

人工智能、人力资本结构与灵活用工*

——来自在线招聘大数据的经验证据

刘 行 张昊天 田 轩

内容提要:本文构建了一个人工智能技术的应用如何影响企业灵活用工需求的理论模型。模型预测:人工智能简化和标准化了一些工作任务,允许企业可以利用劳动力成本较低的灵活用工人员与人工智能配合,来替代全职员工完成任务。进一步,本文采用2014—2024年中国在线招聘大数据,利用自然语言处理方法识别了企业灵活用工需求,实证研究人工智能对企业灵活用工的影响效应与作用机制。研究发现:(1)人工智能暴露度每提高1个标准差,企业灵活用工需求占总用工需求的比例将显著提高1.130个百分点。这一结论在处理内生性问题以及经过稳健性检验后依然成立。(2)机制分析表明,人工智能降低了企业要求灵活用工人员所具备的技能数量,实现了对工作任务的简化和标准化;同时,人工智能减少了企业招聘较低学历、较低工资、较少经验的全职员工的数量,而增加了企业招聘相似背景的灵活用工的数量,这意味着人工智能与灵活用工人员协同可以替代全职员工完成一些简单任务;最后,人工智能提升了企业招聘员工的平均技能水平,促进企业人力资本结构升级。(3)拓展分析表明,企业可以通过增加灵活用工需求来降低劳动力成本,从而提高经营利润率等经营绩效。

关键词:人工智能暴露度 人力资本结构 灵活用工 在线招聘平台 经营绩效

一、引言

人工智能技术的飞速进步和应用场景的不断拓宽对劳动力市场产生了强烈冲击(Acemoglu & Autor, 2011),社会上也出现了对于人工智能是否会导致宏观经济下行时期劳动力就业环境更加严峻的担忧。在此背景下,近年来“灵活用工”模式发挥着缓解中国就业市场压力的重要作用。^①《中国灵活用工发展报告(2022年)》显示,2021年有61%接受调查的企业采用灵活用工方式,并且稳定或扩大灵活用工使用规模的企业比例从一年前的29%上升至52%。中央和地方也密集出台一系列政策,支持多渠道灵活就业,引导灵活用工行业有序发展。例如,2020年7月,国务院办公厅发布的《关于支持多渠道灵活就业的意

* 刘行、张昊天、田轩,清华大学五道口金融学院,邮政编码:100083,电子信箱:liuxing@pbcfsf.tsinghua.edu.cn, zhanght.22@pbcfsf.tsinghua.edu.cn, tianx@pbcfsf.tsinghua.edu.cn。本文研究得到国家自然科学基金青年科学基金项目(72403140、72425002)、国家自然科学基金重大项目(72495150、72495152)的资助。作者感谢匿名审稿专家提供的建设性意见,文责自负。

^① 本文所研究的灵活用工是广义的灵活用工概念,指除签订劳动合同的全日制用工以外的各种形式的用工,包括不限于在校实习、退休返聘、非全日制兼职、众包、临时工、劳务派遣、劳务外包、项目制雇佣等所有非全日制用工。

见》就指出:拓宽灵活就业发展渠道,创造更多灵活就业岗位;2021年8月,国务院办公厅发布的《“十四五”就业促进规划》也明确提出:要支持多渠道灵活就业和新就业形态发展。那么,在人工智能技术的冲击下,企业的灵活用工需求将受到怎样的影响?人工智能对灵活用工群体是“替代”还是“赋能”?厘清这一问题,不仅将为推动企业“智”“实”深度融合提供有益的理论支持,还可以为科技变革之下如何稳定劳动力就业市场提供可靠的路径探索。为此,本文将利用丰富细致的微观招聘大数据,深入考察人工智能技术对企业灵活用工需求的影响效应和内在机理。

理论分析和经验证据显示,企业雇用灵活用工人员的劳动力成本低于全职员工。中国的灵活用工形式主要包括在校生实习、非全日制兼职、劳务派遣、劳务外包等,这些灵活用工形式可以大幅度提高劳动力市场的灵活性和效率,并降低企业的用工成本。《中国灵活用工市场研究报告》指出,降本现阶段是企业使用灵活用工的首要目的,约有50%的企业选择灵活用工模式是为了降低劳动力成本。^①案例显示,某连锁教育培训机构通过运营自有兼职讲师库,降低讲师总成本超过20%;某物流货运公司利用众包平台分派订单,降低派件员和装卸工总成本超过16%。^②根据Bloom(2009)、Banker et al.(2013)、Drenik et al.(2023)的研究,灵活用工人员的劳动力成本低于全职员工的本质原因在于,企业可以根据业务需求快速调整人力资源配置,减少长期雇佣带来的固定成本和调整成本。

已有研究分析了影响企业灵活用工决策的关键机理(Voudouris, 2004; Drenik et al., 2023)。这些研究普遍认为,企业采用灵活用工的核心动机在于追求劳动力成本最小化。因此,一系列影响企业灵活用工决策的因素通过塑造企业的成本收益结构发挥作用。一方面,灵活用工的兴起可能是市场环境因素所驱动的,主要包括:(1)市场竞争。竞争加剧会压缩企业利润空间,强化了企业对成本控制的敏感度,导致企业更多雇佣灵活用工员工(Matusik & Hill, 1998)。(2)经济不确定性。经济不确定性提升也增加了企业规避固定成本风险的动机,导致企业灵活用工需求增加(Choi et al., 2021)。另一方面,灵活用工决策受到企业自身因素的影响。主要包括:(1)企业规模。在存在规模经济的行业中,规模大的企业比规模小的企业边际成本更低,因而有更多的全职员工进行业务扩张,也就容易在各部门之间调动员工来适应临时工作量的变化,因此灵活用工的需求较小(Baron et al., 1986)。(2)业务模式。灵活用工可以满足企业的临时性、周期性和季节性用工要求,允许企业在避免刚性雇佣成本的同时还能对快速变化的市场条件做出敏捷反应(Bertrand et al., 2021)。(3)技能复杂性。企业以项目制形式使用具有关键技能的灵活用工可以实现专业化,从而以成本效益比更高的方式有效规划业务(Harrison & Kelley, 1993)。

国内关于企业灵活用工决策模式的文献大多为定性的理论分析(江小涓, 2008; 李海舰和李凌霄, 2022),而缺乏翔实可靠的经验分析。与本文最为相关的文献包括:鄢伟波(2023)利用工商登记数据识别出劳务派遣企业,从《中华人民共和国劳动合同法》的实施与修订的角度,分析了劳务派遣在中国的演进历程。杨国超等(2023)为企业选择劳务外包提供了一个经济学解释,研究发现经济政策不确定性会促使企业更多采用灵活用工安排,以提高生产效率、缓解劳动力成本刚性。汤旭东和贾洋(2024)则发现社保费征管加强显著促进了企业灵活用工,这是企业为了规避法律风险、降低用工成本而进行的理性选择。然而,受限于数据可得性,上述研究主要关注的是灵活用工中劳务派遣和劳务外包这

① 艾瑞咨询:《中国灵活用工市场研究报告》,2022年。

② 数据来源: https://mp.weixin.qq.com/s/q_EEUiRfu6vHoPTlbaDwBw。

两种具体的灵活用工形式,并未针对包含在校生实习、非全日制兼职等在内,其含义显然更加广泛的灵活用工群体展开全面研究。综上,已有的中英文文献均较少探讨技术进步对于企业灵活用工决策的影响,并且据作者所知,尚没有文献分析过企业灵活用工决策在人工智能时代的变革方式,而本文旨在从职业人工智能暴露度与企业人力资本结构的视角切入,利用独特的微观在线招聘大数据,构造一个人工智能暴露度指标,并精准识别企业灵活用工需求,从而尝试弥补这一研究领域的空白。

有一支文献针对人工智能如何影响劳动力结构展开了大量讨论。早期文献主要探讨以工业机器人为代表的智能化设备应用对劳动力市场的影响。一种观点认为,智能化技术的应用有助于推动产业分工专业化,创造更多细分的生产任务,而劳动力则可能在部分生产任务中形成新的比较优势(Akerman et al., 2015; Autor, 2015; Gaggli & Wright, 2017; 李磊等, 2021)。此外,智能化也会促进劳动力与资本的配合协作,形成人工智能赋能劳动力生产的互补形态(Acemoglu & Restrepo, 2019)。Michaels et al. (2014)、Graetz & Michaels (2018)、姚加权等(2024)指出,智能化技术能够显著提高劳动生产率水平。也有一种观点认为,智能化技术会挤出中低技能劳动力,促进资本对劳动的替代,产生大规模技术性失业(Acemoglu & Autor, 2011; 陈彦斌等, 2019)。Acemoglu & Restrepo (2018)的研究认为,企业通过应用智能化技术,显著提高了资本生产率并降低了资本的使用成本,从而对劳动要素投入形成替代。也有一支文献关注到了人工智能技术对职业结构的影响。Autor et al. (2024)对美国职业变迁的分析表明,由于计算机技术和自动化技术的普及,白领职业在1940—2018年间的就业需求大幅下降。Felten et al. (2018)、Webb (2020)、Acemoglu et al. (2022)利用多种方式测算了职业人工智能暴露度指数(AI Occupation Exposure, AIOE),^①并发现近年来出现的人工智能技术对白领工作的替代程度更强。Acemoglu et al. (2022)发现人工智能暴露度的提升降低了企业对常规职业劳动力和非人工智能劳动力的需求,转而增加了企业对非常规职业劳动力和人工智能劳动力的需求,同时还催生了企业对新兴职业和新兴岗位的需求,陈琳等(2024)采用中国数据也得到了类似结论。上述围绕人工智能对劳动力究竟是替代还是赋能的讨论,为本文研究提供了重要的理论基础支撑。然而,灵活用工作为劳动力市场新兴的一类用工模式,已有的相关研究对此并未给予充分关注,这为本文提供了可以作出突破的空间。

综上所述,本文的边际贡献如下:

第一,理论框架上,本文在Acemoglu & Restrepo (2018)、Acemoglu et al. (2022)任务模型的基础上,刻画了企业如何利用灵活用工人员与人工智能配合完成特定任务以替代全职员工的关键特征,从而推导出了人工智能暴露度提升将推动企业灵活用工人员需求增加的核心结论。进一步,本文还提供了丰富的理论和现实证据,对人工智能通过简化和标准化工作任务,使得企业可以利用劳动力成本较低的灵活用工人员与人工智能协作配合来替代全职员工以降低成本这一理论假说进行了论证。

第二,研究数据上,本文获取了2014—2024年前程无忧、Boss直聘、猎聘、智联招聘等超过200家国内网络招聘平台2亿余条的在线招聘广告数据,并提出了一套利用Sentence-Transformer文本匹配大模型,将原始的招聘岗位信息按照《中华人民共和国职业分类大典》(以下简称《职业大典》)进行标准化处理的方法,在此基础上测算了企业维度的人工智能

^① 值得注意的是,人工智能暴露度指数衡量的是人工智能对职业的冲击大小,但并不具体体现人工智能对职业是替代还是互补关系(Felten et al., 2018; 陈琳等, 2024)。

暴露度指标。得益于这一翔实新颖的在线招聘微观大数据集,不同于已有研究仅能够实证研究上市公司的劳务外包这一灵活用工模式(杨国超等,2023;汤旭东和贾洋,2024),本文可以对中国企业在线招聘实习生、临时工、线上兼职员工、劳务外包、劳务派遣多种灵活用工模式展开全面详尽的考察。

第三,指标构建上,本文应用先进的自然语言处理算法,识别了企业灵活用工需求,并从技术暴露度视角刻画了人工智能的测度指标。具体来说,本文使用 Mikolov et al. (2013)、Li et al. (2021)的 Word2Vec 自然语言处理算法,生成一套详细的灵活用工词典,从而得以从招聘岗位职责介绍文本中精准识别出企业招聘灵活用工人员的需求。同时,利用 Webb (2020)、Acemoglu et al. (2022)基于职业任务与人工智能专利任务相似度的方法,构建了一项能够反映企业人工智能暴露度的测度指标。这也为本文研究人工智能技术发展对企业灵活用工需求的影响提供了重要支持。

第四,研究内容上,通过构建合适的工具变量识别了因果效应,并从劳动力技能结构的角度检验了人工智能影响企业灵活用工需求的内在机制,从而从灵活用工的视角为经典文献中关于人工智能对劳动力需求究竟是替代效应还是互补效应提供了更深一层的经验证据。此外,还进一步论证了企业增加灵活用工需求的经济效益:企业可以通过增加灵活用工需求来降低劳动力成本,从而提高毛利率、经营利润率和经营性现金流等经营绩效,这扩充了灵活用工文献的研究发现。

本文后续的篇章结构如下:第二部分为理论框架,从理论上揭示了人工智能技术的应用如何影响企业灵活用工需求;第三部分为实证方案设计,详细阐述了企业灵活用工需求的识别方法、人工智能暴露度的测算步骤及相关的特征事实;第四部分为实证结果与分析,包括基准回归结果、内生性处理和稳健性检验等结果,实证验证了前文提出的理论假说;第五部分为进一步分析,包括机制分析、异质性分析和拓展分析;第六部分为结论与政策建议。

二、理论框架

(一)数理模型

本文在 Acemoglu & Restrepo (2018)和 Acemoglu et al. (2022)开发的任务模型(task-based model)的基础上,对企业如何利用灵活用工人员和人工智能技术协作配合来完成特定任务进行刻画,从而分析人工智能技术对企业灵活用工需求的影响效应。

1. 消费者部门

设定消费者部门对企业 i 产品需求为:

$$y_i = p_i^{-\varepsilon_i} X \quad (1)$$

其中, $\varepsilon_i > 1$ 为企业 i 的需求—价格弹性, p_i 为企业设定的产品价格, X 为社会总需求。

2. 企业部门

设定代表性企业 i 的生产函数为 Cobb-Douglas 形式:

$$\ln y_i = \ln A_i + \int_{T_i} \alpha(x) \ln y_i(x) dx \quad (2)$$

其中, y_i 为产出, A_i 为生产率, T 为可行任务集合, $T_i \subset T$ 为企业 i 生产过程所须执行的任务集合, $x \in T_i$ 为细分任务, $\alpha(x)$ 体现每个细分任务 x 在生产过程中的重要性,且满足规

模报酬不变,即 $\int_{T_i} \alpha(x) dx = 1$, $y_i(x)$ 为每个细分任务 x 的产出。

3. 人工智能与任务结构

人工智能技术可以简化特定任务,从而允许企业利用未经长期培养的灵活用工人员与人工智能配合来完成这些细分任务。因此,本文设定细分任务 x 由全职员工 $l_i^N(x)$ 以及人工智能与灵活用工人员的组合 $ai_i(x)$ (以下简称“灵活人机”)完成,技术为 CES 形式:

$$y_i(x) = \left[(\gamma_l(x) l_i^N(x))^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (\gamma_{ai}(x) ai_i(x))^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (3)$$

其中, $\sigma > 1$ 为全职员工和灵活人机之间的常替代弹性, $\gamma_l(x)$ 和 $\gamma_{ai}(x)$ 分别为全职员工和灵活人机在细分任务 x 上面的生产率,记全职员工工资为 w 。设定灵活人机 $ai_i(x)$ 由人工智能资本 $k_i^{ai}(x)$ 和灵活用工人员 $l_i^{flex}(x)$ 所构成,技术为 CES 形式:

$$ai_i(x) = \left[(\alpha(x) k_i^{ai}(x))^\vartheta + (\beta(x) l_i^{flex}(x))^\vartheta \right]^{\frac{1}{\vartheta}} \quad (4)$$

其中, $\epsilon = \frac{1}{1-\vartheta}$ 为人工智能资本和灵活用工人员之间的常替代弹性:当 $\epsilon > 1$ 时,人工智能资本与灵活用工人员之间为替代关系;当 $\epsilon < 1$ 时,人工智能资本与灵活用工人员之间为互补关系。记人工智能资本租金为 r ,灵活用工人员工资为 w^{flex} 。根据成本最小化原则,企业 i 灵活用工人员需求规模可以表达为:

$$l_i^{flex} = ai_i(x) \frac{\beta w^{flex-\epsilon}}{(\alpha^\epsilon r^{1-\epsilon} + \beta^\epsilon w^{flex 1-\epsilon})^{\frac{1}{1-\epsilon}}} \quad (5)$$

进一步地,根据 Acemoglu et al.(2022),定义企业 i 人工智能暴露度(AI exposure)如下:

$$E_i(x) = \frac{\int_{x \in T_i \cap T^{AI}} l_i^N(x) dx}{\int_{x \in T_i} l_i^N(x) dx} \in [0, 1] \quad (6)$$

其中, $T^{AI} \subset T$ 为可以利用灵活人机来完成的任务集合。这一人工智能暴露度指标表示企业 i 需要执行的全部任务中可以由人工智能来辅助执行的任务所占的份额。也就是说,人工智能暴露度可以从任务结构的角度体现企业 i 受到人工智能冲击的程度。为使推导过程更直观,根据 Acemoglu & Restrepo (2018、2019),给定 $\sigma = \infty$,即灵活人机与全职员工是完全替代关系。根据成本最小化原则,企业 i 单位成本函数可以表达为:

$$\ln c_i = \int_{T_i^N} \alpha(x) [\ln w - \ln \gamma_l(x)] dx + \int_{T_i^{AI}} \alpha(x) \left[\frac{1}{1-\epsilon} \ln (\alpha^\epsilon r^{1-\epsilon} + \beta^\epsilon w^{flex 1-\epsilon}) - \ln \gamma_{ai}(x) \right] dx - \int_{T_i} \alpha(x) \ln \alpha(x) dx \quad (7)$$

其中,企业 i 初始分配给全职员工的任务集合为 T_i^N ,初始分配给灵活人机的任务集合为 T_i^{AI} 。此外,企业 i 全职员工需求规模和灵活人机需求规模分别为:

$$l_i^N = \frac{y_i c_i}{w} \int_{T_i^N} \alpha(x) dx, ai_i = \frac{y_i c_i}{(\alpha^\epsilon r^{1-\epsilon} + \beta^\epsilon w^{flex 1-\epsilon})^{\frac{1}{1-\epsilon}}} \int_{T_i^{AI}} \alpha(x) dx \quad (8)$$

那么,当企业 i 初始分配给灵活人机的任务非常少时,近似有:

$$E_i(x) \approx \frac{\int_{x \in T_i^N \cap T^U} \alpha(x) dx}{\int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx} \quad (9)$$

4. 比较静态分析

根据 Acemoglu et al.(2022), 考虑一个外生的人工智能技术进步的冲击 ε , 导致灵活人机在细分任务上面的生产率 $\gamma_{ai}(x)$ 有所提升。直观地, 灵活人机生产率提升后, 企业 i 利用灵活人机完成相应每一个细分任务的成本更低。具体来说, 人工智能技术进步的冲击带来企业 i 的单位成本变化幅度为:

$$d \ln c_i = - \int_{x \in T_i^N \cap T^U} \alpha(x) dx \cdot \pi_i = - \int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx \cdot \pi_i \cdot E_i(x) < 0 \quad (10)$$

$$\text{其中, } \pi_i = \frac{\int_{x \in T_i^N \cap T^U} \alpha(x) \left\{ [\ln w - \ln \gamma_l(x)] - \left[\frac{1}{1-\epsilon} \ln(\alpha^\epsilon r^{1-\epsilon} + \beta^\epsilon w^{\epsilon \ln 1 - \epsilon}) - \ln \gamma_{ai}(x) \right] \right\} dx}{\int_{x \in T_i^N \cap T^U} \alpha(x) dx} > 0$$

为人工智能技术进步冲击下企业 i 利用灵活人机来替代全职员工带来的平均成本节约幅度。根据该式可以看出, 人工智能替代全职员工带来的单位成本降低幅度 $|d \ln c_i|$ 与人工智能暴露度 $E_i(x)$ 成正比。进一步地, 人工智能技术进步的冲击带来企业 i 总成本变化幅度为:

$$d \ln(y_i c_i) = (\varepsilon_i \rho_i - 1) \cdot (-d \ln c_i) = (\varepsilon_i \rho_i - 1) \int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx \cdot \pi_i \cdot E_i(x) \quad (11)$$

其中, $\rho_i = \frac{d \ln p_i}{d \ln c_i} > 0$ 为企业 i 成本传导能力。同时, 企业 i 全职员工需求规模和灵活用工人员需求规模的变化幅度分别为:

$$d \ln l_i^N = \left[-1 + (\varepsilon_i \rho_i - 1) \int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx \cdot \pi_i \right] \cdot E_i(x) \quad (12)$$

$$d \ln l_i^{\text{flex}} = \left[\frac{\int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx}{1 - \int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx} + (\varepsilon_i \rho_i - 1) \int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx \cdot \pi_i \right] \cdot E_i(x) > 0 \quad (13)$$

由此, 可以得到如下结论:

第一, 在人工智能技术进步冲击下, 当企业的人工智能暴露度 $E_i(x)$ 提升时, 企业 i 对灵活用工人员的需求规模 l_i^{flex} 增加。

第二, 在人工智能技术进步冲击下, 当企业的人工智能暴露度 $E_i(x)$ 提升时, 企业 i 对全职员工需求规模 l_i^N 变化方向由替代效应(由(12)式右边 -1 项所捕捉, 减少了全职员工需求规模)和生产率效应(由(12)式右边 $(\varepsilon_i \rho_i - 1) \int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx \cdot \pi_i$ 项所捕捉, 增加了全职员工需求规模)的相对大小所决定, 当替代效应大于生产率效应时, 企业 i 对全职员工需求规模 l_i^N 减少; 当替代效应小于生产率效应时, 企业 i 对全职员工需求规模 l_i^N 增加。

此外, 企业 i 全职员工需求规模和灵活用工人员需求规模的变化幅度之差为:

$$d \ln l_i^{\text{flex}} - d \ln l_i^N = \left[\frac{\int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx}{1 - \int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx} + 1 \right] E_i(x) > 0 \quad (14)$$

这是由于 $\int_{x \in T_i^N} \alpha(x) dx < \int_{T_i} \alpha(x) dx = 1$ 。上式说明,在人工智能技术进步冲击下,当企业的人工智能暴露度 $E_i(x)$ 提升时,即使企业 i 对全职员工需求规模 l_i^N 增加,那么企业 i 对灵活用工人员需求规模 l_i^{flex} 增加的幅度也高于企业 i 对全职员工需求规模 l_i^N 增加的幅度,体现为灵活用工人员需求规模在企业用人需求规模中所占份额 $\left(\frac{l_i^{\text{flex}}}{l_i^N + l_i^{\text{flex}}} \right)$ 的提升。

(二)现实依据与假说推演

为进一步说明模型假设与结论的合理性,本文基于已有文献和现实状况展开深入剖析。此外,由于模型无法确定人工智能技术对于全职员工需求的影响方向,本文从人力资本技能结构的角度出发分析内在机理,并结合理论与现实依据提出相关假说。

人工智能技术大大简化和标准化了工作任务,为企业提供了利用灵活用工员工与人工智能协作配合来替代全职员工完成任务,以降低成本的机会。一项工作可以拆解成许多个细分的环节,例如,在线营销服务中心的场景中,销售客服的工作可以拆解为进行市场调研、寻找销售线索、准备销售话术、呼叫潜在客户、产品演示与推介、达成销售协议、收集客户反馈、维护客户关系、分析客户数据等。而人工智能不仅可以直接承担起某些环节的工作任务(Graetz & Michaels, 2018),还可以与业务流程管理(business process management, BPM)和机器人流程自动化(robot process automation, RPA)等理念相结合,从而优化工作流程、提升运营效率(Brynjolfsson, 2022; Babina et al., 2024)。因此,随着人工智能的不断进化,未来各行各业的工作场所将会是一个人机高度协同的环境,人工智能将成为员工的得力助手(Acemoglu & Restrepo, 2018)。仍以在线营销服务中心的场景为例,以往企业需要组织和培训一批经验丰富,极其熟悉产品、服务和话术的全职营销人员进行工作,而现在人工智能可以自动化寻找销售线索、个性化向潜在客户推荐产品或服务,企业可以只雇用一些兼职营销人员负责筛选外呼对象,并向人工智能系统进行反馈以改进模型。也就是说,人工智能将员工所需承担的工作任务进行了大幅简化和标准化,相当于直接补充员工的任务经验和劳动技能(Wang et al., 2024)。这样一来,一些本来无法高质量完成相应任务的灵活用工员工,与人工智能协作配合后,也可以顺利完成任务,由此企业就可以利用灵活用工员工去代替部分全职员工,从而达到降低劳动力成本的目的。

需要注意的是,现有的人工智能在技术原理上存在以下的局限性:(1)目前以机器学习和深度学习算法为基础的人工智能基于概率分布运行,本质上与人的思维逻辑链并不一致,因而经常产生幻觉、缺乏常识;(2)人工智能算法依赖预训练的学习机制和训练数据集,当训练数据存在偏差、不够完整或人工智能首次遇到一个问题时非常容易出错;(3)人工智能算法缺乏可解释性与透明度,这导致纠正错误变得困难,并且使用者很难对其完全信任。因而,尽管人工智能可以简化和标准化一些任务,仍有许多工作任务并不能完全脱离员工,需要二者相互配合协作来完成。也正是由于人工智能技术仍然存在不足,对于高技能劳动力和中低技能劳动力来说,人工智能技术对其雇佣需求的影响效应存在异质性。就目前的技术路径来看,人工智能擅长执行数据密集型、重复性高、规则明确、可编码的常

规属性的任务。例如,数据分析、文本总结、资料检索、行为检测等,但是对于劳动执行、研究开发、人际交往、情感沟通等非认知能力要求的任务却力有不逮(Frey & Osborne, 2017)。根据 Acemoglu & Autor(2011)的研究,从事常规任务的一般为中低技能劳动者,从事非常规任务的一般为高技能劳动者。人工智能承担繁琐和重复性的常规任务后,高技能劳动者可以将更多精力投入到需要创造力和创新思维的非常规任务中。以设计领域为例,过去设计师可能花费大量时间进行手工绘图和重复修改,而现在借助人工智能辅助设计工具,能够快速生成初步设计方案,设计师则可以专注于创意的提升和细节的雕琢。也就是说,人工智能对于中低技能劳动力表现出的替代效应往往大于生产率效应,对高技能劳动力表现出的生产率效应往往大于替代效应(Acemoglu et al., 2022)。因此,人工智能技术将促使企业利用中低技能灵活用工员工代替中低技能全职员工,同时增加高技能灵活用工员工和全职员工的需求。

综合理论模型与上述理论分析,本文提出以下假说:

第一,人工智能简化和标准化了一些工作任务,这就允许企业可以利用劳动力成本较低的灵活用工人员与人工智能协作配合,来替代全职员工完成任务以降低成本,因而企业灵活用工需求在总用工需求中的占比提高。

第二,人工智能可以促进企业劳动力的技能结构升级。企业减少对中低技能全职员工的需求规模,并利用更多的中低技能灵活用工员工来代替他们完成工作,而对于高技能灵活用工员工和全职员工的需求规模均有所增加。

三、实证设计

(一)计量模型

本文旨在考察人工智能技术对企业灵活用工需求的影响。因此,借鉴 Acemoglu et al. (2022)、陈琳等(2024)和汤旭东和贾洋(2024)的研究,建立如下计量方程:

$$flex_pct_{it} = \alpha + \beta AIOE_{it} + X'_{it}\gamma + \delta_i + \theta_{jt} + \mu_{kt} + \varepsilon_{ijk} \quad (15)$$

其中, i 代表企业, j 代表行业, k 代表省份, t 代表年份。 $flex_pct_{it}$ 为被解释变量,表示企业灵活用工需求占总用工需求的比重,以企业 i 在第 t 年发布的灵活用工岗位招聘广告数量占该企业当年全部岗位招聘广告数量的比重($\times 100$)来表示。核心解释变量 $AIOE_{it}$ 表示企业 i 在第 t 年的人工智能暴露度指数。被解释变量和核心解释变量的测算方式在下文中介绍。控制变量 X'_{it} 为企业 i 在第 t 年发布的所有招聘广告数量。此外,本文的基准计量模型同时控制企业固定效应 δ_i 、行业 $\times$ 年份交互固定效应 θ_{jt} 和省份 $\times$ 年份交互固定效应 μ_{kt} ,以尽可能消除产业政策或区域政策等因素对估计结果带来的偏误。最后,估计计量模型的标准误差聚类到企业维度。

1. 被解释变量:企业灵活用工需求

首先,根据 Li et al. (2021)、姚加权等(2024)所使用的 Word2Vec 自然语言处理算法,生成一套灵活用工词典。Word2Vec 模型由谷歌研究团队于 2013 年创建,是一种无监督的、基于预测性深度学习的模型,主要用于计算和生成高质量、分布式和连续稠密向量表示的词汇,以捕获上下文和语义的相似度(Mikolov et al., 2013)。Word2Vec 模型可以吸收大量文本语料库,创建可能的词汇表,并为代表该词汇表的向量空间中的每个单词生成稠密的

① 本文按照国家统计局《国民经济行业分类》中一级行业分类(总共 20 个)来识别企业所处行业。

词嵌入(word embedding)。本文生成灵活用工词典的具体方法如下:(1)参考艾瑞咨询发布的《中国灵活用工市场研究报告》、美世咨询发布的《2023年灵活用工政策与实践报告——服务业/制造业》、36氪研究院发布的《2023年中国灵活用工行业洞察报告》等研究报告,人工选取了“兼职”“非全职”“线上”“外包”“实习”“周结”“日结”“短期工”“临时工”“小时工”“按需”“弹性”等20个种子词汇(seed words);(2)将招聘岗位“职责介绍”文本中的词语作为语料,采用Python中的Gensim工具包来训练Word2Vec模型,并根据种子词汇与输出词语之间的余弦相似度,针对每个种子词筛选出10个与该种子词语义程度最相近的词语;(3)手动将重复词语、与人工智能不相关的词语以及词频过低的词语剔除,最终共获得120个词语,生成本文的灵活用工词典。^①接下来,利用Word2Vec算法生成的这一套灵活用工词典,从招聘岗位“职责介绍”文本中识别出企业招聘灵活用工人员的招聘广告。根据灵活用工的概念,将所有“职责介绍”中含有关键词的招聘广告都识别为灵活用工岗位。最后,按年份加总企业发布的灵活用工岗位招聘广告数量,以此为基础来计算企业灵活用工需求占总用工需求的比重这一被解释变量。

2. 核心解释变量:企业人工智能暴露度

第一,需要识别《中国专利数据库》中所有人工智能专利,具体识别步骤如下:(1)根据机器之心开源的《人工智能术语库 v3.1》(Artificial Intelligence Terminology Database, AITD)收录的2442个人工智能关键词创建词典;(2)在1985—2024年的《中国专利数据库》中已申请的(或已授权的)有效专利摘要信息中遍历搜索词典内的关键词,以识别出人工智能专利授权数量。

第二,根据Webb(2020)和Acemoglu et al.(2022)的研究,按照“基于职业任务与人工智能专利任务相似度”的方法测算企业维度的人工智能暴露度指数。这一方法的核心思想是,一个工作任务出现在人工智能专利摘要中的次数越多,就代表这个工作任务越容易受到人工智能技术的冲击。具体测算方法如下:(1)利用Python Jieba字符串分词库,将人工智能专利摘要文本切分,提取其中全部的动词—名词对(例如,“开发—算法”“组装—机器人”)。(2)同样地,利用Python Jieba字符串分词库,将《职业大典》中的职业细类主要工作任务文本切分,提取其中全部的动词—名词对,构成一套相对规范化和标准化的基准任务表述词库。(3)根据这套基准任务表述词库中的动词—名词对,利用Python Jieba字符串分词库中内置的近义词替换功能,修正人工智能专利摘要中提取的动词—名词对。^②(4)逐年计算职业细类主要工作任务中的动词—名词对在人工智能专利摘要描述中的动词—名词对中出现相对比例 $rf_{ct} = \frac{f_t}{\sum_{c \in C} f_t}$,其中 f_t 指一个动词—名词对出现的

频率。这里设定人工智能专利对照的窗口为10年,即计算 t 年的相对比例时,使用 t 年以前10年的人工智能专利摘要中提取的动词—名词对作对照。(5)将动词—名词对维度的相对比例以平均值(或中位数)加总到职业维度,得到每一个职业的基于专利摘要的人工智能暴露度 $AIExposure_s$ 。(6)根据网络招聘信息与《职业大典》的匹配字段,得到每一条招聘岗位对应的人工智能暴露度 $AIExposure_s$,并将招聘岗位维度的人工智能暴露度 $AIExposure_s$ 按年份以预期招聘人数加总到企业维度,得到企业层面的人工智能暴露度

① 具体的灵活用工词典详见本刊网站登载的附录。

② 具体的近义词替换规则详见本刊网站登载的附录。

$AIExposure_{it}$ 。在实证分析中,将企业人工智能暴露度指数 $AIExposure_{it}$ 进行标准化,以便解释其经济学含义。

(二)数据说明

本文所使用的企业招聘数据来自国内知名招聘平台,包括 Boss 直聘、前程无忧、智联招聘、中华英才网、58 同城、拉钩网、猎聘等。首先,本文所使用的数据样本是采用爬虫技术在上述网站获取的 2014—2024 年共计 2 亿余条的日度招聘广告,并将这些原始的广告文本进行识别与清洗,得到的重要信息包括工作名称、招聘单位、公司所在区域、学历、经验、招聘人数等。接下来,参考陈琳等(2024)的研究对招聘数据进行预处理,去除重复发布的招聘广告。原因在于,有些雇主企业为了实时更新其招聘信息或引起求职者的更多关注,可能在招聘完成之前反复发布同一广告,因此本文只保留了每家企业每月发布的第一个不同工作名称的招聘广告信息。进一步,本文提出了一套标准化处理我国网络招聘数据库中招聘岗位的方法。具体来说,我们按照如下步骤将中国网络招聘数据库中的招聘岗位与《职业大典》中的职业细类进行匹配:(1)调用 Python FuzzyWuzzy 字符串模糊匹配库,依据 Levenshtein Distance 文本匹配算法,^①将 2 亿余条招聘数据中的岗位名称与《职业大典》中职业细类进行相似度匹配,保留相似度得分超过 80 分的匹配结果,最终匹配率约为 17.5%。^②(2)调用 Python Sentence-Transformer 文本匹配大模型库,以第一步中较为精确的匹配结果对预训练模型进行微调(fine-tune)。随后,将上一步骤中 2 亿余条招聘数据中的招聘岗位名称信息与职业细类中的文本全部向量化,并根据相似度矩阵进行最大相似度匹配。匹配完成后,挑选第一步骤中完成匹配的样本,并将这一步骤中针对这些成功匹配样本的模糊匹配结果与上一步骤中 80 分以上的匹配结果进行对照,发现两种方法的一致率约为 76.8%,表明本轮的匹配效果较好。(3)将第一轮匹配相似度超过 80 分的样本与第二轮匹配的剩余样本进行合并,作为最终标准化后的数据集并用于实证研究。^③需要注意的是,本文在实证分析中使用的数据集是将月度数据加总至年份后形成的企业一年份面板数据。

四、实证分析

(一)基准回归分析^④

为探究人工智能对企业灵活用工决策的影响,本文通过逐步控制各项固定效应进行基准回归分析,结果呈现在表 1 中。其中,第(1)列为不控制固定效应的混合 OLS 回归,结果表明,企业人工智能暴露度的提高,可以带来企业灵活用工需求占总用工需求比重的显著提升。进一步,第(2)列控制了企业固定效应和年份固定效应,结果同样表明,企业人工智能暴露度提高显著提升了企业的灵活用工需求占总用工需求的份额。此外,为尽可能控制行业层面和城市层面随时间变动的潜在影响,第(3)列同时控制了企业固定效应、行业×年份交互固定效应及省份×年份交互固定效应,结果仍然稳健,表明人工智能技术发展显著增加了企业的灵活用工需求。

① Levenshtein Distance 算法,是指两个字符串之间,由一个转成另一个所需的最少编辑(替换/插入/删除一个字符)操作次数,编辑距离越小,两个字符串的相似度越大。

② 本文还保留了相似度得分超过 70 分、90 分的结果作为稳健,匹配结果备案。

③ 本文对所有变量进行 1% 和 99% 双侧缩尾处理,以剔除异常值。

④ 本文进行了一系列稳健性检验,具体的步骤和结果详见本刊网站登载的附录。

从表1第(3)列的估计结果来看,在控制其他条件不变时,企业人工智能暴露度提高1个标准差后,企业灵活用工需求占总用工需求的比例显著提升1.130个百分点。根据描述性统计结果,样本中所有企业的灵活用工需求占总用工需求比重的平均值为3.2%,说明这一估计结果具备经济显著性,验证了本文核心结论。^①

表1 人工智能暴露度对企业灵活用工需求的影响:基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
人工智能暴露度	1.242*** (0.005)	1.117*** (0.005)	1.130*** (0.006)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	否	是	是
年份固定效应	否	是	否
行业—年份固定效应	否	否	是
省份—年份固定效应	否	否	是
观测值	10671960	7665513	7665485
R ²	0.013	0.500	0.501

注:①***、**和*分别表示在10%、5%和1%的水平上显著;②括号中汇报聚类稳健的标准误,标准误聚类到企业维度。下表同。

(二)工具变量估计

本文主要的内生性担忧是反向因果问题,即企业增加灵活用工需求后,为进一步提升灵活用工人员的工作效率,而大幅提高了人工智能技术的投入幅度和采用程度。为缓解反向因果导致的潜在内生性问题,本文利用工具变量识别方法进行两阶段最小二乘估计,并分别从行业维度和城市维度构造以下三个工具变量:

第一,借鉴Acemoglu & Restrepo(2020)、王永钦和董雯(2020)的研究,利用美国对应各行业的人工智能暴露度构造企业人工智能暴露度的工具变量 $US_AIOE_{j,t}^U$ 。这一工具变量的合理性在于:(1)关于工具变量的相关性假设,本文认为全球各国在技术发展和应用上存在一定的关联性与相似性,美国作为科技前沿国家,各行业人工智能暴露度的分布变化在一定程度上可能会对其他国家产生示范作用,满足工具变量的相关性条件。(2)关于工具变量的外生性假设,美国的人工智能技术发展主要由美国顶尖人工智能企业和学术研究机构所驱动,相对而言不太可能受到那些影响中国企业灵活用工决策的混杂因素干扰。可能的担忧是,美国的人工智能技术发展通过跨国投资等渠道,在不经由影响中国企业人工智能暴露度的情况下,直接作用于中国企业灵活用工决策。为进一步排除美国对中国的直接行业技术溢出效应,本文统计了FDI Markets数据库中2014—2024年各行业美国对中国绿地投资金额并在回归方程中加以控制,尝试关闭这一渠道,以更加符合工具变量的外生性假设。

第二,借鉴Acemoglu & Restrepo(2022)、宁光杰等(2023)和陈琳等(2024)的研究,利用期初物化资本存量(即2013年行业层面每百人使用的计算机数量)构造企业人工智能

① 具体的描述性统计结果详见本刊网站登载的附录。

暴露度的工具变量。这一工具变量的合理性在于:(1)在工具变量的相关性方面,计算机使用程度更高的行业,其任务自动化含量也较高,而自动化是人工智能的核心应用场景,因而与企业人工智能暴露度有一定的相关性,满足工具变量的相关性条件。(2)在工具变量的外生性方面,行业层面的计算机应用水平相对而言不太可能受到影响单个企业的灵活用工决策的混杂因素所干扰。可能的担忧是,行业层面计算机应用水平反映了行业信息化程度,可能在不经由影响企业人工智能暴露度的情况下直接作用于企业灵活用工决策。为此,本文统计各行业每年信息传输、软件和信息技术服务业(ICT行业)招聘广告数量并在回归中加以控制,尝试关闭这一渠道,以更加满足工具变量的外生性假设。同时,参考 Nunn & Qian(2014)的思路,将该工具变量与一项时变指标即滞后一期的全国信息技术服务收入总额进行交乘,来赋予其时变特征,由此得到工具变量 $PC_stock_{j,t}^{IV}$ 。

第三,借鉴 Goldsmith-Pinkham et al.(2020)、沈国兵和袁征宇(2020)的研究,利用期初人工智能发展水平(即2013年城市层面人工智能企业注册数量)来构造一项移动份额工具变量(shift-share IV, SSIV),进行两阶段最小二乘估计。移动份额工具变量的表达式为: $AI_firms_{c,t}^{IV} = aifirm_{c,2013} \times \Delta aifirm_t$ 。其中, $aifirm_{c,2013}$ 表示2013年各城市已经注册的人工智能企业数量, $\Delta aifirm_t$ 是全国每年人工智能企业数量的增长率。这一工具变量的合理性在于:(1)在工具变量的相关性方面,各城市期初已经注册的人工智能企业数量反映了该地区的人工智能发展水平,地区层面人工智能技术的成熟度与本地企业的人工智能暴露度有一定的相关性,满足工具变量的相关性条件。(2)在工具变量的外生性方面,城市层面人工智能企业注册数量相对而言不太可能受到那些影响单个企业的灵活用工决策的混杂因素所干扰。可能的担忧是,城市层面人工智能企业注册数量作为地方政府对于人工智能产业支持程度的体现,可能独立于企业自身的人工智能暴露度,直接影响企业灵活用工行为。为此,本文统计各城市每年人工智能岗位招聘广告总数并在回归中加以控制,尝试关闭这一渠道,以更加符合工具变量的外生性假设。

本文所构造的三个工具变量与企业人工智能暴露度之间均存在显著的正相关关系,验证了工具变量满足相关性假设。回归结果表明,在处理潜在的内生性问题后,企业人工智能暴露度的提高依然会显著提升企业的灵活用工需求,从而证实了本文核心结论的稳健性。此外,Kleibergen-Paap rk LM统计量和Cragg-Donald Wald F统计量显示,本文所构造的三个工具变量均通过了不可识别检验和弱工具变量检验。^①

五、进一步分析

(一)机制分析

本文实证检验理论假说。首先,在职业维度探讨人工智能对于职业技能要求的影响。本文测算每一个职业在每一年的平均技能要求。方法如下:第一步,利用Python Jieba字符串分词库,将每一个招聘广告的“岗位描述”的文本进行切分,提取其中全部的动词一名词对;第二步,依照美国劳工部发布的O*NET数据库中的职业技能分类(总共35个技能),调用GLM-4-Flash大模型,将全部动词一名词对分类到35个技能下;^②第三

① 因篇幅所限,工具变量估计结果及相关检验详见本刊网站登载的附录。

② O*NET数据库中的职业技能分类与招聘广告中的动词一名词对的匹配示例,详见本刊网站登载的附录。

步,统计每个职业每一年所对应的灵活用工招聘广告的平均技能需求数量,统计以技能重要性指数^①加权的灵活用工招聘广告的平均技能需求数量。由此,本文以职业对灵活用工人员的平均技能需求数量为被解释变量,以职业所对应的灵活用工招聘广告比例和职业所对应的人工智能暴露度为核心解释变量进行估计,回归结果如表2所示。结果表明,人工智能暴露度提升,会导致一个职业要求灵活用工人员掌握的技能显著减少。具体来说,在控制其他条件不变时,人工智能暴露度提高1个标准差后,各职业要求灵活用工人员掌握的技能数显著减少0.053—0.062个。上述发现验证了本文的理论假说,即人工智能技术将灵活用工人员所需承担的工作任务进行了大幅简化和标准化,相当于直接补充这些灵活用工人员的劳动技能和工作经验,因而他们就可以承担比以往更多更广的工作任务。

表2 机制分析 I:人工智能对企业灵活用工岗位技能要求的影响

变量	灵活用工岗位平均技能需求数量	灵活用工岗位加权平均技能需求数量
	(1)	(2)
人工智能暴露度	-0.062*** (0.016)	-0.053*** (0.017)
职业固定效应	是	是
年份固定效应	是	是
观测值	18700	18700
R ²	0.986	0.985

接下来,利用文本分析方法中的自然语言处理技术,近似计算了当年企业所有在线招聘岗位的平均工资水平、平均最低学历要求、平均最低经验要求。^②进一步,将常规员工和灵活用工员工分别按照工资水平(月薪8000元)、最低学历要求(本科)、经验要求(3年)分组,计算企业各工资组别、学历组别、经验组别的在线招聘广告数量,以探究人工智能对企业人力资本结构的影响。总结来看,表3 Panel A—Panel C第(1)列和第(2)列的回归结果显示:人工智能暴露度提升后,企业针对月薪8000元及以下、学历要求本科以下、经验要求3年以下的全职员工的招聘广告数量显著减少,而月薪8000元以上、学历要求本科及以上、经验要求3年及以上的全职员工的招聘广告数量显著增加,意味着人工智能减少了企业中低技能的全职员工需求,增加了企业高技能的全职员工需求。而表3 Panel A—Panel C第(3)列和第(4)列的回归结果显示,人工智能暴露度提升后,企业对中低技能和高技能的灵活用工员工需求均显著增加。上述发现验证了本文的理论假说,即企业减少了对中低技能全职员工的需求,并利用更多的中低技能灵活用工员工来代替他们完成工作,其节省的劳动力成本可以用于增加高技能灵活用工员工和全职员工的雇佣。

① 技能重要性指数也来自O*NET数据库。

② 第一,平均工资水平取区间中值,其中“面议”取值为8000元;第二,平均最低学历要求水平以年为单位,其中初中及以下和学历不限取值为9年,高中和中专/中技取值为12年,大专取值为14年,本科取值为16年,硕士取值为18年,博士取值为20年;第三,平均最低经验要求水平取区间中值,其中“不限”取0年。本文还将“工资面议”“学历不限”“经验不限”的招聘广告剔除,结果仍然稳健,稳健性检验结果备索。

表 3 机制分析 II: 人工智能对企业灵活用工招聘决策的影响

Panel: A	常规员工		灵活用工	
	月工资 8000 元及	月工资 8000 元	月工资 8000 元及	月工资 8000 元
	以下	以上	以下	以上
	(1)	(2)	(3)	(4)
人工智能暴露度	-15.240*** (0.570)	34.528*** (0.851)	1.163*** (0.081)	0.588*** (0.040)
企业固定效应	是	是	是	是
行业—年份固定效应	是	是	是	是
省份—年份固定效应	是	是	是	是
观测值	7665485	7665485	7665485	7665485
R ²	0.209	0.244	0.404	0.407
Panel: B	常规员工		灵活用工	
	学历本科以下	学历本科及以上	学历本科以下	学历本科及以上
	(1)	(2)	(3)	(4)
	(1)	(2)	(3)	(4)
人工智能暴露度	-0.229*** (0.002)	19.510*** (0.342)	0.998*** (0.064)	0.754*** (0.055)
企业固定效应	是	是	是	是
行业—年份固定效应	是	是	是	是
省份—年份固定效应	是	是	是	是
观测值	7665485	7665485	7665485	7665485
R ²	0.760	0.339	0.408	0.413
Panel: C	常规员工		灵活用工	
	工作经验 3 年以下	工作经验 3 年及	工作经验 3 年以下	工作经验 3 年及
		以上		以上
	(1)	(2)	(3)	(4)
人工智能暴露度	-3.575*** (0.358)	22.862*** (0.249)	0.088*** (0.005)	1.664*** (0.118)
企业固定效应	是	是	是	是
行业—年份固定效应	是	是	是	是
省份—年份固定效应	是	是	是	是
观测值	7665485	7665485	7665485	7665485
R ²	0.362	0.320	0.340	0.411

(二) 异质性分析

为更加全面地评估人工智能对企业灵活用工需求的影响, 本文从企业劳动力结构特征的角度开展异质性分析。

第一,采用企业当年所有在线招聘广告所要求的学历水平取均值作为劳动力技能要求的代理变量,并且在基准回归方程中引入劳动者技能要求与人工智能暴露度的交互项进行估计。表4第(1)列的回归结果显示,劳动者技能要求与人工智能暴露度的交互项显著为负,说明企业所招聘岗位要求的劳动力技能水平越低,人工智能技术对企业灵活用工需求的增加幅度越大。这一发现进一步验证了本文的理论假说,即人工智能主要是简化了相对简单、重复性高的常规任务,从而替代了中低技能的全职员工。

第二,按照李树和陈刚(2015)的方法,采用当年企业所在省份登记失业率来衡量劳动者议价能力,登记失业率越高说明劳动力议价能力越低。进一步,在基准回归方程中引入劳动者议价能力与人工智能暴露度的交互项进行估计。表4第(2)列的回归结果显示,劳动力议价能力与人工智能暴露度的交互项显著为正,说明劳动力议价能力越低,人工智能技术对企业灵活用工需求的增加效应越强。这是由于全职员工劳动力议价能力越强,往往说明他们技能水平更高,因而更难以被人工智能和灵活用工所取代。

第三,借鉴 Weiss(2010)的思路,利用上市公司人员成本数据构造行业劳动力成本黏性指标,^①首先计算企业劳动力成本黏性,计算公式为企业当年人员费用支出取自然对数与上一年人员费用支出取自然对数的差值,这一指标数值越小代表劳动力成本黏性越高;接下来在行业一年份维度取平均值,并匹配到在线招聘数据样本中。进一步,在基准回归方程中引入劳动力成本黏性与人工智能暴露度的交互项进行估计。表4第(3)列的回归结果显示,劳动力成本黏性与人工智能暴露度的交互项显著为负,说明劳动力成本黏性越高,人工智能技术对企业灵活用工需求的增加效应越强。这主要是由于:当劳动力成本调整难度大时,在人工智能技术的帮助下,企业更愿意快速选择灵活用工的方式,以改善其用工结构,防止面临不确定性时刚性雇佣对其经营造成风险。

表 4 异质性分析:按劳动力特征对企业分类

变量	(1)	(2)	(3)
人工智能暴露度	3.526*** (0.028)	0.830*** (0.009)	1.837*** (0.027)
人工智能暴露度×劳动力技能要求	-0.179*** (0.002)		
人工智能暴露度×劳动者议价能力		1.136*** (0.028)	
人工智能暴露度×劳动力成本黏性			-0.100*** (0.004)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	是	是	是
行业—年份固定效应	是	是	是
省份—年份固定效应	是	是	是
观测值	7665485	7665485	7665485
R ²	0.502	0.501	0.501

① 计算公式为: $rigidity_{it} = \Delta \log(labor_cost)_{it}$,其中 $labor_cost$ 为企业人员成本。

(三)拓展分析

本文以企业发布所有岗位的招聘广告的平均工资(单位为元)、平均学历(单位为年)、平均经验(单位为年)这三个指标作为被解释变量,以人工智能暴露度为核心解释变量进行估计。表 5 呈现的估计结果显示,人工智能暴露度的提升,会带动企业在线招聘岗位平均的工资水平、学历要求、经验要求均显著提升。也就是说,人工智能会促进企业人力资本结构的升级。如前文所论证的,这主要是因为人工智能擅长完成繁琐和重复性的常规任务,进而表现为人工智能取代了中低技能劳动力,增加了企业对高技能劳动力的需求。

表 5 人工智能对企业技能结构的影响

变量	招聘岗位平均工资 (1)	招聘岗位平均学历 (2)	招聘岗位平均经验 (3)
人工智能暴露度	119.358*** (30.993)	0.043*** (0.001)	0.015*** (0.001)
控制变量	是	是	是
企业固定效应	是	是	是
行业一年份固定效应	是	是	是
省份一年份固定效应	是	是	是
观测值	7665485	7665485	7665485
R ²	0.311	0.614	0.494

本文利用上市公司数据与在线招聘数据的匹配样本探讨企业采用灵活用工模式的经济效益。以上市公司的人员成本占收入之比、毛利率、经营利润率、经营性现金流与收入之比作为被解释变量,控制企业固定效应和年份固定效应进行回归。表 6 第(1)列的回归结果显示,企业灵活用工岗位招聘广告数量越多,其劳动力成本就越低;第(2)―(4)列的回归结果显示,企业灵活用工岗位增加后降低了劳动力成本,可以促进利润率提升和现金流改善,显著提高其经营绩效。具体来说,每 1 个百分点的灵活用工岗位招聘广告占比提升,可以促使员工成本占收入比重降低 0.356 个百分点,并且提升毛利率 0.108 个百分点、提升经营利润率 0.473 个百分点、提升经营性现金流率 0.498 个百分点。

表 6 灵活用工对经营绩效的影响

变量	人员成本与收入 的比率 (1)	毛利率 (2)	经营利润率 (3)	经营性现金流与 收入之比 (4)
灵活用工需求在总用工 需求中的比重	-0.356*** (0.063)	0.108*** (0.026)	0.473* (0.262)	0.498** (0.234)
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	否	否	否	否
行业一年份固定效应	是	是	是	是

续表 6

变量	人员成本与收入 的比率	毛利率	经营利润率	经营性现金流与 收入之比
	(1)	(2)	(3)	(4)
省份—年份固定效应	是	是	是	是
观测值	21961	21961	21961	21961
R ²	0.309	0.366	0.272	0.277

六、结论与政策建议

在以人工智能为引领的新一轮科技革命和产业变革的推动下,全球劳动力市场正在发生一场以任务重组、技能重塑与用工关系重构为标志的深刻变化。这既是企业升级人力资本结构、追求效率和提升竞争力的机遇,也对传统的就业模式和社会政策提出了严峻挑战,人力资源供需不匹配的结构性的就业矛盾日益凸显。党的十八大以来,中国始终坚持“就业是民生之本”,实施就业优先战略、促进高质量充分就业的理念不断强化。同时,国家已敏锐捕捉到了劳动力市场的变化趋势,并在政策层面作出反应。党的二十届三中全会审议通过的《中共中央关于进一步全面深化改革、推进中国式现代化的决定》提出:支持和规范发展新就业形态。国家也出台《关于支持多渠道灵活就业的意见》等一系列专门文件,指出要“拓宽灵活就业发展渠道”,这为以灵活用工模式来应对人工智能技术带来的机遇与挑战,切实解决就业发展中的重点、难点和堵点问题指明方向。

为此,本文在 Acemoglu & Restrepo(2018)和 Acemoglu et al.(2022)任务模型的基础上,刻画了企业如何利用灵活用工人员与人工智能配合完成特定任务以替代全职员工的核心特征,考察了人工智能技术的应用如何影响企业灵活用工需求。该理论模型预测:人工智能大大简化和标准化了一些工作任务,这就允许企业可以利用劳动力成本较低的灵活用工人员与人工智能协作配合,来替代全职员工完成任务以降低成本,因而企业灵活用工需求增加。进一步地,本文基于 2014—2024 年中国网络招聘平台在线招聘数据,应用先进的自然语言处理算法,识别了企业灵活用工需求,并测算了企业人工智能暴露度,进而估计人工智能技术对企业灵活用工需求的影响效应。本文研究发现:第一,人工智能暴露度提升将显著增加企业灵活用工需求。具体来说,人工智能暴露度每提高 1 个标准差,企业发布的招聘广告中灵活用工需求占总用工需求的比重将会显著提高 1.130 个百分点。这一结论在利用工具变量处理内生性问题以及经过一系列稳健性检验后依然成立。第二,机制分析表明:人工智能显著降低了企业要求灵活用工人员所具备的技能数量,这表明人工智能有效实现了对工作任务的简单化和标准化;同时,人工智能减少了企业招聘较低学历、较低工资、较少经验的全职员工的数量,而增加了企业招聘类似背景的灵活用工的数量,意味着人工智能与灵活用工人员协同可以替代全职员工完成一些简单任务;此外,人工智能整体上提升了企业招聘员工的平均学历、经验要求和平均工资水平,促进企业招聘劳动力的技能结构升级。第三,异质性分析表明:对于劳动力技能水平更低的企业、劳动者议价能力更低的企业、劳动力成本刚性更高的企业,人工智能暴露度提升带来的灵活用工需求的增加幅度越大。第四,拓展分析结果表明:企业可以通过

增加灵活用工需求来降低劳动力成本,从而提高毛利率、经营利润率和经营性现金流等经营绩效。

综上所述,本文的研究不仅为企业如何利用人工智能技术提升人力资本水平、增强人力资源管理能力提供了理论依据和实证支持,也为政府和相关部门在制定高质量充分就业促进政策时提供了决策参考。结合以上的研究结论,本文从顺应技术变革与产业升级的趋势、支持和完善企业灵活用工模式、引导企业和劳动者实现良性互动与转型的视角给出如下政策建议:

一方面,对于企业而言:(1)应充分认识到人工智能技术大幅度简化了工作任务,使原本需要全职员工长期积累经验才能完成的任务转化为灵活用工人员可快速上手的标准化操作,为利用灵活用工人员替代部分全职员工提供了技术基础。因此,可以适当将人工智能与灵活用工模式相结合,以降低劳动力成本、提高经营绩效,并且实现人力资本结构的升级,提升自身竞争力。(2)在实际部署人工智能应用时,企业可结合自身业务特点和任务性质,从战略维度定期科学评估哪些环节适合采用“人工智能+灵活用工”的工作模式,对于关键岗位制定中长期自动化转型路线图来精准布局。例如,可以重点考虑率先在任务重复性高且规则明确、劳动力技能要求较低、劳动力成本刚性较高的部门或业务单元落地此模式,原因是在上述场景应用该模式带来的降本增效的效果可能更为显著。(3)企业应加强对内部灵活用工人员的培训,提升灵活用工群体的工作技能和适应性,帮助他们适应人工智能带来的工作任务变化,并且要注意加强工作任务设计的精准性和清晰度,建立动态的人岗匹配机制,让灵活用工人员与人工智能技术有效互补,上述做法可以放大企业利用灵活用工模式的经济效益。(4)采用灵活用工模式后,企业应将由此释放出的管理资源与部分成本节约,战略性地投入到高技能全职员工的招聘与培训,落实企业在人力资本投资中的责任。例如,为受到人工智能冲击的全职员工提供转岗至高技能岗位的深度在职培训,设计差异化的技能升级通道,在有效利用其工作中积累的宝贵经验的同时,重点聚焦于提升其复杂决策、创造力、人际互动等人工智能时代所需要的非常规技能,有效推动企业自身人力资本结构的升级。

另一方面,对于政府而言:(1)政府应推出一系列支持措施,促进灵活用工市场的健康、稳定发展。例如,通过税收优惠、补贴等措施降低企业使用高技能灵活用工的成本,鼓励企业采用灵活用工模式;支持高质量灵活用工服务平台的建设,提供灵活用工信息发布、合同签订、工资支付等服务,降低企业与劳动力的搜寻匹配成本,提高灵活用工市场效率。(2)应帮助灵活用工劳动者提升技能水平,适应人工智能技术带来的就业变化。例如,政府可以根据党的二十届三中全会“健全终身职业技能培训制度”的要求,建立国家级数字技能培训平台,整合现有“技能中国行动”资源,形成覆盖全职业生涯的培训网络,培养面向新质生产力的灵活用工劳动力;也可以牵头建立人工智能微技能认证体系,灵活用工劳动者可通过在线学习、模拟操作、考试等方式快速获得特定技能官方认证,上述做法有助于提高劳动力市场的总体技能和就业水平。(3)应针对受人工智能技术冲击最显著的中低技能全职员工群体,构建“预防—转型”一体化的支持体系。其中包括:与招聘平台和行业协会合作,利用大数据分析的方式动态监测各行业各职业因人工智能渗透而导致的技能需求变化,建立职业技能风险预警机制,向中低技能全职员工定期发布提示;向风险清单上的中低技能全职员工提供职业技能提升课程和再教育机会,内容应重点围绕人工智能无法轻易替代的、需要复杂问题解决等非常规技能。(4)加强灵活用工市场的监管,包括

制定与灵活用工模式相适应的法律法规和行业标准、推动社会保险和福利保障政策的完善等,以消除人工智能可能导致的劳动伦理问题。例如,政府可以建立与灵活就业形态相适配的社会保障模式,包括“个人账户+统筹账户”相结合的弹性社保机制;可以出台明确的灵活用工合同标准,确保企业和劳动者双方的权利和义务得到明确界定,这包括工作时间、休息休假、薪酬支付等关键条款,以防止企业出现拖欠工资、超时工作等违法行为,确保灵活用工人员的合法权益得到保护。

人工智能驱动灵活用工模式是中国经济迈向高质量发展过程中的一个重要支点。上述政策建议的实施将有效促进人工智能技术与灵活用工模式的深度融合,提高企业用工模式的灵活性和效率,为经济发展注入新的动力。同时,上述政策建议也能确保灵活用工人员能够在新一轮的科技变革中获得公平的待遇和充分的保护,将“人工智能替代就业”的潜在风险转化为“人工智能促进高质量充分就业”的现实红利,促进经济社会的高质量可持续发展。

参考文献

- 陈琳、高悦蓬、余林徽,2024:《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分析》,《管理世界》第6期。
- 陈彦斌、林晨、陈小亮,2019:《人工智能、老龄化与经济增长》,《经济研究》第7期。
- 江小涓,2008:《服务外包:合约形态变革及其理论蕴意——人力资本市场配置与劳务活动企业配置的统一》,《经济研究》第7期。
- 李海舰、李凌霄,2022:《中国“共享员工”劳动用工模式研究》,《中国工业经济》第11期。
- 李磊、王小霞、包群,2021:《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》第9期。
- 李树、陈刚,2015:《幸福的就业效应——对幸福感、就业和隐性再就业的经验研究》,《经济研究》第3期。
- 宁光杰、崔慧敏、付伟豪,2023:《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》第8期。
- 沈国兵、袁征宇,2020:《企业互联网化对中国企业创新及出口的影响》,《经济研究》第1期。
- 汤旭东、贾洋,2024:《社保费征管与企业灵活用工:来自社保新规的准自然实验》,《世界经济》第8期。
- 王永钦、董雯,2020:《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》,《经济研究》第10期。
- 鄢伟波,2023:《劳务派遣在中国的演进历程与动力机制》,《世界经济》第11期。
- 杨国超、魏爽、阮茜、龚强,2023:《企业为何选择劳务外包——基于经济政策不确定性的解释》,《中国工业经济》第9期。
- 姚加权、张锬澎、郭李鹏、冯绪,2024:《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》第2期。
- Acemoglu, D., and D. Autor, 2011, “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings”, *Handbook of Labor Economics*, Elsevier, 1043—1171.
- Acemoglu, D., D. Autor, Y., Hazell, and P. Restrepo, 2022, “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from On-line Vacancies”, *Journal of Labor Economics*, 40(1), 293—340.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2018, “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment”, *American Economic Review*, 108(6), 1488—1542.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2019, “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor”, *Journal of Economic Perspectives*, 33(2), 3—30.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2020, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188—2244.
- Acemoglu, D., and P. Restrepo, 2022, “Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality”, *Econometrica*, 90(5), 1973—2016.

- Akerman, A., I. Gaarder, and M. Mogstad, 2015, "The Skill Complementarity of Broadband Internet", *Quarterly Journal of Economics*, 130(4), 1781—1824.
- Autor, D., 2015, "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation", *Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3—30.
- Autor, D., C. Chin, A. Salomons, and B. Seegmiller, 2024, "New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940—2018", *Quarterly Journal of Economics*, 139(3), 1399—1465.
- Babina, T., A. Fedyk, A. He, and J. Hodson, 2024, "Artificial Intelligence, Firm Growth, and Product Innovation", *Journal of Financial Economics*, 151(1), 103745.
- Banker, R. D., D. Byzalov, and L. T. Chen, 2013, "Employment Protection Legislation, Adjustment Costs and Cross-Country Differences in Cost Behavior", *Journal of Accounting and Economics*, 55(1), 111—127.
- Baron, J. N., A. Davis-Blake, and W. T. Bielby, 1986, "The Structure of Opportunity: How Promotion Ladders Vary Within and Among Organizations", *Administrative Science Quarterly*, 31(2), 248—273.
- Bertrand, M., C. T. Hsieh, and N. Tsivanidis, 2021, "Contract Labor and Firm Growth in India", NBER Working Paper, No. 29151.
- Bloom, N., 2009, "The Impact of Uncertainty Shocks", *Econometrica*, 77(3), 623—685.
- Brynjolfsson, E., 2022, "The Turing Trap: The Promise & Peril of Human-like Artificial Intelligence", *Daedalus*, 151(2), 272—287.
- Choi, J. J., M. Ju, L. Trigeorgis, and X. T. Zhang, 2021, "Outsourcing Flexibility under Financial Constraints", *Journal of Corporate Finance*, 67(2), 101890.
- Drenik, A., S. Jäger, P. Plotkin, and B. Schoefer, 2023, "Paying Outsourced Labor: Direct Evidence from Linked Temp Agency-Worker-Client Data", *Review of Economics and Statistics*, 105(1), 1—28.
- Felten, E., M. Raj, and R. Seamans, 2018, "A Method to link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities", *AEA Papers and Proceedings*, 108, 54—57.
- Frey, C. B., and M. A. Osborne, 2017, "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation", *Technological Forecasting and Social Change*, 114(1), 254—280.
- Gaggl, P., and G. Wright, 2017, "A Short-run View of What Computers Do: Evidence from a UK Tax Incentive", *American Economic Journal: Applied Economics*, 9(3), 262—294.
- Goldsmith-Pinkham, P., I. Sorkin, and H. Swift, 2020, "Bartik Instruments: What, When, Why, and How", *American Economic Review*, 110(8), 2586—2624.
- Graetz, G., and G. Michaels, 2018, "Robots at Work", *Review of Economics and Statistics*, 100(5), 753—768.
- Harrison, B., and M. R. Kelley, 1993, "Outsourcing and the Search for 'Flexibility'", *Work, Employment and Society*, 7(2), 213—235.
- Li, K., F. Mai, R. Shen, and X. Yan, 2021, "Measuring Corporate Culture Using Machine Learning", *Review of Financial Studies*, 34(7), 3265—3315.
- Matusik, S. F., and C. W. Hill, 1998, "The Utilization of Contingent Work, Knowledge Creation, and Competitive Advantage", *Academy of Management Review*, 23(4), 680—697.
- Michaels, G., A. Natraj, and J. Van Reenen, 2014, "Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence From Eleven Countries over Twenty-Five Years", *Review of Economics and Statistics*, 96(1), 60—77.
- Mikolov, T., I. Sutskever, K. Chen, G. S. Corrado, and J. Dean, 2013, "Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality", *Advances in Neural Information Processing Systems*.
- Nunn, N., and N. Qian, 2014, "U.S. Food Aid and Civil Conflict", *American Economic Review*, 104(6), 1630—1666.
- Voudouris, I., 2004, "The Use of Flexible Employment Arrangements: Some New Evidence from Greek Firms", *International Journal of Human Resource Management*, 15(1), 131—146.
- Wang, W., G. Gao, and R. Agarwal, 2024, "Friend or Foe? Teaming between Artificial Intelligence and Workers with Variation in Experience", *Management Science*, 70(9), 5753—5775.
- Webb, M., 2020, "The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market", Stanford Working Paper.
- Weiss, D., 2010, "Cost Behavior and Analysts' Earnings Forecasts", *Accounting Review*, 85(4), 1441—1471.

Artificial Intelligence, Human Capital Structure and Flexible Work: Empirical Evidence from Online Job Postings in China

LIU Xing, ZHANG Haotian and TIAN Xuan

(PBC School of Finance, Tsinghua University)

Summary: The rapid advancement of artificial intelligence (AI) has profoundly reshaped the labor market and raised concerns about heightened employment pressures during economic downturns. In China, flexible work has emerged as a key mechanism to ease such pressures. The “Resolution of the Central Committee of the Communist Party of China on Further Deepening Reform Comprehensively to Advance Chinese Modernization” and recent policy documents such as the “Opinions on Supporting Multi-Channel Flexible Employment” outline strategies for broadening flexible employment channels and regulating new work forms, providing a roadmap for balancing technological change and job stability.

This paper examines how AI affects firms’ demand for flexible labor and the structure of firm human capital. We first develop a task-based theoretical framework: AI can simplify and standardize tasks, allowing firms to employ lower-cost flexible workers alongside AI to substitute for full-time employees and thereby reduce labor costs. As a result, firms’ demand for flexible employment increases. We then empirically test these predictions. Employing state-of-the-art natural language processing techniques on over 200 million online job postings from 2014 to 2024 in China, we construct firm-level measures of AI exposure for about 5 million firms, and their demand for flexible labor. We find that higher AI exposure significantly increases firms’ demand for flexible workers: a one-standard-deviation increase in AI exposure is associated with a 1.13 percentage-point rise in the share of flexible job postings. The result is robust to instrumental variable estimation and a battery of robustness checks. We further show that AI reduces the number of skills required in flexible job postings, consistent with task simplification and standardization. Moreover, AI reduces the hiring of low-education, low-wage, and low-experience full-time employees while increasing the hiring of flexible workers with comparable profiles—implying that AI-flexible labor collaboration can substitute for low-skilled full-time positions. At the same time, AI upgrades the overall skill structure of the workforce by increasing average educational and experience requirements, as well as wages. Heterogeneity analyses suggest that AI’s effect on increasing demand for flexible workers is more pronounced among firms with lower average skill requirements, weaker labor bargaining power, and greater rigidity in labor costs. Lastly, we show that firms achieve cost savings from a larger flexible workforce, resulting in improved operating performance.

This paper makes the following contributions. First, we propose a stylized model showing how firms employ lower-cost flexible workers in collaboration with AI to complete specific tasks and substitute for full-time employees. The model generates the core hypothesis that greater AI exposure increases firms’ demand for flexible labor. Second, we assemble a novel, large-scale dataset covering nearly all flexible work types in Chinese firms—interns, part-time, temporary, outsourcing, and dispatch—extending beyond listed firms considered in prior studies. Third, we employ the Word2Vec algorithm to identify job postings for flexible workers and construct a measure of AI exposure based on the similarity between occupational tasks and AI patents. This approach allows us to empirically examine how AI reshapes firms’ human capital structure and demand for flexible labor.

Overall, we highlight that AI fosters flexible work practices through labor substitution and task reallocation. Firms can integrate AI with flexible employment to enhance productivity and competitiveness. Policymakers should strengthen flexible employment systems, protect worker rights, and invest in reskilling and social protection programs to ensure a smoother transition for both firms and workers in the AI era.

Keywords: AI Exposure; Human Capital Structure; Flexible Work; Online Recruitment Platform; Firm Performance

JEL Classification: J21, G30, O33

(责任编辑:邓曲恒)(校对:曹 帅)