

## 生成式人工智能对零工工资的影响

张 艺 姜 珊\*

**摘要:** 本文使用双重差分模型估计生成式人工智能技术创新对零工工资的影响,并探究其作用机制。研究发现:2022 年 11 月 30 日, ChatGPT-3.5 发布后,受冲击较大的高暴露度职业主要集中于认知型零工岗位,其日工资水平显著下降约 19.9%,且高收入、线上工作、服务业及非高技术行业岗位受影响更大,这主要源于这些岗位任务与生成式人工智能的技术适配性较高。机制分析表明,工资下降主要由岗位需求减少和城市层面职业结构调整驱动,而劳动力供给端的影响有限。

**关键词:** 生成式人工智能暴露度;认知型任务;零工经济

**DOI:** 10.13821/j.cnki.ceq.2026.03.10

### 一、引 言

以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能 (Generative Artificial Intelligence, GAI) 作为近年来人工智能发展的重要突破 (Kanbach et al., 2024), 正在对写作、编程、设计等认知型任务的工作岗位产生巨大的冲击, 并引发了全球范围内对其经济和社会影响的广泛关注。尽管已有研究较为系统地探讨了人工智能对劳动力市场的影响, 但相关文献主要聚焦于传统人工智能对常规任务的替代作用 (Acemoglu et al., 2022; Acemoglu and Restrepo, 2022), 而针对生成式人工智能在认知型任务中的作用, 现有研究关注相对不足。随着人工智能技术的持续创新发展, 尤其是 2022 年 11 月 30 日 ChatGPT-3.5 的推出, 生成式人工智能在语言理解、内容生成和跨任务迁移方面的能力显著增强, 其影响范围从结构化的常规任务扩展至非结构化的认知型任务, 呈现出与以往传统人工智能不同的作用机制。

在此背景下, 以短期、灵活任务为特征的零工就业形态 (Howcroft and Tay-

\* 张艺、姜珊, 广东工业大学经济学院。通信作者及地址: 姜珊, 广东省广州市天河区迎龙路 161 号广东工业大学经济学院, 510520; 电话: 020-87080256; E-mail: 2112311008@mail2.gdut.edu.cn。张艺感谢国家社科基金后期资助一般项目 (22FJYB045) 的资助。作者感谢匿名审稿专家的宝贵意见, 感谢易君健教授、李力行教授、雷晓燕教授、施新政教授提出的宝贵建议。当然, 文责自负。

lor, 2023), 能够为观察生成式人工智能技术创新对劳动力市场的冲击提供更敏锐的视角。一方面, 零工招聘响应速度快、用工调整灵活, 能够更及时地反映技术进步带来的用工变化(Alauddin et al., 2025); 另一方面, 零工岗位通常缺乏长期合同和制度性保障, 劳动者更容易受到技术变革引发的就业不稳定和收入波动影响(Daud et al., 2024)。此外, 中国作为全球零工劳动者规模最大的国家之一(Wang et al., 2016; Wu et al., 2019), 处于生成式人工智能向劳动力市场快速渗透的关键时期, 这为识别生成式人工智能对劳动力市场的影响提供了独特的观察窗口。因此, 本文以中国的零工就业招聘市场为研究对象, 系统考察了生成式人工智能技术创新对零工工资的影响及其作用机制。

本文以2022年11月30日ChatGPT-3.5的发布作为外生技术冲击, 采用双重差分模型研究生成式人工智能技术创新对零工工资的影响。本文使用了中国大型招聘平台58同城的500多万条兼职招聘信息, 时间覆盖2022年7月至2023年6月, 涵盖中国大多数城市, 能够较为全面地反映中国零工劳动力市场动态。同时, 为提高零工岗位分类的准确性, 本文采用机器学习方法将零工岗位名称匹配至2022年版《中华人民共和国职业分类大典》(以下简称《职业分类大典》)的标准职业分类体系。在此基础上, 借鉴Eloundou et al.(2024)的思路, 结合《职业分类大典》中不同职业的任务详情, 构建了职业层面的生成式人工智能暴露度指数, 以此测度生成式人工智能对劳动力市场的潜在影响, 并将受生成式人工智能影响更大的高暴露度职业作为受到技术冲击的处理组。

研究发现, 受生成式人工智能冲击较大的高暴露度职业主要集中于认知型零工岗位, 如网络编辑、程序开发、翻译、设计与写作等职业。这些岗位的工作内容高度依赖语言理解、信息生成、逻辑推理与内容表达等认知能力, 任务多涉及信息处理和文本生成。生成式人工智能技术创新对这类认知型零工劳动者的工资产生了显著的负向冲击, 其日工资平均下降了19.9%。这一结果与针对美国零工工资的研究结论一致(Hui et al., 2024), 在排除其他事件的干扰因素后, 该结果依然稳健。从劳动者岗位特征来看, 高收入岗位、服务业、非高技术行业以及线上工作的零工劳动者工资降幅更为显著, 这源于生成式人工智能对知识密集型和数字化程度较高岗位具有更强的技术替代性。最后, 本文从招聘需求数量、招聘结构变化以及劳动力供给等路径检验生成式人工智能影响零工工资的机制。结果显示, 工资下降主要源于企业对认知型任务需求的收缩: 生成式人工智能显著减少了认知型零工岗位的招聘数量, 并降低了此类岗位在城市层面职业结构中的占比。相较而言, 劳动力供给的短期波动并不足以解释工资的下降。

本研究的主要贡献有: 第一, 评估生成式人工智能技术创新对认知型零工岗位产生的负面冲击。本文基于中国零工招聘大数据, 系统地评估了生成式人

人工智能技术创新对中国零工工资的短期影响,为理解技术进步如何影响零工就业群体的工资提供了初步的微观证据。第二,本研究进一步揭示了技术冲击的机制:生成式人工智能通过降低企业对认知型岗位的招聘需求以及调整城市层面的岗位结构,从而降低零工工资水平,表明技术冲击主要通过需求端作用于零工工资,这为制定针对零工就业的包容性政策提供了实证依据。

## 二、研究背景和相关文献

### (一) 研究背景

生成式人工智能作为人工智能的重要分支,近年来在自然语言处理和内容生成领域取得突破性进展。OpenAI在2022年11月30日上线的ChatGPT-3.5被视为生成式人工智能应用的重要里程碑,其发布两个月内用户数突破1亿,成为历史上增长最快的消费级互联网应用之一(Felten et al., 2023)。在中国,ChatGPT的使用量增长迅速,百度搜索指数显示自2022年12月起用户对ChatGPT的搜索量迅速上升<sup>①</sup>;《生成式人工智能应用发展报告(2025)》显示,中国人工智能专利申请量达157.6万件,位居全球首位,且中国拥有的顶级人工智能模型数量达到15个,位居全球第二。第57次《中国互联网络发展状况统计报告》显示,截至2025年12月,中国生成式人工智能用户规模已达6.02亿人,占总人口的42.8%,且已有748款生成式人工智能服务完成备案,广泛应用于智能搜索、教育、内容创作、办公助手、智能硬件等领域。2026年以来,生成式人工智能技术迭代不断加速,正逐步从以大语言模型为核心的生成系统演变为具备自主决策与任务执行能力的智能体。

生成式人工智能的快速发展对零工劳动力市场产生了深刻的影响。零工就业作为一种灵活、非标准的就业形式,根据世界银行2023年的报告(Datta et al., 2023),在线零工经济规模持续扩张,从业者数量介于1.54亿至4.35亿之间,约占全球劳动力市场的12%。近年来,互联网、移动支付及数字平台的普及催生了外卖、快递、家政、出行等服务型零工岗位。根据国家统计局数据,截至2024年,我国灵活就业人员已超过2.4亿人,其中新型灵活就业人员约8400万人。<sup>②</sup>

生成式人工智能通过改变零工任务执行方式,对零工就业产生直接影响。其高效的语言理解与内容生成能力可替代认知型岗位中的部分任务,从而减少

<sup>①</sup> 附图A1中展示了ChatGPT在百度搜索词指数中的趋势。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。

<sup>②</sup> 中共宁夏区委社会工作部,“灵活就业群体超2.4亿人!如何推动社会工作高质量发展?”,[https://nxshgzb.gov.cn/llyj/202506/t20250627\\_1015067.html?from=indexzz](https://nxshgzb.gov.cn/llyj/202506/t20250627_1015067.html?from=indexzz),访问时间:2026年3月17日。

企业对这些岗位的需求。同时,生成式人工智能提高了任务完成的效率,使企业能够优化岗位结构,加剧劳动者的竞争。因此,生成式人工智能改变了零工岗位的供需格局,对零工工资产生影响。

## (二) 文献综述

本节从以下三方面梳理相关文献:其一,技术变革如何塑造工作任务与劳动需求;其二,生成式人工智能对劳动力市场影响的实证研究;其三,基于招聘数据的微观分析。在此基础上,本节讨论了现有研究的局限,并说明本文对相关文献所作的补充与拓展。

首先,在技术变革与任务结构的经典框架中,技术通过影响具体任务的执行方式改变劳动力需求(Acemoglu and Autor, 2011; Acemoglu and Restrepo, 2018、2020)。研究表明,早期的信息技术和自动化主要替代那些可规则化、可形式化的常规任务,而与复杂分析、沟通协作等非常规任务形成互补关系(Autor et al., 2003)。这种“任务偏向”的技术进步推动职业结构的两极化,高技能岗位扩张、中技能岗位萎缩,而低技能服务性岗位得到一定支撑(Autor and Dorn, 2013)。后续研究进一步证明,自动化在过去几十年中显著加剧了工资不平等(Acemoglu and Restrepo, 2018)。然而,生成式人工智能打破了传统“可自动化任务”的边界,大语言模型展现出的语言理解、推理与生成能力,使其能够执行过去被视为“难以自动化”的认知型与非常规任务,从而扩大了潜在的替代范围。Eloundou et al.(2024)量化了美国主要职业的生成式人工智能暴露度,指出80%的美国劳动力中至少有10%的工作任务会因引入生成式人工智能而受到影响。Felten et al.(2023)基于O\*NET职业能力构建暴露度指数,发现暴露程度最高的职业集中于教育、心理咨询、艺术设计等知识密集型岗位。这些研究表明,生成式人工智能正在将自动化的边界从传统的结构化任务扩展至认知型和非结构化任务。

其次,自ChatGPT-3.5推出以来,关于生成式人工智能对劳动力市场影响的研究快速增加。已有证据显示,生成式人工智能正在重塑职业结构,并进一步加剧收入不平等(谢宇和阿维拉,2025)。基于在线自由职业平台数据,Hui et al.(2024)利用ChatGPT-3.5发布作为外生冲击,发现写作类自由职业者的接单数量和收入在短期内显著下降,且冲击对经验丰富、过往表现优异的劳动者更为明显。企业岗位实验研究揭示了生成式人工智能的生产率提升效应(Noy and Zhang, 2023),ChatGPT能大幅缩短任务完成时间并提高产出质量,且收益主要集中在能力较低的劳动者。Brynjolfsson et al.(2025)在客户服务实验中发现,生成式人工智能的应用可提升约15%的生产率。基于中国在线招聘数据,张丹丹等(2025)构建“人工智能大语言模型技术暴露指数”,发现暴露

度较高的职业不仅岗位需求增速放缓,薪资增幅也显著下降。现有研究表明生成式人工智能在不同岗位和经验层级中既能替代劳动者,也能提高生产率,但关于其在岗位层面如何影响岗位需求和工资的微观机制,尤其是在中国零工劳动力市场中的作用,仍缺乏系统证据。

最后,基于网络招聘数据的研究为理解人工智能对劳动力市场的影响提供了关键的实证证据。现有研究表明,劳动力需求会随着技术扩散而发生系统性调整。例如,陈琳等(2024)研究发现,人工智能的渗透削弱了企业对常规职业劳动力的需求,同时提升了对非常规、认知型岗位的需求。Babina et al.(2023)基于大规模简历与招聘数据构建企业人工智能投资指标,发现采用人工智能的企业普遍出现人力资本升级、岗位结构向初级与高技能两端调整,并伴随更高的销售与创新表现。Acemoglu et al.(2022)利用 Burning Glass 数据构建任务暴露度指标,发现高暴露企业在非人工智能岗位上的招聘减少,但总体就业并未出现显著收缩。进一步,Hampole et al.(2025)发现人工智能对企业的影响主要体现在内部任务的重新分配,而非导致净就业规模的下降。然而,这些研究主要关注正式岗位的企业招聘与任务调整,缺乏对零工就业岗位的分析。而零工就业岗位通常具有临时性和灵活性的特点,这使得其对生成式人工智能的响应机制与正式岗位不同。

在现有文献基础上,本文做出了三方面的拓展:首先,聚焦零工劳动力市场,识别生成式人工智能的技术创新对零工工资的短期效应,为理解技术冲击在非正式、平台型岗位的作用提供直接证据。其次,基于《职业分类大典》的任务描述构建零工岗位的生成式人工智能暴露度,并从企业劳动力需求、岗位结构及劳动力供给三个维度分析工资变动机制,拓展了生成式人工智能对零工工资作用机制的理解。最后,利用中国零工招聘数据提供的微观证据,展示生成式人工智能技术创新如何影响零工劳动力市场,为技术扩散初期的劳动力市场调整提供政策建议。

### 三、实证研究设计

#### (一) 数据来源

本文使用的零工招聘数据来源于58同城网络兼职招聘平台,涵盖了2022年7月至2023年6月期间发布的招聘广告。该招聘数据包含企业名称、岗位名称、工作地点、薪资水平等关键信息。相较于传统劳动力调查数据,招聘数据具有更广泛的覆盖性和更强的时效性。在此基础上,本文将招聘数据与天眼查数据库进行匹配,通过企业名称获取企业所属行业、成立年份、注册资本、实缴

资本等基本信息。进一步,根据招聘岗位所在地区匹配国家统计局公布的地区层面月度与季度数据,包含居民消费价格指数、地区生产总值、居民人均可支配收入、居民人均消费支出。同时,本文从部分省市人力资源和社会保障部门获取了公开的各季度求职人数,以构造劳动力供给数据。<sup>①</sup>此外,本文所使用的各地级市月度新增新冠肺炎感染人数来源于新浪新闻疫情专题频道<sup>②</sup>,将各城市月度新增感染人数作为该地区疫情防控等级的代理变量。最终,获得了约515万条有效的零工招聘数据。

## (二) 零工招聘数据处理

### 1. 零工岗位名称的标准化

在零工招聘数据中,各企业发布零工岗位名称十分混乱。然而,实证分析需要将零工招聘数据中的岗位准确分类至相应标准职业。目前主要有以下两种招聘岗位标准化分类思路:一是基于招聘信息中描述的具体工作内容,与美国O\*NET职业信息数据库中的“详细工作活动”或“工作任务”进行匹配,将国内市场上的招聘岗位映射到美国的标准职业分类O\*NET数据库(陈琳等,2024);二是基于工作任务内容的相似性,将国内市场上的招聘岗位映射到中国《职业分类大典》中的标准职业分类体系。由于O\*NET数据库主要针对美国劳动市场,其分类标准不完全适用于中国的职业体系。因此,本文选择使用2022年版《职业分类大典》作为职业分类标准。

### 2. 岗位名称标准化流程

本文采用机器学习方法对职业进行分类,以实现零工岗位向标准职业体系的映射。具体流程如下<sup>③</sup>:第一阶段,对包含详细岗位职责与工作内容描述的零工岗位样本进行人工标注,构建训练数据集。第二阶段,基于训练集,利用岗位名称、企业名称等信息训练多种机器学习模型,用于预测零工岗位对应的标准职业名称,并比较不同模型在验证集上的预测性能,从而选择最优模型。第三阶段,将最优模型应用于未标注的预测集数据,完成对所有零工岗位标准职业名称的映射,实现零工招聘岗位的标准化分类。

<sup>①</sup> 由于公布劳动力供给数据的城市有限,该数据仅包含8个省级行政区(含自治区、直辖市)的23个城市:广州市、佛山市、惠州市、北京市、北海市、南宁市、南昌市、崇左市、无锡市、来宾市、柳州市、桂林市、梧州市、沈阳市、河池市、济宁市、玉林市、百色市、贵港市、贵阳市、贺州市、钦州市、防城港市。此外,由于政府公开的劳动力供给数据为季度数据,为了与企业招聘月度数据保持一致,本文采用线性插值法将季度求职人数扩展为月度数据。

<sup>②</sup> 新浪新闻疫情专题频道; [https://news.sina.cn/zt\\_d/yiqing0121?vt=4](https://news.sina.cn/zt_d/yiqing0121?vt=4), 访问时间:2022年12月15日。该专题整合并发布了国家及各省市卫生健康委员会等官方渠道公开披露的疫情通报信息。

<sup>③</sup> 本文采用机器学习模型对零工岗位进行标准职业预测的详细步骤,可以参照附录I中《职业分类大典》(2022年版)职业分类规则以及附录II中零工招聘数据职业分类过程。

表1展示了采用十折交叉验证法计算出的不同机器学习模型的准确率和标准差,本文最终采用随机森林模型进行零工岗位标准职业预测。原因在于:首先,在所有模型中,随机森林模型的分类准确率(97.55%)及其标准差(0.046%)均表现突出,说明相较于其他模型,随机森林模型能够更准确且稳定地预测职业分类。其次,随机森林模型无需严格满足线性关系、低多重共线性等假设,对实际数据的复杂特征与潜在关联适应性更强。零工平台的文本数据缺乏清晰的信息表达规则、内容维度高,且不同职业与文本内容之间存在复杂、非线性的对应关系,该模型更适合职业分类预测这一复杂任务。已有研究也证实,随机森林模型在岗位文本分类任务中表现良好(Panurug and Rattanasiriwongwut, 2021)。最终,本文利用随机森林模型对所有未标注职业名称的零工岗位进行预测,将全部零工岗位标准化为《职业分类大典》中的152个职业细类。此外,本文还在稳健性检验中通过多数投票法综合了逻辑回归、支持向量机、贝叶斯和随机森林四种机器学习算法的职业预测结果,以确保预测结果的稳健性。

表1 不同机器学习模型的分类效果

机器学习模型	准确率	标准差
贝叶斯	96.415%	0.103%
支持向量机	96.199%	0.162%
逻辑回归	96.012%	0.342%
随机森林	97.550%	0.046%

### (三) 构造生成式人工智能暴露度指数

为测算不同的零工职业受生成式人工智能的影响程度,本研究参考 Eloundou et al.(2024)和张丹丹等(2025)的相关研究,根据以下步骤构建生成式人工智能暴露度指数(以下简称GAI暴露度指数):首先,对职业的工作任务进行拆分;其次,依据职业中所包含的每一项任务的具体内容描述,借助大语言模型ChatGPT评估其受生成式人工智能技术的影响程度,根据职业中每个任务受到生成式人工智能的影响程度,将其划分为四个等级,分别为无暴露、直接暴露、间接暴露以及图像暴露<sup>①</sup>,并基于不同的暴露等级赋予各任务相应的分值;最后,对同一职业下所有任务的分值进行加权平均处理,合成职业层面的GAI

<sup>①</sup> 图像暴露并不是指使用ChatGPT直接处理图像,而是指使用ChatGPT等类似大语言模型结合具备图像识别或生成能力的其他软件或系统去辅助完成任务。

暴露度指数<sup>①</sup>,该暴露度指数的取值区间为 $[0,1]$ <sup>②</sup>:取值0代表该职业中每一项任务的完成时间不受生成式人工智能的影响,取值1代表该职业中每一项任务的完成时间在确保相同完成质量的前提下至少缩短一半。

为了区分处理组和对照组,本文进一步将职业GAI暴露度指标进行二元化处理:当GAI暴露度指数 $\geq 0.5$ 时,定义为高GAI暴露度职业( $Treat=1$ );否则为低GAI暴露度职业( $Treat=0$ )。图1展示了高GAI暴露度职业名称及其暴

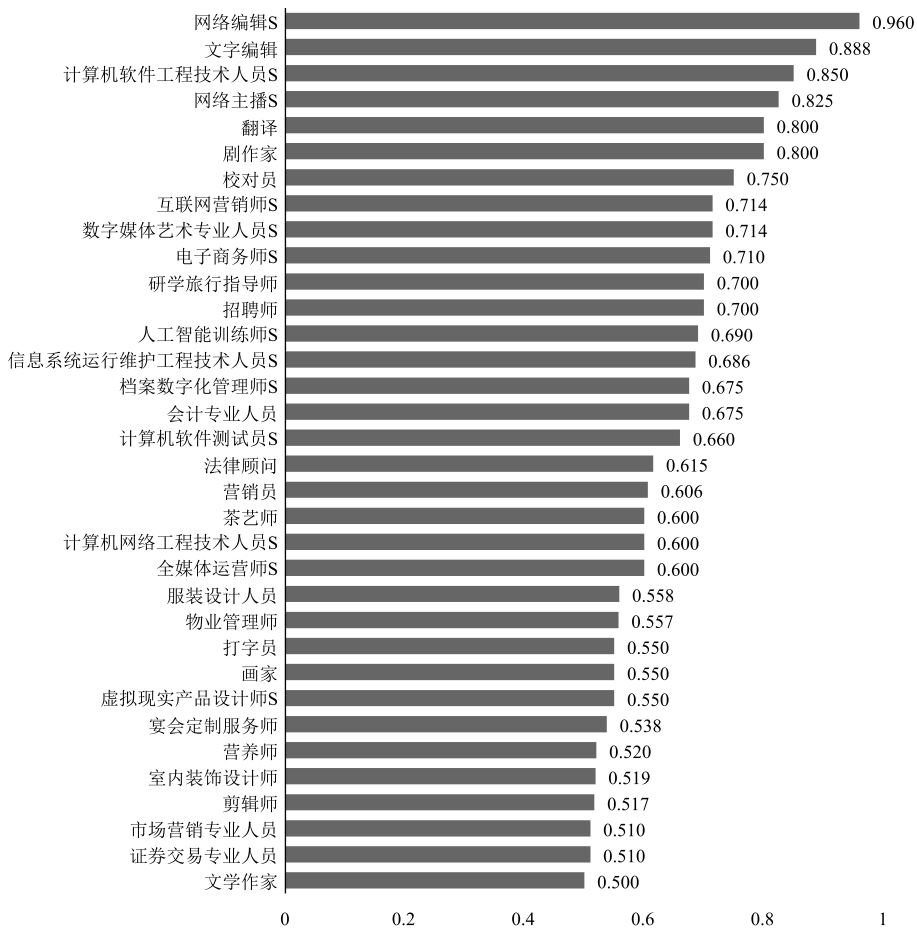


图1 高GAI暴露度的职业名称及其指数

注:职业名称后含有“S”标识的职业为数字职业。

① 生成式人工智能暴露度指数构建过程中任务的暴露度等级判定、分值及职业GAI暴露度计算公式,详见附录Ⅲ中的生成式人工智能暴露度指数构建说明。

② 考虑到GPT对任务暴露等级判定过程存在一定随机性,本文对每个职业任务进行了10次独立重复判定,并据此分别计算出10组职业层面的GAI暴露度指数。最终,取10组职业GAI暴露度指数的平均值作为该职业GAI暴露度的得分,以提升测算结果的稳定性。

露度<sup>①</sup>,这些职业与其他研究中识别的受生成式人工智能影响较大的职业相近(Demirci et al., 2025; Hui et al., 2024; Eloundou et al., 2024),说明结果具有较高的可信度。高GAI暴露度职业的核心工作与认知能力高度相关。典型职业包括网络编辑(0.96)、文字编辑(0.888)、计算机软件工程技术人员(0.85)、网络主播(0.825)、翻译(0.80)、剧作家(0.80)等,这类职业的任务以文本生成、信息处理、代码开发、语言转换等认知型任务为主。生成式人工智能通过快速生成相关内容或解决方案辅助人类高效完成工作,进而大幅缩短该类职业的工作耗时。

#### (四) 模型设定与变量选取

为考察以ChatGPT大语言模型为代表的生成式人工智能技术冲击对零工工资的影响,本文采用以下双重差分模型进行回归分析:

$$Wage_{it} = \beta_0 + \beta_1 Treat_i \times Post_t + X_{it} + \delta_i + \delta_t + \delta_c + \epsilon_{it}, \quad (1)$$

其中,被解释变量 $Wage_{it}$ 表示职业 $i$ 在 $t$ 月份发布的零工招聘工资。核心解释变量为交互项 $Treat_i \times Post_t$ ,具体来说, $Treat_i$ 为处理组虚拟变量, $Treat_i = 1$ 表示该职业为高GAI暴露度职业,否则为0; $Post_t$ 为时间虚拟变量,当 $t$ 在2022年12月及以后为1,否则为0。回归系数 $\beta_1$ 反映了ChatGPT-3.5发布前后,高GAI暴露度职业与低GAI暴露度职业间的零工工资变化的相对差异。 $X_{it}$ 为一系列控制变量,其中,地区层面的控制变量包括零工招聘岗位所在城市对应的居民消费价格指数、地区生产总值、居民人均可支配收入、居民人均消费支出;公司层面控制变量为企业成立年限。此外, $\delta_i$ 、 $\delta_t$ 、 $\delta_c$ 分别表示职业、月份、城市固定效应<sup>②</sup>。在模型误差项的处理上,由于不同职业间的零工工资存在异方差,且同一职业在不同时间段内的零工工资水平存在自相关,故将模型的误差项 $\epsilon_{it}$ 聚类到职业层面。

#### (五) 变量的描述性统计

表2展示了主要变量定义及其描述性统计结果。本文共获取了2022年7月至2023年6月期间的5147530个有效零工招聘样本。其中,企业层面的变量存在部分数据缺失,样本量有所减少。为了避免极端值对实证结果的干扰,本文对以货币为单位的连续变量进行了1%水平的缩尾处理。

① 注意到少数职业(如茶艺师、画家)的GAI暴露度与人们对这些职业的印象不一致,这是因为《职业分类大典》对这类职业的任务描述与生成式人工智能的功能存在较强适配性。以茶艺师为例,《职业分类大典》中的任务包含鉴别茶叶品质、设计茶艺表演流程、介绍茶叶知识等标准化任务,这些任务可以使用生成式人工智能辅助完成,导致这类职业的GAI暴露度相对较高。

② 在基准回归中未加入企业固定效应,但在附录IV提供加入企业固定效应后的稳健性检验结果。

表2 变量定义及描述性统计

变量名称	变量定义	样本数	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>Wage</i>	零工招聘工资(元/日)	5 147 530	198.513	67.348	35	299
<i>Treat</i>	高 GAI 暴露度职业取 1, 否则取 0	5 147 530	0.043	0.203	0	1
<i>GAI_Index</i>	生成式人工智能暴露度指数	5 147 530	0.165	0.135	0	0.960
<i>Post</i>	2022 年 12 月及以后取 1, 否则取 0	5 147 530	0.689	0.463	0	1
<i>Post_WX</i>	2023 年 3 月及以后取 1, 否则取 0	5 147 530	0.386	0.487	0	1
<i>Demand</i>	岗位需求数量(个)	463 707	11.068	51.161	1	3 370
<i>Share_firm</i>	企业职业占比(%)	463 707	81.692	32.698	0.032	100
<i>Share_city</i>	城市职业占比(%)	463 707	0.924	3.109	0.007	87.273
<i>lncovid</i>	新增感染人数对数	5 010 712	0.822	1.694	0	9.973
<i>Jobseeker</i>	求职人数(万人)	542 829	24.096	64.608	0.092	265.880
<i>CPI</i>	居民消费价格同比指数	5 147 530	101.521	0.604	100.100	103.700
<i>GDP</i>	地区生产总值(万亿元)	5 147 530	3.535	2.987	0.181	12.951
<i>DPI</i>	居民人均可支配收入(万元)	5 147 530	2.400	1.311	0.633	6.030
<i>PCE</i>	居民人均消费支出(万元)	5 147 530	1.556	0.848	0.482	3.897
<i>Age</i>	企业成立年限	5 147 530	1.857	3.054	0	64
<i>RC</i>	企业注册资本(万元)	4 823 275	376.948	869.563	1	5 000
<i>PUC</i>	企业实缴资本(万元)	623 512	945.933	2 086.714	1	13 000

图 2 展示了零工工资变化与生成式人工智能暴露度关系的散点图。散点图的拟合线表明,两者呈负相关关系:暴露度较低职业在技术冲击前后的工资变动幅度较小;而暴露度较高职业在冲击前后的工资下降幅度较大。尤其在仅包含高暴露度的职业样本中,拟合线的下降趋势更加明显,说明高暴露度职业受生成式人工智能冲击更为显著,其工资水平在冲击后呈现更大幅度的下降。这为生成式人工智能暴露度与零工工资负相关的关系提供了直观的证据。

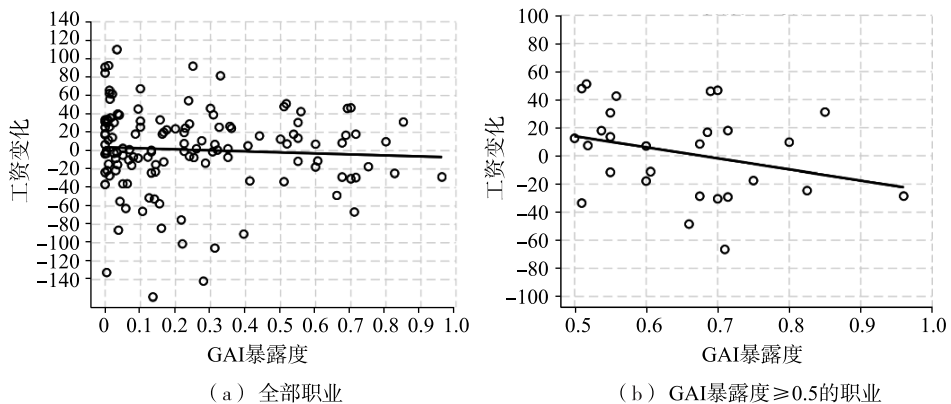


图2 零工工资变化与 GAI 暴露度

注:横轴为职业的 GAI 暴露度,纵轴为 ChatGPT-3.5 发布前后该职业平均工资的差值。图 2(a)包含全部职业,图 2(b)仅显示 GAI 暴露度大于等于 0.5 的职业。

## 四、实证结果与分析

### (一) 基准回归

生成式人工智能技术冲击对高 GAI 暴露度职业工资的影响如表 3 所示。表 3 的第(1)—(4)列逐步加入月份固定效应、职业固定效应、控制变量以及城市固定效应进行回归,并将标准误聚类到职业层面。从加入所有固定效应和控制变量的第(4)列结果可以看出,交互项  $Treat \times Post$  的系数估计值在 1%水平上显著为负,说明生成式人工智能对以认知型零工职业为代表的高 GAI 暴露度职业工资产生了显著的负面影响。具体而言,高 GAI 暴露度职业的零工工资下降了 39.545 元,约占零工工资均值的 19.9%,该下降幅度在经济上具有显著意义。

表 3 基准回归结果

	工资 (1)	工资 (2)	工资 (3)	工资 (4)
$Treat \times Post$	-49.260*** (12.200)	-45.209*** (10.490)	-43.360*** (10.993)	-39.545*** (12.456)
控制变量	否	否	是	是
月份固定效应	是	是	是	是
职业固定效应	否	是	是	是
城市固定效应	否	否	否	是
样本量	5 147 530	5 147 530	5 147 530	5 147 530
调整后 R <sup>2</sup>	0.456	0.511	0.534	0.569

注:括号内为聚类到职业层面的稳健标准误;\*、\*\*和\*\*\*分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著,下表同。

### (二) 事前趋势检验

本文将 2022 年 11 月 30 日 ChatGPT-3.5 发布作为冲击,通过事件研究法对零工工资的事前趋势和事后动态效应进行检验。具体而言,本文以 2022 年 12 月为受到冲击的第 0 期<sup>①</sup>,估计如下方程:

① 对于冲击时点的选择,本文对其进行了一系列安慰剂检验,回归结果参见附录 V。

$$Wage_{it} = \beta_0 + \sum_{j=-5}^{-1} \beta_j Pre_j \times Treat_i + \sum_{k=1}^6 \beta_k Post_k \times Treat_i + X_{it} + \delta_i + \delta_t + \delta_c + \varepsilon_{it}, \quad (2)$$

其中,  $j = -5, \dots, -1$  为冲击发生前的时段,  $k = 1, \dots, 6$  为冲击发生后的时段。参照基准期设定的主流做法(张子尧和黄炜, 2023), 将冲击发生的前一期  $j = -1$  作为基准期, 基准期的数值为 0。 $Pre_j$  和  $Post_k$  分别为冲击前第  $j$  个月和后第  $k$  个月的虚拟变量, 对应时间段内取 1, 否则取 0。

基于式(2), 图3汇报了事前趋势检验的动态效应, 结果表明, 在 ChatGPT-3.5 发布前, 处理组和对照组之间的零工工资并无显著的差异, 即未拒绝事前趋势平行的假设。ChatGPT-3.5 发布后的第 0 期及第 1 期, 处理组的动态效应系数均不显著, 这意味着生成式人工智能对工资的冲击存在滞后性, 这可能源于 ChatGPT 在中国市场面临的使用限制等因素, 导致技术扩散与应用存在时滞。自冲击后第 2 期起, 动态效应系数持续显著为负, 且系数绝对值呈逐步递增态势, 表明 ChatGPT-3.5 对高 GAI 暴露度职业的零工工资产生了显著的持续负向影响。这反映出生成式人工智能对零工工资的影响并非短期扰动, 而具有结构性调整的趋势。

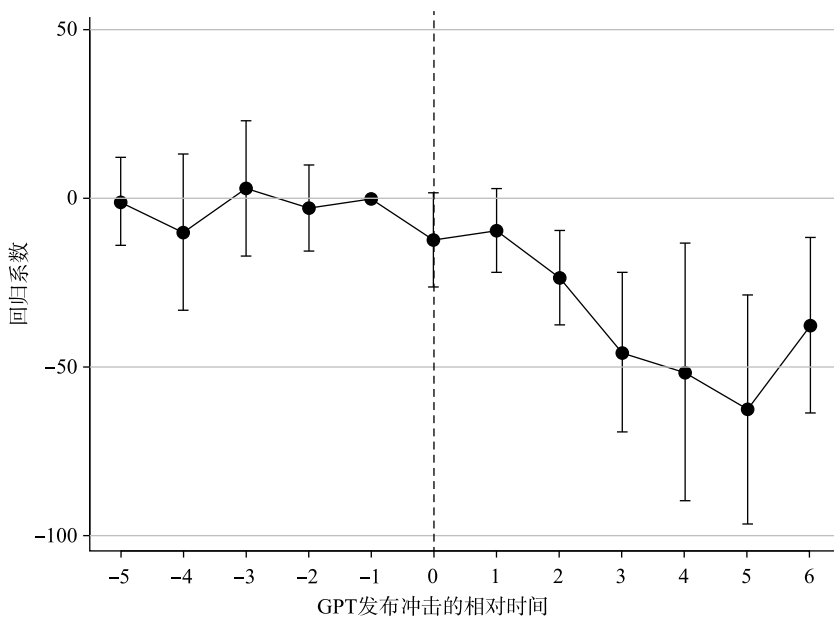


图3 事前趋势检验

注: 实心点表示式(2)的估计系数  $\beta_j$  和  $\beta_k$ , 短竖线为聚类到职业层面稳健标准误对应的 95% 上下置信区间。此外, 为缓解基期选择的偶然性, 本图采用去均值化的方法绘制。

### (三) 排除其他事件影响

通过梳理研究期间可能对估计结果产生混淆效应的其他事件,本小节重点讨论影响估计结果的两个干扰事件,分别为其他生成式人工智能技术的推出与新冠疫情对劳动力市场的影响。

#### 1. 其他生成式人工智能技术的干扰

本文通过整理所有生成式人工智能技术的发布时间,识别出两个影响较大的生成式人工智能模型,分别是 ChatGPT-4 和百度文心一言,这两项技术均在 2023 年 3 月发布。因此本文采取以下两种方式来排除这两项生成式人工智能技术所带来的干扰。

第一,控制后续生成式人工智能技术的干扰。为控制 ChatGPT-4 和文心一言对零工工资水平的潜在影响,本文使用  $Post\_WX$  来代表 ChatGPT-4 和文心一言发布的时间虚拟变量,并在基准回归模型中加入交互项  $Treat \times Post\_WX$ 。具体来说,以这两项生成式人工智能技术发布的时间 2023 年 3 月为节点,在此之后,  $Post\_WX$  取值为 1,在此之前取值为 0。这个模型能够分别识别不同生成式人工智能发布时点的技术冲击,表 4 的第(1)列展示了相应的回归结果,其中  $Treat \times Post$  的交互项系数反映了 ChatGPT-3.5 对零工工资水平的影响,而  $Treat \times Post\_WX$  的交互项系数反映了 ChatGPT-3.5、ChatGPT-4 和文心一言等生成式人工智能技术对零工工资的综合影响。

从表 4 第(1)列可以看出,  $Treat \times Post$  的估计系数依然显著,但数值比基准回归系数减小了一半,其原因在于该估计系数的识别区间被限定于 2022 年 12 月至 2023 年 2 月,仅捕捉了此时间段内 ChatGPT-3.5 对认知型职业零工工资的短期效应,未涵盖 2023 年 3 月后的效应。而  $Treat \times Post\_WX$  的系数同样显著,且其绝对值大于  $Treat \times Post$  的系数绝对值。这表明,2023 年 3 月后,随着 ChatGPT-4 与文心一言的同步推出,生成式人工智能技术的冲击进一步叠加,强化了对认知型职业工资的负向冲击。

第二,剔除 2023 年 3 月及以后的样本。为了排除后续生成式人工智能技术(如 ChatGPT-4、文心一言等)对零工工资的潜在影响,以及避免因加入新的交互项,而引入更多的识别假设,本文剔除 2023 年 3 月及以后的样本重新进行回归,这样可以排除其他新出现的生成式人工智能技术对劳动力市场的影响。表 4 的第(2)列为相应的回归结果,在加入控制变量后,  $Treat \times Post$  的系数为 -18.34,且在 1%水平上显著。该系数与前一种采用加入  $Treat \times Post\_WX$  交互项的结果相近,进一步验证了 ChatGPT-3.5 对零工工资影响的稳健性。

综上所述,无论是通过加入新的交互项  $Treat \times Post\_WX$ ,还是剔除 2023 年 3 月及以后的样本来排除其他生成式人工智能技术的干扰,ChatGPT-3.5 发

布对零工工资水平的负面影响依然显著,说明基准回归的结论具有稳健性。

表4 排除其他生成式人工智能技术干扰的回归结果

	加入新交互项 (1)	剔除2023年3月及以后样本 (2)
$Treat \times Post$	-16.008*** (3.215)	-18.340*** (4.707)
$Treat \times Post_{WX}$	-38.345** (16.926)	
控制变量	是	是
月份固定效应	是	是
职业固定效应	是	是
城市固定效应	是	是
样本量	5 147 530	3 162 731
调整后 R <sup>2</sup>	0.571	0.571

## 2. 新冠疫情对劳动力市场的影响

由于样本期与中国新冠疫情阶段存在重叠,疫情可能通过影响零工劳动力市场的供需结构,对因果效应识别产生潜在混杂效应。疫情对劳动力市场的影响具有阶段性:2022年12月前,各地区根据风险等级实施差异化人员流动管控;12月后,防控政策发生重大调整,人员流动限制全面放松,且前期风险等级越高的地区放开幅度越大。鉴于此,本文采取了以下两种方法来剔除疫情的干扰。

第一,新冠疫情防控期间,在2022年12月以前,我国各地区基于疫情风险等级实施差异化人员流动管制,各地区对高风险疫情地区的人员流动管制比对中低风险地区的管制更加严格。<sup>①</sup>由于疫情风险等级的划分跟所在地区当月新增新冠感染人数直接相关,为控制这一影响,在表5第(1)列中引入各地级市当月新增新冠感染人数的对数以衡量疫情风险等级。回归结果显示,核心解释变量  $Treat \times Post$  的系数显著为负,并且系数大小与基准回归相近,表明在控制疫情防控政策对劳动力市场的影响后,生成式人工智能对零工工资的负向效应依然显著,且作用强度并未减少,验证了基准回归结论的可靠性。

第二,新冠疫情防控政策调整阶段,在2022年12月后,我国对新冠疫情

<sup>①</sup> 参考国务院于2020年6月25日发布的《关于做好精准健康管理推进人员有序流动的通知》中对于不同风险地区的人员流动管理规定。

防控政策进行了重大调整<sup>①</sup>,人员流动限制随之解除。由于该时间节点与 ChatGPT-3.5 的发布时间接近,两者可能同时影响零工劳动力市场,对识别带来潜在干扰。理论上,该政策调整对处理组影响有限,因为该政策主要作用于需要线下作业的零工,而处理组的认知型岗位具备远程化和灵活化特征,对流动限制的敏感度较低。尽管如此,为控制可能的影响,本文在表5第(2)列中构建了三重差分模型,三重差分项是由处理组、处理时间以及该地区政策调整当月新增新冠感染人数的对数三者的交乘项构成。回归结果显示,三重交互项系数并不显著,表明疫情防控政策放松幅度与生成式人工智能技术冲击之间未形成显著的交互影响。核心解释变量  $Treat \times Post$  的系数仍在1%水平上显著为负,并且系数大小与基准回归相近,说明 ChatGPT-3.5 对零工工资的负向影响并非由疫情政策调整所引致,疫情政策对劳动力流动的影响也未能显著削弱该技术对零工工资的负向冲击。

表5 剔除疫情冲击影响后的结果

	控制疫情强度	三重差分
	(1)	(2)
$Treat \times Post$	-40.364*** (12.649)	-40.490*** (13.075)
$Incovid$	2.105*** (0.639)	2.407*** (0.679)
$Treat \times Post \times Incovid$		3.859 (3.121)
$Post \times Incovid$		-1.227 (0.927)
$Treat \times Incovid$		0.753* (0.394)
控制变量	是	是
月份固定效应	是	是
职业固定效应	是	是
城市固定效应	是	是
样本量	5 010 712	5 010 712
调整后 R <sup>2</sup>	0.571	0.571

<sup>①</sup> 参考国务院于2022年12月7日发布的《关于进一步优化落实新冠肺炎疫情防控措施的通知》中对于优化各项防控措施的规定。

#### （四）稳健性检验

为验证基准回归结果的可靠性,本文进行了多角度的稳健性检验。①更改职业GAI暴露度的计算方式,通过调整不同暴露等级任务的赋分方式调整职业GAI暴露度;②更改处理组构造方式,将处理组由二元处理组改为不同形式的连续型处理组;③替换被解释变量;④更换职业预测的机器学习算法,采用多种机器学习算法进行多数投票法重新预测零工岗位对应的标准职业名称;⑤将零工工资前置一期,以考察技术冲击对工资的滞后效应;⑥仅以“岗位名称”为依据进行机器学习职业预测,以检验机器学习算法的稳健性;⑦更换标准误聚类层级至企业、城市和省份;⑧加入行业-月份和行业-职业高维固定效应;⑨更换企业层面的控制变量。上述稳健性检验结果见附录VI,所有结果均表明基准回归结果具有稳健性。

#### （五）异质性检验

本节从劳动者特征与岗位属性两个维度分析生成式人工智能技术冲击是否对不同群体与不同岗位的工资存在异质性影响。限于篇幅,下文仅阐述异质性分析的理论依据与预期结果,所有实证结果均与理论预期一致,详细的实证过程与结果见附录VII。

##### 1. 收入水平

传统技术变革通常认为低收入岗位更容易被技术替代。然而,生成式人工智能对高收入岗位的任务替代能力更强,导致其工资下降幅度更大。首先,生成式人工智能显著降低了执行任务的技术门槛,从而削弱了高收入零工的技能溢价。高收入零工岗位通常依赖文案撰写、逻辑推理、策略制定等高技能任务,然而,生成式人工智能在这些任务上展现出了接近甚至超越人类中等专业水平的能力(Eloundou et al., 2024)。这一技术门槛的降低扩大了相关岗位的劳动力供给,削弱了高技能岗位的议价能力,导致高收入零工岗位工资下降。其次,企业出于成本优化的考量,倾向于优先调整高收入岗位的用工需求,减少对高成本劳动力的依赖。在这一过程中,许多依赖专业知识的任务被生成式人工智能标准化为可复制流程,使企业对高收入零工的支付意愿进一步下降;而低收入岗位的替代空间有限、工资降幅较小。

##### 2. 工作场景

线上岗位通常依赖于互联网平台展开、支持远程办公,生成式人工智能可以被迅速整合到线上工作流程中,对文本撰写、图像设计等内容型线上任务产生较大替代冲击,进而导致线上岗位工资显著下降。而线下岗位通常需要在特定的物理环境中完成工作,生成式人工智能对线下工作内容的替代有限。因

此,线下岗位的工资下降幅度较小。

### 3. 行业类型

根据行业的工作任务类型,可以将行业分成以下类别,第一,制造业与服务业。制造业与服务的工作任务类型与生成式人工智能的技术适配程度不同,这是导致两者工资变化差异的主要原因(Eloundou et al., 2024; Chen et al., 2025)。制造业岗位以物理操作、设备调试和现场执行为主,生成式人工智能难以直接替代,仅能在流程优化或技术支持上发挥辅助作用,因此对工资影响有限。服务业岗位依赖语言生成、内容处理、客户交互等认知型任务,与生成式人工智能契合度高,更易受到技术替代,导致工资下降更明显。第二,高技术行业与非高技术行业。高技术行业核心任务涉及创造性问题解决、专业知识与实践经验,目前生成式人工智能难以完全替代;非高技术行业主要执行重复性操作、常规流程或基础信息处理,这类任务易被替代。因此,高技术行业零工工资下降幅度小于非高技术行业。

## 五、机制分析

本文进一步从需求端与供给端两个角度探究生成式人工智能技术影响零工工资的潜在机制。为了识别其作用路径,本文构建了反映招聘需求结构的指标,并引入劳动力供给数据进行验证。

### (一) 需求端机制:招聘需求收缩与职业结构调整

为了检验零工工资下降是否源于岗位招聘需求的下降,首先,本文将企业层面岗位招聘数量作为被解释变量,将基准回归中的被解释变量替换为企业在  $c$  城市、 $t$  月份发布的  $i$  职业的招聘数量。表6第(1)列的回归结果显示,估计系数显著为负,表明认知型零工岗位(即GAI暴露度高的岗位)在受冲击后的招聘数量显著下降,这反映了生成式人工智能对企业成本优化与要素配置的影响:一方面,生成式人工智能对认知型岗位的部分任务形成直接替代效应;另一方面,生成式人工智能提高了劳动生产率,使企业倾向于收缩招聘需求。

其次,招聘需求只能反映企业对岗位需求的绝对量,为考察企业内部岗位结构是否发生调整,本文进一步采用结构性指标作为被解释变量进行回归:其一,企业职业占比,即企业在  $c$  城市、 $t$  月份发布的  $i$  职业岗位占该企业当月在该城市招聘岗位总量的比例,反映了企业内部的岗位需求结构调整;其二,城市职业占比,即企业在  $c$  城市、 $t$  月份发布的  $i$  职业岗位数量占当月该城市招聘岗位总量的比例,用于捕捉城市整体岗位需求结构的变化。

从表6第(2)列可以看出,企业职业占比的估计系数不显著,说明ChatGPT-3.5

发布后,企业对不同职业的招聘结构并未发生显著变化。这可能是因为企业在短期内可能通过减少总体招聘需求来应对技术冲击,从而导致认知型招聘岗位的占比并未发生显著的下降。表6第(3)列结果显示,城市职业占比的估计系数显著为负,说明生成式人工智能显著降低了高GAI暴露度岗位在城市总体招聘需求中的占比。这意味着在更大范围内的城市劳动力市场中,认知型岗位的需求收缩效应仍然明显。表明生成式人工智能可以通过改变城市层面职业结构的相对权重体现其技术偏向性。

表6 需求端机制分析

	岗位需求数量	企业职业占比	城市职业占比
	(1)	(2)	(3)
<i>Treat</i> × <i>Post</i>	-9.848*	2.474	-0.558*
	(5.279)	(6.703)	(0.327)
控制变量	是	是	是
月份固定效应	是	是	是
职业固定效应	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
样本量	463 707	463 707	463 707
调整后 R <sup>2</sup>	0.073	0.415	0.189

## (二) 供给端机制:短期劳动力供给波动的影响

在识别生成式人工智能对零工工资的影响机制时,有必要同时考察劳动力供给端的潜在影响。理论上,工资下降既可能源于用工需求的下降,也可能由劳动力供给的上升所致。如果不加以区分,供给端的波动带来的工资变化可能被误判为需求端的冲击。因此,本小节进一步引入劳动力供给端的数据,在表7中加入了城市层面的求职人数作为劳动力供给的代理变量。基于该供给指标,本文构建了两个回归模型用于检验供给端的影响机制。首先,直接以求职人数为被解释变量,考察生成式人工智能发布的时间点(2022年12月)是否存在劳动力供给规模显著改变。表7第(1)列结果显示,2022年12月的求职人数虽然出现上升,但在统计上并不显著。

其次,将求职人数作为控制变量纳入基准回归模型,以识别供给端变化是否会削弱生成式人工智能对零工工资的影响。表7第(2)列回归结果表明,在控制劳动力供给之后,生成式人工智能对零工工资的负向影响依然显著,并且影响的大小与基准回归接近,而求职人数对工资影响并不显著。这说明短期内劳动力供给的波动不足以解释零工工资的下降。表7第(3)列回归进一步加入

可能影响人口流动的地区疫情人数变量,结果表明,生成式人工智能对零工工资的影响与基准回归保持一致。综上所述,劳动力供给波动并非工资下降的主要原因,需求端冲击才是生成式人工智能影响零工工资的主要机制。

表7 供给端机制分析

	求职人数	工资	工资
	(1)	(2)	(3)
<i>Post</i>	0.567 (0.457)		
<i>Treat</i> × <i>Post</i>		-35.925*** (11.357)	-38.667*** (11.679)
<i>Jobseeker</i>		0.060 (0.099)	-0.005 (0.058)
<i>Incovid</i>			1.535 (1.426)
控制变量	是	是	是
月份固定效应	否	是	是
职业固定效应	否	是	是
城市固定效应	是	是	是
聚类层面	城市	职业	职业
样本量	276	542 823	502 408
调整后 R <sup>2</sup>	0.993	0.549	0.525

## 六、政策启示

本研究具有如下政策启示:第一,生成式人工智能技术创新对职业的冲击已从传统的低技能岗位延伸至认知型岗位,使后者在短期内面临收入下降和就业不稳定风险。因此,有必要尽快完善零工劳动者的制度保障。第二,生成式人工智能在短期内主要通过缩减认知型零工需求降低其工资,这可能改变职业结构并扩大职业间的收入差距。政府应关注劳动力市场结构的调整,在认知型岗位中推进针对性的职业培训与再就业支持,以缓冲技术创新带来的短期负面影响。

本研究也存在一些局限:首先,由于数据的可得性限制,本研究未能充分探讨不同类型劳动者受到生成式人工智能技术冲击的异质性影响,尤其是对蓝领工人群体的数据覆盖可能存在不足;其次,本研究的时间窗口局限于生成式人

工智能技术发布后的初期阶段,一般均衡效应以及人力资本调整需要更长时间窗口与更丰富的数据,这是未来需要进一步研究的问题;最后,由于 ChatGPT 在中国的使用存在限制,本研究的结论可能低估了真实冲击的大小。尽管如此,本研究依然为理解生成式人工智能如何重塑劳动力市场结构提供了早期证据,也为制定包容性技术转型政策提供了实证参考。

## 参考文献

- [1] Acemoglu, D., and D. Autor, "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings", In: Ashenfelter, O., and C. David (eds.), *Handbook of Labor Economics* (Vol. 4). Amsterdam: Elsevier, 2011, 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, "The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment", *American Economic Review*, 2018, 108(6), 1488-1542.
- [4] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6), 2188-2244.
- [5] Acemoglu, D., and P. Restrepo, "Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality", *Econometrica*, 2022, 90(5), 1973-2016.
- [6] Alauddin, F. D. A., A. Aman, M. F. Ghazali, and S. Daud, "The Influence of Digital Platforms on Gig Workers: A Systematic Literature Review", *Helicon*, 2025, 11(1), e41491.
- [7] 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.
- [8] Autor, D. H., F. Levy, and R. J. Murnane, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4), 1279-1333.
- [9] Babina, T., A. Fedyk, A. X. He, and J. Hodson, "Firm Investments in Artificial Intelligence Technologies and Changes in Workforce Composition", NBER Working Paper, No.w31325, 2023.
- [10] Brynjolfsson, E., D. Li, and L. Raymond, "Generative AI at Work", *The Quarterly Journal of Economics*, 2025, 140(2), 889-942.
- [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", 《管理世界》, 2024 年第 6 期, 第 74—93 页。
- [12] Chen, Q., J. Ge, H. Xie, X. Xu, and Y. Yang, "Large Language Models at Work in China's Labor Market", *China Economic Review*, 2025, 92, 102413.
- [13] Datta, N., C. Rong, S. Singh, C. Stinshoff, N. Iacob, N. S. Nigatu, M. Nxumalo, and L. Klimaviciute, *Working Without Borders: The Promise and Peril of Online Gig Work*. Washington, DC: World Bank, 2023.
- [14] Daud, S. N. M., Z. Osman, S. Samsudin, and I. G. Phang, "Adapting to the Gig Economy: Determinants of Financial Resilience among 'Giggers'", *Economic Analysis and Policy*, 2024, 81, 756-771.

- [15] Demirci, O., J. Hannane, and X. Zhu, "Who Is AI Replacing? The Impact of Generative AI on Online Freelancing Platforms", *Management Science*, 2025, 71(10), 8097-8108.
- [16] Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock, "GPTs Are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs", *Science*, 2024, 384(6702), 1306-1308.
- [17] Felten, E. W., M. Raj, and R. Seamans, "Occupational Heterogeneity in Exposure to Generative AI", *Social Science Research Network*, No.4414065, 2023.
- [18] Hampole, M., D. Papanikolaou, L. D. W. Schmidt, and B. Seegmiller, "Artificial Intelligence and the Labor Market", NBER Working Paper, No.w33509, 2025.
- [19] Howcroft, D., and P. Taylor, "Automation and the Future of Work: A Social Shaping of Technology Approach", *New Technology, Work and Employment*, 2023, 38(2), 351-370.
- [20] Hui, X., O. Reshef, and L. Zhou, "The Short-Term Effects of Generative Artificial Intelligence on Employment: Evidence from an Online Labor Market", *Organization Science*, 2024, 35(6), 1977-1989.
- [21] Kanbach, D. K., L. Heiduk, G. Blueher, M. Schreiter, and A. Lahmann, "The GenAI Is Out of the Bottle: Generative Artificial Intelligence from a Business Model Innovation Perspective", *Review of Managerial Science*, 2024, 18(4), 1189-1220.
- [22] Noy, S., and W. Zhang, "Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence", *Science*, 2023, 381(6654), 187-192.
- [23] Panurug, D., and M. Rattanasiriwongwut, "Text Classification Analysis by Machine Learning Job Segmentation Algorithm", *International Journal of Entrepreneurship*, 2021, 25(4S), 1-10.
- [24] Wang, J., F. L. Cooke, and Z. Lin, "Informal Employment in China: Recent Development and Human Resource Implications", *Asia Pacific Journal of Human Resources*, 2016, 54(3), 292-311.
- [25] Wu, Q., H. Zhang, Z. Li, and K. Liu, "Labor Control in the Gig Economy: Evidence from Uber in China", *Journal of Industrial Relations*, 2019, 61(4), 574-596.
- [26] 谢宇、索菲娅·阿维拉, "基于大语言模型的生成式人工智能的社会影响", 《经济学》(季刊), 2025年第2期, 第273—292页。
- [27] 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。
- [28] 张子尧、黄炜, "事件研究法的实现、问题和拓展", 《数量经济技术经济研究》, 2023年第9期, 第71—92页。
- [29] 中国互联网络信息中心, 《生成式人工智能应用发展报告(2025)》。北京: 中国互联网络信息中心, 2025年。
- [30] 中国互联网络信息中心, 第57次《中国互联网络发展状况统计报告》。北京: 中国互联网络信息中心, 2026年。

# The Impact of Generative Artificial Intelligence on Gig Workers' Wages

ZHANG Yi JIANG Shan\*

(Guangdong University of Technology)

**Abstract:** This study employs the DID model to explore the impact of generative artificial intelligence technological innovation on gig workers' wages. After the release of ChatGPT-3.5 on November 30, 2022, the highly exposed occupations severely affected are concentrated in cognitive gig positions. The daily wage of these positions has significantly decreased by 19.9%. Furthermore, positions with high incomes, online-based work, those in the service industry, and non-high-tech sectors have experienced more pronounced impacts. Mechanism analysis indicates that the decline in wages is mainly driven by a reduction in job demand and the adjustment of occupational structures at the city level.

**Keywords:** generative artificial intelligence exposure; cognitive tasks; gig economy

**JEL Classification:** J23, O33, C23

---

\* Corresponding Author: JIANG Shan, School of Economics, Guangdong University of Technology, No. 161 Yinglong Road, Guangzhou, Guangdong 510520, China; Tel: 86-20-87080256; E-mail: 2112311008@mail2.gdut.edu.cn.