引用格式：王彦婷，王振华，江金启. 人工智能暴露度与岗位需求结构重塑——来自招聘平台大数据的证据[J]. 技术经济，2026，45(10)：147-161.

Wang Yanting，Wang Zhenhua，Jiang Jinqi. AI exposure and the restructuring of job demand：Evidence from online recruitment big data[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(10)：147-161.

人工智能暴露度与岗位需求结构重塑

——来自招聘平台大数据的证据

王彦婷，王振华，江金启

（沈阳农业大学经济管理学院，沈阳 110866）

摘 要：人工智能的快速发展引发了关于其就业效应是“创造”还是“替代”的广泛讨论。与现有研究多聚焦于就业人数或工资水平不同，本文关注一个更偏向需求侧的问题：人工智能的持续扩散是否改变了岗位需求结构，而不仅仅影响岗位需求总量？考虑到招聘广告更能反映企业的边际决策，基于 2018—2024 年中国主流招聘平台广告数据，构建城市-职业层面的人工智能暴露度指标，考察人工智能技术扩散对岗位需求规模、结构及作用机制的影响。研究发现，人工智能总体上促进了岗位招聘需求的增长，“机器换人”现象并未发生。但需求增长的内部结构并不均衡，非常规岗位需求增加，常规岗位需求则受到抑制。机制分析表明，人工智能主要通过催生新岗位和提高生产率两条路径推动非常规岗位扩张；而在劳动力成本较高、工资水平较高、任务可程序化程度较强的情形下，其对常规岗位的替代效应更为突出。异质性分析表明，人工智能对岗位需求的影响随时间推移持续增强，且主要集中于非常规认知和高技能岗位，对常规体力岗位则呈现出较强的替代效应。研究揭示了人工智能对劳动力市场的影响重在结构调整而非规模增减，这一结论为任务偏向型技术变革理论提供新证据，也为劳动力转型和就业风险防范提供政策启示。

关键词：人工智能暴露度；岗位需求；招聘广告；劳动力市场；常规职业；非常规职业

中图分类号：F241.21 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)10-0147-15

DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26032101

一、引言

近年来，人工智能技术的快速发展正在深刻改变生产方式与劳动力市场的运行机制。作为人工智能技术创新和应用较为活跃的经济体之一，中国在生成式人工智能领域发展迅速。据统计，2014—2023 年中国生成式人工智能专利申请量超过 3.8 万件，居全球首位①。截至 2025 年 12 月，生成式人工智能产品用户规模达 6.02 亿人，渗透率为 42.8%②。随着人工智能逐步融入生产、管理和服务等环节，其影响已从技术替代延伸至岗位设置、任务分工与技能需求等领域。既有研究表明，超过半数职业有 50%以上的工作任务不同程度暴露于人工智能影响之下，高收入职业面临的技术暴露度更高[1]。尤其自 2022 年以来，以 ChatGPT 为代表的大语言模型取得突破，并于 2024 年进入商业化应用阶段，提升了人工智能在文本生成、知识问答、代码开发和复杂推理等认知任务上的处理能力。与主要替代标准化和程序化任务的传统自动化技术不同，生

收稿日期：2026-03-21

基金项目：国家社会科学规划基金一般项目“第一书记助推农村低收入人口内生发展的路径机制和效果提升研究”(22BGL170)；辽宁省教育厅高等学校基本科研项目“新质生产力发展与现代化大农业实现战略研究团队”(LJ122410157057)

作者简介：王彦婷(2002—)，沈阳农业大学经济管理学院博士研究生，研究方向：人工智能、劳动力市场；王振华(1984—)，博士，沈阳农业大学经济管理学院教授，院长，博士研究生导师，研究方向：农村区域及县域经济高质量发展；(通信作者)江金启(1981—)，博士，沈阳农业大学经济管理学院教授，博士研究生导师，研究方向：农业经济理论与政策。

① 世界知识产权组织(WIPO)，《生成式人工智能专利态势报告》，2024-07-03，https://www.wipo.int/web-publications/patent-landscape-report-generative-artificial-intelligence-genai/en/index.html。

② 中国互联网络信息中心，《中国互联网络发展状况统计报告》(第五十七次)，2026-03-02，https://www.cnnic.net.cn。

成式人工智能将技术影响延伸至认知劳动领域,使部分原本难以自动化的知识型和服务型任务受到冲击,直接推动了企业用工决策的调整。在此背景下,有必要探讨人工智能如何影响岗位需求的规模与结构,以及其是否通过任务调整改变不同类型岗位的需求配置。

从政策层面看,中国已将人工智能视为发展新质生产力的重要引擎和推动高质量发展的关键技术支撑。《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》提出,要积极发挥人工智能在创造新岗位和赋能传统岗位方面的作用,并加强人工智能应用的就业风险评估。“十五五”规划建议进一步强调,要全面实施“人工智能+”行动,全方位赋能千行百业。这表明,政策层面既重视人工智能带来的就业创造潜力,也关注其可能引发的就业替代风险。由此引出一个核心问题:随着人工智能持续渗透,岗位需求究竟表现为创造效应主导下的扩张,还是替代效应主导下的收缩?对这一问题的科学回答,有助于理解经济转型过程中劳动力市场的调整机制。

从理论层面看,现有研究普遍认为技术进步存在双重偏向性[2]。技能偏向型技术变革强调技术与高技能劳动力的互补性[3];任务偏向型技术变革则认为,技术进步更容易替代可程序化、重复性强的任务[4],同时增加对创造力、判断力与沟通力要求较高的非常规任务的需求[5-6]。与前者不同,该理论强调劳动需求取决于完成不同任务的能力,技术进步对劳动力市场的影响本质上表现为任务可替代性的变化,这为理解人工智能的“双刃剑”作用提供了理论支撑。近年来,国内学者围绕人工智能的经济社会影响,从收入分配[7]、就业结构[8]、企业生产效率[9]及劳动力需求[10-11]等方面进行了广泛讨论。已有研究利用招聘平台数据和人工智能暴露度指标,主要考察人工智能对劳动需求规模及不同职业的需求变化的影响,但对其如何通过改变任务配置影响不同类型岗位之间的需求结构,仍缺乏系统考察。首先,现有研究多使用就业人数或工资指标,难以直接反映企业在技术冲击下的即时用工调整;其次,部分研究在测度人工智能时依赖中美职业名称匹配或宏观指标,难以识别岗位内部任务结构的差异;最后,人工智能究竟通过岗位创造还是岗位替代影响不同类型岗位需求,相关作用机制仍有待厘清。

基于此,本文聚焦人工智能技术扩散背景下的岗位需求变化,利用2018—2024年中国主流招聘平台广告数据,结合美国职业信息网络(occupational information network,O*NET)数据库中的详细工作活动(detailed work activity,DWA)信息,构造城市-职业-年份层面的人工智能暴露度指标,量化不同岗位任务内容与人工智能技术之间的匹配程度。与侧重就业人数的研究不同,招聘人数更能直接反映企业当期的边际决策。本文在考察人工智能对岗位总体招聘需求影响的基础上,进一步聚焦常规任务与非常规任务岗位,分析其对不同任务类型岗位需求调整的影响。在机制层面,从岗位创造和岗位替代两个维度展开:一方面,人工智能可能通过提高生产率、催生新职业形态带动非常规岗位的需求增长;另一方面,也可能通过替代可程序化任务对常规岗位形成挤压,并进一步考察劳动力成本和任务可程序化程度在其中发挥的作用。考虑到人工智能暴露度可能同时受城市产业结构升级、企业技术选择等因素影响,本文引入基于美国职业层面计算的人工智能暴露度指数构造工具变量,以缓解潜在的内生性问题。

本文可能的边际贡献在于:第一,在研究层级上,已有研究主要从企业或职业层面考察人工智能的就业效应,将同一职业视为面临相同技术冲击。本文则构建城市-职业-年份层面的分析框架,考察同一职业在不同城市技术扩散背景下的岗位需求变化,揭示人工智能就业效应的区域差异及其影响机制。第二,在研究视角上,已有研究更多关注人工智能是否影响劳动力需求及哪些职业受到影响。本文从任务视角出发,考察人工智能如何影响不同任务类型岗位的需求配置及其调整方向,并分析其异质性特征。第三,在时间维度上,样本期截至2024年,覆盖了生成式人工智能快速发展的初期阶段,为理解生成式人工智能背景下岗位需求变化提供了补充证据。

二、文献回顾与理论分析

(一)技术进步影响劳动力需求的理论演化:从技能偏向到任务偏向

关于技术进步如何影响劳动力市场,现有研究主要形成了技能偏向和任务偏向两种解释框架。技能偏向型技术变革(skill-biased technical change,SBTC)理论认为,技术进步在提升生产效率和推动产业创新的同

时，表现出技能偏好特征，新技术与高技能劳动力之间具有更强的互补作用[12]。也就是说，技术进步往往伴随着高技能劳动需求的上升和低技能劳动需求的下降。然而，SBTC 理论在解释 20 世纪末以来劳动力市场“中等技能岗位收缩”的现象时面临局限，难以解释就业结构中出现的“两极分化”趋势[13]。任务偏向型技术变革（task-biased technical change，TBTC）理论则突破了劳动力同质化假设，将岗位视为不同任务的组合，强调技术进步通过改变任务的可替代性影响劳动力需求结构。具体而言，技术更容易替代可程序化、规则明确的常规任务，而对于依赖抽象思维、复杂判断或人际互动的非常规任务则更多表现为互补作用[3]。这一理论有效解释了中等技能常规岗位减少与高低技能岗位相对扩张的“中间挤压”现象[14]。与过去的自动化技术不同，生成式人工智能能够直接作用于岗位内部的任务结构调整，而非仅替代岗位本身。基于此，本文将主要依托 TBTC 理论展开后续分析。

近年来，随着数字经济的快速发展，国内学者开始关注不同技术形态对劳动力市场的差异化影响。数字技术、工业机器人和生成式人工智能在作用对象和影响机制上存在明显差异。数字技术作为一种通用技术，主要通过促进信息流动、提高资源配置效率和推动产业升级，间接影响劳动力需求结构[15]；工业机器人以自动执行标准化和重复性任务为主要特征，其影响更多体现为对程序化体力劳动的替代；生成式人工智能则主要作用于文本生成、知识提取等复杂认知型任务，影响范围进一步扩展至认知型和服务型任务。王永钦和董雯[16]基于中国情境的研究发现，机器人应用在抑制部分劳动需求的同时，表现出明显的就业极化效应。曲英姿和范莎[17]聚焦于职业需求变化，发现机器人对专业管理技术类、文员和销售类职业具有替代作用，对生产、操作类职业需求具有促进作用。与工业机器人不同，生成式人工智能更容易替代可程序化、重复性强的常规任务，同时与需要创造力、问题解决和人际互动的非常规任务形成互补[18]。陈琳等[11]基于任务框架亦证实，人工智能虽抑制了常规任务岗位需求，却拉动了管理、技术等非常规认知型职业的需求增长。上述国内研究从不同技术形态和职业分类层面，证实了人工智能对中国劳动力市场的结构性影响。总体来看，现有研究主要关注工业机器人和数字技术的总体就业效应，或从职业层面比较人工智能对不同职业需求的影响，对同一职业在不同城市间的岗位需求差异关注相对不足。考虑到不同城市在产业基础、技术渗透程度和劳动力成本等方面存在明显差异，人工智能的就业效应可能具有较强的城市异质性。因此，仅从职业层面考察人工智能的就业影响，既难以观察同一职业在不同城市中的需求变化，也不利于识别城市特征在岗位需求调整中的作用。

围绕技术进步对劳动力市场总量的影响，现有研究主要形成了三种观点。第一种是“岗位破坏效应”，以熊彼特的“创造性破坏”理论为基石，认为技术创新必然导致旧生产体系的萎缩与结构性失业[19]。第二种是“就业补偿效应”，强调劳动者的主观能动性与价格补偿机制，认为成本降低所释放的社会产出能在下游部门（如服务业）诱发出新的劳动需求，从而部分抵消岗位破坏效应[6]。第三种是“结构性重塑效应”，认为技术进步对劳动力市场的影响不仅表现为就业总量的增减，还通过改变任务内容和技能需求，引发劳动力需求结构的重新配置。综合已有研究，人工智能对劳动力市场的影响并非单向的扩张或收缩，而是通过替代与创造两种力量共同作用于岗位需求[5]：一方面，人工智能通过自动执行部分重复性常规任务，减少相关岗位的劳动需求；另一方面，人工智能与部分非常规任务形成互补，通过提升生产效率、降低生产成本进而扩大市场规模，或直接催生新任务和新岗位，带来新增需求。两种效应的叠加致使人工智能对岗位需求总量的影响方向并不确定，净效应取决于二者的相对强弱。当创造效应占主导时，人工智能将促进岗位需求扩张；当替代效应占主导时，则可能抑制岗位需求。若两种效应相互抵消，则总量影响可能不显著，但在数字化转型背景下，人工智能更可能通过扩张效应主导总体影响，因此预期其对岗位需求总量产生正向影响。基于此，本文从总体层面检验人工智能暴露度对岗位招聘需求的影响[20]。

基于上述探讨，本文提出假设：

人工智能暴露度显著促进了岗位招聘需求总量的增加（H1）。

TBTC 理论认为，技术冲击并非消灭岗位，而是通过改变任务可替代性，促使企业对岗位任务内容及配置进行调整。已有研究证实，数字技术和自动化更容易替代可程序化、重复性强的常规任务，而对于非常规任务，技术往往表现出互补性[3,21]。这是由于，人工智能在常规体力与常规认知任务上具有成本优势，企业

倾向于以技术替代劳动,导致相关传统岗位招聘需求发生存量收缩。与之相对,对于涉及复杂决策与人际互动的非常规任务,技术更多表现为补充或保留,并依托流程重组创造出数字运维等大量新任务[22]。有研究将其总结为“4R”框架:替代(replace)体力型和认知型常规工作任务;补充(reinforce)认知型非常规工作任务;保留(retain)体力型非常规工作任务;创造(create)更复杂高级的新工作任务。在人工智能技术扩散背景下,企业为适应新的生产方式,可能减少对以常规任务为主的岗位招聘,同时增加与人工智能形成互补的非常规任务岗位的需求,从而引发岗位需求在不同任务类型之间的再配置。

基于上述探讨,本文提出假设:

人工智能暴露度对岗位招聘需求的影响存在任务偏向性——随着人工智能暴露度的上升,常规任务岗位的招聘需求相对下降,而非常规任务岗位的招聘需求相对上升(H2a)。

人工智能暴露度对岗位招聘需求的影响因任务类型而异。对于常规任务岗位,无论其以体力型还是认知型任务为主,人工智能暴露度均显著降低其招聘需求;对于非常规任务岗位,人工智能暴露度显著提升认知型岗位的招聘需求,而对体力型岗位的影响则不显著或呈现弱正向效应(H2b)。

(二)人工智能影响岗位需求的双重机制:创造效应与替代效应

人工智能对岗位需求的影响并非直接体现为招聘数量变化,而是通过改变企业生产方式和岗位设置决策间接实现。基于TBTC理论,这种影响可归纳为岗位创造与岗位替代两种效应(图1)。创造效应通过催生新任务、提升生产率扩大劳动力需求;替代效应通过自动执行可程序任务减少劳动力需求。二者共同影响岗位需求的变化方向和调整程度。

1. 岗位创造效应:新岗位产生与生产率提升的双重驱动

岗位创造效应主要通过两条路径实现。一是新任务创造路径。人工智能的扩散不仅改变了既有任务的执行方式,还催生了新的任务内容和职业形态[23]。为适应新技术的应用,企业需要设置新岗位以承担数据分析、技术支持、流程协调等与人工智能互补的任务,这些新任务注重沟通、判断与协同能力,难以完全由机器独立完成,需要劳动力持续介入,从而形成新的岗位需求。人工智能训练师、提示工程师、算法伦理专家等新兴职业的出现,正是这一机制的现实体现[24]。二是生产率提升路径。人工智能的应用有助于提高生产效率、降低单位成本,从而推动企业扩大生产规模[5]。在市场需求扩张的背景下,企业对与人工智能互补的岗位需求随之上升,既包括直接从事技术研发和应用的高技能、非常规认知岗位,还包括为适应规模扩张而增加的即时配送、物流仓储、平台服务等相配套的非常规体力岗位。已有研究表明,企业人工智能技术水平的提升通过生产率效应推动了非常规岗位需求的增长[11]。

2. 岗位替代效应:劳动力成本与任务可替代性的双重驱动

岗位替代效应主要通过劳动力成本与任务可替代性两个维度发挥作用。从经济可行性看,替代效应的强度取决于人工智能相对于劳动力的成本比较优势,当城市整体工资水平较高时,人工智能在节约用工成本方面的相对优势更加突出,企业更倾向于采用技术替代人工,从而通过减少相关岗位的新增招聘需求来应对技术冲击[25]。同理,在岗位层面,平均工资较高的岗位被替代所节约的成本空间更大,企业更倾向于压缩此类岗位的招聘需求[4,14]。也就是说,只要技术上可行且成本上合算,企业就有动力采用人工智能替代劳动力。从技术可行性看,替代效应是以任务可程序化为前提。常规任务岗位的可程序化程度较高,工作内容容易被编码为算法并由机器执行,因而在人工智能暴露度较高的情况下,其招聘需求更易受到技术替代的冲击[11]。特别是客服、收银、基础办公等以常规认知任务为主的岗位,随着人工智能对重复性任务的自动执行,需求收缩更为明显。总体而言,创造效应主要体现为新任务生成和生产边界扩张带来的新增需求,替代效应则体现为部分既有任务被自动执行后相关岗位需求的收缩。

基于上述探讨,本文提出假设:

人工智能通过新岗位创造、生产率提升及劳动力成本和任务可替代性变化等渠道影响岗位招聘需求(H3)。

人工智能影响岗位需求的作用机制如图1所示。

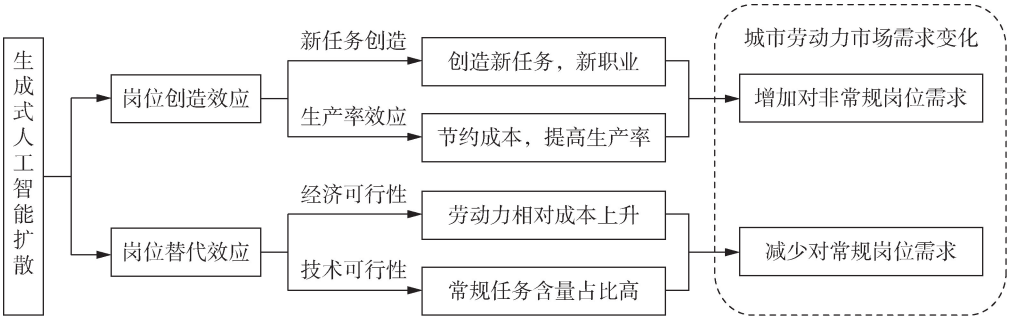


图 1　人工智能影响岗位需求的作用机制

三、研究设计

（一）模型设定

为考察人工智能技术扩散对城市不同类型岗位需求的影响，构建基准回归模型如式（1）所示。

$$\ln Job_{cot} = \alpha + \beta AIE_{cot} + \gamma X_{cot} + \mu_c + \delta_t + \varepsilon_{cot} \quad (1)$$

其中：Job_{cot} 为城市 c 在 t 年对 o 职业的招聘岗位数量，并取对数缓解异方差；AIE_{cot} 为人工智能暴露度，用于刻画人工智能技术对不同城市和职业的冲击强度；X_{cot} 为职业与城市层面的控制变量；μ_c 和 δ_t 分别为城市固定效应和年份固定效应，用以控制不可观测的时间不变城市特征及宏观时间冲击；ε_{cot} 为随机误差项；α、β 为待估系数。

为区分人工智能扩散带来的需求结构影响，引入任务类型分类变量（常规任务/非常规任务），构建交互项模型如式（2）所示。

$$\ln Job_{cot} = \alpha + \beta_1 AIE_{cot} + \beta_2 AIE_{cot} \times Type_j + \gamma X_{cot} + \mu_c + \delta_t + \varepsilon_{cot} \quad (2)$$

其中：$Type_j$ 为岗位任务类型，包括常规任务和非常规任务；若 $\beta_1>0$，表示存在整体就业创造效应。若交互项对常规任务为负且显著，表明存在替代效应；反之，对非常规任务为正且显著，则表明存在创造效应。

（二）变量说明

1. 关键解释变量

人工智能暴露度（*AIE*）用于测度不同城市与职业的工作内容与人工智能技术的匹配程度。参考张丹丹等[10]的研究，构建过程分为以下三步：首先，基于 O＊NET 数据库中 2083 项 DWA，利用高性能大语言模型（GPT-5.2）评估每项工作活动与生成式人工智能能力之间的匹配程度，从语言强度、规则依赖度、创造性、人类判断依赖度、大模型可替代性 5 个维度对任务属性进行打分③。评分范围设定在[0,5]，分值越高代表该任务受人工智能影响的暴露度越强，取 5 个维度的算术平均值作为最终分数，随后对任务原始得分进行标准化处理，以消除不同评估维度间的尺度偏差，以此得到 DWA 层面的暴露度[1]。其次，为克服以往研究中仅依靠职业名称匹配导致的信息失真，在文本匹配环节，先对招聘广告岗位描述与 DWA 任务文本进行统一预处理，包括去除特殊符号、统一同义词表达、中文分词、删除停用词等。随后采用词频-逆文档频率（term frequency-inverse document frequency，TF-IDF）与字符 N 元语法（character n-gram，$n=2,3$）方法提取文本特征，计算岗位描述与各项 DWA 任务之间的余弦相似度。为降低弱相关任务对指标的干扰，设置最低相似度阈值，并将保留任务的相似度进行归一化处理，据此构建职业与各任务的关联强度矩阵。最后参考陈琳等[11]的研究分类，按照岗位具体分类汇总得到职位层面的暴露度，在此基础上，通过加总聚合，得出城市-职

③ 指令具体提示语如下：语言文本强度，该任务在多大程度上依赖于文本、语音、数字等信息的阅读、理解、整理、表达与沟通；规则依赖度，该任务在多大程度上依赖于固定规则、标准流程和可重复执行的程序化操作；创造性，该任务在多大程度上依赖于原创性、创新性或非标准化的问题解决能力；人类判断依赖度，该任务在多大程度上依赖于人际互动、情境理解、经验判断或复杂决策能力；大模型可替代性，当前主流大语言模型在多大程度上能够独立完成该任务中的核心内容。为验证指标测度的可靠性和外部效度，本文进一步采用人工复核方式进行一致性检验。具体而言，按照分层抽样原则随机抽取 10% 的 DWA 任务文本，由两名以上评分者依据统一评分标准进行独立评分，并将人工平均分与大语言模型评分结果进行一致性比较。

业-年份层面的人工智能暴露度指标。

2. 被解释变量

以招聘岗位数量作为劳动力需求总量(*Job*)的代理变量,在回归中取对数以缓解异方差。为考察人工智能对岗位结构的影响,按照 Autor 等[4]构建的分类框架将其分解为常规任务岗位数量与非常规任务岗位数量,以反映技术冲击可能带来的任务重构与再分配效应。常规任务通常具有高度程序化、规则明确、重复性强等特征,易于通过算法或自动化系统实现;非常规任务则依赖复杂判断、创造性决策、人际互动或信息处理,难以完全被程序替代[3]。

3. 机制变量

为探究人工智能影响岗位需求的具体途径,设置如下机制变量:新职业数量,依据人力资源和社会保障部发布的新职业名录,对招聘广告进行文本分析,并按照城市-职业-年份单元统计新职业岗位的招聘数量,用以刻画人工智能催生的新任务与新岗位;全要素生产率,采用面板随机前沿方法计算,以此衡量人工智能对城市层面生产效率的提升作用;工资水平,包括职业与城市平均工资,并与人工智能暴露度构建交互项,从劳动力相对成本的角度来验证替代效应;常规任务含量,将其与人工智能暴露度构建交互项,以检验任务可程序化程度对替代效应的影响。

4. 工具变量

为缓解潜在的内生性问题,构造基于美国职业评分所计算的人工智能暴露度的工具变量。具体做法如下:第一步,将 Felten 等[26]所计算的美国职业层面的人工智能暴露度指数映射至本文构建的 21 类职业中,以此表示外生的技术扩散;第二步,结合各城市在基期的职业构成,构造 Bartik 型工具变量,以刻画受国外人工智能技术扩散影响而形成的外生技术冲击。

5. 控制变量

在实证分析中,控制以下变量。职业特征,包括管理岗位占比、本科与高中及以下学历人员占比;城市层面变量,包括人力资本水平,以高校在校生数与户籍人口之比来衡量;人力资本投资,以教育支出占财政支出比重来衡量;人均 GDP;产业结构,以三产增加值占 GDP 比重衡量;贸易开放度,以进出口总额占 GDP 比重来衡量;金融发展水平,以年末金融机构贷款余额占 GDP 比重衡量。

(三)数据来源

本文的核心数据来源于国内主流在线招聘平台,包括前程无忧、BOSS 直聘、智联招聘等。与传统调查数据相比,招聘大数据以其覆盖广、更新快、信息全的特点,能更及时地反映新技术冲击后劳动力市场用工需求的变化[27]。通过爬取 2018—2024 年企业发布的招聘广告,获取岗位名称、工作城市、发布日期、岗位描述文本等信息。该时期正对应人工智能技术在生产与服务领域加速渗透的阶段,具有较好的代表性。为保障数据质量,对原始数据进行了以下清洗:一是剔除重复发布、跨期滚动的广告;二是删除岗位描述缺失、工作城市不明或工作地点非国内的样本。经清洗后,最终构建覆盖 2018—2024 年的城市-职业-年份面板数据,主要变量描述性统计见表 1。

表 1 描述性统计

变量名称	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
职位招聘总数	28938	0.027	0.077	0.001	0.528
人工智能暴露度	28938	0.003	0.006	0	0.040
管理岗位占比	28938	0.176	0.260	0	1
本科人数占比	28938	0.220	0.259	0	1
高中及以下占比	28938	0.134	0.169	0	1
人力资本水平	28938	225.660	200.482	10.058	1469.273
人力资本投资	28938	0.171	0.033	0.015	0.296
人均 GDP	28938	11.057	0.438	9.446	12.486
产业结构	28938	48.352	7.795	22.760	84.850
贸易开放度	28938	0.189	0.236	0.001	2.151
金融发展水平	28938	1.359	0.681	0.388	12.817

续表

变量名称	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
新职业数量	28361	3.185	1.939	0	9.799
全要素生产率	28938	1.273	0.459	0.289	2.452
城市人均工资	28215	7684.741	3022.923	2411.765	24428.800
行业人均工资	28938	5851.997	1374.988	3578.167	16792.000

为识别不同岗位的任务属性，利用自然语言处理（natural language processing，NLP）技术将招聘岗位名称及描述文本与O＊NET数据库提供的标准职业分类代码进行匹配和分类，并根据已有研究，将所有招聘岗位归类至21个职业大类[11]。在此基础上，借鉴Autor等[4]的分类思想，依据任务的可程序化与重复性特征，划分为常规任务与非常规任务，以分析人工智能对两类岗位需求的影响。

城市层面的经济社会特征数据来源于历年《中国城市统计年鉴》，主要包括各城市的经济发展水平、产业结构、平均工资水平等指标，用于控制城市层面的时变特征对劳动力需求的影响。

四、实证检验

（一）基准回归结果

为检验人工智能暴露度对岗位招聘需求的影响，表2展示了基于式（1）的基准回归结果。（1）列仅纳入核心解释变量，未加入控制变量与固定效应，人工智能暴露度的估计系数在1%的水平上显著为正，初步说明人工智能技术的扩散并未抑制整体岗位需求，反而带来了招聘岗位数量的增长。（2）列～（4）列依次加入年份固定效应、城市固定效应及职业和城市层面控制变量。结果显示，人工智能暴露度的估计系数始终显著为正，表明在逐步控制不可观测的时空异质性与经济社会特征后，核心结论仍保持稳健。控制变量方面，管理岗位占比、人力资本水平和人力资本投资均对岗位需求有显著正向影响，而高中及以下学历占比与人均

表2　基准回归结果

变量	职位招聘总数			
	（1）	（2）	（3）	（4）
人工智能暴露度	0.549＊＊＊ （0.075）	0.480＊＊＊ （0.070）	0.276＊＊＊ （0.046）	0.270＊＊＊ （0.045）
管理岗位占比				0.024＊＊＊ （0.002）
本科人数占比				0.001 （0.001）
高中及以下占比				−0.012＊＊＊ （0.002）
人力资本水平				1.88×10^{-5}＊＊＊ (3.16×10^{-6})
人力资本投资				0.052＊＊＊ （0.019）
人均GDP				−0.013＊＊＊ （0.003）
产业结构				4.474×10^{-4}＊＊＊ (1.36×10^{-4})
贸易开放度				0.005 （0.005）
金融发展水平				0.002＊ （0.001）
年份固定效应	否	是	是	是
城市固定效应	否	否	是	是
样本量	28938	28938	28938	28938
调整R^2	0.002	0.023	0.216	0.226

注：＊＊＊、＊＊、＊分别代表回归系数在1%、5%、10%置信水平下显著；括号内为稳健标准误。

GDP的系数为负,反映了劳动力需求向高技能、非密集劳动方向调整。产业结构、贸易开放度和金融发展水平的估计方向与既有研究基本一致[28]。由此,假设H1得证。

进一步地,考察人工智能冲击对岗位需求结构的影响。表3的(1)列引入了任务类型与人工智能暴露度的交互项;(2)列和(3)列分别以非常规任务岗位与常规任务岗位的招聘数量为被解释变量进行回归。结果显示,人工智能暴露度对总需求的影响仍显著为正,但交互项系数显著为负,表明人工智能对岗位需求的影响在不同任务类型之间存在差异。分组回归显示,人工智能暴露度显著促进了非常规任务岗位招聘需求的增长,同时抑制了常规任务岗位的需求。这表明,尽管人工智能总体上推动了招聘需求的扩张,但其影响并非均衡分布:对于以常规任务为主的岗位,人工智能的应用通过替代可程序化、重复性强的工作内容,压缩了相关用工需求;而对于依赖认知判断、工作经验和人际互动等非常规任务岗位,人工智能更多发挥的是赋能和互补作用,增强了企业对相关岗位的需求,进而推动岗位需求由常规任务向非常规任务重新配置。至此,假设H2a得证。

表3　常规、非常规基准回归结果

变量	职位招聘总数	非常规任务招聘数	常规任务招聘数
	(1)	(2)	(3)
人工智能暴露度	0.880***	0.970***	-1.904***
	(0.106)	(0.112)	(0.183)
任务类型×人工智能暴露度	-2.555***		
	(0.254)		
控制变量	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
样本量	28938	19930	9008
调整R^2	0.279	0.333	0.261

注:***、**、*分别代表回归系数在1%、5%、10%置信水平下显著;括号内为稳健标准误。

(二)内生性检验

尽管基准回归结果在不同模型设定下均保持稳健,但人工智能暴露度仍可能面临潜在的内生性问题。一方面,城市和职业层面的岗位需求变化可能反向影响企业对人工智能技术的采用;另一方面,技术偏好或产业升级等因素也可能同时影响人工智能暴露度与岗位需求[29]。为缓解这一问题,借鉴张丹丹等[10]的做法,选取Felten等[26]基于美国职业层面数据构建的人工智能暴露度指数作为工具变量。美国处于人工智能的技术前沿,根据其工作内容所计算的暴露度指数能够较好地反映新技术冲击对劳动力市场的影响。同时,美国的人工智能暴露度不直接作用于中国劳动力市场的用工决策,因此,该工具变量满足与人工智能暴露度高度相关、与劳动力需求基本无关的排他性要求。由表4可知,工具变量与人工智能暴露度之间具有显著关联。非常规任务岗位和常规任务岗位的估计系数分别为0.024和-0.005,两者均在1%水平上显著。Kleibergen-Paap rk Wald F统计量分别为375.599和357.543,远高于Stock-Yogo弱识别检验在10%显著性水平下的临界值16.38,排除弱工具变量问题。同时,Kleibergen-Paap rk LM统计量的P小于0.01,拒绝不可识别的原假设。第二阶段估计结果与基准回归保持一致,说明在控制内生性偏误后,人工智能仍提升非常规任务岗位的招聘需求,并降低常规任务岗位的需求。

表4　内生性检验

变量	非常规		常规	
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
人工智能暴露度		14.884***		-56.523***
		(1.387)		(3.780)
Felten暴露指数	0.024***		-0.005***	
	(0.001)		(2.457×10^{-4})	
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是

续表

变量	非常规		常规	
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
城市固定效应	是	是	是	是
Kleibergen-Paap rk LM	165.577***		154.530***	
Kleibergen-Paap rk Wald *F*	375.599 [16.38]		357.543 [16.38]	
样本量	14402		8042	

注：***、**、*分别代表回归系数在1%、5%、10%置信水平下显著；（）内为稳健标准误，［］内为Stock-Yogo弱工具变量检验在10%显著性水平下的临界值。

（三）稳健性检验

为确保基准结论的可靠性，从样本范围、变量设定及更换模型等多个方面进行了稳健性检验。

第一，剔除重大公共卫生事件冲击的潜在影响。考虑到2020年重大公共卫生事件的暴发对企业招聘行为和劳动力市场产生了短期的外生冲击，可能干扰估计结果，将2020年样本剔除后重新进行回归。由表5的（1）列和（2）列可知，人工智能暴露度对非常规任务岗位需求的影响显著为正，对常规任务岗位需求的影响显著为负，且系数大小与基准回归高度一致。可见，基准结论并非由这一特殊时期的扰动所驱动，在正常经济周期下依然成立。

第二，考虑解释变量的时滞效应与反向因果问题，将核心解释变量人工智能暴露度滞后一期进行回归。由表5的（3）列和（4）列可知，滞后一期的人工智能暴露度对非常规任务岗位需求仍具有显著正向影响，对常规任务岗位需求仍具有显著负向影响，与基准结果保持一致。

第三，剔除直辖市样本。鉴于直辖市在行政级别、产业结构、政策倾斜和技术扩散速度等方面与其他地级市存在差异，可能成为影响结论的异常样本。本文将北京、上海、天津、重庆四个直辖市剔除后重新回归，由表5的（5）列和（6）列可知，核心结果未发生改变，表明基准结果并非由少数超大城市所驱动，在全国城市样本中具有普遍适用性。

第四，更换估计方法。岗位招聘数量属于非负整数型变量，且在不同城市和职业之间可能存在较强的异方差问题。为克服传统线性模型在应对此类数据时的局限性，采用泊松伪最大似然估计（poisson pseudo-maximum likelihood，PPML）方法对基准模型进行重新估计。由表6的（1）列和（2）列可知，人工智能暴露度对非常规任务岗位需求的影响仍显著为正，对常规任务岗位需求的影响仍显著为负，与基准回归高度一致，说明结论并不依赖于特定的线性模型设定。

第五，更换解释变量的构造方式。采用城市人工智能专利数量与职业暴露度的交互项来替代人工智能暴露度指标后，由表6的（3）列和（4）列可知，人工智能显著促进非常规任务岗位需求、抑制常规任务岗位需求，验证了基准结论的稳健性。

第六，补充智算中心交互项检验。考虑到大语言模型商业化应用依赖算力基础设施，进一步引入城市智算中心投运信息，并构造智算中心与人工智能暴露度的交互项，以考察算力条件差异下人工智能对岗位需求结构的影响。由表6的（5）列和（6）列可知，交互项系数在非常规岗位中显著为正，在常规岗位中显著为负，且均在1%水平上显著。这表明，在智算中心已投运的城市，人工智能对非常规岗位需求的促进作用和对常规岗位需求的替代作用更强。该结果表明，本文识别的岗位需求调整规律在生成式人工智能商业化应用背景下仍然成立。

表5　稳健性检验1

变量	排除重大公共卫生事件		解释变量滞后一期		剔除直辖市	
	非常规	常规	非常规	常规	非常规	常规
	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）
人工智能暴露度	0.986*** （0.116）	−1.993*** （0.198）	1.333*** （0.166）	−2.910*** （0.290）	0.900*** （0.105）	−1.811*** （0.175）
控制变量	是	是	是	是	是	是

续表

变量	排除重大公共卫生事件		解释变量滞后一期		剔除直辖市	
	非常规	常规	非常规	常规	非常规	常规
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	19515	8677	12344	5584	19659	8898
调整 R^2	0.345	0.280	0.401	0.338	0.325	0.256

注：***、**、*分别代表回归系数在1%、5%、10%置信水平下显著；括号内为稳健标准误。

表6　稳健性检验2

变量	更换模型(PPML)		更换解释变量		补充智算中心交互项	
	非常规	常规	非常规	常规	非常规	常规
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人工智能暴露度	74.200***	−121.203***	0.003***	−0.001**		
	(4.077)	(5.494)	(0.001)	(0.001)		
智算中心×人工智能暴露度					4.663***	−6.249***
					(1.008)	(0.869)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	19930	9008	19659	8835	19930	9008
调整 R^2			0.390	0.258	0.333	0.253

注：***、**、*分别代表回归系数在1%、5%、10%置信水平下显著；括号内为稳健标准误。

五、进一步分析

(一)机制分析

前文结果表明，人工智能暴露度对岗位需求的影响存在任务偏向性，即提高了非常规任务岗位需求，降低了常规任务岗位需求。根据理论分析，这种结构性影响主要来自岗位创造和岗位替代两条路径[23]。其中，岗位创造效应包括新任务、新职业产生带来的新增需求，以及生产率提升和生产规模扩大带来的岗位需求扩张[11]。据此，本节将从新岗位创造、生产率提升及任务替代三个方面进行机制检验。

1. 非常规就业的创造效应

TBTC理论指出，技术进步在替代部分旧任务的同时，也会催生新的工作任务和职业形态[30]。新任务的出现拓展了劳动力参与生产的边界，并形成新的岗位需求。为适应人机协作的生产模式，企业需要设置如算法训练、数据标注、人机交互管理等与新技术互补的岗位，这类岗位通常具有较强的非常规任务属性。为检验这一机制，本文构建城市-职业层面新岗位数量指标进行回归。由表7的(1)列和(2)列可知，人工智能暴露度的回归系数显著为正，且在控制城市和年份固定效应后仍然成立。这说明人工智能技术扩散与新岗位数量增加密切相关，表明其可能通过任务内容调整和新岗位生成推动非常规岗位需求增长。

2. 非常规就业的生产率效应

除直接催生新岗位外，人工智能还能够优化生产流程、降低单位成本，从而提升企业乃至城市层面的全要素生产率[23]。生产率的提升既降低了企业单位产出所需的劳动力投入，也通过降低产品价格、扩大市场需求，促进企业生产规模扩张，进而增加对各个环节劳动力的需求，尤其是与新技术互补、难以被自动化替代的非常规任务岗位[31]。为检验这一机制，本文以城市全要素生产率作为被解释变量进行回归。由表7的(3)列和(4)列可知，在未加入控制变量时，人工智能暴露度的影响并不显著；在纳入控制变量和固定效应后，其估计系数显著为正。这表明，在排除了城市间差异和宏观时间趋势后，人工智能技术扩散显著提升了城市层面的生产效率。生产率的提升意味着单位劳动力能够创造更高的产出水平，从而为企业扩大规模和吸纳更多高技能、非程序化劳动提供了条件，进而在需求侧推动了非常规就业的增长。

表 7　机制检验：非常规就业的创造效应、生产率效应

变量	非常规就业人数			
	新职位数		全要素生产率	
	(1)	(2)	(3)	(4)
人工智能暴露度	54.790***	43.827***	0.928	0.387*
	(3.072)	(2.170)	(0.717)	(0.222)
控制变量		是		是
年份固定效应		是		是
城市固定效应		是		是
样本量	19485	19485	12349	12344
调整 R^2	0.033	0.556	0.001	0.834

注：***、**、*分别代表回归系数在1%、5%、10%置信水平下显著；括号内为稳健标准误。

3. 常规就业的替代效应

在任务模型中，资本与劳动力在不同的任务中具有各自的比较优势。在资本与劳动力的边际产出和替代弹性既定的条件下，技术进步扩大了资本的任务边界，相应收窄了劳动力的任务范围，使机器在部分原本由劳动力占据比较优势的岗位上形成替代，进而减少相关岗位的劳动需求[32]。根据理论分析，替代效应主要取决于两个条件：一是技术可行性，即岗位任务的可程序化程度；二是经济可行性，即劳动力相对成本的高低[4,14]。据此，本文从任务可程序化程度和劳动力成本两个方面检验人工智能对常规任务岗位的替代机制。

劳动力相对成本会影响企业的技术替代决策。当劳动力成本较高时，企业采用人工智能替代人工完成部分任务的激励更强。本文分别从城市层面和岗位层面检验这一调节作用，由表8的(1)列和(2)列可知，人工智能暴露度与城市平均工资的交互项系数显著为负，且在引入滞后项后仍然成立。这说明在人力成本较高的城市中，人工智能对常规岗位需求的抑制作用更强。类似地，人工智能暴露度与行业平均工资的交互项在滞后一期显著为负，说明当行业工资水平较高时，企业更倾向于通过技术替代压缩以常规任务为主的岗位需求。

任务可程序化是替代效应发生的前提。理论上，对于可程序化程度较高的岗位，人工智能更容易替代其中重复性、规则化的工作内容；而对于可程序化程度较低的岗位，这一替代效应较弱甚至不存在[11]。为此，本文构建了常规任务含量与人工智能暴露度的交互项。由表8的(5)列和(6)列可知，人工智能暴露度与常规任务含量的交互项显著为负，且在使用滞后项后依然稳健。这意味着，在任务结构中常规任务占比较高的岗位，人工智能对就业的抑制作用更强。也就是说，任务内容越标准化、程序化，就更容易被人工智能所替代。

表 8　机制检验：常规就业的替代效应

变量	常规就业人数					
	人均工资(城市)		人均工资(行业)		常规任务含量	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人工智能暴露度	14.670***	−2.767***	−1.568***	−2.789***	64.634***	−2.748***
	(7.589)	(0.260)	(0.372)	(0.264)	(5.189)	(0.257)
人工智能暴露度×城市人均工资	−1.489**					
	(0.686)					
人工智能暴露度×城市人均工资滞后		−0.210***				
		(0.022)				
人工智能暴露度×行业人均工资			−0.006			
			(0.004)			
人工智能暴露度×行业人均工资滞后				−0.028***		
				(0.003)		
人工智能暴露度×常规任务含量					−3.243***	
					(0.261)	

续表

变量	常规就业人数					
	人均工资(城市)		人均工资(行业)		常规任务含量	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人工智能暴露度×常规任务含量滞后						−0.120*** (0.012)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	9008	5584	8839	5578	9008	5584
调整 R^2	0.565	0.354	0.261	0.354	0.275	0.355

注：***、**、*分别代表回归系数在1%、5%、10%置信水平下显著；括号内为稳健标准误。

(二)异质性分析

1. 不同阶段的时间异质性

人工智能技术应用具有阶段性特征。为考察其对岗位需求影响的动态变化，本文将样本期划分为2018—2019年、2020—2021年和2022—2024年三个阶段。由表9可知，人工智能对岗位需求结构的影响随时间推移不断增强。2018—2019年，人工智能暴露度对非常规岗位需求的促进作用和对常规岗位需求的抑制作用已经开始显现，但系数相对较小。此时人工智能尚处于初步应用阶段，技术渗透范围有限，企业多处于探索期，岗位需求结构调整以局部为主。2020—2021年，上述差异明显增强，该阶段恰逢数字化转型加速和“人工智能+”政策的全面实施，人工智能对常规任务的替代能力提升，与非常规任务的互补关系也更趋紧密。2022—2024年，生成式人工智能快速发展，其在文本处理、知识提取和复杂推理等方面的能力得以提升，影响范围由标准化任务逐步扩展至认知型和服务型任务领域，从而推动了岗位需求结构的调整。总体来看，随着人工智能技术不断成熟和应用持续深化，其对岗位需求结构的影响呈现逐步强化的趋势。

表9　异质性检验：不同阶段的时间异质性

变量	2018—2019年		2020—2021年		2022—2024年	
	非常规	常规	非常规	常规	非常规	常规
人工智能暴露度	0.322*** (0.065)	−0.447*** (0.114)	0.834*** (0.111)	−1.929*** (0.241)	1.253*** (0.148)	−3.038*** (0.293)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	2968	1563	4495	2150	12462	5292
调整 R^2	0.322	0.181	0.304	0.174	0.364	0.279

注：***、**、*分别代表回归系数在1%、5%、10%置信水平下显著；括号内为稳健标准误。

2. 不同任务类型的异质性

为识别不同任务属性岗位的异质性响应，基于“4R”理论框架，将非常规任务岗位细分为非常规认知型与非常规体力型，将常规任务岗位细分为常规认知型与常规体力型，并分别进行估计。由表10可知，人工智

表10　异质性检验：不同任务类型的异质性

变量	非常规认知	非常规体力	常规认知	常规体力
人工智能暴露度	1.359*** (0.158)	−0.022*** (0.007)	−0.909 (0.680)	−0.062*** (0.019)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
样本量	13815	6114	3275	5731
调整 R^2	0.412	0.570	0.677	0.540

注：***、**、*分别代表回归系数在1%、5%、10%置信水平下显著；括号内为稳健标准误。

能暴露度对非常规认知类岗位的需求具有显著的促进作用，而对非常规体力类岗位的影响相对较弱甚至为负。这表明，在非常规任务领域，人工智能与依赖复杂判断、创造性思维和问题解决能力的认知型任务之间更多表现为互补关系，从而提高了企业对相关岗位的需求。对于依赖体力投入的非常规任务，结论与假设略有差异。原因可能在于，这类任务虽无法完全实现自动化，但人工智能仍可通过优化生产过程、提高调度效率，降低企业对体力岗位的招聘需求。而在常规任务领域中，人工智能对常规体力任务岗位的抑制效应最为显著，对常规认知岗位的影响并不显著。这是由于，对于程序化程度高、重复性强的常规体力任务，人工智能具有较强的替代能力。而对于常规认知任务，尽管其任务也具有可编码特征，但通常仍涉及一定的信息处理、规则判断与人际沟通等环节，人工智能更多表现为对部分任务的辅助或局部替代，因此对相关岗位需求的影响尚未达到显著水平。

3. 不同技能层级的异质性

按照技能水平将岗位划分为高技能与低技能岗位（表 11）。在非常规岗位中，人工智能显著促进了高技能岗位招聘需求的增加，而对低技能非常规岗位的影响并不显著。这说明人工智能更有利于高技能劳动者在非常规岗位的需求扩张，强化了对复合型和高认知能力劳动力的需求。而在常规岗位中，无论是高技能还是低技能岗位，人工智能暴露度均表现出显著的负向影响，且对高技能常规岗位的抑制效应更为明显。这一结果表明，岗位任务属性比技能水平本身更能决定其受人工智能影响的方向。即使岗位技能要求较高，只要任务内容具有较强的程序化和重复性特征，其招聘需求仍可能受到抑制。总体来看，人工智能对岗位需求的影响具有任务偏向性，任务属性是决定岗位需求变化的首要因素，而技能水平则进一步影响不同任务类型岗位的异质性响应。

表 11　异质性检验：不同技能层级的异质性

变量	非常规		常规	
	高技能	低技能	高技能	低技能
人工智能暴露度	1.256***	−0.001	−2.221***	−1.091***
	（0.146）	（0.011）	（0.365）	（0.145）
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
样本量	14049	5881	3226	5782
调整 R^2	0.426	0.466	0.517	0.290

注：***、**、* 分别代表回归系数在 1%、5%、10% 置信水平下显著；括号内为稳健标准误。

六、结论与政策启示

本文利用 2018—2024 年中国主流招聘平台广告数据，考察了人工智能暴露度对岗位招聘需求规模及结构的影响。第一，实证结果显示，人工智能技术扩散并未抑制整体岗位招聘需求，反而在总体上显著促进了招聘岗位数量的增长，表明人工智能并非简单以“机器替代劳动”的方式压缩岗位需求，而是伴随着新增岗位需求的产生。第二，从岗位需求结构看，人工智能对不同任务类型岗位的影响存在明显差异。人工智能暴露度提高了非常规任务岗位的招聘需求，同时降低了常规任务岗位的招聘需求，表明其对劳动力市场的影响更多体现为岗位需求结构的调整，即岗位需求由常规任务向非常规任务重新配置，而非就业规模的单向增减。第三，机制结果显示，人工智能通过创造效应和替代效应共同影响岗位招聘需求。在创造效应方面，人工智能通过催生新任务和新职业，以及提升生产率所带来的规模扩张，带动了非常规岗位需求的增长；在替代效应方面，人工智能对常规岗位的抑制作用在劳动力成本较高、岗位工资水平较高及任务可程序化程度较强的情形下更为突出，表明企业在招聘决策阶段会基于成本约束和任务可替代性对岗位需求进行调整。第四，异质性分析表明，人工智能对岗位需求结构的影响呈现动态强化和任务分化特征。从时间维度看，人工智能对非常规岗位的促进作用和对常规岗位的替代作用均呈现逐步增强的趋势；从岗位属性看，其影响主要集中于非常规认知岗位和高技能岗位，而对常规体力岗位的替代作用最为明显。

根据以上结论,提出如下建议:第一,应从岗位结构调整的视角认识人工智能的就业影响。研究表明,人工智能并未整体挤出岗位需求,而是通过重塑岗位结构推动劳动力需求向非常规、认知型和高技能方向转移。因此,在评估人工智能就业效应时,不宜仅关注就业数量变化,更应关注岗位任务内容和技能需求的结构性变化。第二,加强面向非常规任务和认知型岗位的技能培养。鉴于人工智能对非常规岗位需求的带动作用明显,应围绕数据分析、问题解决和跨部门协作等能力,完善职业教育和在岗培训体系,引导劳动者向与人工智能互补的岗位方向转型,提升其在新技术环境下的适应能力和就业稳定性。第三,完善针对常规任务岗位劳动者的转岗支持机制。对工资水平较高、任务可程序化程度较强因而替代风险更大的行业和群体,应通过技能培训、就业服务和拓宽转岗渠道等方式,降低技术替代带来的就业风险。第四,结合城市发展条件推进人工智能与劳动力需求结构协同调整。不同城市在产业结构、工资水平和人力资本禀赋方面存在差异,人工智能的就业效应也呈现明显的空间异质性。因此,应结合地方产业特点和劳动力禀赋,有序推进人工智能应用场景建设,促进技术扩散与本地劳动力需求结构相协调,提高人工智能应用的就业适配性。

参考文献

[1] ELOUNDOU T, MANNING S, MISHKIN P, et al. GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs[J]. Science, 2024, 384(6702): 1306-1308.

[2] 吕康银, 韩琳坤, 张恒瑞. 人工智能渗透度对青年就业质量的影响[J/OL]. 西北人口, (1-16)[2026-03-12]. https://link.cnki.net/urlid/62.1019.C.20260113.0941.002.

[3] 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.

[4] 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.

[5] ATALAY E, PHONGTHIENGTHAM P, SOTELO S, et al. New technologies and the labor market[J]. Journal of Monetary Economics, 2018, 97(4): 48-67.

[6] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3-30.

[7] 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. 管理世界, 2019, 35(7): 61-77.

[8] 孙雪, 宋宇, 赵培雅. 人工智能对异质劳动力就业的影响——基于劳动力供给的视角[J]. 经济问题探索, 2022(2): 171-190.

[9] 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.

[10] 张丹丹, 于航, 李力行, 等. 中国人工智能技术暴露度的测算及其对劳动需求的影响——基于大语言模型的新证据[J]. 管理世界, 2025, 41(7): 59-75.

[11] 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.

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

[13] 陈澍, 韩清, 张伯超. 企业人工智能技术水平与劳动力需求结构变化: 基于大语言模型的新方法和新发现[J]. 技术经济, 2025, 44(1): 1-13.

[14] 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.

[15] 蒋晟, 贺灿飞, 李志斌, 等. 数字经济、区域产业升级与城乡收入差距[J]. 中国软科学, 2025(4): 113-124.

[16] 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.

[17] 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.

[18] 边恕, 武传昊, 孙雅娜. 数字技术创新、任务偏向型技术进步与技能结构升级[J]. 西安交通大学学报(社会科学版), 2025, 45(6): 141-153.

[19] SCHUMPETER J A. Capitalism, socialism, and democracy[M]. New York: Harper Perennial, 1942: 83-84.

[20] 尹志锋, 曹爱家, 郭家宝, 等. 基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据[J]. 中国工业经济, 2023(5):

137-154.
[21] ACEMOGLU D, AUTOR D. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings[M]. Amsterdam: Elsevier, 2011: 1043-1171.
[22] 李晓红, 代竹. 人工智能如何影响就业：重组工作任务的新理解[J]. 财经问题研究, 2025(7): 32-41.
[23] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
[24] 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.
[25] 李静, 闫曰奇, 潘丽群. 人工智能、劳动力任务类型与城市规模工资溢价[J]. 财经研究, 2023, 49(12): 62-76.
[26] FELTEN E, RAJ M, SEAMANS R. How will language modelers like ChatGPT affect occupations and industries?[EB/OL]. Ithaca, New York: arXiv, 2023[2026-03-12]. https://arxiv.org/abs/2303.01157.
[27] FANG H, GE C, HUANG H, et al. Pandemics, global supply chains, and local labor demand: Evidence from 100 million posted jobs in China[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 2020.
[28] 肖挺, 陈周永, 何小钢. 工业机器人价格变化的就业效应——基于宏微观的经验证据[J]. 管理世界, 2025, 41(11): 28-42.
[29] AGHION P, BUNEL S, JARAVEL X, et al. How different uses of AI shape labor demand: Evidence from France[J]. AEA Papers and Proceedings, 2025, 115: 62-67.
[30] 王永钦, 董雯. 人机之间：机器人兴起对中国劳动者收入的影响[J]. 世界经济, 2023, 46(7): 88-115.
[31] 李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应：机制与中国经验[J]. 管理世界, 2021, 37(9): 104-119.
[32] ACEMOGLU D, KONG F, RESTREPO P. Tasks at work: Comparative advantage, technology, and labor demand[R]. Cambridge: National Bureau of Economic Research, 2024.

AI Exposure and the Restructuring of Job Demand: Evidence from Online Recruitment Big Data

Wang Yanting, Wang Zhenhua, Jiang Jinqi
(School of Economics and Management, Shenyang Agricultural University, Shenyang 110866, China)

Abstract: The rapid development of artificial intelligence (AI) has intensified the debate over its employment effects in terms of job creation and job displacement. Existing studies mainly focus on employment levels or wage outcomes, while less attention has been paid to a more demand-side question: whether the continued diffusion of AI reshapes the structure of labor demand rather than merely affecting its overall scale. Given that job postings can better reflect firms' marginal hiring decisions, large-scale job posting data from major online recruitment platforms in China from 2018 to 2024 were used. A city-occupation-level measure of AI exposure was constructed, and the effects of AI diffusion on the scale and structure of labor demand and the underlying mechanisms were examined. The results indicate that AI exposure significantly increases overall hiring demand, and no evidence of widespread labor displacement is found at the aggregate level. However, the increase in labor demand is uneven across task types. Demand for non-routine occupations increases, while demand for routine-task-intensive positions declines. Mechanism analysis indicates that non-routine job expansion is driven by two channels: the creation of new occupations and improvements in productivity. In contrast, substitution effects are stronger when labor costs and wage levels are higher and tasks are more programmable. Further analysis shows that the effects of AI strengthen over time. The positive effects are concentrated in non-routine cognitive and high-skill occupations, while stronger substitution effects are found for routine manual jobs. Overall, the labor market effects of AI are primarily reflected in structural adjustments rather than changes in overall employment scale. The findings provide new evidence for the theory of task-biased technological change and offer policy implications for labor force transition and employment risk prevention.

Keywords: AI exposure; job demand; online recruitment; labor market; routine occupations; non-routine occupations