引用格式：陆云航，张龙飞，郑淇怀. 人工智能渗透与企业技能需求升级——来自招聘数据的微观证据[J]. 技术经济，2026，45(11)：137-156

Lu Yunhang, Zhang Longfei, Zheng Qihuai. Artificial intelligence penetration and the upgrading of enterprise skill demand: Micro evidence from recruitment data[J]. Journal of Technology Economics, 2026, 45(11): 137-156.

技术经济管理

人工智能渗透与企业技能需求升级

——来自招聘数据的微观证据

陆云航，张龙飞，郑淇怀

（浙江工商大学经济学院，杭州 310018）

摘 要：人工智能技术的广泛应用正在重塑企业劳动力需求结构，探讨其对社交、认知与创意等不同类型技能需求的差异化影响，有助于深化对技术变革背景下企业用工调整的理解。基于2016—2025年A股上市公司在线招聘数据，构建企业层面人工智能渗透度（AIFE）指标，从高技能岗位的招聘规模、结构占比及招聘岗位的技能要求三个维度，考察人工智能渗透与社交型、认知型和创意型技能需求的关系。在控制企业和年份固定效应后，AIFE与三类高技能岗位的招聘规模及招聘岗位在社交、认知和创意维度上的技能要求均显著呈正相关；在结构占比方面，AIFE与认知型、创意型高技能岗位占比呈显著正相关，与社交型岗位占比的关系不显著。不同技能维度的响应存在差异，但不支持“创意-认知-社交”的固定梯度。稳健性检验与Bartik工具变量估计支持主要结论。作用路径分析为生产率提升与常规任务替代两条路径提供了充分证据，研发强化路径在企业固定效应主设定下未获得支持。岗位层面结果表明，AIFE与认知型、创意型岗位工资溢价上升相关，与社交型岗位工资溢价下降相关，价格证据与数量证据相互印证。上述发现为优化人工智能时代劳动力培养与技能投资方向提供了微观经验依据。

关键词：人工智能；技能需求；技能异质性；企业招聘；招聘大数据；任务框架

中图分类号：F240；F49 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)11-0137-20

DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26060107

一、引言

人工智能正深刻改变全球经济格局，成为新一轮科技革命与产业变革的核心驱动力。ChatGPT、DeepSeek等大型语言模型的相继出现，使“人工智能能否取代人类劳动”这一议题迅速引发广泛关注。党的二十大报告明确提出推动战略性新兴产业融合集群发展，构建新一代信息技术、人工智能、生物技术、新能源、新材料、高端装备、绿色环保等一批新的增长引擎，同时将“实施就业优先战略”置于突出位置，强调就业是最基本的民生。2024年政府工作报告提出开展“人工智能+”行动，标志着人工智能技术与实体经济的融合进入全面加速阶段。人工智能技术的加速渗透在为经济增长注入新动能的同时，也不可避免地对企业用工决策、岗位技能要求和劳动力市场结构产生深远影响。

人工智能冲击已呈现出有别于以往自动化浪潮的新特征。一方面，人工智能不再局限于替代流水线上的体力劳动，而是开始进入数据分析、文案撰写、程序编码乃至战略决策等传统意义上的“白领”领域，高学

收稿日期：2026-06-01

基金项目：国家社会科学基金重点项目“产业智能化推动稳就业与促分配的机制及路径研究”（23AJL006）；杭州市哲学社会科学规划项目“人工智能冲击下杭州构建就业友好型发展方式研究”（M26JC184）

作者简介：陆云航（1974—），博士，浙江工商大学经济学院副教授，硕士研究生导师，研究方向：国际贸易与技术进步；张龙飞（2003—），浙江工商大学经济学院硕士研究生，研究方向：技术进步与收入分配；郑淇怀（2002—），浙江工商大学经济学院硕士研究生，研究方向：国际贸易。

历劳动力在更大范围内感受到技术替代的压力;另一方面,人工智能相关岗位的招聘需求持续扩张,近年来涉及人工智能、机器学习、大数据等方向的岗位数量显著增长[1],企业对高阶认知能力、复杂问题解决能力及创造性思维的要求日益凸显。替代与创造并存的现象表明,人工智能对企业用工的冲击不止于总量层面。企业在增加高技能需求的同时,也在调整招聘的技能要求与内部类型配置结构。然而,这些调整具体发生在哪些维度、方向是否一致?不同类型高技能劳动力所受影响是否存在差异?现有文献尚未给出系统回答。

在理论层面,技能偏向型技术变革(SBTC)理论与任务框架为理解技术进步差异化作用于不同技能劳动力提供了坚实的分析基础。近年来围绕人工智能对劳动力市场影响的研究也在国内外快速发展。基于上述背景,本文利用2016—2025年A股上市公司招聘大数据,依照Felten等[2-3]的方法构建企业层面人工智能渗透度指标AIFE,从需求规模、技能要求与结构占比三个维度考察人工智能对企业技能需求的影响,重点识别其对社交型、认知型与创意型三类高阶技能的差异化作用与传导机制,并以多种稳健性检验与内生性处理方法对基准结论进行验证。本文的贡献主要体现在以下方面:第一,在研究视角上,从需求规模、技能要求与结构占比三个维度系统地刻画人工智能渗透对企业招聘端技能需求的重塑,为既有文献补充了企业微观层面的直接证据;第二,在技能类型识别上,突破"高/低技能"或"常规/非常规"的二分框架,将高阶技能细分为社交、认知、创意三类,为把握人工智能时代人类相对于人工智能的比较优势结构提供了新的经验依据;第三,在机制识别上,梳理出与三个分析维度相对应的三条传导路径,即生产率提升、研发强化与任务替代,丰富了对人工智能影响劳动力需求路径的理解;第四,在分析层次上,将考察范围从企业招聘配置的数量维度延伸至岗位工资定价的价格维度,补充了人工智能渗透技能异质性效应的价格端证据。

二、文献综述

(一)人工智能兴起前的技术进步与高技能劳动力需求研究

在人工智能兴起之前,技术进步如何差异化地影响劳动力需求已是劳动经济学的核心议题。SBTC理论确立了技术进步偏向高技能的基本判断。Bound和Johnson[4]、Berman等[5]及Autor等[6]分别从工资结构、行业内技能升级与计算机密集程度等角度证实,技术进步整体上抬升了对高技能劳动力的相对需求,且这一变化与计算机投资和研发投入高度相关。

在此基础上,任务框架进一步将技术影响细化至任务层面。Autor等[7]指出,计算机资本替代规则明确的常规任务,与非常规问题解决和复杂沟通任务形成互补;Acemoglu和Autor[8]将SBTC与任务框架整合为"技能-任务-技术"分析框架,为解释就业极化、中等技能岗位收缩等现象提供了更一般的理论工具。Autor和Dorn[9]、Goos等[10]分别基于美国和西欧数据证实,计算机化推动劳动力需求在技能分布两端扩张、中段收缩,形成"就业极化"现象。资本-技能互补假说则从生产函数角度补充指出,资本积累通过与高技能劳动力的互补持续增加对后者的需求[11-12]。

国内研究在上述框架下对中国劳动力市场进行了较为系统的经验考察。Ge和Yang[13]、徐舒[14]、宋冬林等[15]分别基于综合生产函数、一般均衡模型和长期时间序列数据,证实了资本积累与技能偏向型技术变革对中国高技能劳动力需求的拉动作用。张川川和杨婕[16]对1992—2020年中国城镇劳动者的长期考察表明,国外技术引进与内生技术进步共同推动了高学历劳动力相对需求的持续扩张。上述研究表明,SBTC与任务框架对中国劳动力市场同样具有较强的解释力。

随着工业机器人的普及,任务框架下的研究对象从计算机扩展至工业机器人。Autor[17]指出,自动化的最终影响方向取决于替代效应、互补效应与产出扩张效应之间的相互作用。Graetz和Michaels[18]以17个发达国家行业面板数据证实,机器人提升劳动生产率的同时压缩了低、中技能就业,但带动了高技能需求。Acemoglu和Restrepo[19]基于美国通勤区分析发现,每千名工人多配置一台机器人将使就业人口比下降约0.2个百分点。国内方面,王永钦和董雯[20]、曲英姿和范莎[21]分别基于制造业上市公司和招聘数据证实,机器人应用对中国劳动力需求呈现整体替代和"极化"特征,并在学历、任务与职业维度上推动技能需求向高端集中。

（二）人工智能对劳动力需求的影响研究

人工智能作为新一轮自动化浪潮的代表性技术，其影响方式与早期计算机化和工业机器人既有延续也有区别[22]。有学者在任务框架下指出，人工智能通过“替代效应”和“恢复效应”共同作用，两者的相对强弱决定最终影响方向[23-24]。也有学者基于机器学习适用性评估表明，人工智能对劳动力需求的影响更多体现为岗位内部任务重组，而非岗位整体消失[25-26]。Aghion 等[27]则从内生增长视角将人工智能刻画为一种通用目的技术，认为人工智能通过持续扩展自动化的适用范围带动长期生产率增长，为理解人工智能对劳动力需求的总量传导机制提供了重要的理论基础。

人工智能对高技能劳动力的影响方向在现有文献中并不一致。Eloundou 等[28]发现人工智能的替代对象更多指向高技能任务，与软件和机器人替代中低技能任务的模式明显不同。Felten 等[2-3]构建的职业层面人工智能渗透度（AIOE）则显示高收入职业的就业扩张尤为明显，人工智能与高技能劳动力之间呈现较强的互补特征。这表明人工智能对高技能劳动力的替代与互补效应可能并存，但其相对强弱程度仍有争议。

人工智能对不同技能类型影响的分化，最终体现在企业的具体招聘决策中，职业或行业层面的平均效应难以捕捉这一微观异质性。近年来，企业层面的微观数据成为识别人工智能差异化影响的重要切入点。Acemoglu 等[29]基于美国招聘数据发现，人工智能暴露度较高的企业在采纳人工智能的同时显著减少了非人工智能岗位招聘，并改变了剩余岗位的技能要求。Babina 等[30]利用员工简历数据发现人工智能投资企业的销售与就业规模增长更快，且增长主要由产品创新驱动，由于创新活动高度依赖研发与设计等高阶任务，人工智能与高阶劳动力之间存在显著互补。

国内研究从微观和宏观两个层面提供了相应证据。孟浩和张美莎[31]发现人工智能对中国企业劳动力需求的影响符合“就业极化”特征，并识别出生产规模扩张与技术升级两条路径。陈琳等[32]指出人工智能渗透不仅减少了常规职业需求，同时显著增加了管理类、技术类等非常规认知型职业的需求。孙猛和林建鑫[33]以年报文本构建人工智能关注指标，证实人工智能显著创造了就业需求并引致用工结构向高学历、高经验门槛集中。潘珊等[34]从理论建模角度进一步指出，人工智能对常规型、社交型、认知型职业技能存在偏向差异。这些研究共同表明，人工智能对劳动力需求的影响具有显著的技能异质性。

（三）文献述评

综合以上文献，既有研究已就技术进步与人工智能对劳动力需求的结构性影响积累了较为丰富的证据，但在回应人工智能如何整体重塑企业高技能需求这一问题时仍存在两方面不足。第一，多数研究以就业总量、工资水平或学历结构作为被解释变量，较少同时从高技能岗位招聘规模、岗位技能要求和高技能岗位结构占比等多维度系统地刻画人工智能在企业招聘端的影响。第二，现有研究多沿用“高/低技能”或“常规/非常规”的二分框架，将高阶非常规劳动力笼统归为一类，忽视了社交型、认知型、创意型三类高阶技能在人工智能替代-互补关系上的内部差异。本文尝试在上述两方面有所推进，以期为人工智能时代劳动力需求变化提供更具微观基础的经验证据。

三、理论分析与研究假设

（一）理论框架

本文以任务框架为微观基础，结合 SBTC 理论与资本-技能互补假说，分析人工智能渗透与企业技能需求之间的关系。任务框架解释人工智能如何改变不同任务的执行成本，SBTC 理论说明技术进步为何提高非常规和高技能任务的相对需求，资本-技能互补假说则说明人工智能资本与高技能劳动之间的互补关系。三个框架共同支持人工智能推动高技能岗位需求扩张和技能要求提升，并为招聘结构及传导机制的方向性判断提供理论依据。

任务框架从任务结构层面说明人工智能作用于技能需求的路径。技术进步并不直接替代劳动者[7]，而是通过改变不同任务的执行成本来调整需求结构。规则明确的常规任务因可编码而成为替代的主要对象，灵活判断与情境感知的非常规任务则与技术形成互补。SBTC 理论旨在进一步判断技术冲击偏向哪类技能。技术变革的技能偏向具体表现为常规任务的收缩与非常规任务的扩张[8]，人工智能渗透由此将企业劳

动力需求推向社交互动、高阶分析与创造性思维的非常规方向。资本-技能互补假说从生产函数角度说明不同技能类型所受影响程度存在差异的原因:技术资本与高技能劳动之间的替代弹性小于其与低技能劳动之间的替代弹性[11],人工智能资本存量的增加因而会差异化地提升不同类型高技能劳动力的边际产出。三个框架分别从任务结构、技能偏向与资本互补三个层次为后续的假设推导提供支撑。

为将上述理论与企业招聘决策相衔接,本文区分三种调整方式:一是企业对处于某一技能维度上位25%的高技能岗位招聘多少,对应绝对招聘规模;二是企业全部招聘岗位在社交、认知和创意三个连续维度上的招聘人数加权平均得分,对应整体招聘组合的技能强度;三是高技能岗位在全部招聘中的比重,对应相对配置。因此,只有绝对量和结构占比才可以使用高技能岗位阈值进行判断,加权平均技能得分的统计对象是企业全部招聘岗位。三种调整边际既可能同时变化,也可能因替代效应、互补效应与产出扩张效应的相对强弱而表现出不同方向。

(二)人工智能渗透对三类高技能岗位绝对需求的影响

现代机器学习系统在输入输出关系明确的任务上具有较强的替代能力[25],而社交型、高阶认知型与创意型任务因其非结构化的本质,替代壁垒较高,并随人工智能承接可编码任务而在人机分工格局中获得更高的相对价值。从资本-技能互补假说的含义看,人工智能与高技能劳动的关系并非静态的替代关系,而是伴随企业生产函数的动态调整而演进。人工智能技术嵌入数据分析、内容生成与跨部门协同等环节后,不仅降低了基础信息处理与沟通的边际成本,而且提高了原创性思考、复杂推理与非结构化人际互动的相对价值。这一相对价值的提升,叠加人工智能作为通用目的技术通过全要素生产率改善带来的总量规模扩张,共同构成企业扩大高技能岗位招聘的动力,在宏观层面表现为三类高技能岗位绝对招聘规模的同步扩张。

据此,本文提出假设:

人工智能渗透度的提升将显著扩大社交型、认知型与创意型三类高技能岗位的绝对招聘规模(H1)。

(三)人工智能渗透与整体招聘岗位的技能要求

技能需求的变化不仅体现在高位高技能岗位的招聘数量上,也体现在企业整体招聘组合向技能强度更高的职业移动上。本文的技能要求指标不限于社交型、认知型或创意型高技能岗位,而是对企业当年全部招聘岗位的连续技能得分按招聘人数加权。因而,该指标上升表示新增招聘的职业组合在某一技能维度上整体向高分职业倾斜,不能直接解读为高技能子样本内部或同一职业内部的技能门槛上升。

人工智能可以通过调整企业的职业招聘结构,提高整体招聘岗位的技能要求。一方面,随着数据驱动决策、模型开发和新产品设计等活动不断增加,企业对分析、推理和原创性问题解决能力的依赖度随之增强,招聘需求因而更多向认知和创意要求较高的岗位倾斜;另一方面,标准化的信息传递和常规协调任务被部分自动化后,企业对沟通类岗位的需求将更多集中于情境判断、关系维护和跨部门协作等复杂任务,从而提高整体招聘岗位对社交技能的要求。因此,企业平均社交技能要求的提高可能不仅表现为社交型岗位数量或占比的同步上升,也可能体现在企业招聘的各类岗位普遍需要承担更复杂的人际互动和协调任务。

据此,本文提出假设:

企业人工智能渗透度的提升将显著提高招聘岗位在社交、认知和创意三个维度上的技能要求(H2)。

(四)人工智能渗透对三类技能需求结构的影响

招聘结构反映不同岗位需求在企业全部招聘中的相对配置。人工智能对规则清晰、程序稳定的常规任务具有较强替代能力,同时与复杂分析、技术开发和原创性问题解决形成互补,因而会促使招聘资源更多流向认知型和创意型岗位。研发活动、新产品开发和数据驱动决策的扩张还会进一步强化这两类岗位在招聘结构中的相对地位。相比之下,人工智能对社交型岗位占比可能存在方向相反的作用:一方面,人机协作提高了复杂沟通、团队协调和客户关系管理的价值;另一方面,标准化咨询、信息传递和常规协调又可能被自动化。这种不确定性还来自社交任务内部的异质性,即客服问答、信息转达和标准流程跟进较易被生成式人工智能或自动化系统承接,而商务谈判、复杂客户维护、团队冲突处理和组织协调仍高度依赖情境知识与

人际信任。两类力量的相对强弱取决于企业的业务类型、任务构成和人工智能应用深度，因而难以事先给出统一方向。此外，三类岗位指标并非互斥，认知和创意任务的扩张未必同步提高社交型岗位在全部招聘中的比重。因此，本文对认知型和创意型岗位占比提出明确方向性预期，而不对社交型岗位占比作单向判断。

据此，本文提出假设：

企业人工智能渗透度提高与高阶技能岗位在招聘结构中的比重上升相关，其中不同任务维度的证据强度可能存在差异（H3）。

（五）传导机制假设

就招聘规模的传导路径而言，人工智能提高全要素生产率并推动企业规模扩张，是三类高技能岗位绝对需求增长的重要渠道。人工智能嵌入生产和决策流程后，可以降低信息搜集、流程协调与决策成本，改善资源配置效率，并通过需求侧和供给侧两个环节拓展企业的产出与经营边界：在需求侧，效率提升能够降低产品和服务的边际成本，通过价格下降或质量改善扩大市场需求；在供给侧，人工智能可以优化资源配置、缩短决策周期并提高组织执行效率。两个环节共同扩大企业可支撑的经营规模，进而派生出对管理、分析、研发和协作类人才的新增需求[35]。与此同时，新技术在替代既有任务的过程中也会创造新的工作内容，产生推动就业需求恢复和扩张的“恢复效应”[23]。

据此，本文提出假设：

人工智能渗透通过提高企业全要素生产率、扩张产出与经营边界，进而带动社交型、认知型和创意型高技能岗位招聘规模增长（H4）。

就技能要求的作用路径而言，人工智能渗透可能拓展技术可能性空间，提高新产品、新工艺与新商业模式的预期回报，进而增加研发资源配置[27]。研发活动以方案设计、模型开发和技术分析为主，对数据分析能力和创意思维的依赖程度较高。研发强度上升后，企业招聘可能向认知和创意得分较高的职业倾斜，从而提高招聘岗位在这两个维度上的要求。由于企业内部研发强度的时间变化可能有限，该路径的证据强度仍需留待实证检验。与生产率路径相比，研发强化路径对招聘技能结构的影响可能具有更长时滞。企业需要先识别新技术的商业用途，再完成研发立项、组织调整与人才配置，其间还可能受到融资约束、技术不确定性和既有知识存量的影响。因此，研发强度的企业间差异可能较为明显，但同一企业内部的短期变化未必足以产生稳定的统计证据。

据此，本文提出假设：

人工智能渗透可能通过拓展技术可能性空间、提高企业研发强度，进而推动认知型与创意型岗位的技能要求提升；对社交型技能要求的直接拉动作用则相对有限，甚至可能受到抑制（H5）。

就需求结构的作用路径而言，人工智能对常规任务的替代是推动岗位结构调整的核心驱动力。规则稳定、可程序化的工作内容被人工智能承接后，常规岗位在企业招聘中的相对比重可能下降，从而为非常规高技能岗位腾出更大的配置空间。对认知型和创意型岗位而言，这一相对释放效应还会与数据分析、技术开发和原创性问题解决中的直接互补效应叠加，因而其结构占比更可能上升。对社交型岗位而言，常规协调任务被替代与复杂沟通任务获得互补同时存在，净效应取决于两种力量的相对强弱，因而不能事先预设其占比必然上升。

据此，本文提出假设：

人工智能渗透通过替代可编码的常规任务、压缩常规岗位的相对需求，进而推动企业招聘结构向认知型和创意型高技能岗位迁移（H6）。

四、研究设计与数据说明

（一）实证模型

为检验企业人工智能渗透度对三类技能需求的影响，构建如式（1）所示的固定效应面板模型。

$$Y_{it}^{z} = \beta AIFE_{i,t-1} + \gamma X_{i,t-1} + \mu_i + \lambda_t + \varepsilon_{it}^{z} \quad (1)$$

其中：下标 i 和 t 为企业和年份；上标 z 为技能维度，$z \in \{Soc, Cog, Cre\}$ 分别对应社交型、认知型和创意型技能；被解释变量 Y_{it}^{z} 分别采用按技能维度划定的高技能岗位对数招聘量（$\ln Hire_{it}^{z}$）、企业招聘岗位的招聘人数加权平均技能得分（$WScore_{it}^{z}$）与高技能岗位结构占比（$Ratio_{it}^{z}$）表征，对应需求规模、技能要求和结构重塑三类分析维度；核心解释变量 $AIFE_{i,t-1}$ 为企业人工智能渗透度；$X_{i,t-1}$ 为控制变量组；β 和 γ 为待估系数。为缓解同期性偏误，核心解释变量与控制变量均取滞后一期值。μ_i 为企业固定效应，用于吸收长期业务模式、管理风格、组织资本、人力资本基础、存量职业结构和招聘制度等不随时间变化的企业特征；λ_t 为年份固定效应，用于控制各企业共同面临的宏观经济、技术进步与政策环境变化；ε_{it}^{z} 为随机误差项。标准误在企业层面聚类，以缓解面板数据中的组内序列相关问题。

（二）变量定义与测量

1. 被解释变量：三类技能需求指标体系

被解释变量的构建分为四步。其中，需求规模和结构占比以各技能维度上位 25% 的高技能岗位为统计对象；技能要求则对企业当年全部招聘岗位的连续技能得分按招聘人数加权，以反映整体招聘组合的平均技能强度。

第一，底层指标选取。参照 Deming[36] 及 Acemoglu 和 Autor[8] 的任务测量框架，结合 O * NET 数据库，研究对三类技能指标作如下界定。社交型（*Soc*）技能选取技能库中的社会感知力、协调、说服与谈判四项指标，以反映职业的社会互动强度[36]。考虑到人工智能在结构化数据分析与非结构化原创思维两类任务上能力差异显著，前者可被较好承接，后者仍以人类为主，研究对传统文献中的“分析型任务”作进一步区分：认知型（*Cog*）技能聚焦数理逻辑与信息处理，选取工作活动库的“分析数据或信息”与能力库的“数学推理”两项指标[8,36]；创意型（*Cre*）技能聚焦非结构化创新，选取工作活动库的“创造性思维”与能力库的“原创性”两项指标。为保证跨职业可比性，所有底层指标均仅保留等级评分。

第二，双重标准化。为消除不同指标在量纲和取值范围上的差异，参照 Deming[36] 的处理方式，采取两步标准化程序。第一步，将各底层指标在全样本职业中做 0~10 线性标准化，公式为 $Score_{\text{norm}} = (Score_{\text{raw}} - Score_{\min}) / (Score_{\max} - Score_{\min}) \times 10$。其中，$Score_{raw}$ 为 *Score* 变量原始等级评分，$Scoe_{rnorm}$ 为该指标经过线性标准化后的得分。第二步，对同一维度内各子指标的标准化得分求均值，再对该均值做第二次 0~10 线性标准化，以消除各维度子指标数量不等带来的量纲差异，确保三类技能得分之间可比。

第三，职业类型划定。以全部职业在对应技能维度上综合得分的第 75 百分位数为阈值，将得分位于上位 25% 的职业分别标记为高社交型、高认知型和高创意型岗位，设定指示变量 $I(j \in k)$。若职业 j 在 k 维度的综合得分位于全部职业前 25%，则 $I(j \in k)$ 取值为 1，否则为 0。与以中位数为界的做法相比，上位 25% 的截断标准能够更集中地识别在某一技能维度上具有显著特征的职业，避免类别过宽导致区分度不足。三类技能的划定相互独立，同一职业可在不同维度同时获得标记，三类技能占比之间不存在加总为 1 的数学约束。

第四，企业层面指标汇总。采用基于变换器的双向编码器表征（BERT）模型的预训练中文句向量模型 shibing624/text2vec-base-chinese①，将招聘广告岗位职责与中文化后的 O * NET 职业任务描述编码为 768 维语义向量，计算余弦相似度，并以相似度最高的八位码 O * NET 职业作为 *Top*-1 语义候选，匹配后在企业-年份层面汇总三组被解释变量。设 N_{ijt} 为企业 i 在 t 年针对职业 j 的招聘人数，$Score_j^k$ 为职业 j 在 k 技能维度上经双重标准化后的连续得分，三组被解释变量的计算公式如式（2）~式（4）所示。

三类技能需求的对数招聘量，反映需求规模效应：

$$\ln Hire_{it}^{k} = \ln\left[1 + \sum_{j} N_{ijt} \times I(j \in k)\right] \tag{2}$$

三类技能需求的加权得分，反映技能要求（岗位升级）效应：

$$WScore_{it}^{k} = \frac{\sum_{j} (Score_j^k \times N_{ijt})}{\sum_{j} N_{ijt}} \tag{3}$$

① shibing624/text2vec-base-chinese 为本文使用的预训练中文句向量模型的具体名称。为准确标识所用模型、便于研究复现，保留其原始名称。

三类技能需求的占比，反映结构重塑效应，分母为企业当年总招聘人数：

$$Ratio_{it}^{k} = \frac{\sum_{j} [N_{ijt} \times I(j \in k)]}{\sum_{j} N_{ijt}} \tag{4}$$

式(3)以连续得分加权，保留了职业内部的技能强度差异信息，可用于衡量企业招聘岗位的平均技能要求变化。式(4)的分母为企业总招聘人数而非三类岗位之和，三类岗位比例之间不存在线性约束，可作为独立的被解释变量分别估计。

2. 核心解释变量：企业人工智能渗透度(*AIFE*)

核心解释变量 *AIFE* 衡量人工智能技术对特定企业主要业务活动的潜在影响程度。指标构建遵循 Felten 等[2-3]的方法，结合中国上市公司数据的实际情况加以适配，分两步完成。

第一步：职业层面人工智能渗透度 $AIOE_o$ 的构建。依据 Felten 等[3]的方法，首先从电子前沿基金会的人工智能进展衡量项目中识别图像识别、自然语言处理等 10 个核心人工智能技术应用领域(以 a 表示)；继而通过亚马逊 MTurk 平台的众包调查，评估上述 10 个人工智能应用与 O*NET 数据库所定义的 52 种核心人类能力(以 h 表示)之间的关联程度 x_{ah}。各项能力 h 的综合人工智能渗透度 A_h 计算公式为

$$A_h = \sum_{a=1}^{10} x_{ah} \tag{5}$$

进一步，将各能力 h 的人工智能渗透度按其在职业 o 中的重要性(IM_{ho})和等级(LV_{ho})加权汇总，得到职业层面的人工智能渗透度。

$$AIOE_o = \frac{\sum_{h=1}^{52} (A_h \times I_{ho} \times L_{ho})}{\sum_{h=1}^{52} (I_{ho} \times L_{ho})} \tag{6}$$

其中：h 为能力序号；o 为职业序号；*IM* 和 *LV* 分别表示 O*NET 中的重要性评分和等级评分。

AIOE 指标的重要特性在于效果中立性：该指标仅量化某一职业因其固有能力构成所面临的人工智能影响潜力，不预设影响方向为替代或互补，为后续因果推断提供了客观的方法论基础。

第二步：企业层面 *AIFE* 的构建。参照 Acemoglu 等[29]及陈琳等[32]的处理方式，以企业员工的职业大类构成为权重，对各职业大类对应的平均 *AIOE* 得分进行加权平均：

$$AIFE_{it} = \sum_{j=1}^{11} \left(\frac{Num_{ijt}}{Num_{it}} \times AIOE_j \right) \tag{7}$$

其中：Num_{ijt} 为企业在年份中从事第类职业大类的员工人数；Num_{it} 为员工总人数；$AIOE_j$ 为对应职业大类的平均人工智能渗透度得分。员工职业大类数据来源于 Wind 数据库，该数据库将员工划分为 11 个职业大类(如生产人员、销售人员、技术人员等)。为获取各大类对应的 $AIOE_j$ 得分，采用基于大语言模型的语义匹配方法，将 11 个中国职业大类与 O*NET 标准职业大类对应(如将生产及相关类职业匹配至生产职业大类)，以各大类内所有细分职业 $AIOE_o$ 得分的加权均值作为该大类的代表性得分。为便于跨企业比较及回归系数解释，本文进一步对 $AIFE_{it}$ 做标准化处理，表 1 及后续回归所报告的 *AIFE* 均为标准化后的取值。

AIFE 指标的内生性相对较弱。原因有二：其一，构建权重所依赖的员工职业结构反映企业中长期积累的人力资本存量，而非企业对当期技术冲击的主动响应；其二，以滞后一期的 *AIFE* 值进入回归，时序上先于被解释变量的招聘决策，有助于缓解反向因果问题。

3. 控制变量

参照王永钦和董雯[20]及陈琳等[32]的研究，纳入以下控制变量：企业规模(*Size*)，以员工总人数的自然对数衡量，控制招聘需求的基数效应；盈利能力(*Profit*)，以人均利润衡量，控制企业资金实力与扩张意愿对招聘决策的影响；行业集中度(*Herfind*)，以基于营业收入计算的赫芬达尔指数(*HHID*)衡量，控制行业市场集中程度对招聘决策的影响；财务杠杆(*Lev*)，以资产负债率衡量，控制债务水平对企业投资和招聘决策的约束

表1　主要变量描述性统计

变量名称	变量符号	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
人工智能渗透度	*AIFE*	31501	0.010	0.443	-0.902	1.049
高社交需求	ln*hsoc*	31501	3.129	1.633	0	6.733
高认知需求	ln*hcog*	31501	3.224	1.641	0	6.870
高创意需求	ln*hcre*	31501	3.170	1.678	0	6.944
加权社交得分	*wsoc*	31501	5.367	0.663	1.582	10
加权认知得分	*wcog*	31501	5.659	0.791	0	9.507
加权创意得分	*wcre*	31501	5.760	0.829	0.936	9.348
高社交比例	*soc*	31501	0.322	0.206	0	1.000
高认知比例	*cog*	31501	0.358	0.216	0	1.000
高创意比例	*cre*	31501	0.346	0.225	0	1.000
企业规模	*Size*	31501	7.689	1.239	4.477	11.145
人均利润	*Profit*	31501	8.439	21.118	-86.414	149.691
行业集中度	*Herfind*	31501	0.092	0.097	0.018	0.669
杠杆率	*Lev*	31501	0.419	0.200	0.054	0.896
托宾Q值	*TobinQ*	31501	2.036	1.291	0.828	8.246
产权性质	*SOE*	31501	0.292	0.455	0	1.000
营业收入增长率	*Growth*	31501	0.128	0.353	-0.566	1.979
是否劳动密集型	*Labor*	31501	0.321	0.467	0	1.000

效应;成长性(*TobinQ*),以托宾*Q*值(市值/资产总额)衡量,控制市场对企业未来增长预期的影响;产权性质(*SOE*),以是否为国有企业的虚拟变量衡量,控制产权差异带来的招聘行为异质性;营业收入增长率(*Growth*),以(本期营业收入/上期营业收入-1)衡量,控制企业当期业务扩张节奏对招聘需求的影响;劳动密集型行业(*Labor*),以虚拟变量衡量,参照尹美群等[37]的分类方法,控制行业要素密集度对技能需求结构的基础性影响。

(三)数据来源与样本说明

研究所用数据主要来源于三个部分。企业招聘数据来源于智联招聘、前程无忧、猎聘等国内主流在线招聘平台,利用Python软件爬取2016—2025年发布的逐日招聘广告,原始数据集包含超过890万条记录,每条广告涵盖企业名称、发布时间、职位名称、职位描述、工作地点、招聘人数和薪资水平等信息,相比传统调查数据具有更广的覆盖面和更强的时效性[38]。上市公司经营数据主要来源于Wind数据库和国泰安(CSMAR)数据库,覆盖A股上市公司的财务报表与员工结构等信息,用于构建核心解释变量、控制变量及部分机制变量。O*NET数据来源于美国劳工部O*NET数据库,提供近1000个职业在能力、技能和工作活动等维度的标准化评分,是构建技能需求指标和*AIFE*指标的核心依据。此外,城市层面数据取自历年《中国城市统计年鉴》;行业计算机数据取自《中国统计年鉴》;居民消费价格指数(CPI)取自国家统计局。

样本处理步骤如下:删除企业名称、股票代码和职位职责等关键信息缺失的记录;在同一企业和同一自然月内,依据招聘岗位、职位职责、招聘类别、工作城市、工作区域、学历要求和经验要求等字段进行匹配去重,平台字段不进入去重键,因而同月跨平台完全相同的广告不会合并。招聘人数按公布值统计,“若干”“多人”“不限”或缺失统一记为1,作为至少一个招聘需求的下界。广告按发布日期归入年份,约890万条原始记录经清洗和上市公司匹配后保留约618万条,并汇总为企业-年份面板。剔除金融行业样本、ST(special treatment)公司样本及核心变量严重缺失的观测值。以2015年为基期利用CPI指数对货币型变量进行平减,对连续型变量在1%和99%分位数处进行缩尾处理,降低极端值干扰。最终得到2016—2025年涵盖4745家上市公司、31501个有效观测值的非平衡面板数据。主要变量的描述性统计见表1。

五、实证结果与分析

（一）基准回归结果

表2展示了*AIFE*对9个被解释变量的基准回归结果。在控制企业特征并引入企业和年份固定效应后，*AIFE*对三类高技能岗位对数招聘量的系数均在1%水平上显著为正。对企业全部招聘岗位的社交、认知和创意加权平均技能得分也均显著为正，其中社交维度在5%水平上显著，认知和创意维度在1%水平上显著。在结构占比方面，*AIFE*对社交型高技能岗位占比的系数为正但不显著，对认知型和创意型高技能岗位占比的系数显著为正。因此，假设H1和假设H2获得支持，假设H3中对认知型和创意型岗位占比的预期获得支持。

从表2的（1）~（3）列的需求规模维度可以看出，*AIFE*的估计系数均在1%水平显著为正，表明*AIFE*提高与社交型、认知型和创意型高技能岗位的招聘规模扩大显著相关。从（4）列~（6）列的技能要求维度可以看出，*AIFE*对企业全部招聘岗位的社交、认知和创意维度招聘人数加权平均技能得分的系数均显著为正，社交维度在5%水平上显著，认知和创意维度在1%水平上显著。该结果反映企业整体招聘组合向三个维度得分较高的职业倾斜，不表示只在三类高技能岗位内部计算平均技能要求。从（7）列~（9）列的结构占比维度可以看出，*AIFE*对社交型高技能岗位占比的估计系数为0.010，但未达常用显著性水平；对认知型和创意型高技能岗位占比的估计系数均为0.034，且均在1%水平上显著。

总体来看，在控制企业固定效应、年份固定效应及企业层面控制变量后，企业人工智能渗透程度提高能够显著促进三类高技能岗位招聘规模扩大，并显著提升招聘岗位的技能要求，同时显著提高认知型与创意型岗位在企业招聘中的结构占比。社交型岗位占比的估计系数虽然为正，但统计上并不显著。因此，假设H1和假设H2得到支持，假设H3得到部分支持。不同技能类型的估计结果存在一定差异，但现有证据不足以支持连续、稳定的强弱梯度。

表2　基准回归

变量	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）	（7）	（8）	（9）
	ln*hsoc*	ln*hcog*	ln*hcre*	*wsoc*	*wcog*	*wcre*	*soc*	*cog*	*cre*
AIFE	0.300***	0.353***	0.347***	0.064**	0.102***	0.127***	0.010	0.034***	0.034***
	（0.056）	（0.056）	（0.059）	（0.026）	（0.032）	（0.034）	（0.008）	（0.009）	（0.009）
Size	0.473***	0.489***	0.483***	0.006	0.017	0.010	−0.001	0.010***	0.004
	（0.027）	（0.026）	（0.028）	（0.012）	（0.015）	（0.015）	（0.004）	（0.004）	（0.004）
Profit	0.005***	0.005***	0.005***	−0.000	0.000	−0.000	−0.000	0.000	−0.000
	（0.001）	（0.000）	（0.001）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）	（0.000）
Herfind	−0.280	−0.545***	−0.543***	0.078	−0.219*	−0.155	0.083***	−0.037	−0.061**
	（0.182）	（0.192）	（0.194）	（0.085）	（0.120）	（0.111）	（0.029）	（0.029）	（0.029）
Lev	−0.194**	−0.280***	−0.323***	−0.038	−0.167***	−0.212***	0.015	−0.013	−0.019
	（0.086）	（0.088）	（0.091）	（0.044）	（0.053）	（0.056）	（0.014）	（0.014）	（0.014）
TobinQ	0.031***	0.029***	0.029***	−0.005	−0.000	−0.003	−0.000	−0.002	−0.003**
	（0.009）	（0.009）	（0.009）	（0.005）	（0.006）	（0.006）	（0.001）	（0.001）	（0.001）
SOE	−0.008	−0.043	−0.075	0.009	−0.011	−0.056*	0.008	0.005	−0.002
	（0.046）	（0.047）	（0.048）	（0.024）	（0.030）	（0.032）	（0.008）	（0.008）	（0.008）
Growth	0.073***	0.062***	0.071***	0.024**	0.017	0.023*	0.007**	−0.004	−0.001
	（0.018）	（0.018）	（0.018）	（0.010）	（0.012）	（0.013）	（0.003）	（0.003）	（0.003）
Labor	−0.057	−0.062	−0.086	−0.006	0.005	−0.031	−0.003	−0.009	−0.010
	（0.072）	（0.075）	（0.074）	（0.034）	（0.045）	（0.042）	（0.010）	（0.010）	（0.010）
常数项	−0.496**	−0.449**	−0.423*	5.332***	5.611***	5.815***	0.313***	0.291***	0.337***
	（0.209）	（0.208）	（0.218）	（0.091）	（0.114）	（0.114）	（0.029）	（0.029）	（0.029）
企业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	31501	31501	31501	31501	31501	31501	31501	31501	31501
R^2	0.762	0.761	0.765	0.454	0.432	0.457	0.467	0.488	0.528

注：***、**、*分别表示估计系数在1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

（二）稳健性检验

为确保基准回归结论的可靠性，研究从7个维度开展稳健性检验，包括被解释变量阈值调整、技能要求度量替换、基期职业结构构造预期*AIFE*、BERT匹配质量阈值替换、倾向得分匹配（PSM）、控制变量度量替换及安慰剂检验①。

1. 被解释变量阈值敏感性检验

为排除特定分位数选取对估计结果的偶然性干扰，分别收紧和放宽高阶技能的界定标准，使用前20%和前30%重新计算三类技能的需求占比与绝对量对数。表3显示，两个阈值下，*AIFE*对三类技能需求规模的系数均为正且在1%水平显著；对认知型和创意型结构占比的系数亦显著为正，而社交型结构占比仍不显著。该结果与企业固定效应基准回归的结论边界一致，说明核心判断不依赖于25%这一特定阈值。

2. 替换技能要求度量方式

将三类加权技能得分替换为其他反映岗位技能要求的指标，包括加权教育年限（*Aedu*）、高学历（本科及以上）占比（*Rhighedu*）与对数（ln*highedu*）、加权经验要求（*Aexp*）及初级岗位（1年及以下或不限经验）比例（*Rentry*）。表4结果表明，*AIFE*显著提升了平均教育年限、高学历比重和经验门槛，并显著压缩了初级岗位比例，多维指标共同支持人工智能渗透显著提升岗位技能要求的判断。

表3　稳健性检验：阈值敏感性

变量	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）
	ln*hsoc*	ln*hcog*	ln*hcre*	*soc*	*cog*	*cre*
Panel A：前20%高技能职业阈值						
AIFE	0.300***	0.354***	0.331***	0.008	0.033***	0.024***
	（0.055）	（0.056）	（0.058）	（0.007）	（0.008）	（0.007）
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	31501	31501	31501	31501	31501	31501
R^2	0.757	0.759	0.762	0.448	0.474	0.493
Panel B：前30%高技能职业阈值						
AIFE	0.310***	0.343***	0.345***	0.011	0.039***	0.034***
	（0.056）	（0.057）	（0.058）	（0.009）	（0.009）	（0.009）
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	31501	31501	31501	31501	31501	31501
R^2	0.763	0.766	0.767	0.468	0.519	0.538

注：***、**、*分别表示估计系数在1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

表4　稳健性检验：替换技能要求度量方式

变量	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）
	Aedu	*Rhighedu*	ln*highedu*	*Aexp*	*Rentry*
AIFE	0.213***	0.044***	0.372***	0.081*	−0.020*
	（0.066）	（0.012）	（0.067）	（0.045）	（0.012）
控制变量	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
样本量	31494	31364	31494	31370	31370
R^2	0.541	0.563	0.740	0.521	0.532

注：***、**、*分别表示估计系数在1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

① 限于篇幅，BERT阈值、PSM、控制变量替换和安慰剂检验结果留存备索，其核心结论与基准回归一致。

3. 固定基期职业结构构造预期

为降低核心解释变量与招聘技能指标因当期职业结构同步变化产生机械相关的可能性，本文固定企业基期职业结构权重，仅利用行业层面随时间变化的人工智能相关信息与计算机设备变化构造预期 *AIFE*。该处理避免逐年更新企业员工职业构成，使指标的时间变化不再直接来自企业当期职业结构。考虑到基期选择可能影响测算精度，分别采用 2015 年和 2014 年作为基期。

表 5 的 Panel A 显示，以 2015 年为基期时，预期 *AIFE* 对 9 个结果变量的系数均为正且显著；Panel B 采用 2014 年为基期后，三类需求规模和技能要求及认知型与创意型结构占比仍显著为正，社交型结构占比为正但不显著。两种基期下的结果与企业固定效应基准回归的结论边界一致。需要说明的是，该检验主要缓解当期职业结构同步更新导致的机械相关，不能单独排除所有随时间变化的遗漏因素。

（三）内生性处理

尽管 *AIFE* 的构建在设计上具有一定外生性优势，且控制了多维固定效应，但 *AIFE* 与企业技能需求之间仍可能存在遗漏变量偏误或反向因果问题。为此，引入 Bartik 工具变量进行识别。

1. 工具变量构造与识别假设

工具变量以企业 2014 年固定 *AIFE* 为预定暴露度，以所属行业全国百人计算机数相对 2014 年的对数变化为外部冲击。2015—2024 年的行业冲击分别与 2016—2025 年企业观测匹配，并在每一冲击年份内对 16 个行业进行等权去均值，以剔除全国共同的计算机化趋势，二者相乘得到 *Bartik*-Ⅳ。

首先，将行业 j 在冲击年份 $t-1$ 的全国百人计算机数相对 2014 年的对数变化定义为

$$g^{pc}_{j,t-1} = \ln PC100_{j,t-1} - \ln PC100_{j,2014} \tag{8}$$

其中：g^{pc} 为行业计算机台数相对 2014 年的对数变化；$PC100$ 为相应行业每百名员工使用的计算机台数。

其次，在每一冲击年份内对 16 个行业的上述冲击进行等权平均：

$$g^{pc}_{t-1} = \frac{1}{16}\sum_{k=1}^{16} g^{pc}_{k,t-1} \tag{9}$$

据此得到剔除全国共同计算机化趋势后的相对行业冲击：

$$\tilde{g}^{pc}_{j,t-1} = g^{pc}_{j,t-1} - \tilde{g}^{pc}_{t-1} \tag{10}$$

$\tilde{g}^{pc}_{(t-1)}$ 为同一冲击年份 16 个行业冲击的等权平均值；ℓ 为求和所用的行业序号。

最后，将相对行业冲击与企业 2014 年固定 *AIFE* 相乘：

$$Bartik\text{-}IV_{it} = AIFE_{i,2014} \times \tilde{g}^{pc}_{j,t-1} \tag{11}$$

$\tilde{g}^{pc}_{(j,t-1)}$ 为去均值后的行业冲击

表 5　稳健性检验：基于固定基期职业结构构造的预期 AIFE

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
	ln*hsoc*	ln*hcog*	ln*hcre*	*wsoc*	*wcog*	*wcre*	*soc*	*cog*	*cre*
PanelA：以 2015 年为基期									
AIFE	0.534***	0.634***	0.667***	0.128***	0.181***	0.234***	0.012**	0.040***	0.052***
	(0.056)	(0.055)	(0.059)	(0.020)	(0.026)	(0.028)	(0.006)	(0.006)	(0.007)
样本量	22031	22031	22031	22031	22031	22031	22031	22031	22031
R^2	0.504	0.511	0.507	0.179	0.164	0.178	0.265	0.262	0.275
Panel B：以 2014 年为基期									
AIFE	0.410***	0.506***	0.549***	0.116***	0.179***	0.234***	0.006	0.039***	0.055***
	(0.055)	(0.055)	(0.059)	(0.021)	(0.025)	(0.028)	(0.006)	(0.006)	(0.007)
样本量	20498	20498	20498	20498	20498	20498	20498	20498	20498
R^2	0.506	0.513	0.508	0.182	0.166	0.180	0.268	0.264	0.279
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是

注：***、**、* 分别表示估计系数在 1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

样本期前暴露度较高的企业，通常具有更好的数字技术吸收与任务适配基础。因此，当所属行业整体的计算机化水平（外部冲击）提高时，这些企业更有能力进行技术转化，其当期的 *AIFE* 更可能出现显著上升，满足相关性条件。针对行业共同冲击可能直接影响本企业招聘的担忧，在两阶段回归中控制了“行业×年份”固定效应。这一设定的核心优势在于彻底吸收了各行业每年共同面临的技术周期、产品需求、政策扶持与人才竞争等宏观冲击。在控制行业特征与宏观周期后，滞后的相对行业计算机化冲击不会通过与企业2014年 *AIFE* 系统相关的其他未观测渠道，直接改变当期技能招聘需求。由于因果识别已被严格限定在同一行业、同一年份内初始暴露度不同的企业差异上，该设定有效阻断了行业共同冲击对本企业招聘的直接影响，满足外生性条件。

2. 两阶段最小二乘法（2SLS）估计结果

表6展示了工具变量第二阶段结果。值得注意的是，相较于基准回归，表6样本量有所减少，主要是工具变量的构造依赖于企业2014年的基期 *AIFE* 数据，导致2014年之后成立或基期数据缺失的企业样本被自然剔除。*AIFE* 对九项技能需求指标的估计系数均为正，除社交型岗位结构占比外，其余八项均在1%水平上显著。社交型岗位结构占比的估计系数为0.023，方向为正但未达到常用显著性水平，这与基准回归结果一致。综合工具变量的检验结果，在吸收行业年度共同冲击并有效缓解潜在内生性问题后，人工智能渗透推动企业技能需求向社交型、认知型与创意型三类高阶技能升级的结论仍然成立，为本文的基准发现提供了坚实的补充证据。第一阶段估计结果留存备索。

此外，工具变量估计系数整体约为基准回归系数的3倍，这一差异可能部分源于基准估计中的测量误差或衰减偏误，同时也反映2SLS识别的是对行业计算机化冲击作出响应企业的局部平均处理效应，因而不宜与基准回归系数作机械比较。

（四）作用路径分析

前文基准回归与内生性检验已确证，人工智能渗透对企业劳动力需求产生了总量扩张、门槛抬升与占比分化的三重非对称冲击。本节分别从需求扩张、岗位升级和结构重塑三个维度，检验人工智能重塑劳动力技能需求的传导机制。

1. 生产率提升与高技能岗位招聘规模

采用基于LP（Levinsohn-Petrin）法计算的全要素生产率（*TFP*）作为机制变量，检验生产率提升推动企业规模扩张进而带动技能需求增长的传导路径。

表7结果证实，*AIFE* 显著提升了企业全要素生产率。作为通用目的技术，人工智能在企业内的广泛应用降低了信息搜集、协调与执行成本，提升了资源配置效率。生产率改善带动业务规模扩张，进而拉高三类高技能岗位的总量招聘需求，与人工智能提高生产率、扩张经营边界带动人才总量需求的传导路径一致，假设H4获得支持。

2. 研发强化与企业招聘技能强度

本文以企业研发支出占营业收入的比例衡量研发强度（*RDRatio*），人工智能渗透程度越深的企业，技术发展空间越大，开发新产品与新工艺的机会越多，研发投入也随之上升。研发活动以方案设计、模型开发与技术分析为主，对数据分析能力和创意思维的依赖程度远高于一般协调类工作，而对沟通协调类技能的依赖相对下降，研发强度的提高因此集中提高了认知型与创意型岗位的技能门槛，对社交型技能门槛则形成抑制。

表6　内生性检验：工具变量法

变量	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）	（7）	（8）	（9）
	ln*hsoc*	ln*hcog*	ln*hcre*	*wsoc*	*wcog*	*wcre*	*soc*	*cog*	*cre*
AIFE	0.945***	1.039***	1.190***	0.264***	0.276***	0.446***	0.023	0.067***	0.123***
	（0.196）	（0.192）	（0.197）	（0.060）	（0.085）	（0.089）	（0.023）	（0.017）	（0.023）
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
行业-年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	19029	19029	19029	19029	19029	19029	19029	19029	19029
R^2	0.282	0.281	0.267	0.008	0.012	0.019	0.003	0.009	0.017

注：***、**、*分别表示估计系数在1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

表 7　作用路径分析：生产率提升与招聘规模

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	TFP	ln*hsoc*	ln*hcog*	ln*hcre*	*TFP*	ln*hsoc*	ln*hcog*	ln*hcre*
AIFE	0.325***	0.584***	0.735***	0.794***	0.258***	0.282***	0.332***	0.329***
	(0.023)	(0.044)	(0.044)	(0.046)	(0.034)	(0.057)	(0.057)	(0.060)
TFP		0.116***	0.127***	0.126***		0.109***	0.107***	0.095***
		(0.022)	(0.023)	(0.023)		(0.027)	(0.028)	(0.029)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	否	否	否	否	是	是	是	是
年份固定效应	否	否	否	否	是	是	是	是
年份-行业固定效应	是	是	是	是	否	否	否	否
城市固定效应	是	是	是	是	否	否	否	否
样本量	30837	30837	30837	30837	30925	30925	30925	30925
R^2	0.747	0.516	0.521	0.519	0.941	0.763	0.762	0.766

注：***、**、*分别表示估计系数在1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

表8结果显示，*AIFE* 对 *RDRatio* 的系数显著为正；引入 *RDRatio* 后，其对认知型和创意型加权得分的系数显著为正，对社交型加权得分显著为负，与假设 H5 预期的方向一致。分环节看，该路径的前一环节（*AIFE* 对 *RDRatio* 的影响）在企业固定效应主设定下显著成立；后一环节（*RDRatio* 对技能得分）的组内变异相对有限，在主设定下未能稳健显现。该路径仅作为方向性证据保留，不纳入正式支持结论。

3. 常规任务替代与高技能岗位结构调整

参照陈琳等[32]的做法，以企业常规型岗位招聘人数占全部岗位招聘人数的比重衡量常规岗位占比。人工智能渗透可能优先替代规则清晰、可编码的常规任务，使常规岗位占比下降。由此释放的招聘资源可能更多转向依赖情境判断、复杂认知与创造性思维的高技能任务。常规任务替代路径对应结构占比维度，表9展示了任务替代路径的估计结果。以企业固定效应和年份固定效应为主设定，表9的(5)列~(8)列结果显示，*AIFE* 对常规岗位占比的系数在1%水平显著为负；常规岗位占比对社交型、认知型和创意型岗位占比的系数均显著为负。作为参照，行业×年份和城市固定效应下，表9的(1)列~(4)列结果显示，*AIFE* 对常规岗位占比的系数为-0.097，常规岗位占比对三类占比的系数同样均在1%水平显著为负。

值得注意的是，在控制常规岗位占比后，*AIFE* 对社交型岗位占比的直接系数在两组固定效应设定下均不再显著，而对认知型和创意型岗位占比的直接系数仍保持显著为正。在两种识别策略下高度一致，提示社交型岗位占比的提升更可能是常规岗位收缩后招聘资源被动转移的结果，而认知型和创意型岗位占比的提升还存在常规任务替代之外的其他解释力量，与假设 H6 的预期方向一致。

三条路径分工明确，方向一致。生产率提升作用于三类高技能岗位的总量需求，是绝对招聘规模同步扩张的主要来源；常规任务替代重塑了企业内部的岗位结构，认知型与创意型岗位的配置空间随常规岗位收缩而扩

表 8　作用路径分析：研发强化与招聘技能强度

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	RDRatio	*wsoc*	*wcog*	*wcre*	*RDRatio*	*wsoc*	*wcog*	*wcre*
AIFE	3.769***	0.215***	0.288***	0.364***	1.359***	0.092***	0.152***	0.183***
	(0.224)	(0.018)	(0.021)	(0.023)	(0.208)	(0.030)	(0.034)	(0.038)
RDRatio		-0.006***	0.009***	0.011***		-0.001	-0.000	0.001
		(0.001)	(0.001)	(0.001)		(0.001)	(0.002)	(0.002)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	否	否	否	否	是	是	是	是
年份固定效应	否	否	否	否	是	是	是	是
年份-行业固定效应	是	是	是	是	否	否	否	否
城市固定效应	是	是	是	是	否	否	否	否
样本量	28460	28460	28460	28460	28541	28541	28541	28541
R^2	0.480	0.191	0.196	0.225	0.887	0.467	0.431	0.461

注：***、**、*分别表示估计系数在1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

表 9　作用路径分析：常规任务替代与招聘结构

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Normal	*soc*	*cog*	*cre*	*Normal*	*soc*	*cog*	*cre*
AIFE	−0.097***	−0.007	0.020***	0.039***	−0.032***	0.004	0.019**	0.020***
	(0.005)	(0.005)	(0.004)	(0.005)	(0.009)	(0.008)	(0.007)	(0.008)
Normal		−0.209***	−0.483***	−0.505***		−0.184***	−0.440***	−0.428***
		(0.008)	(0.006)	(0.007)		(0.009)	(0.008)	(0.008)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	否	否	否	否	是	是	是	是
年份固定效应	否	否	否	否	是	是	是	是
年份-行业固定效应	是	是	是	是	否	否	否	否
城市固定效应	是	是	是	是	否	否	否	否
样本量	31360	31360	31406	31406	31492	31492	31492	31492
R^2	0.196	0.296	0.435	0.452	0.425	0.487	0.590	0.616

注：***、**、* 分别表示估计系数在 1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

大，社交型岗位的占比提升则主要依赖这一被动释放渠道；研发强化进一步拉高认知型与创意型岗位的技能要求。三条路径叠加，从总量、技能要求与结构三个层面解释了基准回归所揭示的技能需求格局。

（五）异质性分析

人工智能渗透对技能需求的影响可能因企业特征和外部环境的差异而有所不同。不同规模的企业在人工智能应用能力与组织弹性上存在明显分化，所在地区的数字经济发展水平决定了人工智能应用的基础设施条件，产权性质影响企业的用工灵活性与对技术冲击的响应速度，技术密集度则决定了人工智能与企业核心业务的契合程度。研究从这 4 个维度开展异质性分析。

1. 企业规模的异质性

根据员工数的中位数将样本划分为大规模和小规模两组。表 10 结果显示，在严格控制了企业固定效应后，大规模企业与小规模企业中 *AIFE* 对三类高技能招聘绝对规模的促进效应均在 1%的水平上显著为正。具体而言，在社交型、认知型和创意型技能需求上，大规模企业的系数仅略高于小规模企业。这说明，人工智能对技能需求规模的扩张效应普遍存在于各类规模的企业中。面对人工智能技术渗透，中小企业同样展现出了强烈的技能升级需求与招聘扩张动力。

2. 数字经济发展水平的异质性

按滞后两期数字经济指数中位数将样本分为数字经济发展水平高和低两组。表 11 结果显示，在高数字经济发展水平地区，*AIFE* 对认知型和创意型技能加权得分的促进效应高度显著。而在低数字经济发展水平地区，*AIFE* 对认知型技能要求的影响不显著，对创意型技能要求的拉动效应也有所降低。相反，在社交型技能得分方面，低数字经济发展水平地区的系数略微高于强数字经济地区。这表明，完善的数字基础设施是人工智能技术有效转化为高阶认知与创意技能需求升级的重要前提；而在数字化基础相对薄弱的地区，人工智能应用潜力的释放受限，企业对线下传统人际协调与社交能力的依赖程度依然较高。

表 10　异质性分析：企业规模

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	大规模	小规模	大规模	小规模	大规模	小规模
	ln*hsoc*	ln*hsoc*	ln*hcog*	ln*hcog*	ln*hcre*	ln*hcre*
AIFE	0.294***	0.291***	0.368***	0.298***	0.344***	0.325***
	(0.072)	(0.091)	(0.076)	(0.090)	(0.079)	(0.091)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	19254	11885	19254	11885	19254	11885
R^2	0.775	0.693	0.774	0.705	0.779	0.714

注：***、**、* 分别表示估计系数在 1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

3. 产权性质的异质性

按国企与非国企分组，考察 *AIFE* 对三类技能结构占比的异质性影响。表 12 Panel A 的结果显示，对于非国有企业来说，*AIFE* 显著提升了认知型和创意型高技能岗位的结构占比。然而，对于国有企业来说，*AIFE* 对三类高技能岗位结构占比的影响均在统计上不显著。这一差异表明，非国有企业凭借更强的用工灵活性，能够迅速调整内部岗位结构以响应人工智能冲击；而国有企业可能受限于更强的人力资源配置刚性，其技能结构的动态调整相对迟缓，表明产权性质是人工智能技术冲击充分转化为技能需求结构调整的重要制度条件。

4. 技术密集度的异质性

按技术密集型与非技术密集型行业分组。表 12 Panel B 结果显示，技术密集型企业中 *AIFE* 对三类高技能岗位的结构占比均产生了显著正向影响，其中对认知型和创意型的拉动尤为强烈，对社交型也有显著提升。相比之下，非技术密集型企业仅在创意型技能占比上表现出显著的正向影响，在社交型和认知型技能占比上的系数均不显著。这说明，技术密集型企业的核心业务与人工智能工具的契合度更高，驱动了更为全面、深度的用工结构向高阶演进；而非技术密集型企业受限于应用场景，其技能结构调整仍较为有限。

表 11　异质性分析：数字经济发展水平

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	高数字经济	低数字经济	高数字经济	低数字经济	高数字经济	低数字经济
	wsoc	*wsoc*	*wcog*	*wcog*	*wcre*	*wcre*
AIFE	0.062*	0.076*	0.139***	0.094	0.145***	0.127**
	(0.033)	(0.046)	(0.039)	(0.059)	(0.042)	(0.060)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	16095	14779	16095	14779	16095	14779
R^2	0.496	0.445	0.505	0.396	0.536	0.403

注：***、**、* 分别表示估计系数在 1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

表 12　异质性分析：产权性质与技术密集度

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	soc	*soc*	*cog*	*cog*	*cre*	*cre*
Panel A：产权性质异质性(被解释变量为结构占比)						
	国企	非国企	国企	非国企	国企	非国企
AIFE	0.002	0.010	0.022	0.037***	0.013	0.041***
	(0.013)	(0.011)	(0.015)	(0.010)	(0.015)	(0.011)
样本量	9145	22196	9145	22196	9145	22196
R^2	0.453	0.488	0.465	0.509	0.487	0.553
Panel B：技术密集度异质性(被解释变量为结构占比)						
	技术密集型	非技术密集型	技术密集型	非技术密集型	技术密集型	非技术密集型
AIFE	0.020*	0.005	0.054***	0.014	0.042***	0.024**
	(0.011)	(0.012)	(0.014)	(0.011)	(0.014)	(0.012)
样本量	16105	15345	16105	15345	16105	15345
R^2	0.467	0.457	0.540	0.418	0.574	0.470
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是

注：***、**、* 分别表示估计系数在 1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

(六)人工智能渗透对高技能岗位工资溢价的影响

前述分析在企业层面考察了人工智能渗透对三类技能招聘数量、技能要求与结构占比的影响。本节将分析维度从企业层面下沉到岗位层面，考察人工智能渗透对三类高技能岗位工资溢价的差异化影响，以识别技术冲击在价格维度上的影响。

1. 模型设定

构建岗位层面的对数工资方程如式(12)所示。

$$\ln wage_{nit} = \alpha_0 + \alpha_1 AIFE_{i,t-1} + \alpha_2 I_n^k + \alpha_3 AIFE_{i,t-1} \times I_n^k + \gamma Z_{nit} + \mu_i + \delta_t + \varepsilon_{nit} \quad (12)$$

其中：下标 n、i 和 t 分别为岗位、企业和年份；$\ln wage_{nit}$ 为岗位 n 的对数月薪(招聘广告所披露的月薪上下限的平均值)；I_n^k 为岗位 n 是否属于第 k 类高技能岗位的指示变量，$k \in \{Soc, Cog, Cre\}$ 分别对应社交型、认知型、创意型，当岗位对应技能得分位于全部职业前25%时取值为1，否则为0；$AIFE_{i,t-1} \times I_n^k$ 为核心交互项，反映人工智能渗透对三类高技能岗位工资溢价的差异化影响；Z_{nit} 为岗位层面控制变量，包括是否要求本科及以上学历(*highedu*)、是否属于初级岗位(*entrylevel*)及基准回归中的企业层面控制变量；μ_i 和 δ_t 分别为企业和年份固定效应。核心解释变量取滞后一期，以缓解薪资设定与人工智能应用决策的同期联立问题。

2. 回归结果

表13展示了控制企业和年份固定效应后的工资回归结果。表13中的 *ISoc*、*ICog* 和 *ICre* 分别是高社交型、高认知型和高创意型岗位指示变量的简写。(1)列~(3)列分别单独引入三类技能指示变量及其与 *AIFE* 的交互项，(4)列同时纳入三类交互项。

表13的(1)列~(3)列结果显示，三类高技能岗位本身均存在显著的绝对工资溢价，创意型和认知型明显高于社交型。在交互项方面，人工智能渗透对三类岗位工资溢价的影响方向并不一致。创意型岗位的交互项系数在5%水平上显著为正，说明人工智能显著放大了创意型技能的价格回报；社交型岗位的交互项系数则在1%水平上显著为负，这一负向效应与前文机制分析中“社交型需求上升主要依赖于常规岗位收缩后的被动再分配”逻辑相吻合，表明纯粹的社交协调类任务缺乏人工智能直接互补，其相对议价能力在企业内部实际上受到了挤压；认知型岗位的交互项系数在单独回归中则不显著。

表13的(4)列将三类技能指示变量及其交互项同时纳入回归以剥离相互之间的重叠效应后，这一格局出现了关键变化。认知型的交互项系数转为显著为正，与创意型任务一同在5%及以上水平显著，表明人工智能技术与认知型、创意型任务之间具有较强的互补性，在提升相关高阶技能劳动者边际产出的同时，也在价格端转化为更高的工资溢价；社交型的交互项系数则依然稳健为负，进一步印证了社交型技能在剥离高阶认知或创意附加值后，仍面临人工智能带来的隐性贬值压力，呈现出“数量相对上升但价格受挤压”的结构性特征。认知型效应仅在联合回归中显现，可能与前文区分效度分析中认知型和其他两类存在职业交叠的证据有关，剥离共同高技能成分后，其净效应才更充分地显现出来。

综合工资维度的证据，人工智能渗透对高技能岗位工资溢价的重塑呈现出清晰的分化。认知型与创意型岗位的工资溢价被显著放大，社交型岗位的工资溢价则受到显著挤压。数量与价格两个维度的经验证据相互印证，共同表明人工智能技术冲击对劳动力市场的重塑，不仅体现在企业招聘配置的调整，也深刻反映在岗位工资定价机制的差异化变动之中。

表13　人工智能渗透对三类技能岗位工资的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	lnwage	lnwage	lnwage	lnwage
AIFE	0.064***	0.043***	0.034**	0.033**
	(0.017)	(0.016)	(0.016)	(0.016)
ISoc	0.017***			0.011***
	(0.004)			(0.003)
ISoc×AIFE	−0.041***			−0.022***
	(0.008)			(0.007)
ICog		0.171***		0.091***
		(0.003)		(0.003)
ICog×AIFE		−0.001		0.020***
		(0.007)		(0.007)
ICre			0.230***	0.190***
			(0.003)	(0.003)
ICre×AIFE			0.018**	0.021**
			(0.008)	(0.008)
highedu	0.172***	0.146***	0.140***	0.132***
	(0.006)	(0.006)	(0.005)	(0.005)
entrylevel	−0.498***	−0.484***	−0.474***	−0.470***
	(0.006)	(0.006)	(0.005)	(0.005)
控制变量	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
样本量	5007115	5007115	5007115	5007115
R^2	0.311	0.325	0.336	0.339

注：***、**、*分别表示估计系数在1%、5%、10%水平显著；括号内为企业层面聚类稳健标准误。

六、结论与启示

（一）研究结论

本文利用2016—2025年A股上市公司在线招聘数据，构建企业层面的*AIFE*指标，并将招聘岗位与O＊NET职业任务和技能信息进行语义匹配。从三类高技能岗位的招聘规模、招聘岗位的三维技能要求及三类高技能岗位的结构占比三个维度，考察人工智能渗透与企业技能需求之间的关系。基准模型控制企业和年份固定效应，核心解释变量及控制变量均取滞后一期，标准误聚类至企业层面。在此基础上，通过固定基期职业结构、替换指标与阈值、倾向得分匹配、安慰剂检验和Bartik工具变量法等方法进行补充识别后得出的主要结论如下：

第一，人工智能渗透度与三类高技能岗位招聘规模扩大及招聘岗位的技能要求上升显著相关。在控制企业不随时间变化的业务模式、组织资本和存量职业结构等特征后，人工智能渗透度对社交型、认知型和创意型高技能岗位对数招聘量的系数均显著为正，对招聘岗位的社交、认知和创意加权平均技能得分的系数也均显著为正。以平均受教育年限、高学历岗位占比、经验要求和初级岗位比例替换技能要求指标后，结论保持一致。这说明，在企业招聘端，人工智能渗透不仅伴随高技能岗位数量增加，也推动岗位任务向更高复杂度和更高能力门槛调整。需要强调的是，上述结果反映的是高阶技能岗位需求的变化，不能据此推断人工智能对企业总就业或全部劳动者就业均不存在替代效应。

第二，人工智能对招聘结构的影响具有明确的类型边界，但不存在跨维度稳定的强弱梯度。人工智能渗透度提高显著增加认知型和创意型岗位在企业总招聘中的占比，而对社交型岗位占比的估计系数虽为正，但未达到常用显著性水平。因此，人工智能渗透对三类高技能岗位的绝对招聘规模均具有扩张作用，但在岗位相对配置上，新增招聘资源主要向认知型和创意型岗位倾斜。三类技能在招聘规模、技能要求和结构占比上的系数大小关系并不完全一致，现有证据不足以支持“创意型-认知型-社交型”的固定排序。

第三，基准结果并非主要由企业长期职业结构或当期职业构成的同步变化所驱动。企业固定效应已经吸收了企业长期业务定位、管理方式和存量职业结构等不随时间变化的因素；进一步固定2014年或2015年的企业职业结构权重构造预期人工智能渗透度后，三类岗位招聘规模和技能要求及认知型、创意型岗位占比的结果总体仍与基准结论一致。调整高技能职业阈值、提高BERT匹配质量要求、替换控制变量、实施倾向得分匹配和安慰剂检验后，主要结果亦未发生实质性变化。Bartik式工具变量估计在缓解反向因果和随时间变化的遗漏因素后，同样支持主要正向关系。由此可见，人工智能渗透与技能需求升级之间的联系难以完全归因于职业结构层面的机械相关。

第四，不同作用路径对应技能需求的不同调整维度。机制检验显示，人工智能渗透度提高与企业全要素生产率改善显著相关，而生产率提升进一步伴随三类高技能岗位招聘规模扩大，与人工智能通过提高效率、扩张经营边界等拉动人才总量需求的路径一致。研发强度提高主要与认知型和创意型岗位技能要求上升相关，对社交型技能要求则呈负向关系，表明创新活动强化更依赖分析、推理和原创性任务。与此同时，人工智能渗透度提高显著降低常规岗位占比，常规岗位收缩与三类高技能岗位占比提高相关；在控制常规岗位占比后，人工智能渗透度对社交型岗位占比的直接系数仍不显著，而对认知型和创意型岗位占比仍显著为正。该结果说明，常规任务替代能够解释部分结构迁移，但认知型和创意型岗位的相对扩张还存在更直接的技术互补力量。

第五，人工智能渗透的技能需求效应受到企业特征和外部数字环境的影响。分组结果表明，三类高技能岗位招聘规模的扩张在大、小规模企业中均较为普遍，并非仅集中于大型企业；数字经济基础较强地区的企业更能将人工智能渗透转化为认知型和创意型技能要求的提升；非国有企业和技术密集型企业的招聘结构调整相对更为明显。岗位层面的扩展分析进一步发现，在同时控制三类技能标签重叠后，人工智能渗透度的提高与认知型、创意型岗位工资溢价上升相关，而社交型岗位的相对工资溢价受到挤压。这表明，判断人工智能的劳动力市场效应不能只观察岗位数量，还应同时关注技能门槛、岗位结构和工资回报。

(二)政策启示

基于以上研究结论,本文提出以下政策建议:

第一,以创意与高阶认知能力为核心,重构劳动力培养体系。认知型与创意型技能在招聘结构和工资回报维度呈现出相对更稳定的正向响应,但当前教育体系仍较多侧重知识传授与标准化技能训练,对创造性思维和非结构化问题解决能力的培育相对不足。应加快推进以创意能力与高阶认知为核心的课程改革,将设计思维、跨学科整合与批判性推理纳入人才培养标准;职业院校也应针对人机协作场景开发实训课程,避免强化可被人工智能替代的常规技能训练。

第二,正视不同技能类型劳动者受人工智能影响的差异化特征,对不同类型劳动者实施差异化转型支持。以认知型技能为主的中高端白领面临替代风险与门槛提升的双重压力,应为其设计专项再培训计划,引导其向更高阶的创意判断与跨域整合方向转型;对主要依赖社交型技能的服务业劳动者,则应关注常规协调类任务被替代后可能形成的结构性失业风险,提早布局社会保障兜底方式与就业转换通道。

第三,弥合区域数字基础设施差距,避免技能升级红利过度集中。数字经济发展水平较高地区的企业更能将人工智能渗透转化为认知型与创意型技能要求的提升,数字经济发展水平较低的地区则更多停留在招聘规模扩张层面,技能结构升级相对滞后。应加快薄弱地区新型基础设施建设,加大数字化转型专项资金支持,缩小区域间技能升级红利的数字差距。

第四,推进国有企业用人机制改革,打破技能结构调整的制度性障碍。国有企业对人工智能渗透引致的技能结构重塑响应相对较慢,根源在于编制约束、薪酬管制与激励不足的叠加制约。应推动建立面向市场的用人机制与绩效激励体系,赋予国有企业更大的岗位设置灵活性与薪酬自主空间,从而更有效地响应人工智能驱动的技能需求变化。

参考文献

[1] 沈坤荣. 推动高质量发展:新时代新征程中国经济发展的前瞻布局与科学指引[J]. 经济研究, 2026, 61(2): 5-23.

[2] FELTEN E, RAJ M, SEAMANS R C. The effect of artificial intelligence on human labor: An ability-based approach[J]. Academy of Management Proceedings, 2019(1): 15784.

[3] FELTEN E, RAJ M, SEAMANS R. Occupational, industry, and geographic exposure to artificial intelligence: A novel dataset and its potential uses[J]. Strategic Management Journal, 2021, 42(12): 2195-2217.

[4] BOUND J, JOHNSON G. Changes in the structure of wages in the 1980's: an evaluation of alternative explanations[J]. The American Economic Review, 1992, 82(3): 371-392.

[5] BERMAN E, BOUND J, GRILICHES Z. Changes in the demand for skilled labor within US manufacturing: Evidence from the annual survey of manufactures[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1994, 109(2): 367-397.

[6] AUTOR D H, KATZ L F, KRUEGER A B. Computing inequality: Have computers changed the labor market?[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1998, 113(4): 1169-1213.

[7] AUTOR D H, LEVY F, MURNANE R J. The skill content of recent technological change: An empirical exploration[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2003, 118(4): 1279-1333.

[8] ACEMOGLU D, AUTOR D. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings[J]. Handbook of Labor Economics. Elsevier, 2011, 4(B): 1043-1171.

[9] AUTOR D H, DORN D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5): 1553-1597.

[10] GOOS M, MANNING A, SALOMONS A. Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring[J]. American Economic Review, 2014, 104(8): 2509-2526.

[11] GRILICHES Z. Capital-skill complementarity[J]. The Review of Economics and Statistics, 1969, 51(4): 465-468.

[12] KRUSELL P, OHANIAN L E, RÍOS-RULL J V, et al. Capital-skill complementarity and inequality: A macroeconomic analysis[J]. Econometrica, 2000, 68(5): 1029-1053.

[13] GE S, YANG D T. Changes in China's wage structure[J]. Journal of the European Economic Association, 2014, 12(2): 300-336.

[14] 徐舒. 技术进步、教育收益与收入不平等[J]. 经济研究, 2010, 45(9): 79-92, 108.

[15] 宋冬林, 王林辉, 董直庆. 技能偏向型技术进步存在吗? ——来自中国的经验证据[J]. 经济研究, 2010, 45(5): 68-81.

[16] 张川川, 杨婕. 1992—2020年间中国城镇劳动者工资不平等的变化与解释[J]. 管理世界, 2025, 41(5): 59-77, 244, 273-275.

[17] AUTOR D H. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation[J]. Journal of Economic Perspectives, 2015, 29(3): 3-30.
[18] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at Work[J]. The Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753-768.
[19] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
[20] 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.
[21] 曲英姿，范莎. 机器人兴起与中国劳动力市场技能需求结构——来自中国招聘网站的证据[J]. 华东师范大学学报(教育科学版)，2025，43(4)：70-103.
[22] AUTOR D, CHIN C, SALOMONS A, et al. New frontiers: The origins and content of new work, 1940—2018[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2024, 139(3): 1399-1465.
[23] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. American Economic Review, 2018, 108(6): 1488-1542.
[24] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3-30.
[25] BRYNJOLFSSON E, MITCHELL T. What can machine learning do? Workforce implications[J]. Science, 2017, 358(6370): 1530-1534.
[26] BRYNJOLFSSON E, MITCHELL T, ROCK D. What can machines learn and what does it mean for occupations and the economy?[J]. AEA Papers and Proceedings, 2018, 108: 43-47.
[27] AGHION P, JONES B F, JONES C I. Artificial intelligence and economic growth[M]. AGRAWAL A, GANS J, GOLDFARB A. The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. Chicago: University of Chicago Press, 2019: 237-282.
[28] ELOUNDOU T, MANNING S, MISHKIN P, et al. GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs[J]. Science, 2024, 384(6702): 1306-1308.
[29] ACEMOGLU D, AUTOR D, HAZELL J, et al. Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies[J]. Journal of Labor Economics, 2022, 40(S1): S293-S340.
[30] BABINA T, FEDYK A, HE A, et al. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation[J]. Journal of Financial Economics, 2024, 151: 103745.
[31] 孟浩，张美莎. 人工智能如何影响劳动力就业需求？——来自中国企业层面的经验证据[J]. 西安交通大学学报(社会科学版)，2021，41(5)：65-73+93.
[32] 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.
[33] 孙猛，林建鑫. 人工智能关注、劳动力技能结构与就业需求创造——来自上市企业人工智能招聘数据的经验证据[J]. 人口研究，2026，50(1)：86-103.
[34] 潘珊，盖庆恩，胡涟漪. 人工智能、职业技能结构与产业结构转型[J]. 管理世界，2026，42(2)：107-128.
[35] BRYNJOLFSSON E, ROCK D, SYVERSON C. The productivity J-curve: How intangibles complement general purpose technologies[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2021, 13(1): 333-372.
[36] DEMING D J. The growing importance of social skills in the labor market[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2017, 132(4): 1593-1640.
[37] 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.
[38] 景鹏，任成一，寇纲. 社会保险降费与企业劳动力需求结构升级——来自上市公司网络招聘的经验证据[J]. 中国管理科学，2025，33(8)：61-74.

Artificial Intelligence Penetration and the Upgrading of Enterprise Skill Demand: Micro Evidence from Recruitment Data

Lu Yunhang, Zhang Longfei, Zheng Qihuai
(School of Economics, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: The wide application of artificial intelligence technology is reshaping the structure of enterprise labor demand, and discussing its differential impact on different types of skills demand such as social, cognitive and creative will help deepen the understanding of enterprise employment adjustment under the background of technological change. Based on the online recruitment data of A-share listed companies from 2016 to 2025, the index of artificial intelligence penetration (AIFE) at the enterprise level was constructed, and the relationship between AI penetration and social, cognitive and creative skills demand was investigated from three dimensions: the recruitment scale and structure ratio of high-skilled positions and the skills requirements of recruitment positions. After controlling the fixed effect of enterprise and year, AIFE has a significant positive correlation with the recruitment scale of three types of high-skilled jobs and the skills requirements of recruitment positions in social, cognitive and creative dimensions. In terms of structural proportion, AIFE has a significant positive correlation with the proportion of cognitive and creative high-skilled jobs, but has no significant relationship with the proportion of social jobs. The responses of different skill dimensions are different, but the fixed gradient of "creativity-cognition-socialization" is not supported. Robustness test and Bartik tool variable estimation support the main conclusions. The action path analysis provides strong evidence for productivity improvement and routine task replacement, and the R&D strengthening path is not supported under the main setting of fixed effect of enterprises. The results at the post level show that AIFE is related to the increase of wage premium in cognitive and creative jobs and the decrease of wage premium in social jobs, and the price evidence and quantitative evidence confirm each other. The above findings provide a micro-empirical basis for optimizing the direction of labor training and skill investment in the AI era.

Keywords: artificial intelligence; skill demand; skill heterogeneity; enterprise recruitment; recruitment big data; task framework