

人工智能技术重塑劳动技能需求

——基于在线招聘数据的发现

莫怡青 王安琪 李力行*

摘要: 本文基于2014—2024年的在线招聘数据,构建了一个反映中国劳动力市场技能需求特征的技能分类体系,并以此为基础考察人工智能技术进步引发的技能需求结构变革。研究发现,第一,人工智能技术正在快速改变劳动力需求结构,城市层面的人工智能产学研协同政策显著提高了人工智能技能需求,同时劳动力资源向少数技术密集行业集中。第二,人工智能技能在劳动力市场上获得平均大约8%的工资溢价,与人工智能相似的技能也获得正向回报。第三,企业层面的人工智能技术的采纳使工资分布更加分散,不同技能的回报率之间的差异显著上升。本研究为理解技术进步下劳动力市场的调整机制提供了实证依据。

关键词: 人工智能技术;劳动力市场;技能结构

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2026.03.08

一、引言

人工智能会创造还是扼杀就业岗位,会加剧还是缓解不平等?这一问题正成为政策和学术讨论的核心议题。大量研究发现,数字技术在提升生产效率的同时,通过替代、互补与创造效应重塑就业结构(Autor, 2015)。Autor et al. (2003)提出的“基于任务的工作模型”为探究数字技术影响就业的作用机制奠定了理论基础。后续的一系列研究发现,常规任务^①密集型的中等技能工作逐渐被自动化替代,导致就业极化现象(Acemoglu and Autor, 2011; Autor and Dorn, 2013)。随着生成式人工智能技术的快速发展,其能力范围远超以往的

* 莫怡青、王安琪、李力行,北京大学中国经济研究中心、北京大学国家发展研究院。通信作者及地址:李力行,北京市海淀区北京大学国家发展研究院,100871;电话:010-62759485;E-mail: lilixing@nsd.pku.edu.cn。感谢国家社科基金重点项目(22AJY002)和北京大学国家发展研究院“AI+学科创新行动计划”的资助。

^① 常规任务指那些可以被明确规则完整描述的任务,非常规任务指无法被充分编码为规则集合的任务,需要人类的灵活性、判断力或社会互动能力(参见 Autor et al., 2003)。

数字技术,从常规任务拓展到更多的认知型和非常规任务,导致传统的技能划分框架的有效性和解释力受到挑战。有鉴于此,有必要采用更新、更精细的技能分类体系来刻画技能需求的变化,以便更好地理解生成式人工智能技术冲击之下劳动力市场变革的机制。

招聘数据为这方面的研究提供了便利。近年来,通过对大样本在线招聘广告文本的分析,相关文献得以深入刻画认知、社交、计算机和人工智能等具体技能的需求结构变化(Deming and Kahn, 2018; Deming and Noray, 2020; Babina et al., 2024),并进一步探讨职业内部技能的动态调整(Atalay et al., 2020; Autor et al., 2024)。关于技术进步如何影响中国劳动力市场这一话题,现有文献涵盖了技术暴露度构建、职业可替代风险、就业结构变迁,以及任务与技能视角下的职业转型等主题,但在方法、数据等方面还存在一些局限性。第一,现有研究多采用美国的职业分类体系,并将其直接对应于中国劳动力市场上的职业(陈琳等,2024;王永钦和董雯,2023)。由于中美劳动力市场的实际差距,这一做法虽然可以为研究提供可参考的框架,但难以准确反映中国市场上各种职业的具体技能需求。第二,现有文献对各种职业所包含的技能特征(或是任务特征)的分类比较粗,主要是区分了认知/非认知、常规/非常规、操作性/知识性、抽象/社交等特性(胡连漪等,2024;宁光杰等,2023)。随着人工智能技术的发展,劳动力市场上的技能结构已经发生了显著的变化,有必要对技能体系进行更新。在这方面,区分人工智能技术与其他数字技术,仍是现有文献面临的一个难题(都阳等,2017;王林辉等,2022;李力行和莫怡青,2025)。第三,一些文献中常用的反映技术和技能变化的信息来源,如上市公司年报、专利文本,乃至《中华人民共和国职业分类大典》等,并不直接用于用人单位和劳动者之间的沟通,与现实中劳动力市场上的岗位技能需求可能存在一定的脱节。

本文利用截至2024年年底的在线招聘数据,对岗位任务描述文本进行分析,构建了一个5大类18小类的技能分类体系,以求更精细地刻画中国劳动力市场中的技能特征,并力图将人工智能技能与其他数字技能区分开来。在此基础上,本文选取城市层面出台人工智能产学研协同政策,以及公司层面第一次应用人工智能技术两个事件作为人工智能技术变革的冲击,从城市及企业层面分别估计了技术冲击对技能需求的影响。

研究发现,人工智能产业政策增加了对人工智能特定技能的需求,相关就业岗位明显增加;而城市层面的职业和行业多样性显著下降,其原因在于资源越来越集中在特定的人工智能驱动行业。在企业层面,当采纳人工智能技术后,企业对与人工智能技能高度相似的技能(如专业软件应用能力、创造能力和技术支持能力)的需求在短期内显著增加。同时,这类技能也获得了工资溢价:包含人工智能技能的岗位平均溢价为8.1%,而高相似度的技能平均溢价为

4.2%。此外,人工智能技术的采纳,使得工资的方差扩大约6.5%,显示出收入差距扩大的态势。

本文对现有文献形成三点补充。第一,相较于直接沿用国外职业或技能框架,本文基于中国劳动力市场上的招聘文本信息提取结构化技能变量,更准确地反映了中国劳动力市场的技能需求特征。第二,本文利用了截至2024年年底的在线招聘数据,研究结论反映了生成式人工智能新技术对劳动技能需求带来的新变化。第三,本文将人工智能技能与其他数字技能进行区分,考察了人工智能技术产生的外溢效果,有助于理解人工智能技术对就业产生替代效应、互补效应、创造效应的潜在机制。

二、研究背景与文献综述

(一) 人工智能技术进步对劳动力市场的影响

宏观层面的研究发现,数字技术在推动生产效率提升的同时,对就业总量和结构产生了显著影响,其作用机制包括替代效应、互补效应以及创造效应。例如,既有证据显示,机器人应用在减少制造业就业的同时促进服务业扩张(Dauth et al., 2017),但也可能降低就业率并压低工资(Acemoglu and Restrepo, 2020)。在中国,研究发现人工智能推动要素的重新配置并影响收入分配结构,中等技能岗位更易受到冲击(郭凯明,2019;蔡跃洲和陈楠,2019)。

从微观层面看,技术进步对劳动力市场的影响,首先表现为工作内容和技能构成的变化。企业在引入新技术时,通常会考虑将技术与人力重新组合,从而改变岗位任务分布与技能要求,然后进行组织结构的调整,最后再反映为人员数量的变动。因此,要深入理解人工智能技术对就业的影响,有必要对更细粒度的任务或技能进行分析。

(二) 技能分类与技能需求的变化

Autor et al.(2003)首次提出“基于任务的工作模型”,指出计算机技术主要替代“常规任务密集型”的中等技能劳动力,同时提升了从事复杂、抽象任务的高技能劳动者的需求与回报。在此基础上,Acemoglu and Autor(2011)构建了“技术-任务-技能”的统一分析框架。在该框架中,企业提供的工作可理解为一组任务的集合,而劳动者携带不同类型与层级的技能进入劳动力市场,在不同类型任务上具有比较优势。技术进步通过改变不同任务的生产率与可替代性,异质地影响劳动需求结构。具体而言,技术既可能以“增强型技术”的形式提高某类技能在既有任务上的生产率,也可能以“替代型技术”的形式直接替代特定任务,从而改变岗位任务结构与技能需求结构。基于上述机制,后续发展出

了技术进步背景下的就业极化理论(Autor and Dorn, 2013; Goos et al., 2014; Autor, 2015; Acemoglu and Restrepo, 2019)。

随着在线招聘在劳动力市场所占份额的扩张,丰富的招聘广告微观数据使得劳动经济学文献对技能的衡量不断细化(Hershbein and Kahn, 2018; Deming and Kahn, 2018, Deming and Noray, 2020);同时,文献也发现技能回报呈现出多维与互补的特征,计算机技术提升了社交技能的重要性(Autor, 2014),认知技能的回报依赖于社交技能的配合(Weinberger, 2014),而多类高阶技能的组合与更高工资显著相关(Deming and Kahn, 2018)。

在人工智能背景下,这一技能结构视角进一步得到强化。Acemoglu et al. (2022)捕捉到了2010—2018年间招聘广告中人工智能相关职位的快速增长,发现企业在扩大人工智能职位招聘的同时,也在减少非人工智能职位的招聘。Alekseeva et al. (2021)利用招聘数据发现,在同一家公司中,要求人工智能技能的职位的工资溢价为11%;在同一职位中,具有人工智能技能的员工工资溢价为5%;管理类职业对人工智能技能的工资溢价最高,而对人工智能技能要求更高的企业对于内部非人工智能职位也能提供更高工资。Babina et al. (2024)则结合招聘数据和简历数据,发现在人工智能相关人力资本上投资较大的企业在销售、就业和市场份额方面均增长更快。

(三) 中国劳动力市场上的技能结构变化

关于数字技术对中国劳动力市场的影响,代表性研究主要包括构建不同数字技术的暴露度(周广肃等,2021;陈岑等,2023;张丹丹等,2025)、估计不同职业的可替代风险(王林辉等,2022)、刻画就业结构的变迁(王永钦和董雯,2023)、从工作任务和技能需求角度分析职业转型(胡涟漪等,2024;陈琳等,2024)、研究技术进步通过劳动力结构变化提升企业生产率(姚加权等,2024)等。现有文献存在几个局限。

首先,大部分研究的技能分类框架仍然依赖于国外的标准体系,特别是美国的O*NET数据库。例如,周广肃等(2021)利用美国标准职业分类(Standard Occupational Classification),将美国各职业的智能化暴露度对标到中国职业数据中,分析了智能化技术对中国劳动力就业广度和强度的影响。王永钦和董雯(2023)将O*NET的职业分类框架应用于中国,揭示了就业极化、新职业分布不对称等特征。陈琳等(2024)则利用国内招聘平台的数据,将职业信息映射到O*NET,以探讨人工智能对劳动力需求的影响。由于O*NET的技能分类框架是基于美国劳动力市场提取的,可能无法真实反映中国劳动力市场中岗位技能需求的特征,而匹配中美职业名称时也存在不一致的问题(张丹丹等,2025)。

其次,一些研究开始尝试基于本土语料进行分析,但在技能需求的分类方

面仍停留在认知/非认知、常规/非常规、操作性/知识性、抽象/社交等较为粗略的划分,未能深入探讨更多维度的技能类型,也无法准确区分人工智能技能与其他数字技能。例如,都阳等(2017)通过工作任务法深入探讨了工作任务的配置对技能需求的作用,王林辉等(2022)区分了15种任务属性,并对不同职业的可替代风险进行了细致分析,胡涟漪等(2024)利用《中华人民共和国职业分类大典》和《现代汉语分类词典》作为度量职业描述信息的标准,构建了三大类及多个小类技能。

最后,就中国劳动力市场上的就业者受到技术冲击这一话题来说,大部分文献还未能有效地区分人工智能技术与其他数字技术,忽视了不同数字技术之间存在的巨大差别(Ge and Zhou, 2020;李力行和莫怡青,2025)。此外,一些文献中常用的反映技术变迁的信息来源,如上市公司年报和专利文本,并不直接用于劳动力市场供求的沟通,与岗位技能需求之间可能存在一定的脱节。

综上,现有研究虽然对中国劳动力市场上的技能结构变化提供了大量有价值的分析,但仍存在技能分类框架过于简化、数据来源有限等问题,存在提升的空间。本文基于在线招聘数据,构建了更为精细的本土化技能分类体系,以捕捉人工智能技术进步之下岗位技能需求的最新变化,为未来研究提供了更加精准的分析工具。

三、研究设计

本文主要包括三个方面的实证分析工作。一是构建度量中国劳动力市场岗位技能需求的指标;二是从城市和企业层面构建度量人工智能技术冲击的指标;三是估计人工智能技术变革对劳动技能需求结构的影响。本部分将首先讨论实证策略,介绍城市和企业层面的回归设定,然后再描述数据来源和相关指标的构建。

(一) 实证策略

在城市层面,文献中度量人工智能技术冲击的指标主要包括城市层面人工智能产业政策、人工智能相关专利数量、人工智能相关企业数量等。后两种指标更大程度上反映了人工智能产业发展的结果,相对来说,人工智能产业政策的内生性问题较弱。本文使用交错双重差分模型估计人工智能产业政策对城市层面人工智能技能需求的影响,回归模型设定如下:

$$Y_{ct} = \alpha_0 + \alpha_1 Policy_{ct} + \mu_c + \gamma_t + \theta x_{ct} + \varepsilon_{ct}, \quad (1)$$

其中,被解释变量 Y_{ct} 度量城市层面的劳动技能需求(详见后文),解释变量 $Policy_{ct}$ 表示城市 c 在第 t 年是否已经开始施行人工智能产业政策(详见后文)。 μ_c 和 γ_t 分别为城市和时间固定效应, x_{ct} 采用随城市和时间而变的城市GDP(对数)、人

口(对数)和第三产业占比作为控制变量,标准误聚类到城市层面。

在企业层面,现有文献度量人工智能技术使用主要来自两个方面的信息:一是上市公司年报,二是招聘数据。后者覆盖的公司范围更广,且更直接地体现了公司对人工智能技术的采纳。企业层面回归分析使用的交错双重差分模型如下:

$$Y_{cft} = \alpha_0 + \alpha_1 Adoption_{cft} + \mu_f + \gamma_t + \theta x_{ct} + \varepsilon_{cft}, \quad (2)$$

其中,被解释变量 Y_{cft} 度量企业层面劳动技能需求的变化,解释变量 $Adoption_{cft}$ 是度量企业采纳人工智能技术的一个虚拟变量,本文以企业首度发布包含人工智能技能要求的招聘广告的年份作为其代理变量,相关方法也应用在较多前沿文献中(Babina et al., 2024; Hampole et al., 2005; Hosseini and Lichtinger, 2025)。样本中至少发布过一次包含AI技能招聘广告的公司约占全部公司数量的16.9%。下标 f 代表企业, x_{ct} 包括企业所在城市的GDP(对数)、人口(对数)和第三产业占比。 μ_f 为企业固定效应, γ_t 为时间固定效应。为修正传统的双向固定效应模型潜在的估计偏误,本文均采用De Chaisemartin and D'Haultfœuille(2020)的方法进行估计。

(二) 招聘数据介绍

本文使用的招聘数据来自在线招聘平台前程无忧,其成立于1998年,并在2004年成为首家在美国纳斯达克上市的中国在线招聘公司。据艾瑞咨询报告,前程无忧在2021年占据了国内线上招聘市场最大的份额。^①附录I展示了前程无忧招聘数据与人口普查、工商企业注册数据的分布对比,表明其对传统行业 and 低学历、低技能职业的覆盖相对不足,而对于高技术行业和高学历、高技能职业的代表性较强。^②现有文献也指出,企业在线上发布职位会具有一定的选择性,可能与其实际的劳动需求不完全吻合(Kureková et al., 2015)。作为劳动力市场的新型数据来源,招聘数据虽然在代表性方面存在局限性,但具有规模庞大、更新及时的特点,从而能够覆盖传统调查数据难以捕捉的动态变化,特别是针对一些快速发展的行业。与传统调查数据相比,招聘数据还具有更精细的岗位描述以及区域分布等信息,为劳动力市场的供需匹配、技能缺口分析和政策制定提供重要的补充。

本文的样本时间段为2014—2024年,应用去重算法识别并删除了重复的招聘广告。样本中约有254万家企业发布了约7300万条招聘广告,涉及约3

^① 艾瑞咨询,《2022年中国网络招聘行业市场发展研究报告》, <https://report.iresearch.cn/report/202204/3981.shtml>, 访问时间:2025年12月22日。

^② 限于篇幅,附录未在正文列示,感兴趣的读者可在《经济学》(季刊)官网(<https://ceq.ccer.pku.edu.cn>)下载。

亿个职位空缺。招聘广告的结构化信息包括雇主名称^①、职位名称、职业类别、发布日期、工作地点、学历要求、职位空缺数量和薪资等内容,以及具体的职位描述。附录Ⅱ中表Ⅱ2展示了企业和职业层面的招聘广告数量和招聘人数统计。在企业层面,254万多家企业平均发布过29条招聘广告,招聘人数平均为111人。在职业层面,招聘广告的原标签共包含1443类职业,每个职业平均有5万条招聘广告,招聘人数约为20万。

招聘广告中职位描述部分通常包含数百个字符的长文本,详细描述了该岗位的任务、技能要求以及工作福利等信息。本文首先对全部招聘文本进行分词与词频统计,并结合人工判断与大语言模型辅助筛选,确保高频且具有代表性的技能词汇不被遗漏。

(三) 技能需求度量及其变化趋势

现有文献对技能的刻画大致经历了三个阶段。第一阶段的研究通常以受教育年限、工作经验等作为技能的代理变量(Katz and Murphy, 1992; Autor et al., 1998),但此类指标难以区分不同类型技能,因此无法反映技能结构的内部异质性。研究者转而从职业或岗位层面度量技能需求,这种情况下的“技能”不再是劳动者特征,而是职业或企业层面对岗位能力要求的表达。第二阶段的研究引入功能性技能分类,将技能划分为若干粗粒度大类,如认知与非认知技能、社交与沟通技能、计算机技能等,从而刻画技能在工资结构与岗位需求中的差异性回报(Autor et al., 2003; Poletaev and Robinson, 2008; Deming, 2017)。第三阶段的研究则开始针对具体技能进行细粒度的识别,并将技能嵌入结构化的技能空间之中(Aufiero et al., 2024),研究视角从“拥有什么技能”转向“技能如何组合”。

招聘广告是用人单位和劳动者之间进行沟通时直接使用的语言,能够准确、实时地反映现实中劳动力市场上的岗位技能需求,成为技能测量的重要数据来源。招聘广告通常不会逐条列举抽象的任务,而是通过对候选人能力、工具使用与经验背景等条件的描述,将完成任务所需的能力转化为具体的技能要求。例如, Deming and Kahn(2018)利用美国在线招聘广告数据,对岗位描述中的关键词和短语进行了整理与归纳,构建出10类通用技能类别。Deming and Noray(2020)对这些类别进行了补充,形成了4大类、14小类技能的分类,分别是:“社会能力”(包括社交能力、顾客服务能力与管理能力)反映个体在组织与互动场景中的协作与领导能力,“认知能力”(包括认知与创造能力)反映信息处理与问题解决能力,“技术能力”(包括办公软件应用能力、文字能力、金融专业

^① 基于雇主名称,本文将线上招聘数据与工商企业注册数据匹配,以获取企业所在的行业等信息,匹配率约为87%。

能力、商业运营能力、数据分析能力、技术支持能力、专业软件应用能力、人工智能应用能力)反映具体专业技能与工具使用能力,以及“品格或非认知技能”。

相对于美国招聘广告文本中的用词,中国招聘文本具有一些明显的本土化语言特征,主要体现在“品格或非认知技能”的表述更加多样而具体。例如,很多招聘广告中都提到了“自信”、“稳重”等个人性格特征方面的要求,“诚实”、“守信”等品行操守方面的要求,以及“气质好”等个人形象方面的要求。尽管这些个人特征有别于传统的认知技能,但与认知技能高度相关,是决定受聘机会乃至薪酬的重要因素。为了体现中国招聘广告的这一特点,本文将 Deming and Noray(2020)中“品格或非认知技能”这一维度进一步细分为工作能力、工作态度、心理素质、个人性格、品行操守和个人形象6个小类,其前三项归入“执行能力”大类,后三项归入“性格素养”大类。此外, Deming and Noray(2020)中的“商业运营能力”下的关键词在中国招聘广告中出现频率极低,因此本文删除了这一类别。最终,本文构建了5大类、18小类的技能分类体系(各类技能的关键词/短语详见附录II表II1)。随后,本文运用文本分析与关键词(短语)匹配方法对招聘广告文本进行了分析^①,为每一条招聘广告是否包含某一类技能构建了相应的虚拟变量,这些虚拟变量将成为后文分析技能结构变化的基础。表1列出了每类技能在招聘广告中出现的比例。附录II图II1展示了5大技能维度及18类结构化技能变量之间的相关系数,表明招聘文本中的技能需求呈现出明显的结构性特征。

表1 技能分类列表

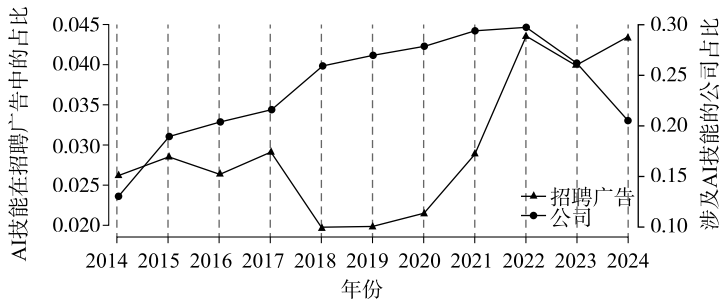
技能大类	技能类别	招聘广告占比
社会能力	社交能力	67.63%
	顾客服务能力	3.07%
	管理能力	13.99%
性格素养	个人性格	45.68%
	品行操守	14.13%
	个人形象	22.91%
执行能力	工作能力	13.59%
	工作态度	55.42%
	心理素质	24.97%
认知能力	认知能力	28.26%
	创造能力	11.29%

^① 本文采用的关键词识别方法已在现有文献中被广泛应用于人工智能与技能结构关系的量化分析中(Babina et al., 2024; Acemoglu et al., 2022)。该方法能够在大规模文本数据中高效提取技能要素,具有逻辑透明、可解释性强、误差可控等优点。

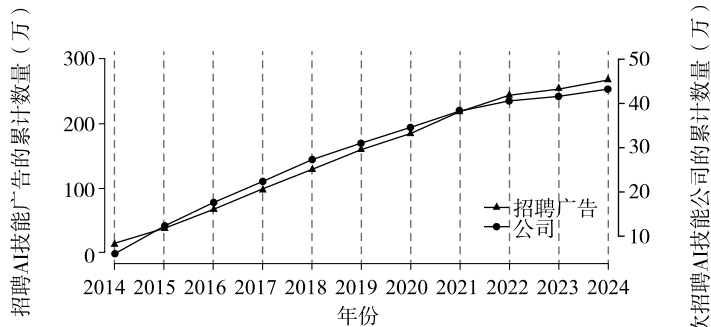
(续表)

技能大类	技能类别	招聘广告占比
技术能力	办公软件应用能力	15.78%
	文字能力	17.83%
	金融专业能力	41.70%
	数据分析能力	8.82%
	技术支持能力	6.38%
	专业软件应用能力	8.10%
	人工智能应用能力	3.68%

就人工智能应用能力(以下简称 AI 技能)而言,图 1 表明 AI 技能在招聘广告中的占比以及提及这一技能的公司占比在 2017 年后均呈现出持续上升的趋势。这意味着不仅 AI 相关岗位的需求在增长,使用到 AI 技能的公司的数量也在逐年增加,反映了人工智能技术的渗透。2023 年公司占比出现了下降,这可能与宏观经济走弱、互联网和科技行业普遍出现的招聘寒冬相关。有关其他技能结构与劳动力特征演变的更为详细的分析可见附录 II。



(a) AI技能占比随年份的变化情况



(b) AI技能累计数量随年份的变化情况

图 1 AI 技能需求随年份的变化趋势

注:图 1(a)表示 AI 技能占比随年份的变化情况,y 轴分别是 AI 技能在招聘广告中的占比和涉及 AI 技能的公司占比。图 1(b)表示 AI 技能累计数量随年份的变化情况,y 轴分别是招聘 AI 技能广告的累计数量(万)以及首次招聘 AI 技能公司的累计数量(万)。

(四) 人工智能产业政策度量

本文参考成瑞林等(2024)的文本分析方法,借助大语言模型,对各地政府工作报告进行分析,提取出各地出台人工智能产学研协同政策的时间(详见附录Ⅲ),作为本文人工智能产业政策的度量。^① 由于人工智能产学研协同政策的直接目标在于促进技术供给和创新产出,其受到本地劳动力市场需求变化的反作用较小;同时,此类政策会推动本地科研机构、高校和企业的创新活动,形成技术与知识的空间集聚。由于技术扩散和采纳存在地理邻近性,政策所在地的企业更易获得新技术、培训资源和服务支持,从而可能会率先应用人工智能技术,带动技能需求的调整。

四、实证结果

(一) 城市层面人工智能产业政策的影响

1. 基准回归结果

为考察城市层面人工智能产业政策的影响,表2报告了式(1)的回归结果。第(1)—(3)列分别以AI技能招聘广告数量、招聘人数和招聘公司数为因变量。结果一致表明,产学研结合政策显著提升了城市层面的AI技能需求,且政策效应随时间增强。具体而言,政策实施后,相关招聘广告数量、招聘人数和招聘公司数分别平均增加279个、1156人和约24家,且均在统计上显著。

表2 人工智能产业政策对有AI技能需求的招聘广告数量和招聘人数的影响

	有AI技能需求的招聘 广告数量	有AI技能需求的 招聘人数	有AI技能需求的 公司数
	(1)	(2)	(3)
<i>Policy_{it}</i>	278.6*** (96.33)	1156** (550.8)	23.86*** (9.508)
控制变量	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
时间固定效应	是	是	是

^① 与传统的以补贴和税收优惠为代表的创新激励政策不同,产学研协同政策注重创新资源的整合与协同,其核心逻辑在于通过高校、科研机构 and 企业的紧密合作,发挥各自的比较优势,形成创新资源的优化配置。在具体实践中,产学研协同政策包括政府鼓励高校、科研院所与企业共建人工智能研究平台、实验室或产业技术创新中心,推动基础研究与应用开发的结合等。附录IV表IV1汇报了其他类型的人工智能产业政策措施与劳动力市场人工智能技能需求之间的正向关联。

(续表)

	有 AI 技能需求的招聘 广告数量	有 AI 技能需求的 招聘人数	有 AI 技能需求的 公司数
	(1)	(2)	(3)
因变量均值	819.56	2 149.28	55.75
样本量	1 484	1 484	1 484

注：第(1)—(3)列的因变量分别为有 AI 技能需求的招聘广告数量、有 AI 技能需求的招聘人数、有 AI 技能需求的公司数量。控制变量为城市 GDP(对数)、人口(对数)和第三产业占比。固定效应为城市层面和时间层面。标准误聚类到城市层面。*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

图 2 展示了人工智能产业政策对有 AI 技能需求的招聘广告数量、公司数量的动态效应,可以看到在政策推出前,各期的系数大小没有显著区别于 0,未拒绝事前趋势平行的假设。政策实施后系数逐步上升,表明人工智能产业政策对城市层面 AI 技能需求的影响具有持续性和累积性。这一结果与地方政府实施产学研协同政策的作用机制相一致。一方面,政策强化了高校、科研机构与企业之间的联系,降低了企业获取新技术和相关人力资本的成本;另一方面,由于技术扩散和采纳存在地理邻近性,政策实施城市内的企业更容易率先引入人工智能技术,进而逐步带动相关技能的招聘需求上升。

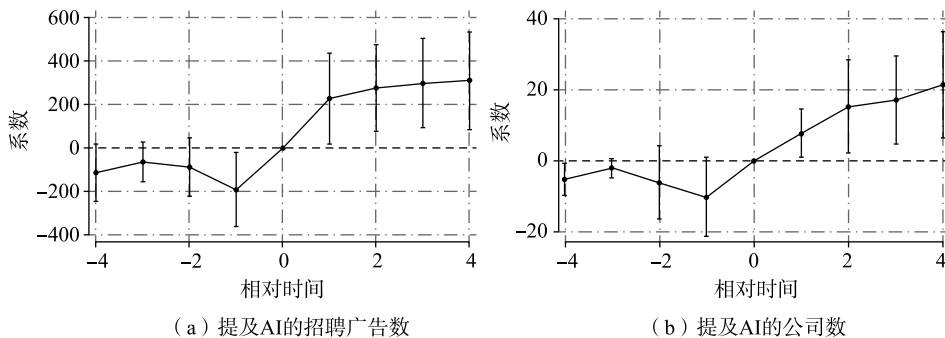


图 2 人工智能产业政策对有 AI 技能需求的招聘广告数和招聘公司数的动态效应

注：图 2 展示了事件研究法的估计系数以及 95% 置信区间的范围。

2. 城市劳动力市场结构调整

为探究人工智能产业政策对 AI 技能需求影响背后的机制,本文进一步分析其对城市劳动力市场结构的影响。具体而言,本文从整体多样性变化、相关与无关结构分解,以及职业/行业调整方向三个角度展开分析。

首先,从整体结构特征出发,考察政策冲击对职业和行业多样性的影响,回归模型设定如下:

$$H_{ct} = \alpha_0 + \mu_c + \gamma_t + \alpha_1 Policy_{ct} + \theta x_{ct} + \epsilon_{ct}, \quad (3)$$

其中, H_{ct} 为城市 c 在年份 t 的职业/行业多样性,用熵值计算,公式如下:

$$H = - \sum p(x) \times \log_2 p(x), \quad (4)$$

其中, $p(x)$ 为各职业/行业大类数量在总职业/行业数量的占比。

为区分结构调整是发生在相近领域内部还是跨领域之间,参考 Frenken et al. (2007), 本文将总多样性分解为无关多样性与相关多样性, 并采用与式(3)相同的回归设定进行估计。表3结果显示, 人工智能产业政策显著降低了城市的职业和行业总多样性, 表明劳动力资源在政策推动下向特定领域集中。分解结果表明, 无论是在职业层面还是行业层面, 相关多样性与无关多样性均显著下降, 说明结构调整既体现在跨领域之间, 也体现在相近领域内部。整体来看, 人工智能产业政策推动城市经济结构向更专业化、更集中的方向发展。在识别多样性变化之后, 本文进一步关注劳动力结构调整的具体方向, 回归方程和结果见附录IV表IV2。结果表明, 政策推动的不仅是 AI 技能需求规模的扩张, 也体现为招聘结构向与人工智能互补性强的职业、数字化特征更强的行业的集中。

表3 人工智能产业政策对城市职业和行业多样性的影响

	职业总 多样性	职业无关 多样性	职业相关 多样性	行业总 多样性	行业无关 多样性	行业相关 多样性
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Policy_{it}</i>	-0.399*** (0.0775)	-0.177*** (0.0384)	-0.222*** (0.0446)	-0.403*** (0.0816)	-0.315*** (0.0649)	-0.0888*** (0.0211)
控制变量	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
因变量均值	5.49	3.39	2.20	5.33	3.01	2.32
样本量	1 484	1 484	1 484	1 481	1 481	1 481

注: 第(1)–(6)列因变量分别为职业总多样性、职业无关多样性、职业相关多样性、行业总多样性、行业无关多样性、行业相关多样性。控制变量为城市 GDP、人口和第三产业占比。固定效应为城市层面和时间层面。标准误聚类到城市层面。*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

(二) 企业层面人工智能技术采纳的影响

1. 基准回归结果

在企业层面, 本文考察企业采用人工智能技术后劳动技能需求的调整。具体而言, 我们关心的是: 企业是否增加了与 AI 高度相关技能的需求, 同时减少了与 AI 相关性较低技能的需求。为刻画技能之间的关联程度, 本文参考 Moro et al. (2021) 的方法, 计算技能的相似度指标:

$$w_{ij} = 1 - \|O_i - O_j\|_2, \quad (5)$$

其中, w_{ij} 为技能 i 和技能 j 的相似度(标准化至 $[0,1]$), O_i 为技能 i 在每类职业的平均占比构成的多维向量, w_{ij} 衡量的是两个向量之间的距离。据此计算各技能与 AI 技能之间的相似度,其中专业软件应用能力、数据分析能力、技术支持能力为高 AI 相似度技能,社交能力、工作态度、个人性格为低 AI 相似度技能。式(2)中的被解释变量 Y_{cft} 为包含这两大类技能的招聘人数与总的招聘人数之比。以企业首次发布包含 AI 技能的招聘广告的时间作为解释变量存在内生性问题,在缺乏其他识别策略的前提下,本文采用倾向得分匹配法来缓解这一问题^①。

表4报告了式(2)的估计结果。第(1)、(2)列结果显示,企业采用人工智能技术后,高 AI 相似度技能的招聘需求显著上升,低 AI 相似度技能的需求平均而言没有影响。这表明,企业采纳人工智能技术后,并非简单扩大总体招聘规模,而是对内部技能结构进行重新配置。附录IV图IV2显示了这种需求变化的动态趋势。企业在引入 AI 技术的初期存在显著的技能调整需求,人工智能技术的采用促使企业的技能需求向 AI 相关领域倾斜,对高 AI 相似度技能的招聘需求在初期达到高峰,之后逐渐回落。技能需求的调整说明人工智能技术推动了企业内部围绕 AI 相关技能所进行的适应性转型,采用人工智能技术在短期内强化了企业对高 AI 相似度技能的需求,但这种冲击是阶段性的。

表4 企业采用人工智能技术后招聘技能需求的变化情况

	不同 AI 相似度技能需求量占比			
	高 AI 相似度 (1)	低 AI 相似度 (2)	高 AI 相似度 (3)	低 AI 相似度 (4)
$Adoption_{cft}$	0.00387*** (0.00142)	-0.00338 (0.00430)	0.0149*** (0.000496)	-0.00494*** (0.00124)
$Intensity_{cft} \times Adoption_{cft}$			0.0280*** (0.00104)	-0.00122 (0.00233)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
因变量均值	0.063	0.531	0.063	0.531
样本量	346 070	346 070	582 735	582 735

注:因变量分别为 AI 技能相似度高和低的技能需求总量与招聘总人数之比。第(1)、(2)列自变量为企业是否招聘 AI 相关技能(是=1)。第(3)、(4)列自变量为企业是否招聘 AI 相关技能(是=1)与招聘 AI 强度(企业招聘 AI 相关广告数占城市-行业总数的比值)的交叉项。标准误聚类到公司层面。回归以公司招聘广告数为权重。*** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$, * $p < 0.1$ 。

① 见附录IV图IV1。

此外,为了衡量企业应用 AI 技术的强度差异,本文在式(2)基础上引入企业层面的 AI 招聘强度指标^①(*Intensity*),并将其与 *Adoption* 变量进行交互后加入回归。表 4 第(3)、(4)列显示,*Adoption* 变量的估计值符号不变,而随着 AI 招聘强度的上升,企业技能需求结构所受的影响会进一步增强,表明企业劳动技能需求会伴随技术的采用而持续重构。

附录 IV 图 IV 3 展示了企业在首次采用 AI 技术后各类技能在招聘文本中占比的变化。其中部分技能出现显著提升,专业软件应用技能占比上升约 3%,社交、认知、创造、文字能力占比均上升超过 1%;而顾客服务能力、工作态度、个人性格、品行操守、金融专业能力、个人形象等技能的占比则表现出一定程度的下降。这些结果进一步说明,企业在引入 AI 技术后对更具专业性、认知性与创造力要求的技能需求增加,对传统服务及部分品质特征类技能需求相对减少。

2. 工资水平和分布的变化

从早期基于任务的工作模型,到“技术-任务-技能”统一框架,再到技能组合与技能网络结构的研究,文献逐步揭示:技术进步通过改变岗位任务结构与技能需求结构,进而影响不同技能的边际产出与相对价格,而这种相对价格的变化最终会反映为收入结构的调整。与 AI 互补的技能的相对回报可能提高,而被 AI 替代或低相关性技能的相对回报可能下降,导致收入差距的扩大。本文进一步从工资水平与工资分布两个维度出发,检验人工智能技术冲击是否通过技能结构重组改变了劳动力市场的收入格局,回归模型设定如下:

$$w_{cjt} = \beta + \beta_1 AI_{cjt} + \beta_2 HighSim_{cjt} + \beta_3 LowSim_{cjt} + \gamma X_{cjt} + \mu_t + \mu_{jt} + \epsilon_{cjt}, \quad (6)$$

其中,因变量 w_{cjt} 为各公司在不同年份招聘职业 j 的平均年薪(取对数)^②, AI_{cjt} 、 $HighSim_{cjt}$ 和 $LowSim_{cjt}$ 分别为 AI 技能、高/低 AI 相似度技能的虚拟变量(若当年职业 j 的招聘要求中包括相关技能则赋值为 1),固定效应控制了城市、年份、年份×公司、年份×职业,控制变量 X_{cjt} 包含了其他技能需求变量。除平均工资水平外,还可以进一步分析人工智能技术对工资分布的影响。参考 Fernández and Messina(2018),本文采用 RIF(Recentered Influence Function) 回归方法,估计技能变量对工资方差的边际效应。

表 5 报告了基于式(6)的估计结果。列(1)显示,含有 AI 技能要求的岗位平均年薪显著高 8.1%,含有高 AI 相似度技能的岗位平均年薪显著高 4.2%,而含有低 AI 相似度技能的岗位平均年薪约低 1.2%。这一结果说明,人工智能技

① 该指标定义为企业在某一“城市-行业”中发布的 AI 相关招聘广告数量占比。

② 平均年薪的计算方式为:首先根据招聘信息中提供的薪资上下限均值计算单个岗位的年薪,再对同一职业下所有岗位的年薪取平均值,以构建职业层面的平均年薪指标。

术确实带来了明显的“技能性工资溢价”，强化了不同技能类型之间的薪酬差异。在列(2)进一步加入“企业开始招聘 AI 技能”的虚拟变量及其交互项后，可以观察到当企业开始采纳 AI 技术后，高 AI 相似度的技能薪酬优势进一步扩大，工资溢价在原有基础上额外提升约 3.7%，而低相关技能的工资水平进一步下降。由此可见，人工智能技术的采用强化了企业内部工资结构的分化。

除平均工资水平外，列(3)和列(4)基于 RIF 回归方法估计了技能变量对工资方差与基尼系数的影响。结果表明，AI 技能和高 AI 相似度技能的使用均显著提高工资方差和基尼系数，意味着相关岗位内部收入离散度上升；相反，低 AI 相似度技能对应的工资方差和不平等程度显著下降。图 3 展示了基于分年份的 RIF 回归结果。可以看出，AI 技能对工资方差的正向影响总体随时间上升，说明随着人工智能技术在企业中的普及，其对收入分化的推动效应不断增强；而低 AI 相似度技能对应的工资方差逐渐下降，工资水平更趋稳定。这意味着技术的扩散强化了劳动市场的薪酬分化：拥有 AI 技能的劳动者获得更高的工资回报，不具备该技能的劳动者工资增长相对滞后，从而造成收入差距的扩大。这一结果与前文关于技能需求变化的发现相一致，表明人工智能技术通过提升其相关技能的边际产出，改变了劳动要素的相对价格体系。

表 5 人工智能相关技能对工资水平及分布的影响

	平均年薪	平均年薪	平均年薪的 方差(RIF)	平均年薪的 基尼系数(RIF)
	(1)	(2)	(3)	(4)
AI 技能(有=1)	0.0808*** (0.000384)	0.0763*** (0.000386)	0.0649*** (0.000478)	0.00301*** (2.02e-05)
高 AI 相似技能(有=1)	0.0422*** (0.000192)	0.0193*** (0.000280)	0.00644*** (0.000213)	0.00036*** (9.42e-06)
高 AI 相似技能×公司开始招聘 AI 技能(是=1)		0.0366*** (0.000356)		
低 AI 相似技能(有=1)	-0.0123*** (0.000194)	-0.0102*** (0.000242)	-0.0206*** (0.000212)	-0.00095*** (9.46e-06)
低 AI 相似技能×公司开始招聘 AI 技能(是=1)		-0.00376*** (0.000323)		
因变量均值	11.44	11.44	0.26	0.025
样本量	26 994 272	26 994 272	26 994 272	26 994 272

注：因变量为平均年薪(取对数)，样本在年份-城市-公司-职业层面。第(2)列在第(1)列的基础上加入公司开始招聘 AI 技能的虚拟变量。第(3)列使用 RIF 对工资方差进行回归。第(4)列使用 RIF 对工资的基尼系数进行回归。*** $p < 0.01$ ，** $p < 0.05$ ，* $p < 0.1$ 。

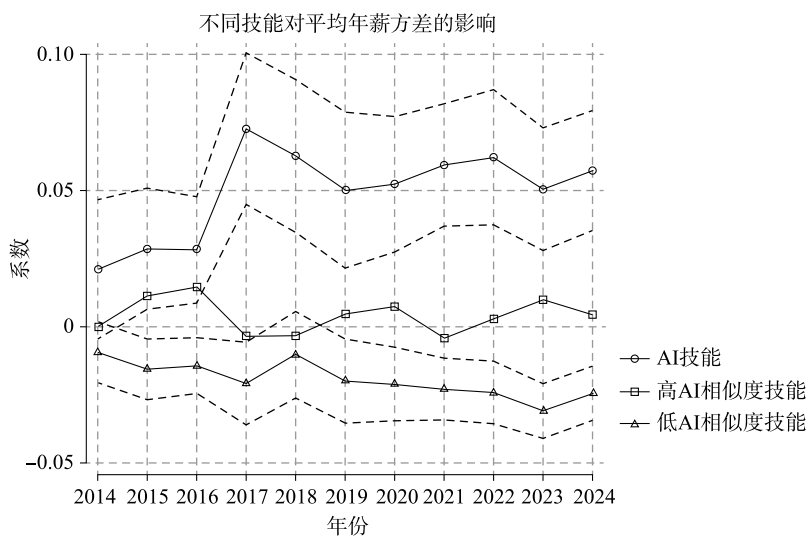


图3 分年份的工资水平 RIF 回归结果

五、结论与启示

本文强调如下两点研究启示。第一,城市层面的分析表明,人工智能产学研协同政策在促进技术采纳和人才集聚方面起到了积极作用,但政策实施后职业和行业多样性显著下降,资源向特定的人工智能驱动领域集中。这种集中趋势虽然体现了技术对产业结构的重塑,但也带来潜在风险:资源过度集中可能导致部分领域就业机会不足、劳动力市场失衡,不利于经济的均衡与可持续发展。而企业层面的分析表面,技能需求结构的调整会传导至工资回报层面,技术进步在提升部分劳动者收入的同时,也扩大了收入差距。这一发现揭示了技术进步的双重效应:既通过提高生产率和技能回报促进增长,又通过改变技能回报加剧收入不平等。因此,在推动人工智能产业发展的同时,应关注产业结构过度集中带来的潜在风险,支持传统行业数字化转型、促进技术扩散和采纳,让技术进步惠及更多企业,维护劳动力市场的多元化与韧性。

第二,在任务模型框架之下,任务是多维度的,而技能也是多维度的。简单地提“通过教育和培训提升劳动者技能”,并不能反映这种多维度特征。在人工智能驱动的技术变革中,劳动力市场调整的一大特点是技能结构与任务配置的重组过程,政策的重点应该更加关注技能结构的优化与重组。例如,对低学历劳动者来说,直接获取人工智能技能或许比较困难,培养与人工智能互补的技能,是相对来说门槛较低的一个途径。对教育体系来说,应当从单一专业能力的培养,转向支持多维度技能的组合和跨领域协同。

参考文献

- [1] Acemoglu, D., and D. Autor, "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings", In: Card, D. and O. Ashenfelter (eds.), *Handbook of Labor Economics*. Amsterdam: Elsevier, 2011, 4B, 1043-1171.
- [2] Acemoglu, D., D. Autor, J. Hazell, and P. Restrepo, "Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies", *Journal of Labor Economics*, 2022, 40(S1), S293-S340.
- [3] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor", *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2), 3-30.
- [4] Alekseeva, L., J. Azar, M. Giné, S. Samila, and B. Taska, "The Demand for AI Skills in the Labor Market", *Labour Economics*, 2021, 71, 102002.
- [5] Atalay, E., P. Phongthientham, S. Sotelo, and D. Tannenbaum, "The Evolution of Work in the United States", *American Economic Journal: Applied Economics*, 2020, 12(2), 1-34.
- [6] Aufiero, S., G. De Marzo, A. Sbardella, and A. Zaccaria, "Mapping Job Fitness and Skill Coherence into Wages: An Economic Complexity Analysis", *Scientific Reports*, 2024, 14(1).
- [7] Autor, D., C. Chin, A. Salomons, and B. Seegmiller, "New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940—2018", *Quarterly Journal of Economics*, 2024, 139(3), 1399-1465.
- [8] Autor, D., F. Levy, and R. Murnane, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", *Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4), 1279-1333.
- [9] Autor, D. H., "Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth", *NBER Working Paper*, No. 20485, 2014.
- [10] Autor, D. H., "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation", *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3), 3-30.
- [11] Autor, D. H., and D. Dorn, "The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market", *American Economic Review*, 2013, 103(5), 1553-1597.
- [12] Autor, D. H., L. F. Katz and A. B. Krueger, "Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?", *The Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113(4), 1169-1213.
- [13] Babina, T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson, "Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation", *Journal of Financial Economics*, 2024, 151, 103745.
- [14] Beaudry, P., D. A. Green, and B. M. Sand, "The Great Reversal in the Demand for Skill and Cognitive Tasks", *Journal of Labor Economics*, 2016, 34(2, suppl.), S199-S247.
- [15] 蔡跃洲、陈楠, "新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业", 《数量经济技术经济研究》, 2019年第5期, 第3—22页。
- [16] 陈岑、张彩云、周云波, "信息技术、常规任务劳动力与工资极化", 《世界经济》, 2023年第1期, 第95—120页。
- [17] 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", 《管理世界》, 2024年第6期, 第74—93页。
- [18] 成瑞林、刘松瑞、李力行, "地方产业政策如何促进人工智能产业进步——来自大语言模型的新证据", 北京大学国家发展研究院工作论文, 2024年。
- [19] Dauth, W., S. Findeisen, J. Südekum, and N. Woessner, "German Robots-The Impact of

- Industrial Robots on Workers”, *CEPR Discussion Paper*, No. DP12306, 2017.
- [20] De Chaisemartin, C., and X. d’Haultfoeuille, “Two-Way Fixed Effects Estimators with Heterogeneous Treatment Effects”, *American Economic Review*, 2020, 110(9), 2964-2996.
- [21] Deming, D. J., “The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2017, 132(4), 1593-1640.
- [22] Deming, D., and L. B. Kahn, “Skill Requirements Across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals”, *Journal of Labor Economics*, 2018, 36(S1), S337-S369.
- [23] Deming, D. J., and K. Noray, “Earnings Dynamics, Changing Job Skills, and STEM Careers”, *Quarterly Journal of Economics*, 2020, 135(4), 1965-2005.
- [24] 都阳、贾朋、程杰,“劳动力市场结构变迁、工作任务与技能需求”,《劳动经济研究》,2017年第3期,第30—49页。
- [25] Fernández, M., and J. Messina, “Skill Premium, Labor Supply, and Changes in the Structure of Wages in Latin America”, *Journal of Development Economics*, 2018, 135, 555-573.
- [26] Frenken, K., F. van Oort, and T. Verburg, “Related Variety, Unrelated Variety and Regional Economic Growth”, *Regional Studies*, 2007, 41(5), 685-697.
- [27] Ge, S., and Y. Zhou, “Robots, Computers, and the Gender Wage Gap”, *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2020, 178, 194-222.
- [28] Goos, M., A. Manning, and A. Salomons, “Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring”, *American Economic Review*, 2014, 104(8), 2509-2526.
- [29] 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”,《管理世界》,2019年第7期,第60—77+202—203页。
- [30] Hampole, M., D. Papanikolaou, L. Schmidt, and B. Seegmiller, “Artificial Intelligence and the Labor Market”, *NBER Working Paper*, No. 33509, 2025.
- [31] Hershbein, B., and L. B. Kahn, “Do Recessions Accelerate Routine Biased Technological Change”, *American Economic Review*, 2018, 108(7), 1737-1772.
- [32] Hosseini, S., and G. Lichtinger, “Generative AI as Seniority-Biased Technological Change: Evidence from U.S. Resume and Job Posting Data”, *Working Paper*, Harvard University, 2025.
- [33] 胡连漪、盖庆恩、朱喜等,“中国职业技能结构转型:任务内容的视角”,《经济研究》,2024年第1期,第188—207页。
- [34] Katz, L. F., and K. M. Murphy, “Changes in Relative Wages, 1963—1987: Supply and Demand Factors”, *The Quarterly Journal of Economics*, 1992, 107(1), 35-78.
- [35] Kureková, L. M., M. Beblavý, and A. Thum-Thysen, “Using Online Vacancies and Web Surveys to Analyse the Labour Market: A Methodological Inquiry”, *IZA Journal of Labor Economics*, 2015, 4, 1-20.
- [36] 李力行、莫怡青,“从自动化、信息化到人工智能:数字技术演进与就业的性别差异研究”,《劳动经济研究》,2025年第3期,第18—42页。
- [37] Moro, E. et al., “Universal Resilience Patterns in Labor Markets”, *Nature Communications*, 2021, 12(1), 1972.
- [38] Neffke, F., and M. Henning, “Skill Relatedness and Firm Diversification”, *Strategic Management Journal*, 2013, 34(3), 297-316.
- [39] 宁光杰、崔慧敏、付伟豪,“信息技术发展如何影响劳动力跨行业流动? ——基于工作任务与技能类

- 型的实证研究”，《管理世界》，2023 年第 8 期，第 1—21 页。
- [40] Poletaev, M., and C. Robinson, “Human Capital Specificity: Evidence from the Dictionary of Occupational Titles and Displaced Worker Surveys, 1984—2000”, *Journal of Labor Economics*, 2008, 26(3), 387-420.
- [41] Rodrigues, M., E. Fernández-Macías, and M. Sostero, “A Unified Conceptual Framework of Tasks, Skills and Competences”, *JRC Working Papers Series on Labour, Education and Technology*, 2021, No. 2021/02.
- [42] 王林辉、胡晟明、董直庆，“人工智能技术、任务属性与职业可替代风险：来自微观层面的经验证据”，《管理世界》，2022 年第 7 期，第 60—79 页。
- [43] 王永钦、董雯，“中国劳动力市场结构变迁——基于任务偏向型技术进步的视角”，《中国社会科学》，2023 年第 11 期，第 45—64+205 页。
- [44] Weinberger, C. J., “The Increasing Complementarity Between Cognitive and Social Skills”, *Review of Economics and Statistics*, 2014, 96(4), 849-861.
- [45] 姚加权、张银澎、郭李鹏等，“人工智能如何提升企业生产效率？——基于劳动力技能结构调整的视角”，《管理世界》，2024 年第 2 期，第 101—122+133 页。
- [46] 张丹丹、于航、李力行、胡佳胤、莫怡青、李泓宇，“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”，《管理世界》，2025 年第 7 期，第 59—75 页。
- [47] 周广肃、李力行、孟岭生，“智能化对中国劳动力市场的影响——基于就业广度和强度的分析”，《金融研究》，2021 年第 6 期，第 39—58 页。

Artificial Intelligence Transforms Labor Skill Demand: Evidence from Online Recruitment Data

MO Yiqing WANG Anqi LI Lixing*
(Peking University)

Abstract: Using online job posting data from 2014 to 2024, we construct a skill classification system that captures the characteristics of skill demand in China’s labor market to examine how artificial intelligence (AI) reshapes the structure of labor demand. The results reveal three main findings. First, AI is rapidly transforming the structure of labor skill demand. City-level industrial policies significantly increase the demand for AI-related skills and drive the concentration of labor resources toward a small number of technology-intensive sectors.

* Corresponding Author: LI Lixing, China Center for Economic Research, National School of Development, Peking University, Haidian District, Beijing 100871, China; Tel: 86-10-62759485; E-mail: lilixing@nsd.pku.edu.cn.

Second, AI-related skills command substantial wage premiums; jobs requiring AI skills offer wages approximately 8% higher, and related skills also receive positive returns. Third, wage inequality is widening. The adoption of AI technologies at firm level increases the dispersion of wages and amplifies differences in returns across skill groups. Overall, this study provides timely empirical evidence for understanding how technological progress reshapes labor market adjustment mechanisms.

Keywords: artificial intelligence; labor market; skill structure

JEL Classification: E24, J21, O33