表明，“宽带中国”试点政策代表的网络基础设施建设通过促进技术创新、推动产业结构升级及缓解资源错配等机制，显著促进了城市全要素生产率的增长[14]。此外，研究发现工业智能化有助于全要素生产率的提升，且未导致新索洛悖论问题[15]。

尽管现有研究已围绕人工智能与全要素生产率、新索洛悖论的争议展开丰富探讨，但仍存在一些研究缺口，为本文提供了拓展空间。本文可能的边际贡献有：第一，现有研究多从宏观产业或国家层面探讨人工智能与全要素生产率的关系，本文则聚焦于微观企业视角，并且尝试考察组织冗余、组织能力及激励机制在人工智能应用缓解新索洛悖论中的作用机制，揭示了人工智能应用缓解新索洛悖论的关键路径、传导渠道与作用边界。第二，现有研究对新索洛悖论行业异质性检验较为笼统，未对细分行业展开针对性检验，本文将行业细分为农业，采矿业，电力、热力、燃气及水生产和供应业，以及建筑业、制造业、服务业这六大类行业，从而检验不同行业新索洛悖论存在的可能性。第三，利用双重机器学习验证人工智能应用与企业全要素生产率之间的关系，并依托该模型开展异质性检验，进而更稳健地揭示人工智能应用对企业全要素生产率的差异化影响。

二、理论分析与假设提出

（一）人工智能应用缓解新索洛悖论的整体效应

全要素生产率衡量的是在给定资本和劳动投入下，经济体或企业通过技术进步、效率提升、组织优化等因素所实现的额外产出增长，反映了除传统要素投入外所有其他因素对产出的综合贡献，常被视为技术进步的“余值”。简单来说，全要素生产率就是“用更聪明的方法干活”带来的增长，能够综合反映经济体的整体效率水平。索洛悖论描述的是20世纪末一个引人注目的现象，尽管企业和机构在信息技术上进行了大规模投资，但宏观层面的整体生产率却没有相应地显著提升，形成了巨大投入与预期效率回报之间的明显矛盾。全要素生产率正是揭示和衡量索洛悖论所指出的这种“未兑现”或“不显著”生产率提升的关键指标，是

理解索洛悖论的核心桥梁[16]。人工智能应用正深刻重塑企业运营范式,传统索洛悖论揭示了信息技术大规模投入与生产率增长停滞的矛盾现象,而人工智能应用因其更强的渗透性、自适应学习能力及与现有数字基础设施的深度融合,展现出区别于传统信息技术的独特属性。内生增长理论指出,经济体实现持续扩张的关键驱动力来自系统内部的技术革新、知识积淀及人力资本的优化升级,而非单纯依靠外部生产要素的追加投入[17]。在该理论框架下,技术变革的非排他性特征与扩散效应,能够摆脱传统生产要素所面临的边际回报递减困境,进而成为拉动生产率增长的动力源。在此框架下,技术要素的核心地位愈发凸显,其既直观反映了企业的创新能力,又作为纽带有效整合资本、劳动力等关键要素,通过提升资源配置效率,推动经济实现持续增长。人工智能应用作为引领新一轮科技革命的核心驱动力,正重构这一增长路径,通过模拟人类认知过程实现自主决策优化、依托深度学习算法持续改进生产工艺、借助人机协同模式突破劳动力供给约束,甚至重构产业链价值分配格局。例如,智能制造场景中基于机器视觉的质量检测系统、客服领域通过自然语言处理实现的智能响应机制等实践,均展现出人工智能应用对技术投入与生产率增长脱节困境的破解能力。当前实践中,企业应用人工智能仍面临技术适配成本高、技能人才短缺等挑战,短期可能延缓技术效能的充分释放。但从长期来看,随着通用人工智能技术成熟、行业解决方案标准化及跨组织协作生态的构建,人工智能应用将深度渗透于企业战略规划、运营执行、风险控制各环节,通过强化知识溢出效应、重构生产要素配置规则,最终消除传统信息技术时代的“生产率悖论”,形成技术投入与增长绩效的正向循环。基于此,人工智能应用可能突破传统技术扩散的效率瓶颈,驱动企业全要素生产率的提升。

基于上述探讨,本文提出假设:

人工智能应用能够显著缓解新索洛悖论(H1)。

(二)人工智能应用缓解新索洛悖论的作用机制

人工智能对企业全要素生产率的促进作用不仅体现为直接的技术赋能,更通过重构劳动力结构实现效率跃迁。因此,进一步探讨人工智能对企业劳动力结构的重塑作用,剖析其影响全要素生产率的传导机制。

一方面,人工智能依托智能机器系统对劳动力的部分替代,加速生产体系的智能化进程,最终显著降低企业生产成本并优化生产效率。已有文献表明,人工智能技术通过压缩低技能劳动力的相对边际产出,引致企业层面的劳动力需求结构变化[18]。人工智能的应用显著加速了自动化技术对底层技能与低教育水平劳动力的替代进程[19],以零售业为例,连锁超市部署人工智能自助收银系统后,单店收银员可以从10~15名减至2~3名维护岗,低技能岗位被实质性替代。由此可见,随着人工智能技术的应用,越来越多的常规劳动力被替代,减少了企业的常规劳动力需求,从而降低成本,提升了全要素生产率。

另一方面,人工智能通过驱动技术前沿的拓展和新业态的涌现,最终催生出大量高创造性的新型就业岗位,从而驱动高创造性工作的技术升级,实现企业全要素生产率的提升。这一过程深刻地契合了阿西莫格鲁偏向性技术进步理论的核心观点,该理论指出,技术进步往往并非中性,而是具有特定的要素偏向性,当技术进步表现出高技能偏向性时,就会提升对高技能劳动力的相对需求,同时可能替代或降低对低技能常规劳动力的需求[20]。已有研究指出,人工智能对就业有创造效应,新技术的研发、应用和推广本身能够催生新职业、新部门及新产业,进而增加就业需求[21]。人工智能技术在高技术领域的渗透催生了新型技术岗位的涌现[22],典型代表如人工智能架构师与算法工程师,这类职业有助于智能系统的项目规划、模型优化及应用功能开发,直接驱动硬件设备的智能化升级与软件性能迭代。因此,随着人工智能技术的深度渗透,越来越多的创新驱动型岗位被创造出来,扩充了企业对创造性岗位劳动力的需求,从而提升了创新性工作的技术水平,进一步提升了企业的全要素生产率。

基于上述探讨,本文提出假设:

人工智能应用可以通过优化劳动力结构来缓解新索洛悖论(H2)。

人工智能的深入应用正通过降低组织冗余深刻重塑企业内部管理实践。依据Becker和Murphy[23]的内生劳动分工经济增长理论,人工智能应用在深化企业内部分工、提升专业化水平的同时,也必然伴随着协调复杂性与协调成本的显著增加。因此,有效降低组织冗余、优化协调机制成为释放人工智能分工深化潜能、提升全要素生产率的关键路径。已有研究指出,以人工智能为代表的技术范式正驱动企业向去中心化、自

治化形态演进，削弱了传统科层结构固有的冗余成本。人工智能协同区块链等数字技术，依托算法驱动管理和平台化组织模式，极大地提升了管理效能与市场响应速度，系统性遏制了运营流程中的低效冗余[24]。人工智能显著提升企业新质生产力，但组织冗余作为反向中介因素，显著削弱了其促进作用，表明降低组织冗余是人工智能提升全要素生产率的关键路径[25]。此外，借鉴 Makarius 等[26]基于社会技术系统理论的人工智能集成模型，有效的技术社会化过程能够弥合人机协作鸿沟，减少因员工抵触或认知偏差导致的任务传递失真与过度解读等问题，确保人智高效协同，优化组织架构。这不仅提升了员工对人工智能的接纳度，更通过精简内部流程，深化了人机互动效能，对整体全要素生产率的跃升产生显著推力。

基于上述探讨，本文提出假设：

人工智能应用可以通过降低组织冗余来缓解新索洛悖论（H3）。

人工智能技术的落地涉及复杂的组织变革与资源配置决策，其效能释放依赖于企业组织能力的支撑。人工智能在内部控制中的应用，支持交易活动风险的持续识别与管理决策的动态反馈，驱动内控管理效率提升，削减信息差造成的成本，最终强化了整体内部控制效能[27]。通过应用人工智能技术，企业能够依托组织能力的支撑识别并有效利用具有竞争优势的资源，增强内部控制的严密性，从而提升决策效率[28]。已有研究还发现，当员工感知到组织推行的人力资源管理实践具有较强的系统性时，他们倾向于认为人工智能技术有助于优化工作流程、提高工作效率与工作质量，从而形成对该技术的积极认知，在此过程中，为回应组织期望，员工更易保持开放和接纳的态度，主动克服学习与应用中的困难，积极了解新技术所带来的便利，并自觉将其融入实际工作中[29]。这表明强化组织能力能够吸纳多元专业知识，增强决策监督的全面性；促进职能分工精细化，提升应对技术复杂性的响应效率；并通过集体决策机制分散创新风险，保障人工智能投资的长期性与稳定性。本质而言，构建与人工智能技术复杂度相匹配的组织能力，是为技术红利转化提供保障的关键要素。

基于上述探讨，本文提出假设：

人工智能应用可以通过强化组织能力来缓解新索洛悖论（H4）。

科学有效的激励机制是企业释放创新动能、优化资源配置的核心制度保障。依据最优契约理论，科学设计的薪酬契约旨在实现经理人付出努力与所获报酬的激励相容，从而引导其行为导向企业价值最大化的战略决策。已有研究指出，管理者目标的实现，依托于员工的工作投入与产出效率，而激励机制对于释放员工潜能、优化人力资本投入产出比不可或缺，并直接关联到企业市场地位的巩固与提升[30]。高管激励机制中的薪酬激励显著正向调节企业创新投入与公司绩效的关系。这表明在人工智能深度融入企业运营的背景下，科学有效的激励机制对于充分激发人工智能技术的效能，并最终将其转化为全要素生产率的提升显得尤为关键[31]。薪酬激励作为一种典型的物质激励手段，能够有效满足高管的基本生活保障与财富积累需求，对激发其创新积极性具有不可忽视的作用。考虑到中国制度背景与现实情境，上市公司高管群体普遍仍处于个人财富的积累期，短期薪酬对其行为决策依然具有重要影响。因此，薪酬激励有助于推动高管积极实施创新项目并加速创新成果的转化，进而对企业创新质量的提升产生积极作用[32]。

基于上述探讨，本文提出假设：

激励机制对人工智能应用缓解新索洛悖论有正向的调节作用（H5）。

三、研究设计

（一）数据来源

为了探究企业人工智能水平对企业全要素生产率的影响，本文选取了中国上市企业 2012—2023 年的财务指标数据及年报文本数据，其中企业财务数据来源于国泰安（CSMAR）数据库，上市公司年报数据来源于巨潮网。选取 2012—2023 年的数据主要基于以下考虑：从技术发展角度来看，2012 年后深度学习技术取得重大突破，人工智能开始进入大规模商业化应用阶段，企业人工智能应用水平显著提升；从数据可得性角度来看，CSMAR 数据库在 2012 年进一步完善了上市公司财务数据的覆盖范围和标准化处理，提高了数据的连续性和可比性。在进行实证分析之前，本文对收集到的样本进行了如下处理：①剔除经营异常的公司及已退市的公司，以排除非典型企业或极端情况对结果的干扰；②剔除关键变量缺失的样本，避免因数据不完整

导致模型估计偏差或插补误差;③对样本进行1%缩尾处理,降低极端值对回归结果的影响。最终得到1348家上市企业的16176个企业年度样本。

(二)模型设定

1. 基准回归模型

基于前述理论分析与研究假设,检验人工智能应用是否会诱致新索洛悖论,利用2012—2023年企业面板数据,构建如式(1)所示的回归方程。

$$TFP_{it}=\alpha_0+\alpha_1 AI_{it}+\alpha_i Control_{it}+\mu_i+\nu_t+\varepsilon_{it} \tag{1}$$

其中:TFP_{it}为被解释变量,代表企业i在t年的全要素生产率;AI_{it}为核心解释变量,代表企业i在t年的人工智能应用;$Control_{it}$为一系列控制变量;μ_i为个体固定效应;ν_t为年份固定效应;ε_{it}为随机误差项;α为待估系数。

2. 中介效应模型

在基准回归模型的基础上,借鉴温忠麟和叶宝娟[33]的中介效应检验法,分析人工智能应用缓解新索洛悖论的内在影响机理,构建如式(2)和式(3)所示的模型。

$$M_{it}=\alpha_0+\alpha_1 AI_{it}+\alpha_i Control_{it}+\mu_i+\nu_t+\varepsilon_{it} \tag{2}$$

$$TFP_{it}=\beta_0+\beta_1 AI_{it}+\beta_2 M_{it}+\beta_i Control_{it}+\mu_i+\nu_t+\varepsilon_{it} \tag{3}$$

其中:M_{it}为各个机制变量;β为待估系数。

3. 调节效应模型

为了检验激励机制对人工智能应用缓解新索洛悖论的调节作用,在基准回归模型中引入激励机制与人工智能应用的交互项,构建如式(4)所示的模型。

$$TFP_{it}=\delta_0+\delta_1 AI_{it}+\delta_2 Pay_{it}+\delta_3 AI_{it}\times Pay_{it}+\delta_i Control_{it}+\mu_i+\nu_t+\varepsilon_{it} \tag{4}$$

其中:Pay_{it}为调节变量;$AI_{it}\times Pay_{it}$为人工智能应用与激励机制的交互项;δ为待估系数。

(三)变量定义

1. 被解释变量

企业全要素生产率(*TFP*)是研究的被解释变量。全要素生产率的度量方法主要有随机前沿分析法、数据包络分析法、OP(Olley and Pakes)法与LP(Levinsohn and Petrin)法。鉴于随机前沿分析法需要事先设定生产函数的形式和分布假设从而无法避免结构偏差,数据包络分析法虽然无需设定生产函数但结果可能受到样本选择和异常值的影响,而OP法与LP法能够克服传统方法在处理企业异质性、内生性和样本选择问题上的不足,因此本文根据Olley和Pakes[34]及Levinsohn和Petrin[35]的研究思路,利用OP法和LP法测算企业全要素生产率,分别记为*TFP_OP*和*TFP_LP*。

2. 核心解释变量

人工智能应用(*AI*)是核心解释变量。关于人工智能的测度通常采用工业机器人来衡量,如陈东和姚笛[36]以工业机器人作为代理变量,但这种方法存在一定的局限性。工业机器人覆盖范围有限,难以全面衡量人工智能技术,工业机器人主要应用于制造业的自动化生产,而人工智能技术的应用场景更为广泛,包括金融、医疗、零售、物流等多个行业。工业机器人无法代表人工智能的全部特征,人工智能的核心在于机器学习、深度学习、智能决策等软件能力,而工业机器人更侧重于机械自动化。为了克服上述不足,参考姚加权等[37]的做法,使用文本挖掘的方法,根据上市公司年报文本内容,对"人工智能"相关词频(如人工智能、机器学习、深度学习、神经网络、人机协同、物联网、云计算增强智能等)进行统计,将统计到的词频数加1取自然对数来衡量人工智能应用。相较于传统的测度方法,挖掘测度的方法具有一定的优势,如覆盖范围更广,更贴合人工智能技术的多样性,能够捕捉企业在不同领域的人工智能应用;更直接反映企业的人工智能战略投入,年报文本是企业对外披露战略信息的重要载体,其中对人工智能相关术语的提及频率和语境能够直接体现企业对人工智能的重视程度和实际布局。

3. 中介变量

低技能劳动者(*normal*)和高技能劳动者(*unnormal*)作为中介变量,用来衡量企业劳动力结构。采用企

业常规职业人数除以企业员工总数来衡量低技能劳动者，采用企业非常规职业人数除以员工总数来衡量高技能劳动者。

组织冗余（*Ored*）为中介变量，采用管理费用占营业收入的百分比来衡量。

组织能力（*DSM*）为中介变量，采用董事、监事及高级管理人员总人数的自然对数来衡量。

4. 调节变量

激励机制（*Pay*）作为调节变量，采取管理层年度薪酬总额的自然对数来度量。

5. 控制变量

为检验人工智能应用能否及如何缓解新索洛悖论，基于企业运营的关键维度选取以下控制变量：资产负债率（*Lev*），采用总负债与总资产的比值进行测度；董事规模（*Board*），以董事会人数的自然对数形式进行测度；两职合一（*Dual*），采用虚拟变量测度，董事长与总经理兼任时取值为1，否则为0；第一大股东持股比例（*Top*1），采用第一大股东持股数量与公司总股本的比值进行测度；公司成立年限（*FirmAge*），采用企业存续年数加1后的自然对数形式进行测度。

四、实证检验

（一）基准回归

表1展示了基准回归结果，均控制了个体和时间，（1）列和（3）列是以OP法计算的企业全要素生产率作为因变量，而（2）列和（4）列则采用LP法。其中，（1）列和（2）列未加入控制变量，（3）列和（4）列则引入了相关控制变量。结果表明，无论采用OP法还是LP法来衡量企业全要素生产率，人工智能应用对企业全要素生产率的正向影响均在1%的统计水平上显著。这表明人工智能应用显著提升了企业全要素生产率，可以缓解新索洛悖论现象，可能是因为人工智能技术具有更强的渗透性和学习效应，且当前数字基础设施和企业数字化能力大幅提升，使技术红利更易转化为生产率增长。

表1　基准回归

变量	（1）	（2）	（3）	（4）
	TFP_OP	*TFP_LP*	*TFP_OP*	*TFP_LP*
AI	0.051***	0.074***	0.046***	0.068***
	（4.851）	（6.468）	（4.523）	（6.125）
Lev			0.429***	0.667***
			（4.779）	（6.773）
Board			0.120**	0.189***
			（2.328）	（3.314）
Dual			−0.012	−0.010
			（−0.625）	（−0.444）
*Top*1			0.087	0.115
			（0.662）	（0.750）
FirmAge			0.336***	0.348**
			（2.784）	（2.552）
常数项	6.576***	8.261***	5.215***	6.607***
	（545.966）	（621.464）	（14.529）	（16.087）
个体固定	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是
N	16176	16176	16176	16176
R^2	0.293	0.287	0.307	0.311

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为*t*统计量。

（二）稳健性检验

1. 时滞效应

为了缓解人工智能应用与企业全要素生产率之间潜在的双向因果关系及人工智能技术经济效果的时滞性问题，参考龚静等[38]的研究，对核心解释变量和控制变量均采用滞后一阶处理，以部分缓解内生性偏误

并捕捉动态效应。表2的滞后一阶回归结果表明,无论采用OP法还是LP法测算企业全要素生产率,人工智能应用对企业全要素生产率的正向影响均在1%水平上显著。这进一步印证了本文的核心观点,人工智能应用可以缓解新索洛悖论,即人工智能技术并未像早期信息技术那样出现"生产率增长停滞"的现象。相反,人工智能的应用能够切实推动企业全要素生产率提升。

表2　时滞效应检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP_OP	*TFP_LP*	*TFP_OP*	*TFP_LP*
L. AI	0.037***	0.054***	0.032***	0.047***
	(3.716)	(5.016)	(3.291)	(4.556)
L. Lev			0.550***	0.730***
			(6.370)	(7.750)
L. Board			0.095*	0.175***
			(1.945)	(3.236)
L. Dual			0.000	0.007
			(0.002)	(0.372)
*L. Top*1			0.111	0.135
			(0.885)	(0.942)
L. FirmAge			0.266**	0.292**
			(2.231)	(2.156)
常数项	6.644***	8.335***	5.460***	6.825***
	(559.570)	(630.680)	(15.462)	(16.937)
个体固定	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是
N	14828	14828	14828	14828
R^2	0.272	0.263	0.291	0.291

注:***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著;括号内为*t*统计量。

2. 替换变量

采用替代性指标对人工智能应用和企业全要素生产率等关键变量进行重新测度,通过比较不同测算方法下的实证结果,验证基准回归结论的稳健性。本文基于企业层面数据,参照黄晓凤等[39]的研究构建人工智能应用指标体系,并通过KMO检验(*KMO*=0.81)和Bartlett检验($P<0.05$)验证了变量间的相关性,确认该指标体系适合进行因子分析,最终采用因子分析法计算出人工智能应用指数(*FAI*)。表3的(1)列和(2)列是将核心解释变量替换为*FAI*的回归结果,回归系数分别为0.091和0.165,分别在5%水平上显著和1%水平上显著。采用广义矩估计重新测算企业全要素生产率(*TFP_GMM*)后,(3)列结果显示核心解释变量系数为0.045且在1%水平上显著。通过替换变量所得到的估计结果与基准回归基本一致,再次验证了人工智能应用可以缓解新索洛悖论现象。

3. 剔除样本

在稳健性检验中,还分别剔除2020年之后的企业样本和直辖市企业样本进行再检验,这样既是考虑到2020年宏观经济环境出现明显波动,也是因为直辖市企业在政策环境、资源禀赋等方面具有独特性。

表3　替换变量

变量	(1)	(2)	(3)
	TFP_OP	*TFP_LP*	*TFP_GMM*
FAI	0.091**	0.165***	
	(1.988)	(3.034)	
AI			0.045***
			(4.506)
Lev	0.436***	0.676***	0.334***
	(4.846)	(6.823)	(3.779)
Board	0.127**	0.198***	0.105**
	(2.465)	(3.479)	(2.034)
Dual	−0.012	−0.009	−0.010
	(−0.605)	(−0.417)	(−0.527)
*Top*1	0.074	0.097	0.073
	(0.558)	(0.630)	(0.554)
FirmAge	0.331***	0.340**	0.296**
	(2.742)	(2.473)	(2.480)
常数项	5.228***	6.635***	4.331***
	(14.539)	(16.032)	(12.209)
个体固定	是	是	是
时间固定	是	是	是
N	16176	16176	16176
R^2	0.303	0.305	0.236

注:***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著;括号内为*t*统计量。

表 4 为剔除部分样本后的回归结果，(1)列和(3)列是以 OP 法测算的企业全要素生产率为被解释变量，(2)列和(4)列是以 LP 法测算的企业全要素生产率为被解释变量。(1)列和(2)列为剔除 2020 年之后样本的估计结果，其回归系数均为正，且均在 1%统计水平上显著，表明人工智能应用可以缓解新索洛悖论，而且提升了企业全要素生产率。(3)列和(4)列为剔除直辖市企业样本的估计结果，通过结果可知，人工智能应用的估计系数在统计上呈现显著正向效应，从而进一步增强了基准回归结论的可靠性。

表 4　剔除样本

变量	剔除 2020 年之后		剔除直辖市	
	(1)	(2)	(3)	(4)
AI	0.044***	0.063***	0.051***	0.074***
	(4.352)	(5.411)	(4.671)	(6.148)
Lev	0.609***	0.854***	0.422***	0.653***
	(6.816)	(8.491)	(4.737)	(6.325)
Board	0.155***	0.223***	0.058	0.116*
	(2.744)	(3.561)	(0.975)	(1.743)
Dual	−0.010	−0.007	−0.015	−0.011
	(−0.479)	(−0.302)	(−0.687)	(−0.446)
*Top*1	−0.071	−0.048	0.106	0.189
	(−0.534)	(−0.302)	(0.778)	(1.124)
FirmAge	0.280**	0.303**	0.314**	0.390**
	(2.177)	(2.094)	(2.258)	(2.437)
常数项	5.274***	6.640***	5.330***	6.569***
	(13.805)	(15.184)	(13.154)	(13.903)
个体固定	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是
N	12132	12132	12433	12433
R^2	0.276	0.297	0.351	0.345

注：***、**、*分别表示在 1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 统计量。

4. 倾向得分匹配

企业应用人工智能并非随机行为，而是受其内部资源禀赋和外部环境因素共同影响，这可能导致研究出现样本选择偏差问题。因此，为了缓解因样本自选择导致的内生性问题，研究采用倾向得分匹配(PSM)方法对样本进行重新筛选。研究以企业年报中是否包含物联网关键词为依据，将样本划分为处理组和对照组。这一划分依据在于，物联网作为人工智能应用的关键基础设施，其年报披露信息具有较好的可观测性和代表性。在具体匹配过程中，本文将基准回归模型中的所有控制变量均纳入协变量体系进行匹配，采用 1∶1 有放回近邻匹配方法，并设定 0.05 的卡尺距离以严格把控匹配质量，且剔除了处理组中倾向得分高于对照组最大值或低于对照组最小值的样本，从而确保匹配后样本的可比性，提高研究结论的可靠性。在 PSM 回归前进行平衡性检验，验证匹配后处理组和对照组在观测特征上是否消除了系统性差异，从而保证后续因果效应估计的无偏性和可靠性。由表 5 可知，匹配后所有协变量的标准化偏差均显著降低且绝对值

表 5　平衡性检验

变量	样本	均值		标准误(%)	标准误绝对值减少(%)	*T* 检验	
		处理组	对照组			*T*	*P*
Lev	未匹配	0.434	0.443	−5.0	95.9	−2.77	0.006
	匹配	0.434	0.433	0.2		0.09	0.924
Board	未匹配	2.114	2.154	−20.2	95.9	−11.48	0
	匹配	2.114	2.116	−0.8		−0.38	0.700
Dual	未匹配	0.262	0.200	14.9	92.7	8.60	0
	匹配	0.262	0.258	1.1		0.49	0.627
*Top*1	未匹配	0.310	0.353	−29.0	96.5	−16.30	0
	匹配	0.310	0.309	1.0		0.49	0.621
FirmAge	未匹配	3.019	2.967	16.3	99.5	9.09	0
	匹配	3.019	3.018	0.1		0.04	0.969

小于10%,标准误绝对值都减少90%以上。匹配后的T检验P均大于0.1,表明处理组与对照组在所有观测特征上均无显著差异,说明匹配效果良好。

表6为PSM后回归结果,(1)列和(2)列的回归系数分别为0.050和0.073,均在1%水平上显著。倾向得分匹配的回归结果表明,在有效控制样本自选择偏差后,人工智能应用对企业全要素生产率的正向影响依然显著且稳定,进一步验证了人工智能应用可以缓解新索洛悖论现象。

(三)内生性检验

内生性问题始终是经济学实证研究需要直面和解决的关键挑战。因此,在考察人工智能应用对企业全要素生产率的影响时,需要特别关注潜在的内生性问题。一方面,人工智能应用可能提升企业全要素生产率,但同时高全要素生产率企业往往也更有能力投资人工智能技术,这种双向因果关系可能导致估计偏误;另一方面,企业全要素生产率受到诸多因素的共同作用,现有数据中的控制变量难以防止潜在因素带来的影响。为此,本文采用工具变量法来有效处理潜在的内生性问题。

本文参考李健斌和周浩[40]的研究选取各城市1984年固定电话数量与上一年企业所在省份互联网接入端口数量的交互项作为工具变量,记为IV。一方面,该工具变量与人工智能应用具有显著相关性,因为历史通信设施水平与当前数字基础设施共同构成了人工智能应用的基础条件;另一方面,该工具变量满足排他性约束,1984年的固定电话数据作为历史变量不会直接影响当前企业全要素生产率,省级互联网接入规模也不和微观企业特征直接相关。这一工具变量设计通过历史与现状的交互增强了相关性,同时又保持了良好的外生性,为准确估计人工智能应用对企业全要素生产率的因果效应提供了可靠保障。

表7为使用两阶段最小二乘法(2SLS)估计结果汇总表。其中,(1)列为第一阶段回归结果,IV的回归系数为0.307,在1%水平上显著,且Cragg-Donald Wald F统计量的值为125.589大于临界值,表明不存在弱工具变量问题。Anderson canon. Corr. LM统计量为124.595,P小于0.05,所以不存在识别不足问题,以上结果表明该工具变量是有效的。(2)列和(3)列为第二阶段回归结果,回归系数均正向显著。表明在控制内生性问题后,人工智能应用对企业全要素生产率仍具有显著的促进作用,为研究结论提供了更为可靠的因果证据。

(四)中介效应检验

1.劳动力结构

进一步分析劳动力结构对人工智能应用缓解新索洛悖论的作用路径。以往研究有的从企业员工学历水

表6　PSM后回归

变量	(1)	(2)
	TFP_OP	*TFP_LP*
AI	0.050***	0.073***
	(5.544)	(7.412)
Lev	0.331***	0.551***
	(6.289)	(9.645)
Board	0.105**	0.164***
	(2.339)	(3.359)
Dual	0.010	0.020
	(0.620)	(1.157)
*Top*1	−0.054	−0.034
	(−0.607)	(−0.348)
FirmAge	0.447***	0.462***
	(4.816)	(4.595)
常数项	6.492***	8.671***
	(19.549)	(24.073)
个体固定	是	是
时间固定	是	是
N	6830	6830
R^2	0.888	0.907

注:括号内为t统计量;***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著。

表7　内生性检验

变量	(1)	(2)	(3)
	AI	*TFP_OP*	*TFP_LP*
IV	0.307***		
	(11.207)		
AI		0.244***	0.268***
		(4.340)	(4.464)
Lev	0.199***	0.420***	0.680***
	(3.646)	(11.432)	(17.317)
Board	0.189***	0.110***	0.179***
	(3.940)	(3.443)	(5.227)
Dual	0.007	−0.007	−0.004
	(0.378)	(−0.632)	(−0.344)
*Top*1	−0.435***	0.155**	0.167**
	(−4.812)	(2.511)	(2.522)
FirmAge	−0.097	0.282***	0.281***
	(−1.072)	(4.997)	(4.649)
常数项	0.956***	5.534***	6.753***
	(3.030)	(27.200)	(37.233)
个体固定	是	是	是
时间固定	是	是	是
N	14845	14845	14845
R^2	0.263	0.235	0.256

注:***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著;括号内为t统计量。

平划分劳动技能[41]，有的从企业员工职业角度来划分劳动技能[42]。本文从职业角度划分劳动技能，参考陈琳等[42]的方法将企业员工分为常规职业和非常规职业。表8的(1)列为人工智能应用对企业全要素生产率的影响，其结果在1%水平下显著为正，(2)列和(3)列分别为人工智能应用对低技能劳动者的影响和人工智能应用与低技能劳动者共同对企业全要素生产率的影响。(2)列回归系数显著为负，可知人工智能应用对低技能劳动者有替代效应，(3)列回归系数显著为正，可知人工智能应用通过替代低技能劳动者来促进企业的全要素生产率，由Sobel检验可知其在1%水平显著，表明了低技能劳动者的中介效应存在。

表8　劳动力结构 Panel A

变量	(1)	(2)	(3)
	TFP_LP	*normal*	*TFP_LP*
AI	0.066***	−0.009***	0.064***
	(12.312)	(−5.766)	(12.014)
normal			−0.188***
			(−6.312)
Lev	0.689***	0.014	0.692***
	(20.394)	(1.471)	(20.496)
Board	0.194***	−0.029***	0.188***
	(6.456)	(−3.547)	(6.277)
Dual	−0.010	−0.000	−0.010
	(−0.869)	(−0.051)	(−0.872)
*Top*1	0.089	−0.049***	0.080
	(1.569)	(−3.120)	(1.408)
FirmAge	0.352***	0.077***	0.366***
	(6.235)	(4.894)	(6.493)
常数项	6.585***	0.584***	6.695***
	(38.910)	(12.451)	(39.403)
个体固定	是	是	是
时间固定	是	是	是
N	16024	16024	16024
R^2	0.315	0.022	0.317

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为*t*统计量。

表9　劳动力结构 Panel B

变量	(1)	(2)	(3)
	TFP_LP	*unnormal*	*TFP_LP*
AI	0.066***	0.009***	0.064***
	(12.312)	(7.287)	(12.032)
unnormal			0.163***
			(4.415)
Lev	0.689***	−0.019**	0.693***
	(20.394)	(−2.547)	(20.495)
Board	0.194***	0.007	0.192***
	(6.456)	(1.114)	(6.419)
Dual	−0.010	0.005*	−0.010
	(−0.869)	(1.885)	(−0.938)
*Top*1	0.089	0.009	0.088
	(1.569)	(0.741)	(1.543)
FirmAge	0.352***	−0.114***	0.370***
	(6.235)	(−9.046)	(6.550)
常数项	6.585***	0.527***	6.500***
	(38.910)	(13.935)	(38.174)
个体固定	是	是	是
时间固定	是	是	是
N	16024	16024	16024
R^2	0.315	0.016	0.316

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为*t*统计量。

表9的(2)列和(3)列分别为人工智能应用对高技能劳动者的影响和人工智能应用与高技能劳动者共同对企业全要素生产率的影响。其中，(2)列回归系数显著为正，说明人工智能应用对高技能劳动者有创造效应，(3)列回归系数显著为正，表明人工智能应用通过赋能高技能劳动者来激发企业的创新潜能，进而提升企业全要素生产率。由Sobel检验可知其在1%水平显著可以说明高技能劳动者的中介效应存在。通过上述分析可知，人工智能应用通过优化劳动力结构进一步提升了企业的全要素生产率，从而缓解了新索洛悖论。这可能是因为人工智能接管了大量重复性、规则性的任务，释放出人力资源，促使劳动力结构向高技能、高创造性的岗位倾斜，从而提升了整体劳动力的平均技能水平和价值创造能力。

2. 组织冗余

进一步分析组织冗余对人工智能应用缓解新索洛悖论的作用路径。较低的组织冗余通常与企业更高的运作效能相关联，体现为管理结构趋向扁平化及资源配置效率的提升。鉴于此，参考金国峰等[25]的研究选用管理费用占营业收入的百分比作为组织冗余的代理变量，该指标值升高意味着管理成本占比增大，亦即组织效率的下降。表10的(2)列和(3)列分别为人工智能应用对组织冗余的影响和人工智能应用与组织冗余共同对企业全要素生产率的影响。其中，(2)列回归系数显著为负，说明人工智能应用可以降低组织冗余，(3)列回归系数显著为正，由Sobel检验可知其在1%水平显著，说明组织冗余的中介效应存在。这可能是因为人工智能通过其优化流程、提升效率、辅助决策等特性，有效降低了企业内部的冗余资源和低效环节，促进了资源配置效率和生产效率的提升，从而缓解了新索洛悖论。

3. 组织能力

进一步分析组织能力对人工智能应用缓解新索洛悖论的作用路径。董事会、监事会、高级管理人员作为公司治理核心决策与监督层的关键人力资源配置，其规模直接反映企业组织能力的构建基础与投入强度。据此，采用董事、监事及高级管理人员总人数的自然对数作为组织能力的衡量指标。表11的(2)列和(3)列分别为人工智能应用对组织能力的影响和人工智能应用与组织能力共同对企业全要素生产率的影响。其中，(2)列回归系数显著为正，说明人工智能应用可以提升企业的组织能力，(3)列回归系数显著为正，由Sobel检验可知其在1%水平上显著，说明组织能力的中介效应存在。据此可知，人工智能应用能够通过提升组织能力来提升企业全要素生产率。这可能是因为人工智能的应用驱动企业强化组织能力建设、提升组织能力水平，组织能力的提升能够推动专业化分工深化与决策质量优化，有效应对人工智能技术落地过程中的复杂性与不确定性，最终实现全要素生产率的提升，从而缓解新索洛悖论。

表10　组织冗余

变量	(1)	(2)	(3)
	TFP_LP	*Ored*	*TFP_LP*
AI	0.068***	−0.360***	0.047***
	(6.125)	(−3.720)	(4.636)
Ored			−0.056***
			(−25.759)
Lev	0.667***	−2.095**	0.551***
	(6.773)	(−2.338)	(7.112)
Board	0.189***	0.044	0.192***
	(3.314)	(0.076)	(3.866)
Dual	−0.010	−0.046	−0.012
	(−0.444)	(−0.251)	(−0.617)
*Top*1	0.115	−2.104**	−0.003
	(0.750)	(−2.045)	(−0.021)
FirmAge	0.348**	−6.079***	0.009
	(2.552)	(−4.853)	(0.076)
常数项	6.607***	26.865***	8.106***
	(16.087)	(6.831)	(21.671)
个体固定	是	是	是
时间固定	是	是	是
N	16176	16176	16176
R^2	0.311	0.144	0.514

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为*t*统计量。

(五)调节效应检验

进一步分析激励机制对人工智能应用缓解新索洛悖论的调节作用。科学有效的激励机制能够有效化解人工智能应用中员工技能转型滞后和创新动能不足等挑战，从而充分释放人工智能提升企业全要素生产率的潜能。许志勇等[43]的研究中采用高管股权激励、高管晋升激励、高管薪酬激励和研发薪酬激励4个变量作为激励机制的代理变量。因为薪酬激励相较于侧重长期价值的股权激励或涉及职位变动的晋升激励，其更能灵活地与人工智能应用相关的具体绩效目标挂钩。所以，本文选择高管薪酬激励作为激励机制的代理变量，并且采取管理层年度薪酬总额的自然对数来度量。

表11　组织能力

变量	(1)	(2)	(3)
	TFP_LP	*DSM*	*TFP_LP*
AI	0.068***	0.006***	0.066***
	(6.125)	(2.677)	(5.983)
DSM			0.329***
			(5.302)
Lev	0.667***	0.054***	0.650***
	(6.773)	(3.679)	(6.623)
Board	0.189***	0.521***	0.018
	(3.314)	(38.727)	(0.272)
Dual	−0.010	−0.011***	−0.006
	(−0.444)	(−2.681)	(−0.275)
*Top*1	0.115	−0.008	0.117
	(0.750)	(−0.274)	(0.775)
FirmAge	0.348**	−0.019	0.354***
	(2.552)	(−0.642)	(2.621)
常数项	6.607***	1.720***	6.041***
	(16.087)	(20.091)	(14.480)
个体固定	是	是	是
时间固定	是	是	是
N	16176	16176	16176
R^2	0.311	0.297	0.315

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为*t*统计量。

从表12可知，人工智能应用对企业全要素生产率回归系数均在1%的显著性水平上显著，高管薪酬激励与人工智能应用的交互项回归系数也均在1%的显著性水平上显著为正，表明激励机制对人工智能应用缓解新索洛悖论有着正向的调节作用。这可能是因为，当高管薪酬与企业绩效紧密挂钩时，它有效激励了管理层积极推动人工智能的深度应用与高效落地。更强的薪酬激励会促使高管更有动力克服组织变革阻力、优化资源配置、提升执行效率，并致力于挖掘人工智能的最大潜能以驱动绩效增长，从而显著放大了人工智能应用对企业全要素生产率的提升效果。

表 12　激励机制

变量	(1)	(2)	变量	(1)	(2)
	TFP_OP	*TFP_LP*		*TFP_OP*	*TFP_LP*
AI	0.030***	0.046***	*FirmAge*	0.319***	0.335***
	(5.958)	(8.484)		(5.990)	(5.873)
AI×Pay	0.014***	0.020***	常数项	1.989***	2.317***
	(2.914)	(3.830)		(10.103)	(11.014)
Pay	0.230***	0.303***	个体固定	是	是
	(27.152)	(33.546)			
Lev	0.501***	0.742***	时间固定	是	是
	(15.631)	(21.689)			
Board	0.024	0.069**	*N*	14470	14470
	(0.831)	(2.209)			
Dual	−0.009	−0.007	R^2	0.361	0.386
	(−0.870)	(−0.664)			
*Top*1	0.023	0.049			
	(0.424)	(0.852)			

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 统计量。

五、条件处理效应的双重机器学习估计

在考察人工智能应用缓解新索洛悖论的因果关系时，传统计量方法易受模型设定偏误与变量间复杂关联的干扰，尤其是在处理异质性效应时存在显著局限。传统方法常假设效应同质性，难以捕捉人工智能应用在不同特征企业中差异化的影响机制，且当解释变量与控制变量存在高维相关或非线性关系时，易导致估计结果有偏。双重机器学习不仅能够缓解由高维协变量和复杂函数形式引起的设定偏误，更在异质性识别方面具有独特优势，它能够灵活估计条件平均处理效应，允许处理效应随企业特征连续变化，而非依赖外生分组。此外，双重机器学习还可与因果树、因果森林等异质性探测工具结合，进一步识别影响效应差异的关键变量及其阈值，从而为理解“何时、何地、对何种企业”人工智能更能有效缓解索洛悖论提供细致证据。因此，引入双重机器学习方法，重点着眼于其在异质性检验方面的分析能力，旨在更全面、更稳健地揭示人工智能应用对企业全要素生产率的差异化影响，进而为政策制定与企业实践提供更具针对性的启示。

(一)基准回归

参照张涛和李均超[44]的研究采用双重机器学习模型估计人工智能应用在缓解新索洛悖论中的作用。该方法由 Chernozhukov 等[45]在计量经济学领域开创性地提出，其克服了传统方法的局限性，提供更加稳健和无偏的因果效应估计。本文样本分割比例为 1:4，且采用随机森林算法和套索回归算法，回归结果见表 13 所示。其中所有列均控制了个体和时间及其他控制变量，(1)列和(2)列的回归系数分别为 0.036 和 0.072，且均在1%水平下显著为正，同时，(3)列和(4)列的回归系数也均显著为正，说明人工智能应用可以提升企业全要素生产率，缓解新索洛悖论问题。

表 13　双重机器学习

变量	随机森林		套索回归	
	(1)	(2)	(3)	(4)
AI	0.036***	0.072***	0.047***	0.068***
	(5.633)	(10.085)	(8.611)	(11.309)
常数项	0.016***	−0.002	−0.000	−0.000
	(3.832)	(−0.428)	(−0.105)	(−0.122)
控制变量	是	是	是	是
个体固定	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是
N	16176	16176	16176	16176

注：***、**、*分别表示在1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 统计量。

(二)异质性分析

1. 分组处理效应可视化分析

在双重机器学习框架下，分组处理效应(group average treatment effect，GATE)可直观呈现人工智能应用对不同特征分组企业全要素生产率的异质性影响，即可通过可视化方式初步识别效应差异的核心维度与整

体特征。本节通过分组效应图，从企业技术属性、所属区域、所处行业 3 个关键维度，可视化呈现人工智能应用影响的异质性分化特征，为后续分维度细致回归分析、揭示异质性内在机制奠定直观基础。

图 1 展示了分组效应结果，图 1(a)为企业技术属性分组效应，图 1(b)为企业区域分组效应，图 1(c)为企业行业分组效应。从图 1(a)可以看出，不同技术属性企业的分组处理效应存在显著差异，非高技术行业企业的效应值明显高于高技术行业，表明在技术属性维度上，人工智能应用的生产率提升效应呈现分化特征，非高技术行业更易显现短期效应优势。从图 1(b)可以看出，区域分组效应的异质性特征同样突出，东部地区与中部地区企业的分组处理效应表现更优，两者效应值差距较小，而西部地区企业的效应值明显偏低。从图 1(c)可以看出，人工智能应用在不同行业中的效应分化格局。整体来看，不同行业的分组处理效应差异显著，呈现“三优三弱”的分化特征，电力、热力、燃气及水生产和供应业，制造业，服务业的分组处理效应值较高，表明这三大类行业更易通过人工智能应用实现全要素生产率提升，而农业、采矿业、建筑业的分组处理效应值较低，其中采矿业的效应值显著低于其他行业。

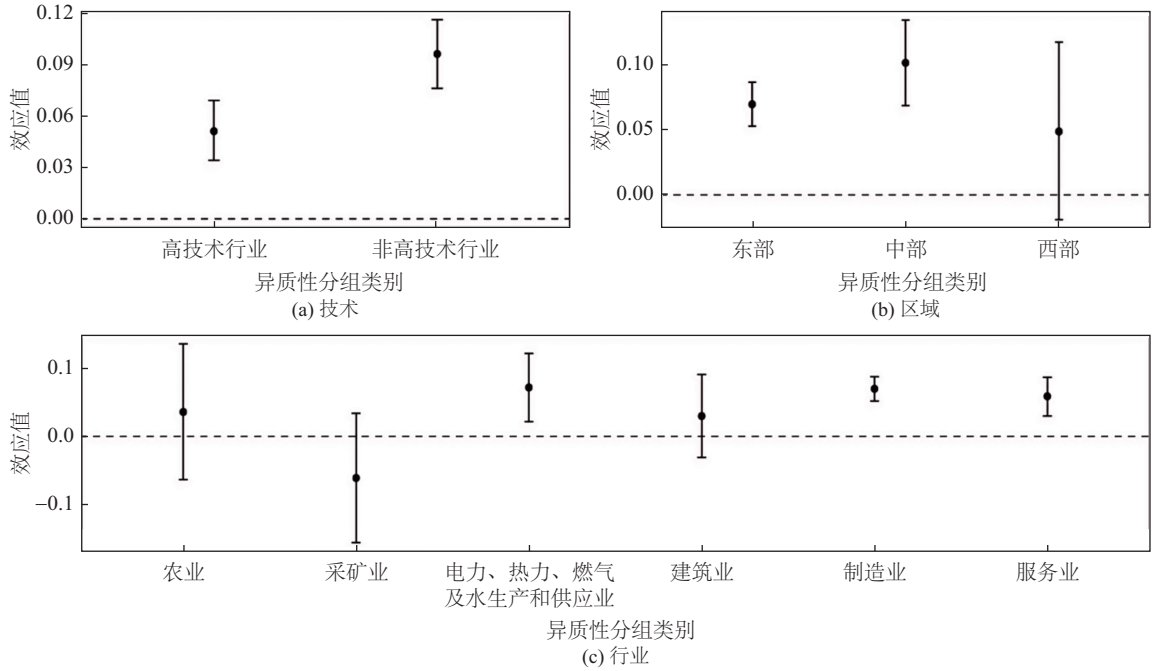


图 1　异质性分析

2. 技术属性异质性

高技术行业与非高技术行业在人工智能的应用特征上呈现出一定程度的差别。前者以高研发密度、复杂知识交互为支撑，人工智能应用更深度嵌入研发设计、协同决策等环节；后者则以标准化生产流程和成熟技术框架为主导，人工智能应用集中于劳动替代、流程自动化等效率优化场景。两类行业在技术渗透方向及创新协同强度上的结构性差异，直接映射为人工智能应用对企业全要素生产率作用效果的异质性分化。本文参照曾国安等[46]依据国家统计局颁布的高技术产业标准，将 12 个大类产业分为高技术行业，其余则分为非高技术行业。其中，高技术行业有医药制造业，专用设备制造业，信息传输、软件和信息技术服务业等；非高技术行业有食品制造业，批发和零售业，农、林、牧、渔业等。

表 14　技术属性异质性回归结果

变量	(1)	(2)
	高技术行业	非高技术行业
AI	0.051*** (5.695)	0.096*** (9.479)
常数项	−0.001 (−0.256)	−0.008 (−1.340)
控制变量	是	是
个体固定	是	是
时间固定	是	是
N	7195	8981

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 统计量。

表 14 为基于双重机器学习模型估计人工智能应用对企业全要素生产率的影响结果。其中，(1)列和(2)列均为采用 LP 法测算的企业全要素生产率。由结

果可知，高技术行业和非高技术行业人工智能应用对企业全要素生产率均表现出显著促进作用，但非高技术行业的回归系数明显大于高技术行业。相较于高技术行业，人工智能在非高技术行业中的应用对企业全要素生产率的提升效应更为显著，产生这种现象可能的原因是非高技术行业通常自动化与数字化程度较低，人工智能的引入能快速优化基础流程，带来显著的增量式效率跃升，其边际提升效应非常明显。然而高技术行业本身已处于技术前沿，其核心挑战往往涉及高度复杂的创新、研发和不确定性决策。因此，对高技术行业全要素生产率的边际提升作用不如非高技术行业那么突出。

3. 区域异质性

中国不同区域在要素禀赋、产业基础、人力资本、技术水平等关键条件上存在巨大的差异，导致不同地区企业在获取与应用人工智能的基础条件、核心驱动力及适配场景上存在显著区别。因此，对于地处不同区位的企业而言，人工智能应用对全要素生产率的影响可能存在明显差异。参照沈小波等[47]的做法根据企业所属区域把样本分为东部地区、中部地区及西部地区。其中，东部地区有北京、天津、山东、上海、广东等，中部地区有河南、湖北、湖南、安徽、江西等，西部地区有四川、重庆、陕西、云南、新疆等。

表 15 为基于双重机器学习模型估计人工智能应用对企业全要素生产率的影响结果，(1)列~(3)列均为采用 LP 法测算的企业全要素生产率。其中，(1)列和(2)列的回归系数分别为 0.070 和 0.102，且在 1%水平下显著，表明在东部地区和中部地区中，人工智能应用对企业全要素生产率表现出显著促进作用。(3)列的回归系数为 0.049，其回归系数不显著，表明在西部地区，人工智能应用可能会诱发新索洛悖论。这可能是因为东部地区和中部地区凭借更优越的发展基础、更适配的产业结构、更有利的创新生态及更强的组织管理能力，能够更有效地将人工智能应用转化为企业全要素生产率的提升。而西部地区受限于基础设施、人才、产业结构、创新生态和组织能力等多重因素的制约，使得人工智能应用的成效在当前阶段尚不明显。

表 15　区域异质性回归结果

变量名	(1)	(2)	(3)
	东部	中部	西部
AI	0.070***	0.102***	0.049
	(8.076)	(5.992)	(1.413)
常数项	0.002	−0.021**	0.001
	(0.430)	(−2.408)	(0.738)
控制变量	是	是	是
个体固定	是	是	是
时间固定	是	是	是
N	11172	2829	2175

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 统计量。

4. 行业异质性

人工智能应用对企业全要素生产率的影响可能存在显著的行业异质性。这种异质性源于不同行业的生产过程、技术密集度、数据基础、竞争格局及对人工智能应用适用性的根本差异。依据国民经济行业分类，重点关注农业，采矿业，电力、热力、燃气及水生产和供应业，以及建筑业，制造业，服务业这六大类行业。

表 16 为基于双重机器学习模型估计人工智能应用对企业全要素生产率的影响的结果，且每一列均控制了个体和时间及其他控制变量。(3)列和(5)列回归系数分别为 0.072 和 0.070，(6)列的回归系数为 0.059，均在 1%水平下显著为正。(1)列和(2)列的回归系数不显著，(4)列的回归系数同样也不显著。研究

表 16　行业异质性回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	农业	采矿业	电力、热力、燃气及水生产和供应业	建筑业	制造业	服务业
AI	0.036	−0.061	0.072***	0.030	0.070***	0.059*** (3.995)
	(0.713)	(−1.251)	(2.824)	(0.966)	(7.515)	
常数项	−0.003	−0.000	−0.007	−0.007	0.002	−0.007
	(−0.143)	(−0.009)	(−0.454)	(−0.400)	(0.404)	(−0.767)
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定	是	是	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是	是	是
N	227	498	530	442	10376	4103

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10%水平上显著；括号内为 *t* 统计量。

结果表明,人工智能应用对企业全要素生产率的影响呈现鲜明的行业分化,在电力、热力、燃气及水生产和供应业,制造业和服务业中,人工智能可以通过智能改造生产线、精准匹配服务需求、动态优化能源网络,显著提升生产效率。然而在农业、采矿业和建筑业中,受制于自然强随机性、数据获取瓶颈及劳动力密集场景的柔性适配困境,从而引发新索洛悖论现象。这一异质性映射出人工智能效能的深层边界,其价值释放要求行业具备可量化决策链路、实时数据闭环及要素可编程性。表明破解资源型行业的人工智能生产率悖论需要超越技术本身,通过生物信息学、数字孪生、智能建造等跨范式融合重构产业底层逻辑,方能使人工智能真正转化为全要素生产率的增长引擎。

六、结论与建议

本文基于中国2012—2023年企业面板数据,深入探讨了人工智能应用缓解新索洛悖论的机制。研究结果表明,人工智能应用可以缓解新索洛悖论,即人工智能应用推动了企业全要素生产率的提升,经过滞后一阶、指标替换、样本剔除、PSM等一系列稳健性检验后结论依然成立,并且在处理了内生性问题后上述结论依然成立。机制检验表明,人工智能应用可以重构劳动力结构。一方面,替代了部分低技能劳动者的岗位;另一方面,创造了对高技能劳动者的新需求,从而在整体上提升了企业的生产效率及竞争力,以此进一步推动了企业全要素生产率的提升。人工智能应用通过降低组织冗余,即降低了企业内部的冗余资源或低效环节,以此来推动企业全要素生产率的提升。人工智能应用还可以通过提升组织能力,从而显著提升企业的全要素生产率。同时,激励机制在人工智能应用对企业全要素生产率的影响中,发挥着正向调节的作用。最后,本文采用双重机器学习验证了人工智能应用在缓解新索洛悖论中的作用,其估计结果与传统因果推断模型的结论高度一致。进一步地,基于双重机器学习的异质性分析发现,从技术属性的角度来看非高技术行业比高技术行业人工智能应用效果更为显著;从区域异质性的角度来看东部地区和中部地区人工智能应用效果更为显著,而在西部地区可能会诱发新索洛悖论;从行业异质性的角度来看,在电力、热力、燃气及水生产和供应业,以及制造业和服务业中,人工智能应用显著提升了全要素生产率,在农业、采矿业和建筑业中,受制于自然强随机性、数据获取瓶颈及劳动力密集场景的柔性适配困境,从而引发了新索洛悖论现象。

鉴于人工智能应用对企业全要素生产率有着积极的影响,为了充分发挥人工智能的优势,避免可能存在的新索洛悖论问题,根据上述结论,提出以下政策建议:

第一,针对不同行业特性,需实施差异化行业推进策略,破解新索洛悖论瓶颈。对于电力、热力、燃气及水生产和供应业,制造业,服务业应加速人工智能的深度应用与迭代升级,提供专项技术补贴、加强支撑性基础设施建设,巩固其效率优势。对于农业、采矿业、建筑业等自然随机性强、数据基础薄弱的行业,需要设立专项扶持基金,突破数据获取与场景适配瓶颈。

第二,实施人才结构优化战略,构建适应人工智能发展的新型劳动力队伍。本文结果表明,人工智能应用显著提升了对高技能劳动力的相对需求,同时降低了对低技能劳动力的相对依赖。为有效应对这一结构性变革,应大力吸引高技能人才,完善高层次人才引进政策,打造具有竞争力的人才发展环境,吸引人工智能研发、数据分析、人机协同管理等领域的顶尖人才。同时,系统性提升低技能劳动力素质,建立覆盖广泛、针对性强的职业技能培训与再教育体系,为受自动化冲击较大的低技能劳动者提供免费或补贴性的技能升级培训,内容紧密对接人工智能应用催生的新岗位需求,促进其向中高技能岗位转型,提升企业内部高技能劳动力的储备厚度和整体人力资本质量。

第三,聚焦业务流程优化与组织重构,着力消除内部冗余释放降本潜能。鉴于人工智能应用通过降低组织冗余来提升企业全要素生产率,应引导企业将人工智能应用作为驱动深层次组织变革的核心引擎。重点推进跨部门业务流程再造,构建高度扁平化、敏捷响应、数据贯通的组织架构与管理模式。通过深度应用人工智能优化资源配置、简化工作流程、减少资源闲置和浪费,最大化压缩内部低效环节与冗余成本,实现显著的降本增效目标。

第四,建立健全与人工智能绩效挂钩的激励机制,放大技术赋能效果。鉴于激励机制在人工智能应用提升生产率过程中发挥正向调节作用。所以应鼓励企业将人工智能应用带来的效率提升、成本节约和创新

成果等，纳入部门及员工的绩效考核与薪酬激励体系，激发全员应用人工智能的内生动力。

第五，强化区域协同发展策略，因地制宜释放人工智能效能。针对区域应用分化特征，建议东部地区依托龙头企业构建创新联合体，推动技术外溢与标杆示范；中部地区聚焦装备制造等优势产业，打造跨区域产业链协同网络；西部需加快数字基建覆盖，建立人才柔性流动机制破解技能短缺瓶颈。

参考文献

[1] 黄旭，董志强. 人工智能对劳动力市场极化的影响与对策[J]. 系统工程理论与实践，2024，44(1)：272-298.

[2] 胡小勇，林梓柔，刘晓红. 人工智能融入教育：全球态势与中国路向[J]. 电化教育研究，2024，45(12)：13-22.

[3] 陈欣然，李国正，崔一迪，等. 基于专利计量的全球人工智能技术在医疗健康领域应用发展态势分析[J]. 科技管理研究，2021，41(3)：139-147.

[4] 郗胡平. 人工智能赋能经济高质量发展[J]. 宏观经济管理，2024(9)：19-27，38.

[5] SOLOW R. We'd better watch out[J]. New York Times Book Review，1987(36)：36.

[6] 蔡跃洲，付一夫. 全要素生产率增长中的技术效应与结构效应——基于中国宏观和产业数据的测算及分解[J]. 经济研究，2017，52(1)：72-88.

[7] GORDON R J. Why has economic growth slowed when innovation appears to be accelerating?[J]. National Bureau of Economic Research，2018：24554(4)：1-42.

[8] BRYNJOLFSSON E，ROCK D，SYVERSON C. Artificial intelligence and the modern productivity paradox：A clash of expectations and statistics[M]. Chicago：University of Chicago Press，2019.

[9] 程文. 人工智能、索洛悖论与高质量发展：通用目的技术扩散的视角[J]. 经济研究，2021，56(10)：22-38.

[10] GRAETZ G，MICHAELS G. Robots at work[J]. The Review of Economics and Statistics，2018，100(5)：753-768.

[11] 姜伟，李萍. 人工智能与全要素生产率："技术红利"还是"技术鸿沟"[J]. 统计与信息论坛，2022，37(5)：26-35.

[12] 张龙鹏，钟易霖. 价值链视角下人工智能应用对全要素生产率的影响——基于中国A股上市公司的实证研究[J]. 经济体制改革，2023(4)：106-113.

[13] 宁楠，惠宁. 人工智能驱动制造业新质生产力发展——基于全要素生产率的视角[J]. 经济问题探索，2025(1)：1-22.

[14] 刘传明，马青山. 网络基础设施建设对全要素生产率增长的影响研究——基于"宽带中国"试点政策的准自然实验[J]. 中国人口科学，2020(3)：75-88，127-128.

[15] 李金城，王林辉. 工业智能化会引发新索洛悖论吗？——来自城市层面的经验证据[J]. 东南大学学报(哲学社会科学版)，2023，25(6)：66-76，144.

[16] MELACHROINOS A K. Book review：Total factor productivity：A short biography[J]. Progress in Development Studies，2001，1(4)：357-358.

[17] ROMER P M. Increasing returns and long-run growth[J]. Journal of Political Economy，1986，94(5)：1002-1037.

[18] 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[J]. 中国管理科学，2020，28(12)：54-66.

[19] FURMAN J，SEAMANS R. AI and the economy[J]. Innovation Policy and the Economy，2019，19(1)：161-191.

[20] ACEMOGLU D. Directed technical change[J]. Review of Economic Studies，2002，69(4)：781-809.

[21] 潘丽群，李静，余梦琳. 人工智能如何影响劳动力需求和结构？——基于上市公司年报数据的实证检验[J]. 经济与管理研究，2024，45(10)：77-98.

[22] 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.

[23] BECKER G，MURPHY K. The division of labor，coordination costs，and knowledge[J]. The Quarterly Journal of Economics，1992，107(4)：1137-1160.

[24] 李春利，高良谋. 第四次工业革命背景下技术-组织-管理范式研究[J]. 当代经济管理，2023，45(11)：23-31.

[25] 金国峰，杨毅豪，潘英杰. 人工智能对企业新质生产力的影响研究——基于技术创新理论的中介效应分析[J]. 调研世界，2025(6)：3-16.

[26] MAKARIUS E E，MUKHERJEE D，FOX J D，et al. Rising with the machines：A sociotechnical framework for bringing artificial intelligence into the organization[J]. Journal of Business Research，2020，120：262-273.

[27] 戚聿东，肖旭. 数字经济时代的企业管理变革[J]. 管理世界，2020，36(6)：135-152，250.

[28] 谢卫红，林漫，郑迪文，等. 人工智能技术如何促进制造企业转型升级？——基于数据要素与内部控制的链式中介作用[J]. 技术经济，2025，44(4)：72-88.

[29] 许勤，黄好，赵曙明. 人工智能视角下人力资源管理强度对员工创新行为的影响机制研究[J]. 管理学报，2025，22(5)：848-857.

[30] 王思明. 基于企业核心能力的企业员工激励机制研究[J]. 中国软科学，2021(S1)：253-259.

[31] 尹美群，盛磊，李文博. 高管激励、创新投入与公司绩效——基于内生性视角的分行业实证研究[J]. 南开管理评论，2018，21(1)：109-117.

[32] 张晶, 陆承俊, 纳夏. 高管激励、独立董事与企业创新质量[J]. 云南社会科学, 2022(3): 74-83.
[33] 温忠麟, 叶宝娟. 中介效应分析: 方法和模型发展[J]. 心理科学进展, 2014, 22(5): 731-745.
[34] OLLEY G S, PAKES A. The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry[J]. Econometrica, 1996, 64(6): 1263-1297.
[35] LEVINSOHN J, PETRIN A. Estimating production functions using inputs to control for unobservables[J]. Review of Economic Studies, 2003, 70(2): 317-341.
[36] 陈东, 姚笛. 人工智能扩大了企业间的工资差距吗? ——来自中国工业企业的证据[J]. 经济科学, 2022(3): 127-142.
[37] 姚加权, 张锟澎, 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.
[38] 龚静, 尹忠明, 何悦. 制造企业数字化转型对其创新绩效的影响效应及机制分析——基于 2558 家制造企业的经验证据[J]. 投资研究, 2023, 42(12): 21-38.
[39] 黄晓凤, 朱潇玉, 王金红. 人工智能提升了中国制造业企业的全要素生产率吗[J]. 财经科学, 2023(1): 138-148.
[40] 李健斌, 周浩. 人工智能、资本-技能互补与企业全要素生产率[J]. 经济评论, 2025(1): 20-36.
[41] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究, 2020, 55(10): 159-175.
[42] 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]. 管理世界, 2024, 40(6): 74-93.
[43] 许志勇, 王瑾, 张娜, 等. 资产结构错配、激励机制与企业双元创新[J]. 南开管理评论, 2024, 27(3): 106-119.
[44] 张涛, 李均超. 网络基础设施、包容性绿色增长与地区差距——基于双重机器学习的因果推断[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(4): 113-135.
[45] CHERNOZHUKOV V, CHETVERIKOV D, DEMIRER M, et al. Double/debiased machine learning for treatment and structural parameters[J]. Econometrics Journal, 2018, 21(1): C1-C68.
[46] 曾国安, 苏诗琴, 彭爽. 企业杠杆行为与技术创新[J]. 中国工业经济, 2023(8): 155-173.
[47] 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[J]. 经济研究, 2021, 56(2): 157-173.

A Study on the Mechanism of AI Application Alleviating the New Solow Paradox: Empirical Evidence from the Enterprise Level

Han Chaoliang[1], Cao Zhijun[1], Wang Qunyong[2]
(1. School of Economics, Harbin University of Commerce, Harbin 150000, China;
2. School of Economics, Nankai University, Tianjin 300000, China)

Abstract: The application of general artificial intelligence is gradually undergoing concept verification and scenario exploration across various industries, yet whether it can effectively boost labor productivity remains questionable. Therefore, whether the application of artificial intelligence can mitigate the New Solow Paradox has become a topic of considerable concern. Based on data from A share listed companies spanning from 2012 to 2023, the two way fixed effects model and the double machine learning model were applied to examine the mechanism by which the application of artificial intelligence mitigates the New Solow Paradox. Empirical evidence reveals that artificial intelligence applications can mitigate the New Solow Paradox. Mechanism analysis indicates that artificial intelligence applications mitigate the New Solow Paradox by optimizing labor structure, reducing organizational redundancy, and strengthening organizational capability, with incentive mechanisms playing a positive moderating role in this process. Heterogeneity analysis reveals that the application effects of artificial intelligence are more pronounced in non-high-tech industries than in high-tech industries, and significantly enhance total factor productivity in the eastern and central regions, while their efficacy is constrained in the western region. Furthermore, in terms of sectoral heterogeneity, the application of artificial intelligence significantly improves total factor productivity in manufacturing, services, and the production and supply of electricity, heat, gas, and water, while its productivity enhancing effects are constrained in agriculture, mining, and construction. Practical implications and policy recommendations are offered for enterprises to cope with the challenges of the New Solow Paradox and achieve leapfrog growth of enterprise total factor productivity driven by artificial intelligence.

Keywords: artificial intelligence application; enterprise total factor productivity; New Solow Paradox; double machine learning; organizational redundancy; incentive mechanism