生成式人工智能如何影响中国劳动力薪资

郑世林　黄　晴　朱　丽*

内容提要　本文以生成式人工智能为研究对象，基于招聘平台岗位大数据，采用双重差分方法考察其对中国劳动力市场的影响。研究发现，生成式人工智能应用显著降低了岗位平均薪资。机制研究表明，现阶段其岗位替代效应大于生产率提升效应，是构成薪资下行的主要渠道。异质性分析发现，对软技能要求不高、认知型的岗位薪资下降更为明显；相比之下，依赖现场服务与人际交互的岗位薪资则有所上升。生成式人工智能在替代部分岗位的同时，亦带动了云网智能运维员、生成式人工智能系统应用员等新兴职业的岗位需求增长，体现出技术变革的创造性破坏特征。本文建议，应强化就业动态监测与完善多层次社会保障体系，积极培育新质生产力所需的职业类型，促进劳动力市场平稳转型。

关 键 词　生成式人工智能　劳动力市场　劳动力薪资　岗位替代效应　生产率提升效应

一　引言

2022年11月30日，OpenAI公司推出一款自然语言人机交互应用ChatGPT，其卓越的生成能力迅速引起了全球关注。随后，Gemini、文心一言、

*　郑世林：中国社会科学院中国式现代化研究院　中国社会科学院大学应用经济学院；黄晴（通讯作者）：香港科技大学（广州）社会枢纽；朱丽：北京大学国家发展研究院　电子信箱：zhengsl@cass.org.cn（郑世林），qhuang663@connect.hkust-gz.edu.cn（黄晴），paperlizhu@nsd.pku.edu.cn（朱丽）。

作者感谢国家社会科学基金重大项目“人工智能技术变革对我国经济社会发展的影响及对策研究”（24&ZD049）的资助。感谢匿名审稿专家提出的宝贵意见。当然，文责自负。

Copilot、LLaMA、SAM等各种生成式人工智能模型不断涌现，标志着生成式人工智能时代到来。尽管生成式人工智能技术显著提升了生产效率，但其快速发展也引发了学界对劳动力替代加速的担忧（Felten *et al.*，2023；Eloundou *et al.*，2024；Autor *et al.*，2024）。当前，中国劳动力市场面临就业难的突出挑战，《中华人民共和国国民经济和深化发展第十五个五年规划纲要》明确提出，要“综合应对外部环境变化和人工智能等新技术发展对就业的影响”。那么，生成式人工智能技术的发展将如何影响劳动力市场？如何规避由此带来的劳动收入下降及大规模失业风险？回答这些问题，不仅有助于深入理解生成式人工智能技术对就业造成的冲击，也有利于推动劳动力市场结构转型。

回顾历史，技术进步对劳动力市场产生了岗位替代，但也具有岗位创造效应。工业革命期间，蒸汽机的出现替代了大量标准化劳动和简单重复工作。例如，纺织机器的应用替代了大量纺织工人（Chapman，1990），汽车的出现取代了马夫，蒸汽船降低了对纤夫等体力型搬运工的需求（Allen，2009），自动拨号技术减少了人工接线员的数量（Feigenbaum and Gross，2024）。新技术的革命，短期内导致了体力劳动者大规模失业（Acemoglu，1998）。然而，从长期来看，机器制造革新催生了机械工程等相关职业。能源、冶金、零部件加工等上下游产业的协同发展进一步促进了高炉工匠、精密零部件钳工、电气工程师等新兴职业的出现。同时，随着新型工业技术的发展，服务业衍生出商场售货员、仓库管理员、物流调度员等新职业（Feinstein，1998）。Autor（2019）认为工业革命实际上创造了大量新岗位，从而抵消了短期内技术进步带来的岗位替代效应。

20世纪末期以来，计算机技术大幅提升了信息交互与协同的效率，其基于预设程序，按指令完成信息处理，能够快速完成数据计算、文件存储等任务。Atalay *et al.*（2018）发现，企业采用计算机等信息技术增加了其对非常规型技能员工的需求，同时减少了对常规型技能员工的需求。随着企业使用计算机的成本持续下降，Acemoglu and Restrepo（2019）发现其创造的岗位数量小于替代的岗位数量。然而，Autor *et al.*（2024）认为，尽管计算机技术进步减少了原有传统职业需求，但软件工程师、电子工程师等新职业的出现使得岗位数量总体保持动态均衡。

近年来，随着机器学习算法的不断优化，以小参数模型和机器人为代表的

传统人工智能加速了对传统岗位的替代。相比计算机技术，传统人工智能已能基于训练数据，自主完成图像识别和语音处理等特定领域任务，实现了从“执行指令”到“自主判断”的跨越。一些研究表明机器人主要替代了常规体力型岗位（Acemoglu and Restrepo，2020；Dinlersoz and Wolf，2024；魏宏冰等，2025），初期表现为劳动力市场整体岗位数量减少和薪资水平下降（王永钦和董雯，2020；王永钦和董雯，2023；王林辉等，2023a；Bessen *et al.*，2023；易苗等，2024）。然而，Acemoglu *et al.*（2022）通过衡量图像识别、搬运等人工智能技术与职业任务的相似度，构建了人工智能渗透度指标，发现人工智能应用增加了相关岗位数量，并减少了非相关岗位数量，总体上岗位数量无显著变化。王林辉等（2023b）进一步采用该指标研究发现，人工智能技术对常规体力职业的替代性最高，对非常规认知职业的替代性最低。陈琳等（2024）的研究则研究表明，人工智能技术增加了中国企业对非常规职业招聘数量的需求，整体上提升了劳动力岗位数量。

当前，以ChatGPT、Deepseek、文心一言为代表的生成式人工智能技术在知识提取、人机对话、创作等领域实现了革命性突破。传统人工智能结构主要依赖循环神经网络（RNN），通过前一个位置词元（token）预测下一个单词。但在处理长信息样本时，RNN容易遗漏信息开头的关键数据，导致信息处理偏差。生成式人工智能采用Transformer结构，能够并行计算每个词元与其他所有词元的关系，从而更好地捕捉长序列信息。因此，其表现出以下新特征。一是文本理解能力强。Transformer结构同时考虑序列中所有字词信息，能够快速且准确地捕捉长序列中的语义关系。二是跨领域应用广泛。传统人工智能通常局限于图像识别和语音识别等特定任务，生成式人工智能能够同时学习图片、文字和视频等多模态信息，有助于发明者更高效地整合不同领域的知识（Bouschery *et al.*，2022；郑世林等，2024；Sedkaoui and Benaichouba，2026）。三是具有创造能力。传统人工智能主要处理重复性任务和规则化决策（Amabile，2020），但生成式人工智能能够根据指令，通过整合现有知识生成诗歌、设计图案和视频（Brynjolfsson *et al.*，2023；Bail，2024）。

部分研究开始探索生成式人工智能对于劳动力市场的影响。Felten *et al.*（2023）采用众包方法为不同职业被大语言模型替代程度进行评分，发现高暴露度职业主要为律师、分析师、教师等认知型职业。郑世林等（2023）认为，生

成式人工智能技术迭代将取代金融业、文本翻译、新闻传播行业等文本整合输出类工作。Eloundou *et al.*(2024)根据美国O*NET数据集指标,指出翻译、作家、记者、财务工作者等中高技能职业被大语言模型替代的程度最高。张丹丹等(2025)构建了中国职业层面的大语言模型暴露度,发现翻译、销售等高暴露职业的劳动需求呈现更明显的下降趋势,而家电维修工和家政清洁等低暴露职业的需求则相对上升,表明生成式人工智能不仅改变了岗位需求规模,也重塑了企业的招聘标准与内部薪资结构。然而,Autor(2024)认为其仍无法完成涉及战略规划、复杂问题解决、高级创意设计、情感交流等任务,这类任务所需要的批判性思维、创新性思维、情绪管理、人际交往等能力愈发重要,未来可能会催生人工智能训练师、人机交互设计师等新职业。

随着劳动力需求的变化,生成式人工智能也对劳动力薪资产生了影响。Acemoglu and Lensman(2024)的理论研究表明,在生成式人工智能技术发展的早期阶段,企业倾向于提高机器生产占比,从而降低劳动力比例,导致劳动力市场的总体薪资水平下降。郑世林等(2024)进一步指出,当前生成式人工智能技术主要表现为替代效应,而新业态岗位尚未占据主导地位,难以缓解新技术对劳动力市场的负面影响。Gilardi *et al.*(2023)通过定性分析发现,生成式人工智能具有文本注释、财务处理等自然语言处理能力,降低了从事初级文本和数据处理工作的劳动力成本,进而导致这些岗位的薪资下降。与此同时,Ji *et al.*(2023)的研究表明,生成式人工智能增加了企业对具备管理、技术开发等沟通与创新能力的高技能人才的需求,促使这些高技能人才的薪资显著提升,从而加剧收入不平等现象。因此,现有研究普遍认为,生成式人工智能不仅会导致整体劳动力薪资下降,还会扩大收入差距。然而,由于该技术出现时间较短,目前研究主要停留在理论探讨和定性分析层面,缺乏系统且严谨的经验分析来考察其对劳动力薪资的影响及其作用机制。

鉴于此,本文采用猎聘招聘平台岗位大数据,运用强度双重差分法检验生成式人工智能对劳动力市场的影响。本文的贡献主要体现在以下三方面。第一,以近年出现并快速应用的生成式人工智能技术为研究对象,为技术变革短期内对劳动力市场产生冲击提供新的经验证据。从前文可知,蒸汽机、计算机和人工智能技术的出现,短期内产生了岗位替代效应(Chapman,1990;Allen,2009;Acemoglu and Restrepo, 2019;Feigenbaum and Gross,2024)。2023年7

月，中国正式颁布《生成式人工智能服务管理暂行办法》，明确规定可通过备案的大模型产品向公众大规模提供服务。规定颁布之前，大多数产品处于内测或邀请制阶段，无法真正商业化扩散，这一规定为企业提供了清晰的合规路径与市场准入条件。自此，大语言模型快速在中国普及并被应用，备案模型数量由2023年第一季度的14个快速增长至2024年第四季度的151个，预示着人工智能进入以内容生成为核心特征的2.0时代。本文以人工智能技术变革为冲击，检验新技术出现对劳动力市场的影响，研究结论不仅拓展了技术变革短期内对劳动力市场产生冲击的相关研究，还为技术变革创造新职业有关文献提供了新的经验支持（Feinstein，1998；Autor，2019；Autor *et al.*，2024）。

第二，从理论建模与经验检验两个层面揭示生成式人工智能影响劳动力市场的内在机制，有助于深化人工智能技术变革对劳动力市场冲击的认识。一方面，本文基于标准任务模型，采用常数替代弹性（CES）函数理论分析生成式人工智能对劳动力市场的作用机制。另一方面，本文结合猎聘平台招聘信息与上市企业数据进行检验，不仅证明当前阶段，薪资下降主要来自岗位替代效应大于其生产率提升效应，支持了Acemoglu *et al.*（2022）、Felten *et al.*（2023）和Eloundou *et al.*（2024）关于生成式人工智能更容易替代认知型任务的推断。因此，上述结论深化了人们对人工智能技术变革的深层次认识，也具有一定政策启示价值。

第三，拓展了人工智能对劳动力市场影响的相关研究，有助于应对生成式人工智能对中国劳动力市场结构带来的挑战。已有研究既有聚焦于传统人工智能（如机器人）对劳动力市场影响（王永钦和董雯，2020；Acemoglu and Restrepo，2020；Bessen *et al.*，2023；王林辉等，2023a；Dinlersoz and Wolf，2024），也有开始探索生成式人工智能对劳动力市场影响。例如，Felten *et al.*（2023）研究指出，大语言模型高暴露职业主要集中于文书处理、信息整合等相关岗位。张丹丹等（2025）利用中国招聘广告文本中的“详细工作内容描述”，构建了中国职业的大语言模型暴露度。本文基于张丹丹等（2025）构建的生成式人工智能暴露度，借助《生成式人工智能服务管理暂行办法》颁布作为中国生成式人工智能大规模应用的外生冲击，重点检验其对劳动力薪资水平的影响，研究发现，生成式人工智能的快速应用显著降低了岗位平均薪资水平，且对工作年限5年及以下、本科以下学历、软技能要求较低的岗位，以及人事行政、编辑

记者、翻译等认知型岗位的薪资冲击更为显著;然而,修理制作、公共设施服务人员等依赖现场服务与人际交互的岗位薪资有所上升。因此,本研究不仅有助于认识生成式人工智能对劳动力市场结构的影响,也有助于揭示企业对劳动技能需求的变化趋势,可为缓解不同行业、岗位和劳动者失业冲击,优化职业技能培训体系提供政策参考。

本文余下部分的结构如下:第二部分介绍生成式人工智能技术发展背景,并通过理论分析提出研究假说;第三部分介绍识别方法和数据;第四部分是回归结果分析及稳健性检验;第五部分是案例分析和影响机制,包括对某一科创板上市企业的定性分析和机制回归;第六部分是异质性和拓展分析;第七部分是结论及政策建议。

二　理论假说

为了分析生成式人工智能对劳动力市场的影响,本文参考 Acemoglu and Restrepo(2018),从企业生产决策视角出发,推演生成式人工智能应用对劳动力工资的影响,并且进一步剖析岗位替代和生产效率提升的作用机制。与 Acemoglu and Restrepo(2018)任务模型相比,本文进一步考虑了岗位所处城市的经济发展水平和所需软技能程度,从而构建一个更适配现实劳动力市场的扩展框架。尽管生成式人工智能在任务形态和应用范围上显著区别于传统人工智能,但本质上仍是完成生产中的不同任务。这意味着,所有生产任务能够被分解和编码,并依据成本与效率的比较优势,在生成式人工智能与劳动力之间进行配置,符合"任务模型"中关于任务可编码的核心界定。

假定每种任务 i 的生产函数都是CES函数形式,那么总产出等于所有任务产出的总和,即:

$$Y_d = \left(\int_{N-1}^{N} y_d(i)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \mathrm{d}i \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \tag{1}$$

其中,Y_d 表示城市 d 中所有企业的总产出,$\sigma(\sigma > 1)$ 表示任务之间的替代弹性,$\sigma > 1$ 表明资本与劳动相对容易替代,表现为资本增强型技术进步。任务集合为 $[N-1, N]$,从而将其任务范围标准化为1。企业可以选择由生成式人工智能或者是劳动力完成任务 i,生成式人工智能和劳动力的产出 $y_{kd}(i)$ 和

$y_{ld}(i)$分别为：

$$y_{kd}(i) = \eta_d\left[1 - \phi(i)\right]\gamma_k(i)k_d(i) \tag{2}$$

$$y_{ld}(i) = \gamma_l(i)l_d(i) \tag{3}$$

其中，$k_d(i)$表示城市d中投入任务i的生成式人工智能资源，$l_d(i)$表示投入任务i的劳动数量。$\gamma_l(i)$和$\gamma_k(i)$是在任务i中，一单位劳动力和生成式人工智能的产出数量，可视为在任务i上的生产率。$\phi(i)\left(0 \leqslant \phi(i) \leqslant 1\right)$为软技能系数，用于刻画任务$i$中难以被生成式人工智能编码和替代的软技能比重，如沟通、情感理解、组织协调和战略判断等，是由任务内容决定的给定参数，可能随着任务重组和生成式人工智能技术进步而变化。$\phi(i)$越高，说明该任务越依赖人类情感交互、沟通等软技能，生成式人工智能在该任务中的生产率越低。$\eta_d\left(0 \leqslant \eta_d \leqslant 1\right)$为城市的经济发展系数，反映了城市的经济发展和基础设施建设水平等。η_d越高，说明该城市经济发展和数字基础设施建设水平越高，企业更容易将生成式人工智能嵌入生产流程，从而提高生成式人工智能在任务中的实际执行能力，因此生成式人工智能在每个任务上的实际生产率更高。

为刻画生成式人工智能技术在企业的运用，我们假设存在临界值$\tilde{I}_d \in [N-1, N]$，当$i \leqslant \tilde{I}_d$时，生成式人工智能能够完全替代劳动力，例如常见退换货查询、账户密码重置指引，生成式人工智能能够快速地给出准确回复，从而完全替代人类劳动力。所有任务均可使用劳动力完成，这些任务是否使用生成式人工智能替代劳动力，还取决于后文讨论的相对要素价格。而$i > \tilde{I}_d$的任务尚未实现生成式人工智能替代，必须由劳动力完成。因此，随着i的增加，劳动力更具有比较优势，即$\dfrac{\gamma_l(i)}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]_{\gamma_k(i)}}$随$i$的增加严格递增。假定企业处于完全竞争市场，$W_d$是城市$d$中单位劳动力的工资，$R_d$是城市$d$中单位生成式人工智能的租金。从企业决策视角出发，给定任务i完成的情况下，企业会选择单位成本更低的要素去完成每一个任务i，任务i的生产成本$c_d(i)$为：

$$c_d(i) = \begin{cases} \min\left(\dfrac{R_d}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]\gamma_k(i)}, \dfrac{W_d}{\gamma_l(i)}\right) & \text{如果 } i \in \left[N-1, \tilde{I}_d\right] \\ \dfrac{W_d}{\gamma_l(i)} & \text{如果 } i \in \left(\tilde{I}_d, N\right] \end{cases} \tag{4}$$

因此当$i \in \left[N-1, \tilde{I}_d\right]$时，企业选择生成式人工智能完成任务的前提为，使用生成式人工智能生产的单位成本$c_{kd}(i)$需要小于劳动力的生产成本$c_{ld}(i)$，此时有：

$$c_{kd}(i) \leqslant c_{ld}(i) \Leftrightarrow \frac{R_d}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]\gamma_k(i)} \leqslant \frac{W_d}{\gamma_l(i)} \Leftrightarrow \frac{W_d}{R_d} \geqslant \frac{\gamma_l(i)}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]\gamma_k(i)} \quad (5)$$

为保证本文理论模型与现实相符，必须有$c_{kd}(N-1) < c_{ld}(N-1)$，否则生成式人工智能在所有可自动化任务中均无成本优势，生成式人工智能技术即使存在也不会被采用，所有任务均由劳动力承担，不符合模型设定及现实情况。此外，还需要保证$c_{kd}(N) > c_{ld}(N)$，即在劳动力生产的任务范围内，劳动力的生产成本低于生成式人工智能。由于$\frac{\gamma_l(i)}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]\gamma_k(i)}$对$i$单调递增。那么必存在唯一的任务$\tilde{I}_d \in [N-1, N]$，使得在这个任务上两种要素成本刚好相同，即$\frac{W_d}{R_d} = \frac{\gamma_L\left(\tilde{I}_d\right)}{\eta_d\left[1-\phi\left(\tilde{I}_d\right)\right]\gamma_k\left(\tilde{I}_d\right)}$①。此时，$\tilde{I}_d$也被称为边界任务，是使用劳动力与生成式人工智能完成任务成本相等的临界点。当$i < \tilde{I}_d$时，$\frac{W_d}{R_d} > \frac{\gamma_L(i)}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]\gamma_K(i)}$，企业采用生成式人工智能的成本更低，这些任务主要被生成式人工智能替代。因此，企业选择使用生成式人工智能的任务范围$\tilde{I}_d$由生成式人工智能技术进步、劳动力生产率以及城市人工智能应用程度决定。由图1所示，在$\tilde{I}_d$左侧，企业选择采用生成式人工智能完成任务，在$\tilde{I}_d$右侧，企业选择采用劳动力完成任务。

① 上文表明$c_{Kd}(N-1) < c_{Ld}(N-1)$且$c_{Kd}(N) > c_{Ld}(N)$，从而得到$\frac{W_d}{R_d} >$且$\frac{W_d}{R_d} < \frac{\gamma_l(N)}{\eta_d\left[1-\phi(N)\right]\gamma_k(N)}$，由于$\frac{\gamma_l(i)}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]\gamma_k(i)}$对$i$单调递增，根据介值定理，一定能够在$[N-1, N]$区间找到唯一的$\tilde{I}_d$使得$\frac{W_d}{R_d} = \frac{\gamma_l\left(\tilde{I}_d\right)}{\eta_d\left[1-\phi\left(\tilde{I}_d\right)\right]\gamma_k\left(\tilde{I}_d\right)}$。

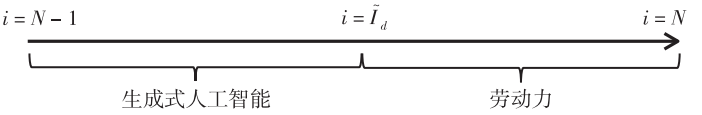


图1　生成式人工智能和劳动力所承担任务

为分析生成式人工智能对劳动力薪资的影响及机制，本文根据上述边界条件，采用CES函数得到总产出Y_d的表示形式：

$$Y_d = \left[\left(\int_{N-1}^{\tilde{I}_d} \left(\eta_d \left[1 - \phi(i) \right] \gamma_k(i) \right)^{\sigma-1} \mathrm{d}i \right)^{\frac{1}{\sigma}} K_d^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + \left(\int_{\tilde{I}_d}^{N} \gamma_l(i)^{\sigma-1} \mathrm{d}i \right)^{\frac{1}{\sigma}} L_d^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \tag{6}$$

其中，K_d和L_d分别为资本和劳动力总额，其在短期内保持不变。为方便计算，使得$A = \left(\int_{N-1}^{\tilde{I}_d} \left(\eta_d \left[1 - \phi(i) \right] \gamma_k(i) \right)^{\sigma-1} \mathrm{d}i \right)^{\frac{1}{\sigma}}$，$B = \left(\int_{\tilde{I}_d}^{N} \gamma_l(i)^{\sigma-1} \mathrm{d}i \right)^{\frac{1}{\sigma}}$。

$$W_d = \frac{\partial Y_d}{\partial L_d} = Y_d \frac{1}{\sigma} B L_d^{-\frac{1}{\sigma}} \tag{7}$$

$$\frac{\mathrm{d} \ln W_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d} = \frac{1}{\sigma} \frac{\mathrm{d} \ln Y_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d} + \frac{\mathrm{d} \ln B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d} \tag{8}$$

为分析生成式人工智能的替代效应和生产率效应，我们分别讨论$\frac{\mathrm{d} \ln Y_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}$和$\frac{\mathrm{d} \ln B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}$。从$\frac{\mathrm{d} \ln Y_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}$来看：

$$\begin{aligned} \frac{\mathrm{d} \ln Y_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d} &= \frac{1}{\sigma - 1} Y_d^{\frac{1}{\sigma}-1} \left(Y_d \frac{\sigma^{-1}}{\sigma} \frac{\left(\eta_d \left[1 - \phi\left(\tilde{I}_d \right) \right] \gamma_k\left(\tilde{I}_d \right) \right)}{R_d^{\sigma-1}} - Y_d \frac{\sigma^{-1}}{\sigma} \frac{\gamma_l\left(\tilde{I}_d \right)^{\sigma-1}}{W_d^{\sigma-1}} \right) \\ &= \frac{1}{1 - \sigma} \left[\left(\frac{W_d}{\gamma_l\left(\tilde{I}_d \right)} \right)^{1-\sigma} - \left(\frac{R_d}{\eta_d \left[1 - \phi\left(\tilde{I}_d \right) \right] \gamma_k\left(\tilde{I}_d \right)} \right)^{1-\sigma} \right] \end{aligned} \tag{9}$$

如果生成式人工智能技术进步，边界条件$\tilde{I}_d$向右扩张，此时使用生成式人工智能的生产成本应不大于劳动生产成本，即$\frac{R_d}{\eta_d \left[1 - \phi(i) \right] \gamma_k(i)} \leqslant \frac{W_d}{\gamma_l(i)}$。当

$\sigma>1$时，$1-\sigma<0$，从而得到$\left(\frac{W_d}{\gamma_l\left(\tilde{I}_d\right)}\right)^{1-\sigma}\leqslant\left(\frac{R_d}{\eta_d\left[1-\phi\left(\tilde{I}_d\right)\right]\gamma_k\left(\tilde{I}_d\right)}\right)^{1-\sigma}$。而从$\frac{\mathrm{d}\ln B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}$来看：

$$B^{\sigma}=\int_{\tilde{I}_d}^{N}\gamma_L(i)^{\sigma-1}\mathrm{d}i\Rightarrow\frac{\mathrm{d}B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}=-\frac{\gamma_L\left(\tilde{I}_d\right)^{\sigma-1}}{\sigma B^{\sigma-1}} \tag{10}$$

$$\frac{\mathrm{d}\ln B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}=\frac{1}{B}\frac{\mathrm{d}B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}=-\frac{\gamma_l\left(\tilde{I}_d\right)^{\sigma-1}}{\sigma B^{\sigma}}=-\frac{1}{\sigma}\frac{\gamma_l\left(\tilde{I}_d\right)^{\sigma-1}}{\int_{\tilde{I}_d}^{N}\gamma_l(i)^{\sigma-1}\mathrm{d}i}<0 \tag{11}$$

因此，$\frac{\mathrm{d}\ln W_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}=\frac{1}{\sigma}\frac{\mathrm{d}\ln Y_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}-\frac{1}{\sigma}\frac{\gamma_l\left(\tilde{I}_d\right)^{\sigma-1}}{\int_{\tilde{I}_d}^{N}\gamma_l(i)^{\sigma-1}\mathrm{d}i}$，其中，$-\frac{1}{\sigma}\frac{\gamma_l\left(\tilde{I}_d\right)^{\sigma-1}}{\int_{\tilde{I}_d}^{N}\gamma_l(i)^{\sigma-1}\mathrm{d}i}<0$是替代效应，在给定产出的情况下，更多任务由生成式人工智能完成，劳动需求下降，从而降低劳动力薪资。$\frac{1}{\sigma}\frac{\mathrm{d}\ln Y_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}>0$为生产率效应，生成式人工智能技术进步使总产出$Y_d$增加，从而提高劳动的边际产出，对劳动力工资有正向拉动。劳动力薪资是否下降取决于劳动力替代效应是否大于生产率效应。根据以上结果，本文提出：

假说1：生成式人工智能降低了劳动份额，形成了替代效应。

假说2：生成式人工智能对劳动力薪资的影响取决于替代效应和生产率效应的大小，如果替代效应大于生产率效应，劳动力薪资下降，反之劳动力薪资上升。

由于不同地区经济发展和基础设施建设存在差异，并且生成式人工智能难以替代情感交流和人际交互等技能，因此，本文进一步探讨生成式人工智能对不同类型岗位薪资影响。一是岗位所处城市。由边界条件对城市生成式人工智能基础设施系数η_d求导，则有：

$$F\left(\tilde{I}_d,\eta_d\right)=\frac{W_d}{R_d}-\frac{\gamma_l\left(\tilde{I}_d\right)}{\eta_d\left[1-\phi\left(\tilde{I}_d\right)\right]\gamma_k\left(\tilde{I}_d\right)}=0 \tag{12}$$

其中$\frac{\mathrm{d}\tilde{I}_d}{\mathrm{d}\eta_d}=-\frac{\partial F/\partial\eta_d}{\partial F/\partial\tilde{I}_d}$，从而得到$\frac{\partial F}{\partial\eta_d}=\frac{\gamma_l\left(\tilde{I}_d\right)}{\eta_d^2\left[1-\phi\left(\tilde{I}_d\right)\right]\gamma_k\left(\tilde{I}_d\right)}>0$，并且$\frac{\partial F}{\partial\tilde{I}_d}=-\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}\left(\frac{\gamma_l\left(\tilde{I}_d\right)}{\eta_d\left[1-\phi\left(\tilde{I}_d\right)\right]\gamma_k\left(\tilde{I}_d\right)}\right)<0$，因此$\frac{\mathrm{d}\tilde{I}_d}{\mathrm{d}\eta_d}>0$，表明$\eta_d$越高，边界条件由原本的$\tilde{I}_d$向右移动至$\tilde{I}_d^*$（如图2所示），即在经济水平越发达地区，生成式人工智能对劳动力的替代份额越高。进一步地，令工资$\ln W_d$对η_d求导，有$\frac{\mathrm{d}\ln W_d}{\mathrm{d}\eta_d}=\left(\frac{1}{\sigma}\frac{\mathrm{d}\ln Y_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}+\frac{\mathrm{d}\ln B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}\right)\frac{\mathrm{d}\tilde{I}_d}{\mathrm{d}\eta_d}$，此时如果$\frac{1}{\sigma}\frac{\mathrm{d}\ln Y_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}+\frac{\mathrm{d}\ln B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}<0$，则$\frac{\mathrm{d}\ln W_d}{\mathrm{d}\eta_d}=\left(\frac{1}{\sigma}\frac{\mathrm{d}\ln Y_d}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}+\frac{\mathrm{d}\ln B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}\right)\frac{\mathrm{d}\tilde{I}_d}{\mathrm{d}\eta_d}<0$，因此我们得到：

推论1：替代效应占主导地位时，生成式人工智能对经济发展水平较好地区具有较大的劳动力薪资冲击。

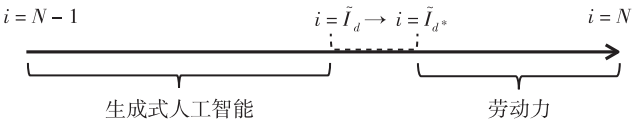


图2　考虑地区经济发展水平时生成式人工智能和劳动力所承担任务

二是岗位软技能要求。令$c_{kd}(i)$对软技能系数$\phi(i)$求偏导，从而得到$\frac{\partial c_{kd}(i)}{\partial\phi(i)}=\frac{R_d\gamma_k(i)}{\eta_d\left[\gamma_k(i)\right]^2\left[1-\phi(i)\right]^2}=\frac{R_d}{\eta_d\gamma_k(i)\left[1-\phi(i)\right]^2}>0$，表明$\phi(i)$越大，生成式人工智能完成任务$i$的单位成本就越高。假设高软技能要求任务的$\phi(i)\to1$，此时$c_{Kd}(i)=\frac{R_d}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]\gamma_k(i)}\to+\infty$，因此高软技能要求任务始终由劳动力承担，处于边界任务$\tilde{I}_d$右侧，不进入生成式人工智能替代区间。由式(6)可知，生成式人工智能拉低劳动力薪资主要来自替代效应，由于高软技能

需求任务有$\mathrm{d}\tilde{I}_d\big|_{\phi\to 1}\to 0$，因此有$\left.\frac{\mathrm{d}\ln B}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}\right|_{\phi(i)\to 1}\mathrm{d}\tilde{I}_d\to 0$，得到：

推论2：生成式人工智能对高软技能岗位的薪资降低效应不显著。

三是岗位工作年限要求。工作年限要求较高的岗位通常依赖劳动力长期经验积累、隐性知识以及复杂判断能力。这些能力不仅与软技能高度相关，而且往往难以被编码和标准化。在本文的任务排序框架中，i越大，劳动力相对于生成式人工智能的比较优势越强（即$\frac{\gamma_l(i)}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]\gamma_k(i)}$对$i$单调递增），因此，工作年限要求越高的任务，其对应的i值越大，并且靠近N。由于这些任务由劳动力完成，此时有$\frac{W_d}{R_d}<\frac{\gamma_l(i)}{\eta_d\left[1-\phi(i)\right]\gamma_k(i)}$，因此，生成式人工智能对高工作年限要求岗位不产生替代效应，得到：

推论3：生成式人工智能对工作年限要求较高的岗位薪资降低效应不显著。

此外，不同于侧重规则匹配或特定场景机械操作的传统人工智能，生成式人工智能在文本生成、撰写代码等认知型任务上具有出色表现。本文进一步探讨生成式人工智能技术对不同工作任务的替代作用。在由劳动力完成的任务区间$i\in\left(\tilde{I}_d,N\right]$，假设任务$i$的劳动需求可分为认知型和体力型两类，认知型劳动在任务i的占比为$\lambda(i)\left(\lambda(i)\in[0,1]\right)$。由于$\gamma_L(i)/\gamma_K(i)$随$i$的增加严格递增，$i$越大越依赖人类劳动力的经验和现场交互能力，文本输出等可编码性较高的任务主要集中在$\left(\tilde{I}_d,N\right]$区间左侧。因此我们假定认知型劳动力的占比随着$i$的增大而减小，即$\lambda(i)$在$i\in\left(\tilde{I}_d,N\right]$单调递减，且在边界任务处认知型劳动占主导，即$\lambda\left(\tilde{I}_d\right)>\frac{1}{2}$，这与生成式人工智能率先替代文本生成、代码撰写等认知密集型任务的现实相符。在城市d中，认知型劳动力需求为$L_d^c(i)$，满足$L_d^c(i)=\lambda(i)L_d(i)$，体力型劳动力需求为$L_d^t(i)$，满足$L_d^t(i)=\left(1-\lambda(i)\right)L_d(i)$。

此时，认知型劳动总需求L_d^c和体力型劳动力需求L_d^t为：

$$L_d^c=\int_{\tilde{I}_d}^{N}\lambda(i)L_d(i)\mathrm{d}i,\ L_d^t=\int_{\tilde{I}_d}^{N}(1-\lambda(i))L_d(i)\mathrm{d}i \tag{13}$$

令L_d^c和L_d^t对边界任务$\tilde{I}_d$求导，从而得到：

$$\frac{\mathrm{d}L_d^c}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}=-\lambda\left(\tilde{I}_d\right)L_d\left(\tilde{I}_d\right),\ \frac{\mathrm{d}L_d^t}{\mathrm{d}\tilde{I}_d}=-\left(1-\lambda\left(\tilde{I}_d\right)\right)L_d\left(\tilde{I}_d\right) \tag{14}$$

由于$\lambda(i)$在$i\in\left(\tilde{I}_d,N\right]$单调递减，且$\lambda(i)\in[0,1]$，那么在$i\to\tilde{I}_d$处，$-\lambda\left(\tilde{I}_d\right)<-\left(1-\lambda\left(\tilde{I}_d\right)\right)$总是成立，表明随着任务边界$\tilde{I}_d$向右移动，认知型劳动力总需求的减少程度要大于体力型劳动力，因此本文提出：

假说3：生成式人工智能技术主要替代了认知型劳动力。

三　识别方法和数据

（一）识别方法

2023年7月《生成式人工智能服务管理暂行办法》出台后，中国生成式人工智能才得以面向公众大规模商业化应用。为检验前文研究假说，本文以此事件点作为生成式人工智能在中国出现和快速普及的冲击，运用强度双重差分法检验生成式人工智能对劳动力薪资水平的影响，计量模型设计如下：

$$salary_{p,i,j,t}=\beta_0+\beta_1 exposure_j\times post_t+\lambda_{p,j}+\delta_{i,j}+\theta_{c,t}+\mu_{d,t}+\varepsilon_{p,i,j,t} \tag{15}$$

式（15）中，p表示企业发布岗位，i表示企业，t表示季度，j为岗位类别。$salary_{p,i,j,t}$为发布岗位的平均薪资。$post_t$为时间虚拟变量，202307-202309季度后为1，否则为0。$exposure_j$为j岗位的生成式人工智能技术暴露度。β_1表示生成式人工智能对岗位薪资的影响效应。$\lambda_{p,j}$、$\delta_{i,j}$、$\theta_{c,t}$和$\mu_{d,t}$分别为岗位类别、企业、城市-季度和行业-季度固定效应，以控制岗位特征、企业特征、城市和行业随季度变化因素对于岗位薪资影响，$\varepsilon_{p,i,j,t}$为误差项。为克服相同行业中序列相关性问题，本文将标准误聚类到四位数行业层面。

（二）数据

第一，猎聘招聘平台岗位数据。为检验生成式人工智能对中国劳动力薪资水平影响，本文使用Python从猎聘招聘平台爬取了2022-2024年10万家企业的1635 987条岗位发布信息。猎聘是一家知名的中国大型人力资源服务商，签约企业数量超过126万家，注册超过9200万求职者用户，企业招聘和求

职者数据广泛覆盖各地区和行业，能够较全面地反映中国劳动力市场的真实情况。该平台发布的招聘信息包括企业全称、岗位发布日期、岗位名称、工作城市、薪资待遇、工作经验、学历水平、工作福利、岗位描述等字段。我们对该数据库做如下清洗和处理：第一步，由于企业对兼职岗位和全职岗位薪资发放方式不同，仅保留了1622 382条全职岗位信息，并且对岗位名称进行数据处理，包括去除括号、岗位名称包含的福利信息等多余文本；第二步，为防止部分极值对回归结果的干扰，对最高最低月度薪资进行了1%的缩尾处理，并取其均值作为平均月薪；第三步，为获得企业详细工商信息，还通过企业全称与中国工商企业注册数据进行匹配，得到企业规模、成立时间、注册资本、注册地址、所属行业、经营范围等指标。

第二，生成式人工智能暴露度。本文参考张丹丹等（2025）和于航等（2026）的研究得到中国不同职业的生成式人工智能暴露度。其从智联招聘2018-2024年的广告中每年抽取20万条样本，并从广告中提取每个岗位所需的工作任务，采用ChatGPT4对各工作任务受到生成式人工智能影响程度进行评分，并以该项工作任务在工作中的重要性为权重，最终加权平均得到这期间基于任务的职业层面生成式人工智能暴露度。该方法直接利用中国招聘广告中的详细工作内容构建生成式人工智能暴露度，测量结果更能反映生成式人工智能对中国就业市场的实际影响。本文采用bge-small-zh-v1.5模型①，将智联分类职业与本文清理后的岗位名称进行匹配，保留匹配分数为0.6以上的岗位，匹配率达94.32%②，加总平均匹配得到的2020-2022年基于任务的生成式人工智能暴露度，作为职业层面的生成式人工智能暴露度。表1是主要变量的描述性统计，为保持与其他可能存在零值变量处理方式的一致性，本文对所有对数化变量统一采用加1，再进行对数化的处理方式。

① bge-small-zh-v1.5是由智源研究院推出的面向中文的预训练语义模型，在海量中文语料上进行了预训练和微调，从而有效识别不同表述但内涵相同的岗位名称，例如“软件工程师”和“软件开发工程师”，从而能够显著提升匹配的准确率。

② 参考Lee and Hong（2025）和Kavargyris *et al.*（2025）关于文本嵌入语义匹配的做法，本文将匹配得分0.6作为有效匹配的保留阈值，共有1543 191个岗位的匹配得分在0.6及以上。

表1　　主要变量的描述性统计

变量名称	定义	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
salary	企业发布岗位最低薪资和最高薪资的平均值加1的对数	1622 382	9.523	0.604	8.294	11.082
exposure	张丹丹等(2025)计算得到的大语言模型暴露度	1530 665	0.721	0.126	0.236	0.909
AI exposure	衡量每项职业所需技能和传统人工智能技能的相似度	1622 382	0.636	0.029	0.559	0.731
highest salary	发布岗位的最高薪资加1的对数	1622 382	9.735	0.620	8.517	11.290
lowest salary	发布岗位的最低薪资加1的对数	1622 382	9.241	0.599	8.007	10.820
job posting	猎聘平台不同企业类别发布数量加1的对数	240 330	1.551	0.804	0	7.437
rd_int	上市企业季度研发投入除以营业收入	46 463	0.048	0.048	0	0.281
patent	上市企业季度发明申请专利数量加1的对数	49 287	0.663	1.085	0	4.344
labor	营业收入除以员工人数加1的对数	49 287	13.644	0.947	11.722	16.497
manage	营业收入除以销售费用和管理费用总和加1的对数	49 287	2.527	0.788	0.208	9.297
TFP_OP	以OP方法计算的TFP	49 287	6.870	1.031	3.064	13.130

四　基准回归及稳健性检验

(一)基准回归结果

本文采用强度双重差分法检验了生成式人工智能对劳动力薪资水平影响,基准回归结果如表2所示。第(1)列在控制企业、季度和行业固定效应的同时,纳入核心解释变量,可以看出,在1%的显著性水平下,生成式人工智能

显著降低了劳动力薪资。第(2)列加入城市和季度交互固定效应,以控制不同城市随季度变化的经济、社会、政策等对薪资的影响,核心解释变量系数依然显著为负。为控制行业层面不可观测因素对薪资水平的影响,第(3)列又加入行业和季度交互项,核心解释变量系数为-0.066,意味着生成式人工智能得到广泛应用后,在其他条件不变的情况下,某一岗位的生成式人工智能暴露度每提高1个单位,其平均薪资下降约6.4%。

表2　　生成式人工智能对劳动力薪资水平的影响

	(1)	(2)	(3)
		salary	
$post_t \times exposure_j$	-0.063***	-0.075***	-0.066***
	(0.013)	(0.012)	(0.012)
职业固定效应	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
季度固定效应	控制	未控制	未控制
城市×季度固定效应	未控制	控制	控制
行业×季度固定效应	未控制	未控制	控制
样本量	1529 358	1528 986	1528 877
调整后的R^2	0.516	0.543	0.544

说明:*、**、***分别表示10%、5%、1%的显著性水平,括号内为聚类标准误。如无特殊说明,后表同。

上文发现,生成式人工智能显著降低了劳动力薪资水平,但这种差异是否在生成式人工智能被允许大规模商业化使用(即发布《生成式人工智能服务管理暂行办法》之前)就已经存在。同时,表2回归结果为平均效应,无法获知生成式人工智能得以应用之后逐年的动态效应。由于《生成式人工智能服务管理暂行办法》于2023年7月发布,因此设定202307-202309季度为实施时间节点,以事前202304-202306季度为基期,进一步检验生成式人工智能对岗位薪资水平的动态效应,回归模型设计如下。

$$salary_{p,i,j,t} = \beta_0 + \sum_{f=-6, f\neq -1}^{4} \beta_f exposure_j \times post_t + \lambda_{p,j} + \delta_{i,j} + \theta_{c,t} + \mu_{d,t} + \varepsilon_{p,i,j,t} \quad (16)$$

观察图3,可以发现,允许生成式人工智能在中国开始使用前6季度,各期

估计系数在5%的水平下与0没有显著差异，说明与允许生成式人工智能在中国开始使用前一个季度相比，不同生成式人工智能暴露度的岗位，其薪资水平无显著差异，平行趋势假设成立。在允许生成式人工智能在中国开始使用当期季度，生成式人工智能高暴露度岗位薪资出现了明显的下降，此后呈现持续的下降态势。以上结果意味着，生成式人工智能不仅在短期内显著降低了劳动力薪资，而且对劳动力市场的冲击短期内并未恢复。

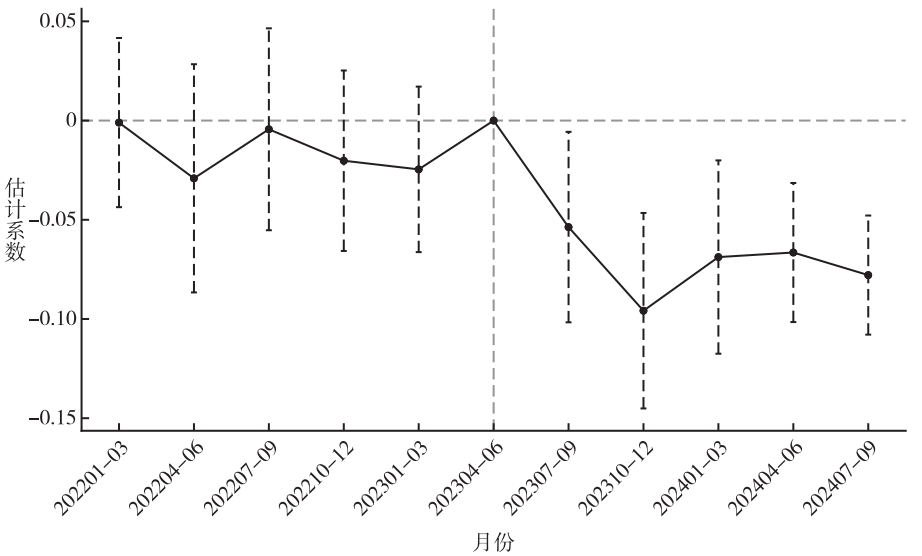


图3　平行趋势检验

说明：图3中的置信区间为95%。

（二）稳健性检验

1.更换变量。一方面，更换被解释变量。本文将被解释变量替换成岗位最高薪资和最低薪资，表3第（1）（2）列回归结果与基准结果相似。另一方面，更换解释变量。首先，根据生成式人工智能暴露度中位数，将岗位划分为高暴露度和低暴露度岗位，其中是高暴露度岗位为1，否则为0，并且将是否为高暴露度虚拟变量与时间虚拟变量相乘，回归结果汇报于第（3）列，结果无显著变化。其次，考虑到生成式人工智能技术仍处于快速迭代阶段，现阶段的技术能力与未来可能达到的水平之间存在差距，本文基于O*NET职业数据库，分别

针对2023年和未来生成式人工智能技术发展水平两种情景，采用不同提示词指令调用ChatGPT4与Claude4对各职业工作活动的可替代程度进行评分，构建生成式人工智能职业暴露度指标①，第(4)-(8)列结果与基准结果保持一致。此外，我们参考Felten *et al.*(2019)方法，使用职业所需技能来构建生成式人工智能暴露度，第(9)列结果保持不变②。

表3　　稳健性检验：更换变量

	(1)	(2)	(3)
			以中位数划分生成式人工智能技术暴露度
	highest salary	*lowest salary*	*salary*
$post_t \times exposure_j$	-0.050***	-0.094***	-0.019***
	(0.012)	(0.012)	(0.003)
职业固定效应	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
城市×季度固定效应	控制	控制	控制
行业×季度固定效应	控制	控制	控制
样本量	1528 877	1528 877	1528 877
调整后的R^2	0.539	0.533	0.544
	(4)	(5)	(6)
	使用ChatGPT4打分（2023年技术发展）	使用ChatGPT4打分（未来技术发展）	使用Claude4打分（2023年技术发展）
		salary	
$post_t \times exposure_j$	-0.003***	-0.004***	-0.009***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)
职业固定效应	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
城市×季度固定效应	控制	控制	控制
行业×季度固定效应	控制	控制	控制
样本量	1523 890	1523 890	1523 890
调整后的R^2	0.544	0.544	0.544

① 限于篇幅，指标详情未报告，感兴趣的读者可访问本刊网站(www.jweonline.cn)本文附录。

② 详见本刊网站本文附录。

（续表）

	（7）	（8）	（9）
	使用Claude4打分（未来技术发展）	以技能衡量的生成式人工智能技术暴露度（2023年技术发展）	以技能衡量的生成式人工智能技术暴露度（未来技术发展）
		salary	
$post_t \times exposure_j$	−0.010***	−0.004***	−0.005***
	（0.001）	（0.001）	（0.002）
职业固定效应	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
城市×季度固定效应	控制	控制	控制
行业×季度固定效应	控制	控制	控制
样本量	1523 890	1523 890	1523 890
调整后的R^2	0.544	0.544	0.544

2.更换样本。为进一步检验结果稳健性，本文还将样本替换为2022–2024年指标更丰富的上市企业数据。首先，利用Python从智联招聘、前程无忧、拉勾网等6家招聘平台，爬取了上市企业及其子公司在上述期间发布的岗位信息，具体包括企业名称、岗位名称、工作城市、最低月薪、最高月薪、职位描述、学历要求、招聘人数及招聘发布日期。剔除兼职岗位后，共获得312 663个样本。其次，去除岗位名称中的括号、福利信息等冗余文本，并采用bge-small-zh-v1.5模型，将智联分类职业与清理后的岗位名称进行匹配，同时保留匹配分数为0.6以上的岗位，匹配率达到95.98%[①]，由此得到上市企业发布岗位的生成式人工智能暴露度。最后，对最高月薪与最低月薪进行1%水平的缩尾处理，并取二者的均值作为平均月薪。表4第（1）列控制了企业、季度固定效应，回归结果显示生成式人工智能显著降低了岗位薪资。第（2）列加入了城市和季度固定效应，核心解释变量系数显著为负。第（3）列又加入了季度和四位数行业交互固定效应，与基准结果保持一致。

① 共300 093个岗位的匹配得分在0.6及以上。

表4　　稳健性检验：更换样本

	（1）	（2）	（3）
		salary	
$post_t \times exposure_j$	−0.293***	−0.263***	−0.232***
	（0.036）	（0.038）	（0.044）
职业固定效应	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
季度固定效应	控制	未控制	未控制
城市×季度固定效应	未控制	控制	控制
行业×季度固定效应	未控制	未控制	控制
样本量	284 486	284 360	284 041
调整后的R^2	0.339	0.392	0.402

3.安慰剂检验和改变聚类方式。为排除其他不可观测因素的影响，本文采用安慰剂检验方法（Placebo Test），在样本城市中随机选择处理组进行安慰剂测试。由于“虚假”的处理组暴露度是随机生成的，生成式人工智能在中国开始大规模商用对劳动者薪资水平几乎不产生影响。依据（15）式的模型设定，以求职者平均薪资为被解释变量，重复500次随机抽样后再估计，附图1展示了基于500次随机抽样的系数的核密度分布详见本刊网站本文附录。由附图1可知，系数集中分布在0值附近，且远小于基准估计的系数值（即表2中第（3）列回归系数 −0.066）。这表明生成式人工智能在中国开始大规模商用以外的因素并不能导致求职者薪资降低，验证了基准回归结果的有效性。此外，考虑到不同岗位薪资可能在不同层级行业和职业中存在相关性，本文分别将标准误聚类在一级行业、二级行业、三级行业层面以及企业层面进行估计，表5 Panel A第（1）−（4）列汇报了不同层面聚类标准误的回归结果，与基准结果基本一致。

4.排除其他干扰因素。一是排除城市和行业层面的干扰因素。表5 Panel B第（1）列加入了城市、行业和季度交互固定效应，以进一步控制城市行业随季度变化因素对岗位薪资的影响，核心解释变量的估计系数显著为负。

二是排除传统人工智能技术发展的影响。工业机器人等传统人工智能被广泛应用于制造业、物流、农业领域的组装、检测和传感器监控等环节，会替代

部分低技能人员。为此，参考Felten *et al.*（2018）做法，计算得到传统人工智能技术暴露度以捕捉其对薪资水平影响，第（2）列进一步控制传统人工智能技术发展的影响，结果仍然稳健。

三是排除公共卫生事件干扰。为排除2020年暴发公共卫生事件对劳动力市场的持续影响，本文计算得到不同岗位的公共卫生事件暴露度。首先，根据每个O*NET职业的详细工作活动，通过特定指令使得ChatGPT4理解评分目的和评分范围，从而采用ChatGPT4对公共卫生事件影响某一项工作活动的程度进行评分[①]，评分范围为0-5，0表示公共卫生事件对该项工作活动无影响，5表示该项工作活动在公共卫生事件下无法进行。其次，加总平均某职业中所有工作活动的公共卫生事件影响评分，并将O*NET职业和猎聘岗位进行匹配，从而得到不同岗位的公共卫生事件暴露度，第（3）列结果与基准结果基本一致。

四是排除零工保障政策影响。近年来，中国灵活就业与零工经济持续扩张，以外卖、直播为代表的新业态规模激增。为保障灵活就业劳动者权益，政府相继出台《关于维护新就业形态劳动者劳动保障权益的指导意见》和“公积金灵活缴存”等政策。为排除此类政策对劳动力市场薪资的潜在影响，本文排除了外卖、直播、网约车司机等零工岗位，第（4）列回归结果无显著改变。

表5　　稳健性检验：排除其他干扰因素

Panel A：改变聚类方式				
	（1） 聚类到一级行业层面	（2） 聚类到二级行业层面	（3） 聚类到三级行业层面	（4） 聚类到企业层面
	salary			
$post_t \times exposure_j$	−0.066***	−0.066***	−0.066***	−0.066***
	（0.009）	（0.012）	（0.012）	（0.011）
职业固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市×季度固定效应	控制	控制	控制	控制
行业×季度固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	1528 877	1528 877	1528 877	1528 877
调整后的R^2	0.544	0.544	0.544	0.544

① 详见本刊网站本文附录。

（续表）

Panel B：排除其他干扰因素

	（1） 同时控制行业城市和季度交互影响	（2） 控制传统人工智能技术发展	（3） 排除公共卫生事件干扰	（4） 排除零工保障政策影响
			salary	
$post_t \times exposure_j$	−0.059***	−0.035**	−0.063***	−0.068***
	（0.012）	（0.015）	（0.012）	（0.012）
职业固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市×季度固定效应	未控制	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	未控制	控制	控制	控制
城市×季度×行业固定效应	控制	未控制	未控制	未控制
样本量	1505 011	1120 069	1528 877	1541 070
调整后的R^2	0.555	0.529	0.545	0.544

5.工具变量回归结果。考虑到可能的遗漏变量，前文已经控制了影响劳动力薪资的因素，以及排除了同时期的其他政策的影响，但我们仍担心一些遗漏因素，例如劳动力随季度变化的薪酬预期、对新技术的学习适应能力、职业转换意愿等变量，既会影响生成式人工智能技术的采纳效果，也与劳动者薪资水平相关，且这些因素难以用指标来捕捉。

为解决该内生性问题，本文根据Felten *et al.*（2023）计算的美国职业层面生成式人工智能暴露指数，采用bge-small-zh-v1.5模型，将智联分类职业与美国SOC小类职业名称进行匹配，作为工具变量①。一方面，该工具变量满足相关性条件。美国作为生成式人工智能技术先发国家，能够反映全球技术发展趋势，其技术变革会直接影响中国生成式人工智能技术出现和发展。因此，中国与美国职业层面的生成式人工智能暴露度具有一定相关性。另一方面，该工具变量也满足排他性条件。Felten *et al.*（2023）通过O*NET 24.2版本构建大

① 本文保留了0.6及以上匹配分数的匹配情况，所有智联分类职业均匹配得到相应的美国SOC小类职业。

语言模型暴露指数，该版本发布于2019至2020年间，早于2022年11月ChatGPT3.5的公开发布及随后的生成式人工智能技术浪潮。因此，该暴露度指数是基于生成式人工智能出现之前的美国职业任务特征进行测量，其职业特征并未受中美同一轮（2023年）生成式人工智能技术冲击影响，不存在同期受同一轮技术冲击影响的渠道。因此，该工具变量不会直接影响中国劳动力市场，仅能通过中国职业层面的生成式人工智能暴露这一渠道产生间接影响。

工具变量回归结果见表6。第（1）列显示，在第一阶段回归中，KP F统计量远远大于10%水平下的临界值16.38，表明本文选取的工具变量满足相关性假定，不存在弱工具变量的问题。KP LM统计量的P值为0.000，拒绝工具变量不充分识别的原假设。第（2）列简约式估计结果显示，美国相关职业的生成式人工智能暴露指数越高，其对应中国岗位薪资下降越显著，这进一步证明不存在弱工具变量问题。第二阶段回归结果汇报于第（3）列，中国岗位薪资在

表6　　稳健性检验：工具变量

	（1） 第一阶段 回归	（2） 简约式 回归	（3） 第二阶段 回归	（4） 控制ChatGPT3.5 出现的第二阶段回归
			salary	
$post_t \times ivexposure_j$	0.048***			
	（0.002）			
$post_t \times exposure_j$		−0.007***	−0.138***	−0.179***
		（0.001）	（0.031）	（0.047）
$post_{gpt} \times exposure_j$				0.094**
				（0.043）
职业固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市×季度固定效应	控制	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	1523 890	1523 890	1523 890	1523 890
调整后的R^2		0.544		−0.003
KP F值	509.244			
KP LM值	30.714			
	［0.000］			

1%水平显著下降，进一步检验了结果的稳健性。此外，2022年11月，美国OpenAI公司正式发布ChatGPT3.5引起了全球广泛关注，该全球性技术冲击可能影响中国劳动力市场。为控制这一影响，将是否发布ChatGPT3.5时间虚拟变量与中国职业生成式人工智能暴露度相乘加入回归，第(4)列结果仍稳健。

五　案例分析和影响机制

(一)影响机制分析

理论分析表明，生成式人工智能对劳动力薪资的影响取决于替代效应和生产率效应的大小，如果替代效应大于生产率效应，劳动力薪资下降，反之劳动力薪资上升。为此，本文将分别使用定性和定量方法，检验岗位替代和生产率提升机制。

1.案例分析。定性分析生成式人工智能在办公场景的应用。本文以某一科创板上市企业为例，分析生成式人工智能在企业办公场景的具体作用，总结生成式人工智能降低劳动力薪资的主要机制，为后续定量分析提供现实依据。该企业为数字化服务商，主营业务为智能办公自动化与协同平台构建。其工作流程与生成式人工智能深度融合，已构建覆盖文档管理、财务流程等多部门的智能化办公体系。因此，选择该企业进行定性分析，有助于全面分析生成式人工智能在各种办公场景中的不同作用。

本文首先整理出2023年5月至2024年3月之间每位员工使用ChatGPT3.5、ChatGPT4、文心一言等生成式人工智能的对话，删除了乱码等无意义内容后，得到14 278条对话记录。其次，根据法律咨询、制作PPT、机器翻译、数据可视化、解决办公软件常见问题、代码生成、文案撰写、图片生成、项目管理、日常知识问答、计算机专业知识问答12种常见新一代人工智能办公功能，使用ChatGPT4为员工每一条对话内容进行归类，并且再进行人工复核，统计结果见图4。

从图4可发现，由于该企业的主营业务是数智化协同运营平台及云服务，因此员工主要使用生成式人工智能进行计算机专业知识问答，说明专业知识问答是生成式人工智能使用的主要办公用途。为进一步揭示不同部门的生成式人工智能用途，本文将所有工作岗位按照管理、技术、实施、销售、职能部门

进行分类[①],图5展示了生成式人工智能不同用途人数占部门总人数的比例。从管理、实施、销售和职能部门来看,“日常常见问题问答”“专业知识问答”“项目管理”的占比较高,这些部门不仅涉及具体项目的技术实施、方案落地等专业性较强的任务,也包含大量流程管理、资源调配的工作,生成式人工智能主要提供专业领域知识检索、项目进度跟踪功能。从技术部门来看,“专业知识问答”占比远高于其他用途,这类部门通常涉及大量软件开发等工作,说明生成式人工智能有助于解答技术人员相关专业问题。与此同时,少量工作人员借助生成式人工智能完成“文案撰写”“图片生成”“制作PPT”“数据可视化”“代码生成”“机器翻译”“解决办公软件常见问题”等简单文书工作。

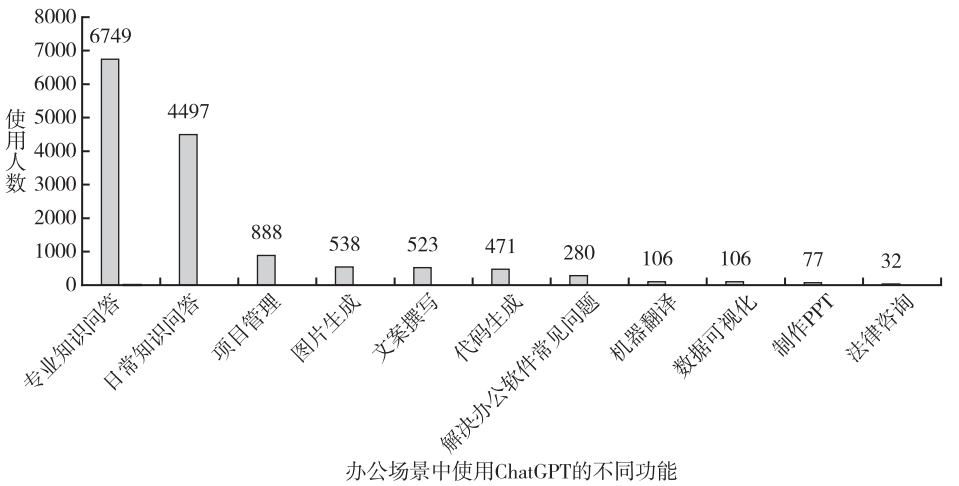
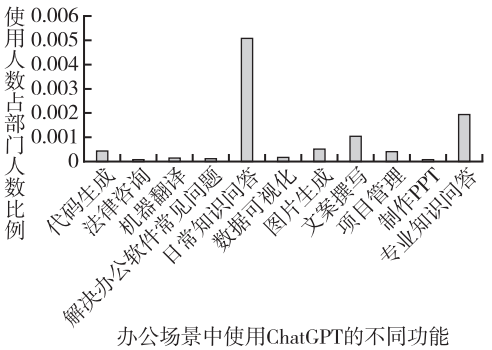


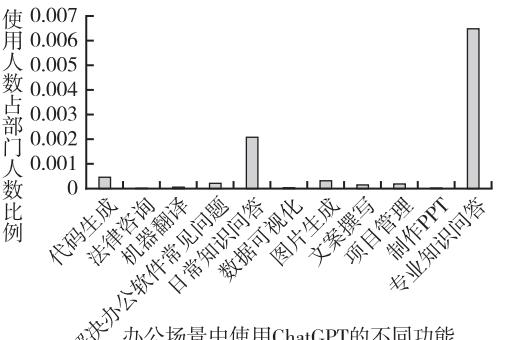
图4　生成式人工智能在办公场景的具体作用

从上述案例分析可知,一方面,生成式人工智能能够将现有知识穷尽组合,最大限度地提升员工知识获取效率,从而有助于提升行业生产效率;另一方面,一些重复性、规律性的工作任务,如简单的数据录入、常规文档撰写等,正逐步被生成式人工智能自动化处理替代。基于以上定性分析,接下来检验生成式人工智能的岗位替代效应和生产率提升效应。

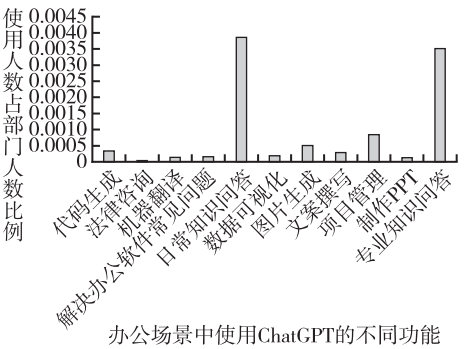
① 不同工作部门的具体岗位见本刊网站本文附录。



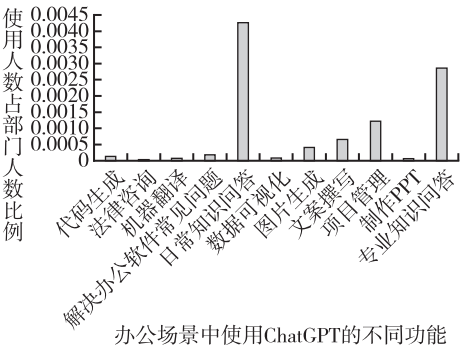
（a）管理



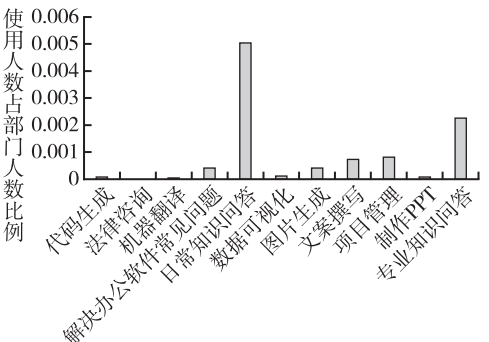
（b）技术



（c）实施



（d）销售



（e）职能

图5　生成式人工智能不同用途人数占部门总人数的比例

2.岗位替代效应。前文理论分析表明，生成式人工智能降低了劳动力在产出总量中的份额，导致劳动力薪资下降。为检验生成式人工智能的岗位替代效应，本文参考 Felten *et al.*（2018）和 Acemoglu *et al.*（2022）的做法，以 2022

年企业各类职业的招聘数量占比为权重，将生成式人工智能职业层面暴露度加权平均到企业层面，得到企业的生成式人工智能暴露度。对于2022年未发布岗位的企业，使用相同四位数行业平均值填补缺失的企业生成式人工智能暴露度，从而检验生成式人工智能对于企业发布岗位数量影响。表7第(1)列回归结果显示，生成式人工智能技术显著降低了企业发布岗位数量，表明现阶段生成式人工智能表现出岗位替代效应。由于生成式人工智能主要在代码生成、文案撰写等认知型任务表现出色，参考陈琳等(2024)的研究进一步将所有职业划分为常规体力、常规认知、非常规体力、非常规认知职业，并整合至企业-季度层面。表7第(2)-(5)列回归结果显示，生成式人工智能主要降低了常规认知和非常规认知型岗位的发布数量，但是对体力型岗位发布数量并未产生显著影响。上市企业作为中国企业的典型代表，是经济支柱力量、实体经济的基本盘。表8进一步报告了上市企业样本的回归结果，可以看出，生成式人工智能显著降低了岗位发布数量，常规认知和非常规认知型岗位数量显著下降，但是体力型岗位发布数量未发生显著变化，结果与前文保持一致。

表7　　企业发布岗位数量

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	所有岗位	常规认知	非常规认知	常规体力	非常规体力
			job posting		
$post_t \times exposure_d$	−0.337***	−0.188***	−0.410***	0.016	−0.117**
	(0.083)	(0.060)	(0.080)	(0.063)	(0.052)
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	209 008	209 008	209 008	209 008	209 008
调整后的R^2	0.248	0.270	0.310	0.248	0.256

3.企业生产率提升效应。生成式人工智能够快速整合大量数据，有效提取关键信息，整合供应链数据，从而辅助管理决策、优化生产流程和赋能研发活动，形成自上而下的协同优化路径，最终提升企业全要素生产率，促使企业加速采用和推广生成式人工智能。因此，本文从以下四个方面检验生成式人工智能对企业生产率的提升机制。由于中国工商企业数据仅能提供年度数

据，并且具体企业财务数据缺失较多，而作为代表中国经济基本盘的上市企业财务数据披露规范、信息透明度高，数据获取更为可行且质量较高，为此，以上市企业为样本对上述机制进行回归检验。

表8　　上市企业岗位发布数量

	（1） 所有岗位	（2） 常规认知	（3） 非常规认知	（4） 常规体力	（5） 非常规体力
			job posting		
$post_t \times exposure_d$	−0.435**	−0.206*	−0.713***	0.077	−0.044
	（0.178）	（0.119）	（0.176）	（0.080）	（0.114）
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	47 677	47 677	47 677	47 677	47 677
调整后的R^2	0.576	0.480	0.565	0.387	0.462

第一，管理效率提升机制。生成式人工智能具有强大的数据分析能力，不仅能够构建风险预测模型，提前识别潜在危机，还能够实时追踪供需数据，自动调整采购、生产、库存策略，从而提升企业管理效率。为检验该机制，本文采用营业收入除以销售费用和管理费用总和衡量企业管理效率，表9 Panel A第（1）列回归结果显示，生成式人工智能技术显著提升了企业管理效率，与预期相符。与传统人工智能不同，生成式人工智能主要替代认知型任务。因此，根据万得的上市企业员工结构数据，将11个大类职业划分为四种类型：常规认知型、常规体力型、非常规认知型与非常规体力型①。在此基础上，计算出2022年每家企业中上述四类职业的人数比例。最后，依据每家企业中占比最高的职业类型，将其相应划分为常规认知型、常规体力型、非常规认知型和非常规体力型企业。第（2）-（5）列回归结果表明，生成式人工智能显著提升了认知型企业管理效率，对体力型企业管理效率并未产生显著影响。

① 详见本刊网站本文附录。

表9　　企业管理效率和劳动生产率提升效应

Panel A：管理效率					
	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）
	所有企业	常规认知	非常规认知	常规体力	非常规体力
			manage		
$post_t \times exposure_d$	0.375***	0.767***	0.949***	−0.043	−0.194
	（0.066）	（0.157）	（0.137）	（0.040）	（0.167）
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
季度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	47 677	9033	7396	30 279	969
调整后的R^2	0.882	0.879	0.823	0.933	0.908
Panel B：劳动生产率					
	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）
	所有企业	常规认知	非常规认知	常规体力	非常规体力
			labor		
$post_t \times exposure_d$	0.150***	0.475***	0.261***	0.044	−0.202
	（0.056）	（0.133）	（0.077）	（0.041）	（0.200）
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
季度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	47 677	9033	7396	30 279	969
调整后的R^2	0.922	0.923	0.905	0.943	0.936

第二，劳动生产率提升机制。生成式人工智能能够自动处理重复性的常规认知任务，这不仅大幅降低人为失误率，也减少企业劳动力成本。此外，其自学习已有数据，并转化为自然语言文本、图像、音频、编程代码等各种模态，从而辅助完成写作和编程等非常规任务，由此提高企业劳动生产率。本文使用营业收入除以员工人数衡量企业劳动生产率，表9Panel B结果显示，生成式人工智能显著提升了企业劳动生产率。其中，认知型企业劳动生产率显著提升，但是体力型企业的劳动生产率未发生显著变化，说明生成式人工智能主要替代常规认知工作活动，并加快创意生成与决策速度，但难以赋能体力型活动。

第三，技术创新提升机制。生成式人工智能可以替代原有烦琐、程序化的工作，有助于提升研发人员理论思考时间，并增加创新投入。其还穷尽现有知

识要素组合，最大限度提供科学创新选项，从而加速技术创新进程，尤其促进知识密度较高的认知型企业技术创新。为此，本文检验了技术创新提升机制。表10回归结果表明，生成式人工智能显著提升了企业研发强度和发明申请专利数量。其中，认知型企业的技术创新水平显著提升，但是体力型企业的技术创新水平变化不显著，与本文预期一致。

表10　　企业技术创新提升机制

Panel A：研发强度					
	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）
	所有企业	常规认知	非常规认知	常规体力	非常规体力
			rd_int		
$post_t \times exposure_d$	0.007***	0.012*	0.017**	−0.000	−0.001
	（0.003）	（0.007）	（0.007）	（0.003）	（0.007）
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
季度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	45 054	7874	7103	29 350	727
调整后的R^2	0.897	0.847	0.893	0.881	0.936
Panel B：发明专利					
	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）
	所有企业	常规认知	非常规认知	常规体力	非常规体力
			patent		
$post_t \times exposure_d$	0.490***	1.750***	1.093***	−0.218**	0.007
	（0.111）	（0.367）	（0.191）	（0.088）	（0.023）
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
季度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	47 677	9033	7396	30 279	969
调整后的R^2	0.587	0.511	0.631	0.598	0.697

第四，全要素生产率提升机制。生成式人工智能的多模态应用和大数据分析能力，不仅有助于优化生产资源配置，降低运营成本，提升管理和劳动生产率，还激发企业技术创新，推动技术进步，最终将带来全要素生产率提升。本文使用OP、LP和OLS方法计算2022−2024年每季度上市企业的全要素生产率。表11回归结果显示，生成式人工智能显著提升企业全要素生产率，并且

主要提升了认知型企业全要素生产率，但是对体力型企业全要素生产率未产生显著影响[①]，与前文结果保持一致。以上结果表明，生成式人工智能显著提升了总体企业生产率，由于其主要替代和增强的是认知型工作任务，因此其企业生产率提升效应集中在信息处理、决策优化等认知型任务密集企业。

4.两种效应的薪资贡献比较。前文发现，一方面，生成式人工智能通过岗位替代效应对劳动力薪资产生负向影响；另一方面则通过企业生产率提升效应对其产生正向影响。那么在当前生成式人工智能发展过程中究竟哪种效应占主导地位？为此，本文尝试采用Shapley值分解与Gelbach分解方法，对两类机制的薪资贡献进行量化测度。Shapley分解结果显示，岗位替代效应的解释比重为16.9%，而企业生产率初期提升效应较慢，其解释比重仅为-1.6%[②]，表明生产率效应有助于抵消薪资下降效应。两类方法均发现，岗位替代效应的贡献比重远大于生产率提升效应，表明现阶段生成式人工智能的替代效应大于生产率提升效应，从而导致劳动力薪资降低，本文假说一和二得到验证。

表11　　企业全要素生产率提升机制

	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）
	所有企业	常规认知	非常规认知	常规体力	非常规体力
			TFP_OP		
$post_t \times exposure_d$	0.148***	0.432***	0.269***	0.058	-0.285
	（0.056）	（0.153）	（0.080）	（0.042）	（0.238）
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
季度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	47 677	9033	7396	30 279	969
调整后的R^2	0.939	0.945	0.926	0.957	0.942

六　异质性和拓展分析

为探究生成式人工智能技术对不同特征岗位和劳动者的薪资影响，本文

① 表11第（2）-（5）列回归结果采用OP方法计算的全要素生产率，采用LP和OLS方法计算的全要素生产率回归结果无显著改变，详见本刊网站本文附录。

② 详见本刊网站本文附录。

进一步根据岗位和求职者特征进行异质性检验，这有助于揭示劳动力市场结构变化的潜在趋势。

（一）异质性分析

1.岗位所处城市的异质性结果。相较于二线及以下城市，一线城市因经济发展水平更高，在生成式人工智能技术的应用场景拓展与落地速度上更具优势。由此可判断，生成式人工智能对一线城市劳动力市场的冲击更大。本文按照求职者所投递的岗位是否处于一线城市进行分组回归，结果报告于表12第（1）-（2）列。可以发现，生成式人工智能主要降低了一线城市岗位薪资，从而验证本文推论一。

表12　　城市和学历异质性检验

	（1）	（2）	（3）	（4）
	一线城市	二线城市及以下	学历硕士及以上	学历本科及以下
	salary			
$post_t \times exposure_j$	−0.087***	−0.035**	−0.120**	−0.060***
	（0.013）	（0.014）	（0.049）	（0.012）
职业固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	1067 877	452 637	59 702	1462 156
调整后的R^2	0.535	0.507	0.606	0.538

2.求职者学历的异质性结果。高学历要求岗位通常涉及知识密集型工作，低学历要求岗位多从事体力劳动且需要与人直接互动的服务性工作（Acemoglu and Restrepo，2018；Bresnahan *et al.*，2002）。由于生成式人工智能在自然语言理解、逻辑推理与知识整合等方面具有突出优势，其对劳动力市场的替代效应可能更集中于知识密集型的高学历岗位，而对依赖人际互动与体力操作的低学历岗位影响相对较小。第（3）-（4）列将岗位按照“硕士及以上”和“本科及以下”要求划分进行回归，可以看出，生成式人工智能同时显著降低了不同学历要求的岗位薪资，但是对要求硕士及以上岗位薪资的降低幅度较

大。这一结论与Felten *et al.*(2023)和张丹丹等(2025)一致,即生成式人工智能主要影响知识密集型岗位。

3.岗位软技能要求。由于生成式人工智能无法感知人类情感,其难以替代员工激励、对外交流等职能。这种基于情感与社交的工作能力,主要表现为沟通、管理、社交等软技能(Heckman and Kautz, 2012; Deming and Kahn, 2018)。本文参考Börner *et al.*(2018),总结得到表13软技能关键词,如果岗位要求中出现了任何一项软技能关键词,则认定该岗位需要软技能,并汇总每个岗位所需的软技能数量。数据显示,约75%岗位要求1项及以下软技能,少数岗位要求2项及以上软技能,本文分别检验生成式人工智能对无软技能、1项软技能、2项软技能和3项软技能及以上要求岗位薪资的影响。表14 Panel A第(1)-(4)列结果显示,生成式人工智能显著降低了无软技能和1项软技能要求的岗位薪资,但是对2项和3项软技能及以上有要求的岗位薪资无明显影响。以上结果表明,生成式人工智能难以替代人际交互中深度且多方面的软技能应用,而单项软技能岗位对软技能的要求相对基础,生成式人工智能已能承担标准化回复、信息复述、流程引导等简单交流任务,从而验证本文推论二。

表13　　软技能分类

大类软技能	软技能具体词汇描述
管理能力	管理能力;管理技能;战略性;决策制定;领导力
沟通能力	交流;社交
协作能力	团队合作;团队协作

为进一步探究不同生成式人工智能对不同类型软技能需求岗位的薪资影响,本文将软技能整理成三大类,分别是“管理能力、沟通能力、协作能力”,每大类所包含的具体软技能见表13。表14 Panel A表明,单项软技能岗位对软技能的要求相对较低。因此,如果岗位要求出现了2项及以上类型软技能词汇,则认为该岗位对该类软技能的需求程度较高。表14 Panel B第(1)-(3)列结果显示,对管理、沟通和协作技能具有高度需求的岗位,其薪资无显著变化,这表明生成式人工智能得到广泛应用后,员工具备管理、沟通和协作软技能更难以被其替代。

表14　　软技能异质性检验

Panel A：不同数量软技能				
	（1） 无软技能	（2） 1项软技能	（3） 2项软技能	（4） 3项软技能及以上
		salary		
$post_t \times exposure_j$	−0.059***	−0.069***	−0.036	−0.284
	（0.013）	（0.023）	（0.069）	（0.339）
职业固定效应	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是
城市×行业固定效应	是	是	是	是
季度×行业固定效应	是	是	是	是
样本量	1012 961	418 842	51 869	2735
调整后的R^2	0.554	0.551	0.604	0.727
Panel B：不同种类软技能				
	（1） 管理能力	（2） 沟通能力		（3） 协作能力
		salary		
$post_t \times exposure_j$	0.690	−0.206		−0.298
	（0.570）	（0.475）		（0.304）
职业固定效应	是	是		是
企业固定效应	是	是		是
城市×行业固定效应	是	是		是
季度×行业固定效应	是	是		是
样本量	1861	590		3211
调整后的R^2	0.732	0.513		0.764

4.求职者工作年限。生成式人工智能并不具备社交、沟通、创新、思想创造等技能，因此难以代替涉及情感理解、社交、战略决策的任务。而这些关键技能恰恰是随着工作年限的增长，通过长期积累而获得的，可以预判生成式人工智能不会影响企业对经验丰富员工需求。本文将发布岗位按照要求工作经历5年及以下、工作经历5-10年、工作经历10年及以上进行划分，表15第(1)-(3)列回归结果表明，生成式人工智能显著降低了要求工作经历5年及以下、5-10年岗位薪资，并显著提升了要求工作经历10年及以上岗位的薪资，推论三得到验证。

表15　　工作年限异质性检验

	（1） 工作经历5年及以下	（2） 工作经历5–10年	（3） 工作经历10年及以上
		salary	
$post_t \times exposure_j$	−0.077***	−0.050**	0.306**
	（0.015）	（0.020）	（0.146）
职业固定效应	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制
城市×行业固定效应	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制	控制
样本量	866 610	308 302	56 741
调整后的R^2	0.561	0.542	0.565

5.岗位类型。为考察生成式人工智能对不同类型岗位薪资水平的影响，本文参考陈琳等（2024），将所有职业区分为常规认知、非常规认知、常规体力和非常规体力职业[①]，并进行分组回归。由表16可知，生成式人工智能主要降低了认知类职业薪资，但是提升了常规体力类职业薪资，对非常规体力类职业薪资影响回归系数不显著，与上文机制检验中生成式人工智能主要替代认知类职业的结论基本相符。

表16　　大类职业异质性检验

	（1） 常规认知	（2） 非常规认知	（3） 常规体力	（4） 非常规体力
		salary		
$post_t \times exposure_j$	−0.142***	−0.090***	0.274***	−0.078
	（0.055）	（0.016）	（0.067）	（0.125）
样本量	347 217	1041 353	35 269	27 406
调整后的R^2	0.520	0.541	0.656	0.618
职业固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制	控制	控制

① 详见本刊网站本文附录。

进一步地，本文还根据中国职业分类大典、美国标准职业分类系统，将猎聘所有细分职业归类到17个职业大类之中。表17回归结果显示，修理制作；电力、燃气、水利、环境和公共设施服务人员岗位薪资显著提升。批发零售、租赁、房地产服务人员，信息传输、软件和信息技术服务人员，科学研究人员，设计人员，个人护理和服务人员，金融和保险服务人员，零售、住宿和餐饮服务人员，医疗、工程、农业、交通技术人员，教学人员，交通运输、仓储和邮政业服务人员，文化、体育和娱乐服务人员岗位薪资无显著变化。这些岗位主要与技术突破创新、人际交互、现场服务相关，难以被生成式人工智能所替代。相较而言，人事、行政、财务人员，编辑、记者、翻译专业人员，销售、公关人员，企业、法务及部门管理人员岗位薪资明显下降，这些岗位主要为认知型岗位，往往主要涉及信息处理、流程管理和内容生成，更容易被替代。

表17　　细分职业异质性检验

Panel A 薪资上涨职业		
	（1）	（2）
	修理制作人员	电力、燃气、水利、环境和公共设施服务人员
	salary	
$post_t \times exposure_j$	0.403***	1.871**
	（0.057）	（0.784）
职业固定效应	控制	控制
企业固定效应	控制	控制
城市×行业固定效应	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制
样本量	58 952	7159
调整后的R^2	0.592	0.552

Panel B 薪资无显著变化职业				
	（1）	（2）	（3）	（4）
	信息传输、软件和信息技术服务人员	科学研究人员	设计人员	批发零售、租赁、房地产服务人员
	salary			
$post_t \times exposure_j$	−0.078	−0.164	0.424	0.764
	（0.076）	（0.245）	（0.260）	（0.475）
职业固定效应	控制	控制	控制	控制

（续表）

企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	141 919	14 091	32 192	5535
调整后的R^2	0.640	0.624	0.591	0.543
	（5）个人护理和服务人员	（6）金融和保险服务人员	（7）零售、住宿和餐饮服务人员	（8）医疗、工程、农业、交通技术人员
	salary			
$post_t \times exposure_j$	0.751	−0.677	−0.049	−0.024
	（0.482）	（0.474）	（0.139）	（0.030）
职业固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	22 424	17 850	13 860	297 385
调整后的R^2	0.608	0.602	0.590	0.558
	（9）教学人员	（10）交通运输、仓储和邮政业服务人员		（11）文化、体育和娱乐服务人员
	salary			
$post_t \times exposure_j$	0.087	0.094		0.022
	（0.114）	（0.074）		（0.139）
职业固定效应	控制	控制		控制
企业固定效应	控制	控制		控制
城市×行业固定效应	控制	控制		控制
季度×行业固定效应	控制	控制		控制
样本量	18 388	17 284		8126
调整后的R^2	0.587	0.601		0.719
Panel C 薪资下降职业				
	（1）人事、行政、财务人员	（2）编辑、记者、翻译专业人员	（3）销售、公关人员	（4）企业、法务及部门管理人员
	salary			
$post_t \times exposure_j$	−0.169***	−0.753*	−0.251***	−0.366***
	（0.056）	（0.426）	（0.061）	（0.096）

（续表）

职业固定效应	控制	控制	控制	控制
企业固定效应	控制	控制	控制	控制
城市×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
季度×行业固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	219 516	3328	294 991	169 142
调整后的R^2	0.512	0.709	0.531	0.494

（二）反事实分析

从前文可知，生成式人工智能对中国劳动力市场产生了深刻影响，为进一步评估中国劳动力薪酬和就业冲击，本文通过反事实模拟进行社会福利分析。根据上文所估计的结果，可以预测，未出现生成式人工智能技术，各岗位的反事实薪资水平和发布数量。表2列（3）和表7列（1）的估计系数分别为-0.066和-0.337，由于基准回归模型将被解释变量设定为对数形式，反事实模拟需采用指数形式剔除处理效应。因此，将不同岗位在2023年7-9月季度及之后的实际薪资×$e^{0.066\times\text{岗位层面生成式人工智能暴露度}}$，作为反事实的岗位薪资，并平均加总得到每季度反事实岗位平均薪资。同样，将不同岗位在2023年7-9月季度及之后的企业实际发布岗位数量×$e^{0.337\times\text{企业层面生成式人工智能暴露度}}$，平均加总得到每季度反事实企业平均岗位发布数量。

根据上述方法计算的反事实岗位薪资和企业岗位发布数量分别展示于图6和图7。其中，实线是季度实际不同岗位的平均薪资和企业岗位发布数量，虚线为反事实模拟值。可以看出，近3年间，实际岗位平均薪资和企业平均发布岗位数量，分别由2023年第二季度的12 621.63元和4.20个，提高至2024年第三季度的18 281.93元和13.25个[①]。假设生成式人工智能未出现，该季度反事实岗位平均薪资和企业平均发布岗位数量本应分别提高至19 082.22元和16.85个。由反事实结果计算可得，生成式人工智能导致平均每个季度岗位薪资下降约4%，企业发布的岗位数量减少约21%，这与国际劳

① 猎聘招聘平台聚焦中高端人才招聘，发布岗位以白领、专业技术岗、管理岗为主，因此整体平均薪资较高。

工组织发布结果基本一致[①]。以上结果表明,现阶段生成式人工智能对中国整体招聘市场形成较大冲击。

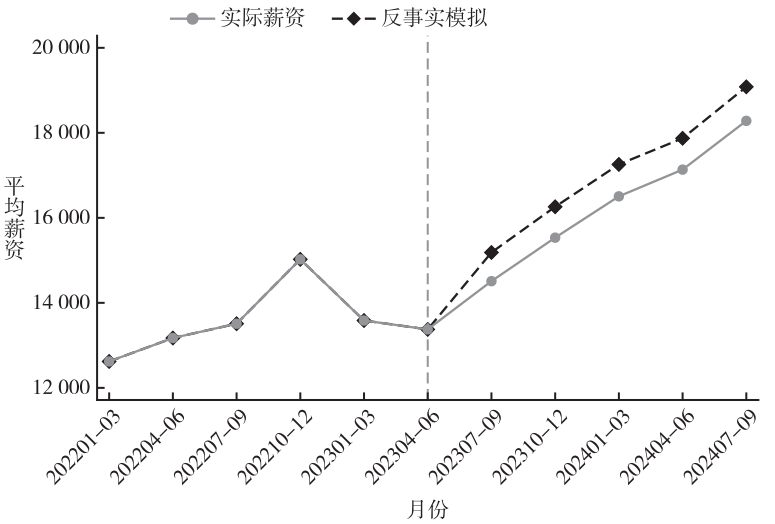


图6　岗位薪资反事实模拟

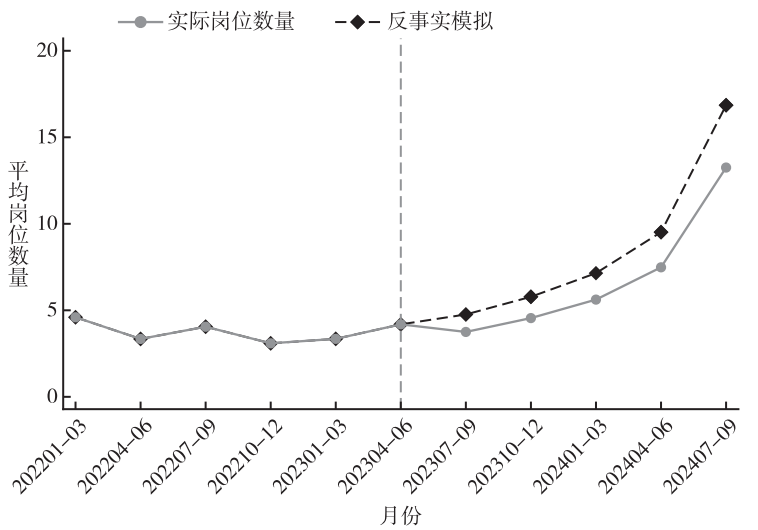


图7　企业岗位发布数量反事实模拟

① 本文反事实模拟表明,生成式人工智能导致猎聘招聘平台上发布的岗位需求数量下降约21%,与2025年国际劳工组织发布的全球25%就业岗位受到生成式人工智能影响的估值基本接近。

（三）生成式人工智能岗位生成效应

上文表明，现阶段生成式人工智能主要表现为岗位替代效应，然而新技术迭代同样催生出众多新兴职业。为检验生成式人工智能技术发展是否带动新兴职业的岗位需求增长，本文依据人力资源和社会保障部2024年发布的2022-2024年间新增职业信息，识别生成式人工智能发展所催生出的新职业。2024年人力资源和社会保障部共新增19种职业类别，其中智能网联汽车装调运维员、云网智能运维员、生成式人工智能系统应用员等9种职业类别和生成式人工智能技术相关①。首先，通过文本分析方式，识别岗位名称和岗位描述中是否包含新职业名称字段，从而筛选出新职业并赋值为1，否则为0。其次，汇总得到不同季度每家企业发布新职业的数量。最后，计算2022年每家企业发布的常规认知型、常规体力型、非常规认知型与非常规体力型岗位总数，依据每家企业中招聘数量最高的职业类型，将其相应划分为常规认知型、常规体力型、非常规认知型或非常规体力型企业，回归结果见表18。可以发现，生成式人工智能技术得到广泛运用后，暴露度较高的企业其新职业发布数量显著提升。其中，非常规认知和非常规体力型企业的新职业发布数量显著增加，常规认知和常规体力型企业新职业发布数量无明显变化。以上结果表明，虽然生成式人工智能具有岗位替代效应，但它显著增加了新兴职业的岗位需求，尤其是云网智能运维员、生成式人工智能系统应用员等与生成式人工智能技术直接相关的新职业，非常规任务岗位成为新增就业的主要增长点。

表18　　生成式人工智能岗位生成效应

	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）
	所有企业	常规认知	非常规认知	常规体力	非常规体力
			job posting		
$post_t \times exposure_d$	1.678***	0.008	0.364**	−0.001	0.024*
	（0.237）	（0.010）	（0.175）	（0.002）	（0.014）
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
季度固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	209 008	31 295	68 008	3860	5721
调整后的R^2	0.456	0.188	0.691	0.021	0.144

① 详见本刊网站本文附录。

七　结论与政策建议

本文基于中国职业层面的大语言模型暴露度，运用强度双重差分法检验生成式人工智能对劳动力市场的影响。研究发现，生成式人工智能的快速应用显著降低了岗位平均薪资水平。机制研究表明，现阶段其岗位替代效应大于生产率提升效应，构成薪资下行的主要驱动渠道。异质性研究发现，生成式人工智能显著降低了工作年限在5年及以下、无软技能要求的岗位以及涉及认知型任务的岗位（如人事行政、翻译等），对科研、管理、信息技术等岗位薪资无明显影响，甚至提升了修理制作、公共设施服务人员等依赖现场服务与人际交互的岗位薪资。反事实分析显示，生成式人工智能导致平均每个季度岗位薪资下降约4%，企业发布的岗位数量减少约21%。然而，生成式人工智能带动了云网智能运维员、生成式人工智能系统应用员等新兴职业的岗位需求增长。

当前，中国生成式人工智能快速发展，呈现出“百模争鸣”的繁荣局面。文心一言、通义千问、盘古等通用大模型相继出现，Deepseek凭借卓越的推理能力和开源策略，更是引领世界前沿。生成式人工智能在提升国家战略地位与国际竞争力的同时，也引发对劳动力市场冲击的担忧。本文研究结论对缓解生成式人工智能的就业冲击具有重要启示。

第一，加强对认知型岗位的劳动力市场动态监测。本文研究发现，生成式人工智能显著降低了岗位平均薪资，且这一冲击高度集中于认知型岗位（如人事行政、编辑记者、翻译等），而非传统意义上的低技能或体力型岗位。这意味着以行业分类或学历层次为维度的现有就业监测体系，难以精准识别冲击的真实分布。一方面，借鉴美国O*NET职业任务数据库框架，结合中国职业分类大典，对各职业的核心任务进行分解，重点评估其中可被生成式人工智能替代的认知型任务占比，并在现有劳动力调查、企业用工调查中增设“岗位任务结构”模块，对认知型任务占比高的职业群体实施重点追踪；另一方面，将岗位发布数量、薪资变动等招聘平台高频数据纳入官方就业监测渠道，同步收集劳动者任务变动、技能培训需求、转岗意愿等微观信息，弥补现有统计对生成式人工智能短期冲击的盲区。

第二，针对高风险群体精准实施强化兜底保障和再就业支持。本文异质

性分析进一步发现，生成式人工智能对“工作年限5年及以下”且“低软技能要求”的岗位薪资冲击最大。这一群体同时面临经验不足和技能单一的双重劣势，是最需要提升再就业能力的支持对象。建议一是试点多层次的失业保险体系，防范社会性失业风险。由政府牵头设立专项保障基金，重点覆盖最易受人工智能冲击的高风险岗位，鼓励商业保险机构开发市场化失业保险产品，为劳动者提供多元化保障选择。二是及时修订基本劳动法律，保障劳动者合法权益。细化劳动者与平台、企业间劳动关系认定标准，进一步保障新就业群体劳动报酬，规范工作时间，以及防范数字鸿沟、算法歧视、算法劳动控制等。三是降低技能培训成本，缩短失业周期。对受冲击较严重的认知型岗位失业者或转岗人员，给予技能培训补贴、企业见习补贴或转岗津贴，并引导其向人际交互、现场服务等不易被替代的岗位转移，促进再就业。

第三，加快生成式人工智能新兴职业的官方认定并强化职业转型引导。本文发现，生成式人工智能在压缩认知型岗位的同时，亦带动了云网智能运维员、生成式人工智能系统应用员等新兴职业的需求增长。然而，新兴职业的认定滞后于市场需求，导致劳动者难以及时获取职业信号。一方面，加快国家职业标准制定，为人才培养提供政策依据。加快生成式人工智能系统应用员、生成式人工智能系统测试员等国家职业标准的编制进程，明确等级设置与技能要求，为职业院校和企业开展人才培养提供规范指引。另一方面，完善配套职业培训体系，确保职业认定与培训供给的有效衔接。一是将已认定的生成式人工智能相关新职业及时纳入各地职业技能培训补贴目录，对符合条件的人员按规定给予培训补贴，鼓励职业院校、技工院校、社会培训机构和企业培训中心积极开设相关课程。二是针对翻译、基础行政、客服等易受生成式人工智能技术冲击的高风险岗位，通过就业公共服务平台、行业协会、企业HR系统等渠道，主动推送新兴职业的认证通道、培训资源、典型薪酬水平及岗位需求趋势，引导劳动者前瞻性规划转型路径。

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的分析》，《管理世界》第6期。

王林辉、钱圆圆、宋冬林、董直庆（2023a）：《机器人应用的岗位转换效应及就业敏感性

群体特征——来自微观个体层面的经验证据》,《经济研究》第7期。

王林辉、钱圆圆、周慧琳(2023b):《人工智能技术冲击和中国职业变迁方向》,《管理世界》第11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。

王永钦、董雯(2023):《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》第11期。

魏宏冰、李贺、马弘(2025):《工业机器人与结构性就业变化:职业和任务的视角》,《世界经济》第4期。

易苗、刘朋春、郭白滢(2024):《机器人应用、企业规模分化与劳动收入份额》,《世界经济》第6期。

于航、李泓孛、张丹丹、张润博、李强(2026):《人工智能技术进步有助于缓解劳动力市场教育错配——来自"岗位-求职者"匹配数据的证据》,《经济学(季刊)》第3期。

张丹丹、于航、李力行、胡佳胤、莫怡青、李泓孛(2025):《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》第7期。

郑世林、姚守宇、王春峰(2023):《ChatGPT新一代人工智能技术发展的经济和社会影响》,《产业经济评论》第5期。

郑世林、陶然、杨文博(2024):《ChatGPT等生成式人工智能技术对产业转型升级的影响》,《产业经济评论》第1期。

Acemoglu, D. "Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality." *Quarterly Journal of Economics*, 1998, 113(4), pp.1055–1089.

Acemoglu, D. and Lensman, T. "Regulating Transformative Technologies." *American Economic Review: Insights*, 2024, 6(3), pp.359–376.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. "The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment." *The American Economic Review*, 2018, 108(6), pp.1488–1542.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. "Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor." *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2), pp.3–30.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. "Robots and Jobs: Evidence From US Labor Markets." *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6), pp.2188–2244.

Acemoglu, D.; Autor, D.; Hazell, J. and Restrepo, P. "Artificial Intelligence and Jobs: Evidence From Online Vacancies." *Journal of Labor Economics*, 2022, 40(S1), pp.S293–S340.

Allen, R. C. “Engels’ Pause: Technical Change, Capital Accumulation, and Inequality in the British Industrial Revolution.” *Explorations in Economic History*, 2009, 46(4), pp.418–435.

Amabile, M. T. “Creativity, Artificial Intelligence, and a World of Surprises.” *Academy of Management Discoveries*, 2020, 6(3), pp.351–354.

Atalay, E.; Phongthiengtham, P.; Sotelo, S. and Tannenbaum, D. “New Technologies and the Labor Market.” *Journal of Monetary Economics*, 2018, 97, pp.48–67.

Autor, D. H. “Work of the Past, Work of the Future.” *AEA Papers and Proceedings*, 2019, 109, pp.1–32.

Autor, D. “Applying AI to Rebuild Middle Class Jobs.” *NBER Working Paper* No. w32140, 2024.

Autor, D.; Chin, C.; Salomons, A. and Seegmiller, B. “New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940–2018.” *Quarterly Journal of Economics,* 2024, 139(3), pp.1399–1465.

Bail, C. A. “Can Generative AI Improve Social Science?” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2024, 121(21), 1980946175.

Bessen, J.; Goos, M.; Salomons, A. and van den Berge, W. “What Happens to Workers at Firms that Automate?” *The Review of Economics and Statistics*, 2023, pp.1–45.

Börner, K.; Scrivner, O.; Gallant, M.; Ma, S.; Liu, X.; Chewning, K.; Wu, L. and Evans, J. A. “Skill Discrepancies Between Research, Education, and Jobs Reveal the Critical Need to Supply Soft Skills for the Data Economy.” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2018, 115(50), pp.12630–12637.

Bouschery, S. G.; Blazevic, V.; Roberts, D. and Piller, F. T. “Artificial Intelligence as an Actor in Innovation Teams: An Assessment of the GPT-3 Language Model.” *Academy of Management Proceedings*, 2022, 1, 11505.

Bresnahan, T. F.; Brynjolfsson, E. and Hitt, L. M. “Information Technology, Workplace Organization, and the Demand for Skilled Labor: Firm-Level Evidence.” *The Quarterly Journal of Economics*, 2002, 117(1), pp.339–376.

Brynjolfsson, E.; Li, D. and Raymond, L. R. “Generative AI at Work.” *NBER Working Paper* No. w31161, 2023.

Chapman, S. D. *The Cotton Industry in the Industrial Revolution.* UK: Macmillan Education, 1990.

Deming, D. and Kahn, L. B. “Skill Requirements Across Firms and Labor Markets: Evidence From Job Postings for Professionals.” *Journal of Labor Economics*, 2018, 36(S1),

pp.S337–S369.

Dinlersoz, E. and Wolf, Z. “Automation, Labor Share, and Productivity: Plant-Level Evidence From US Manufacturing.” *Economics of Innovation and New Technology*, 2024, 33(4), pp.604–626.

Eloundou, T.; Manning, S.; Mishkin, P. and Rock, D. “GPTs are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs.” *Science,* 2024, 384(6702), pp.1306–1308.

Feigenbaum, J. and Gross, D. P. “Answering the Call of Automation: How the Labor Market Adjusted to Mechanizing Telephone Operation.” *Quarterly Journal of Economics*, 2024, 139(3), pp.1879–1939.

Feinstein, C. H. “Pessimism Perpetuated: Real Wages and the Standard of Living in Britain During and After the Industrial Revolution.” *Journal of Economic History*, 1998, 58(3).

Felten, E. W.; Raj, M. and Seamans, R. “A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities.” *AEA Papers and Proceedings*, 2018, 108(5), pp.54–57.

Felten, E.; Raj, M. and Seamans, R. C. “The Effect of Artificial Intelligence on Human Labor: An Ability-Based Approach.” *Academy of Management Proceedings*, 2019, 2019(1), 15784.

Felten, E.; Raj, M. and Seamans, R. “How Will Language Modelers Like ChatGPT Affect Occupations and Industries?” *arXiv Working Paper*, 2023, e2303.01157.

Gilardi, F.; Alizadeh, M. and Kubli, M. “ChatGPT Outperforms Crowd Workers for Text-Annotation Tasks.” *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2023, 120(30), 1989951176.

Heckman, J. J. and Kautz, T. “Hard Evidence on Soft Skills.” *Labour Economics*, 2012, 19(4), pp.451–464.

Ji, Y.; Chen, L.; Wang, L.; Hou, J.; Chen, X. and Zhu, H. “Generative AI’s Labor-Replacing Impacts on Occupations Also Foster Short-Run Job Opportunities for Early Adopters.” *SSRN Working Paper* No. 4862800, 2023.

Kavargyris, D. C.; Georgiou, K.; Papaioannou, E.; Petrakis, K.; Mittas, N. and Angelis, L. “ESCOX: A Tool for Skill and Occupation Extraction Using LLMs From Unstructured Text.” *Software Impacts*, 2025, 25, 100772.

Lee, H. and Hong, I. “Quantifying the Influence of Vocational Education and Training With Text Embedding and Similarity-Based Networks.” *PLoS One*, 2025, 20(8), 0329405.

Sedkaoui, S. and Benaichouba, R. “Generative AI as a Transformative Force for

Innovation: A Review of Opportunities, Applications and Challenges." *European Journal of Innovation Management*, 2026, 29(3), pp.677–701.

The Impact of Generative Artificial Intelligence on Labour Wages in China

Zheng Shilin; Huang Qing; Zhu Li

Abstract: Generative artificial intelligence (GenAI) is profoundly reshaping the structure of the labour market, simultaneously disrupting existing employment and creating new job opportunities. Drawing on large-scale job posting data and employing an intensity difference-in-differences (DID) approach, this paper examines the impact of GenAI on China's labour market. The study finds that the rapid adoption of GenAI has significantly reduced average wage levels in job postings. Mechanism analysis reveals that, at the current stage, the job substitution effect outweighs the productivity-enhancing effect, constituting the primary channel driving the wage decline. Heterogeneity analysis further shows that the negative impact is more pronounced for positions requiring five or fewer years of work experience, lacking soft-skill requirements, or involving cognitive tasks. In contrast, wages for roles reliant on on-site services and interpersonal interaction have risen. Notably, while GenAI displaces certain traditional jobs, it has simultaneously stimulated demand for emerging occupations such as cloud-network intelligent operations and maintenance personnel and GenAI system application specialists, reflecting the creative-destruction character of this technological transformation.

This paper makes contributions in three main areas. First, by focusing on GenAI – a technology that has emerged and undergone rapid adoption only in recent years – it provides new empirical evidence on the short-run labour market disruptions induced by technological change, thereby extending a growing body of literature that has thus far lacked direct evidence from the GenAI era. Second, it uncovers the intrinsic mechanisms through which GenAI affects the labour market at two distinct levels. At the theoretical level, the paper embeds a CES production function within the standard task-based model to formalise how GenAI acts on labour demand. At the empirical level, it combines recruitment data from the Liepin platform with financial and operational data on listed

companies, yielding results that further substantiate the inference that GenAI is disproportionately likely to substitute for cognitive tasks. Third, unlike prior studies, which have largely overlooked the job-creation effects of GenAI, this paper demonstrates that GenAI has also driven rising demand for emerging occupations – most notably cloud-network intelligent operations and maintenance personnel and GenAI system application specialists. These findings carry direct policy implications: they can inform the design of interventions to mitigate the unemployment shocks faced by different industries, occupations, and workers, and to optimise vocational skills training systems for an era of rapid technological change.

At present, China's GenAI sector finds itself in a period of intense and dynamic competition, often characterised domestically as "a hundred models contending". While this flourishing ecosystem has enhanced the country's strategic standing and international competitiveness, it has simultaneously intensified concerns about labour market disruption. Against this backdrop, the paper advances three policy recommendations. The first is to strengthen labour market monitoring for cognitive-task-intensive occupations, drawing on the US O*NET framework in conjunction with China's Classification and Codes of Occupations to systematically assess which cognitive tasks within each occupation are most susceptible to substitution by GenAI. The second is to provide precisely targeted safety-net and re-employment support for high-risk groups. This would entail piloting a multi-tiered unemployment insurance system and establishing dedicated protection funds, while actively guiding displaced workers towards roles – particularly those centred on interpersonal interaction and on-site services – that are less susceptible to automation. The third is to accelerate the official recognition of emerging GenAI occupations, such as GenAI system application specialists and testers, by formulating national occupational standards that clearly specify skill-level structures and competency requirements, thereby providing normative guidance for vocational colleges and enterprises in talent cultivation.

Key words: generative artificial intelligence (GenAI), labour market, labour wages, job substitution effect, productivity-enhancing effect

JEL codes: J24, J31, O33, J23

（截稿:2026年6月　责任编辑:郭若楠　曹永福）