

人工智能与职业需求

——基于任务内容的替代、互补与创造效应分析

胡涟漪 盖庆恩 潘 珊*

摘要: 本文基于中国网络招聘数据与专利数据,实证分析了人工智能对各职业劳动需求的影响。结果表明,人工智能显著促进了招聘需求增长,主要由互补效应和创造效应驱动,而替代效应尚未显现。异质性分析显示,人工智能对就业的促进效应在技术类型、行业与地区间存在显著差异。进一步研究发现,人工智能具有技能偏向特征,其提高了对工作经验丰富、理工科专业背景以及技能复合型人才的需求。总体上,人工智能引致的岗位净增长占招聘平台新增岗位总量的 2.4%。

关键词: 人工智能;招聘需求;任务内容

DOI: 10.13821/j.cnki.ceq.2026.03.04

一、引言

智能驾驶、智能识别、大数据预测等多种人工智能技术正日益深入人们的生产活动。它们既能够有效提升工作和生产效率,同时其强大的任务执行与信息处理能力也会替代部分岗位和任务,多种效应叠加对劳动力市场产生长期而复杂的影响。然而,现有研究在识别这些影响方面存在局限。已有研究从职业分类的视角出发,将人工智能对常规职业的负向影响解释为“替代效应”,对非常规职业的正向影响解释为“互补效应”(姚加权等,2024;陈琳等,2024)。该方法虽然能够揭示人工智能对不同职业的异质性影响,但存在两方面不足:其一,将人工智能对某一职业的作用视为单一效应,忽略了职业内部任务结构的多样性。现实中,人工智能技术可能会对职业内部的不同任务产生差异化效应:既

* 胡涟漪,华东理工大学商学院;盖庆恩,上海交通大学安泰经济与管理学院;潘珊,暨南大学产业经济研究院。通信作者及地址:盖庆恩,上海市华山路 1954 号,200030;电话:021-62932838;E-mail:gaiqingen@sjtu.edu.cn。本研究得到国家自然科学基金项目(72173085、72273088、72473088、72442019)、国家自然科学基金项目(218-ZD077)和上海市白玉兰人才计划浦江项目(25PJC009)的支持。感谢匿名评审专家和相关会议点评专家的宝贵建议。感谢上海交通大学大学生创新实践项目(PRP47007)中李沁鑫、章凯文和唐雨悦出色的助研工作。文责自负。

替代部分任务,又与一些任务互补,甚至创造全新任务(谢宇和阿维拉,2025)。其二,与传统自动化不同,人工智能不仅能够替代可编码化的常规任务,而且可替代部分结构化的非常规任务,导致原有任务分类难以全面刻画其作用机制(Acemoglu, 2025)。因此,为更全面、客观地描述人工智能对就业的多重影响,有必要结合人工智能的技术特性对工作任务进行分类,将其在同一职业中的多重作用加以分解,更准确地理解人工智能与劳动力的关系。

本文结合2015—2021年的网络招聘大数据与2010—2021年专利数据,构建1551个职业的详细招聘需求指标,测算各职业在工作任务层面上的人工智能渗透率,并将其分解为替代、互补与创造效应。进一步,本文从上述三类效应的视角,实证检验人工智能渗透率对劳动需求的影响和作用机制,并从宏观角度分析人工智能对岗位需求总量变化的影响幅度。本文研究发现:首先,人工智能显著推动了职业层面的招聘需求增长,且这种正向影响主要由互补与创造效应驱动。其次,应用型人工智能技术对制造业与生产性服务业以及东部地区的招聘需求促进作用最为明显。再次,人工智能具有技能偏向特征,其显著提升了对丰富工作经验、理工科等专业背景以及复合型技能人才的需求。最后,核算结果显示,2016—2021年人工智能引致的岗位净增加为108.2万个,占招聘平台新增岗位总量的2.4%。

本文与三方面文献密切相关。第一,基于任务视角研究技术进步对劳动力市场的影响。Autor et al.(2003)最早提出任务模型(task-based model),将任务区分为常规与非常规,从而刻画计算机技术对不同工作任务的替代与互补作用,该模型被广泛应用于解释劳动力市场极化及自动化就业效应(Acemoglu and Autor, 2011; Autor and Dorn, 2013; Goos et al., 2014; Acemoglu and Restrepo, 2020)。随着人工智能的发展,Acemoglu(2025)根据人工智能“由结果推导规律”的特性,将任务划分为人工智能“易于学习”和“难以学习”的任务。本文借鉴这一分类思路,在沿用任务内容框架的基础上,准确识别人工智能对劳动需求的多重影响。

第二,关于人工智能渗透率的测度与应用。当前,关于人工智能渗透率的测度主要有两种方法,部分研究基于美国O*NET数据进行测算(Brynjolfsson et al., 2018; Felten et al., 2018; Webb, 2020),另一部分研究则通过自然语言处理法构造渗透率(王林辉等,2022;Eloundou et al., 2024;张丹丹等,2025)。在此基础上,学者们探讨了人工智能对劳动需求的影响。Acemoglu et al.(2022)指出,美国的人工智能正在逐步替代部分工作任务。Hampole et al.(2025)发现,美国人工智能虽然降低了技术渗透率较高职业的需求,但通过提高生产率扩大了整体招聘规模。姚加权等(2024)和陈琳等(2024)认为,人工智

能降低了中国企业对常规职业劳动力的需求,增加了对非常规职业劳动力的需求。张丹丹等(2025)发现,大语言模型暴露度与中国劳动力需求呈显著负相关关系。本文所研究的人工智能不仅涵盖大语言模型等自然语言处理技术,还包括硬件平台、机器学习、计算机视觉等领域,并与工业机器人等传统自动化相区分,利用中国专利数据构造职业层面的人工智能渗透率,结合招聘数据评估其对劳动需求的影响。

第三,关于人工智能影响就业的机制研究。人工智能对任务与职业的影响可能体现在替代、互补和创造三个效应(Agrawal et al., 2019;蔡跃洲和陈楠, 2019;Acemoglu, 2025)。替代效应指人工智能通过降低资本成本或提升机器的运行效率,接替原本由劳动力完成的任务。Eloundou et al.(2024)估计,美国约80%的劳动者至少有10%的任务会受到大语言模型的影响,约19%的劳动者有超过50%的任务受影响。互补效应指人工智能能够提升劳动力执行特定任务的效率,但由于任务本身的复杂性,技术在缺乏人类参与时无法独立完成。实验研究表明,在编程、专业写作及客户服务等领域,大语言模型可使劳动者效率提升15%至55%(Peng et al., 2023; Noy and Zhang, 2023; Brynjolfsson et al., 2025)。创造效应指人工智能可在现有职业中创造新任务,也会催生全新的职业类型,同时伴随着技术的普及,其需求也快速增长。Autor et al.(2024)发现,与职业互补的增强型技术能够促进新职业的诞生。陈琳等(2024)的研究表明,中国企业受人工智能影响程度每提高1个单位,其新职业雇佣比例提升0.28%。为识别人工智能对职业的多重影响,本文将在构造人工智能渗透率的基础上,将其分解为替代、互补与创造三类效应,以细化分析其对劳动需求的作用机制。

相较于已有文献,本文的贡献主要体现在以下三个方面:首先,现有研究大多基于美国的任务描述和职业体系,难以准确反映中国技术语境下人工智能的发展特征。本文结合中国人工智能专利数据,将专利文本与职业描述文本进行语义匹配,构建出中国七位码职业层面的人工智能渗透率指标。其次,已有研究多通过职业分类来识别这三种效应,但在现实中,这三类效应可能同时存在于同一职业的不同工作任务之中。本文将人工智能对职业内部的影响细分为替代效应、互补效应与创造效应。最后,现有文献多聚焦于人工智能对整体招聘数量的影响,而对其如何改变岗位的具体招聘内容与要求关注较少。本文进一步挖掘招聘数据中的文本信息,考察人工智能技术如何在微观层面改变岗位需求结构和对人才素质的要求。

二、数据、变量与模型

(一) 职业的招聘需求

本文使用网络招聘大数据衡量企业对劳动力的需求情况。数据来源为“前程无忧 51job”人力资源服务平台,涵盖时间区间为 2015 年 1 月至 2021 年 12 月。在剔除同期重复发布的招聘广告后,共获得约 6 131 万条招聘信息。该数据包含企业名称、岗位名称、职业描述、工作地点、薪资待遇、工作经验要求、学历要求、发布时间等字段,并配有标准化的岗位职能标签。本文对招聘数据进行了以下三方面的数据处理^①:

第一,职业识别与分类。首先,本文提取招聘广告中的“岗位名称”与“岗位职能”字段,去除与职业名称无关的内容;然后计算该文本与《中华人民共和国职业分类大典(2022年版)》(以下简称《职业大典》)中 1 636 个七位码职业名称的文本相似度,选择相似度最高者作为该岗位的职业分类结果。^② 由于招聘平台的语言风格与官方职业描述存在明显差异,本文采用基于语义判断的 Sentence-BERT 模型,可提高职业匹配的准确性。最终,招聘广告被归类至 1 551 个七位码职业。^③

第二,企业注册信息匹配。本文基于招聘广告中的“企业名称”字段,与 1949—2021 年国家工商注册数据库进行精确匹配,从而识别企业的所属行业、经营状态等关键信息。在样本中,共有约 218 万家企业发布过招聘广告,其中约 203 万家成功匹配至工商注册数据库,匹配率高达 93%,确保了企业层面信息的广泛覆盖与准确性。

第三,岗位要求内容提取。本文提取招聘广告“岗位描述”等字段以识别专业要求和技能要求。专业名称的识别及分类标准参照《普通高等学校本科专业目录(2024年)》。技能的识别及分类参考 Deming and Kahn(2018),将岗位技能划分为认知、社交、书面表达和通用计算机等十类,并基于中文语料生成相应的关键词表,以全面覆盖各技能特征。最终,所有处理后的信息被聚合至年度-职业(七位码)层面。

当然,招聘数据也存在一定的局限性。例如,样本分布可能受到平台使用偏好或企业发布意愿的影响,导致样本非均匀;无法反映企业内部的人事结构

^① 附录 I 展示了数据处理过程中的具体指令和示例结果。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。

^② 本文在《职业大典》职业名称的基础上,利用 ChatGPT 生成职业名称在现实生活中的称呼。

^③ 考虑到“党的机关、国家机关、群众团体和社会组织、企事业单位负责人”以及“农、林、牧、渔业生产及辅助人员”在网络招聘平台中出现频率极低,本文将其剔除。

调整或解雇行为,并且所衡量的是新增岗位需求,而非累计就业存量。但是,相较于传统的抽样调查数据,网络招聘数据具有更新频率高、覆盖面广与结构化程度强等优势,能够更实时地反映劳动力市场需求变化(Atalay et al., 2020; Acemoglu et al., 2022)。

(二) 人工智能渗透率及其分解

本节首先基于人工智能专利与职业描述,构建职业层面的人工智能渗透率指标,以度量人工智能对各职业的影响程度;然后进一步识别任务与人工智能的关系类型,将渗透率分解为替代、互补与创造三类效应,以度量人工智能对各职业的影响方向。

1. 构造人工智能渗透率

本文参考 Jiang et al.(2025)的方法,结合中国专利数据构建职业层面的人工智能渗透率指标,核心思想是利用专利文本与职业任务描述之间的文本相似度,判断某项专利技术是否与特定职业存在紧密关联,即该技术是否“渗透”到该职业之中。

首先,专利数据在反映技术前沿应用方面具有较高代表性,能够提供经济中创新活动细致且具有时间一致性的指标与文本信息,为技术内容和数量的度量提供统一标准(Kelly et al., 2021; 王林辉等, 2023; 刘青和肖柏高, 2023)。^① 本文依据国家知识产权局发布的《关键数字技术专利分类体系(2023)》对人工智能专利进行识别,从2010—2021年中国专利数据库中筛选出人工智能相关专利及其摘要文本,共约21.4万条。^② 为提高专利识别的质量,本文按照年份-季度和专利分类号(IPC)维度,提取被引次数处于95百分位以上的高影响力专利,共计10 078项。接着,为匹配专利文本与职业任务,本文提取《职业大典》中的10 560条工作任务描述信息。随后,本文利用 Sentence-BERT 模型,计算每一项人工智能专利 p 与职业 o 中任务 k 在时期 t 的文本相似度,记作 $AIE_{o,k,p,t}$,从而构建一个 $10\ 078 \times 10\ 560$ 的文本相似度矩阵。最后,本文将 $AIE_{o,k,p,t}$ 在各职业的工作任务维度上加总,得到职业 o 在时期 t 的人工智能渗透率,公式如下:

$$AIE_{o,t} = \frac{1}{N_o} \sum_k \sum_p AIE_{o,k,p,t},$$

^① 尽管专利的保护属性在一定程度上限制了其影响范围,本文所关注的人工智能专利在算法和模型层面的特征使其扩散性更强、排他性相对较弱,因此其作为职业层面技术暴露度的衡量具有一定合理性。

^② 本文关注中国2021年以前人工智能技术的发展。在此阶段,人工智能主要依赖中等规模模型,强调特定任务和特定场景的优化,主要应用于图像识别、推荐算法与流程自动化等后台环节。

其中, N_o 为职业 o 所包含的任务数量。^① 考虑到技术扩散和应用存在一定时滞, 本文将时期 t 设定为五年的移动时间窗口。该变量的变异性来源于两方面: 一是该职业工作任务描述与专利摘要的文本相似度, 反映人工智能与职业任务的关联程度; 二是与该职业相关专利的数量, 反映人工智能发展的强度。这两个条件保证了本文指标可以同时衡量人工智能与职业“质”与“量”的关系。

2. 识别工作任务与人工智能的关系

尽管该渗透率指标能够反映人工智能与职业任务的相关性, 但其对职业的具体作用方向尚不明确。Acemoglu(2025)指出, 不同任务在可被人工智能学习的程度上存在差异, 据此将任务划分为人工智能“易于学习(easy-to-learn)”与“难以学习(hard-to-learn)”两类。前者通常具有明确、可观察的结果, 任务与结果之间的映射关系直接; 后者则具备不确定性, 受到多重因素影响, 任务与结果之间的映射关系复杂。基于这一思路, 本文从任务的“行为特征”与“内容特征”两方面出发, 识别工作任务与人工智能的关系。行为特征反映任务的执行方式, 即“如何完成”; 内容特征则体现任务的知识结构与认知要求, 即“做什么”。

本文利用机器学习方法, 从行为与内容维度对任务进行特征提取与关系识别, 具体分为以下三步: ①行为特征识别。识别任务行为特征的关键在于判断任务中的动词是否可被算法掌握。本文从所有任务描述中提取去重后的 2 704 个动词, 并利用 ChatGPT 模型将其划分为三类: 人工智能“易于学习行为”、“难以学习行为”和“无明显关系”。^② 根据分类结果, 本文计算每个任务中各类动词所占比例, 分别构造“易于学习行为比例”和“难以学习行为比例”两个变量。^②内容特征识别。仅依赖动词无法充分反映任务的认知需求与语义差异, 例如“撰写报告”与“撰写论文”。为捕捉任务内容的隐含语义结构, 本文采用 LDA 主题模型, 基于词语共现频率识别任务文本的潜在主题, 得到每个任务属于 100 个主题的概率分布, 提取出任务在内容层面的差异。^③模型训练与预测。本文使用有监督学习模型对任务与人工智能的关系进行预测分类, 随机抽取 1 000 条任务样本, 由 ChatGPT 初步判断其类型——人工智能“易于学习任务”、“难以学习任务”或“无明显关系”, 并经人工校对形成高质量标注数据集。随后, 将其中 800 条样本作为训练集, 200 条作为测试集, 基于前两步构建的变量, 输入至梯度提升树算法进行模型训练。^③ 本文利用该模型计算每个任

① 由于《职业大典》并未提供各项工作任务权重信息, 本文假设所有工作任务在职业中的权重相等。

② 附录 I 表 I 4 展示了典型示例, 例如“统计”、“翻译”、“填报”等被界定为人工智能容易学习的行为, 而“治疗”、“构思”、“沟通”等被定义为较难学习的行为。

③ 模型在测试集上对人工智能“易于学习”与“难以学习”任务的分类准确率分别达到 91% 和 88%, AUC(area under curve)分别为 84% 和 78%, 验证了分类结果的可靠性。

务属于人工智能“易于学习”或“难以学习”的概率,确定最优分类阈值,将任务进行二分类。

3. 识别工作任务的新增情况

为刻画人工智能对职业任务的创造效应,本文进一步识别新增任务。2022年版《职业大典》在2015年版基础上对职业代码及描述信息进行了修订与扩充,包括三类:一是新增,指2015年版《职业大典》中尚不存在、因经济社会发展而新出现的新职业。例如,“数字技术工程技术人员”、“电子商务服务员”、“农业经理人”等。二是整合与拆分。此类调整主要源于行业标准调整或社会分工变化,使原有职业被合并或细化,而非新的职业创造。例如,“高等学校教师”在2022年版《职业大典》中被细化为“普通高等学校教师”和“高等职业学校教师”。三是取消。随着产业升级和技术进步,一些传统职业逐步被淘汰。例如,“电报业务员”、“安全评价师”等。

工作任务层面的调整遵循与职业相似的逻辑,也包括新增、整合与拆分以及取消三种情况。基于人工智能的特点,本文仅保留第一类情形,即因经济结构演进和技术创新而真实产生的新任务。具体而言,本文将“新增任务”定义为两种情况:第一,属于新增职业,在既有职业结构中不存在,且无法通过传统技能自然延伸获得的任务;第二,存在于既有职业但在2015年版《职业大典》中尚未出现、因新的社会分工或生产方式而新增的任务。基于此,本文识别出1029个新增任务,这些新任务的出现体现了劳动过程中的任务创造现象。

4. 分解人工智能渗透率

具体分解思路为:首先,将所有工作任务分为“人工智能易于学习任务”、“人工智能难以学习任务”和“新增任务”。^①这三类任务分别代表人工智能可能引致的替代效应、互补效应与创造效应的潜在方向,因此被定义为方向变量。其次,将该方向变量与任务-专利之间的文本相似度进行交乘。相似度反映了人工智能技术与任务之间的实际关联程度,通过与方向的交互,便可将总体人工智能渗透率分解为替代、互补与创造三种效应。公式如下:

$$AIE_{o,t} = \frac{1}{N_o} \sum_k \sum_p AIE_{o,k,p,t} \times [\mathbb{I}(\text{easy})_{o,k} + \mathbb{I}(\text{hard})_{o,k} + \mathbb{I}(\text{new})_{o,k}]$$

$$= AIE_{o,t}^{\text{replace}} + AIE_{o,t}^{\text{complement}} + AIE_{o,t}^{\text{create}},$$

其中, $\mathbb{I}(\cdot)_{o,k}$ 为指示函数,标识职业 o 的工作任务 k 是否属于“易于学习任务(easy)”、“难以学习任务(hard)”和“新增任务(new)”。以替代效应为例,如果人工智能对一个工作任务有较强的替代效应,需要同时满足两个条件:第一,该工作任务是人工智能“易于学习”任务,表示其具有被替代的潜力;第二,人工智能专利文本与其具有较高的文本相似度,表示这个任务与人工智能密切相关。

^① 任务分类的示例结果详见附录 I 表 I 5。

通过上式,总体渗透率指标($AIE_{o,t}$)可被分解为替代效应($AIE_{o,t}^{replace}$)、互补效应($AIE_{o,t}^{complement}$)和创造效应($AIE_{o,t}^{create}$)三个组成部分。

表1展示了2015年人工智能渗透率排名前十的职业及其替代、互补与创造效应的分解结果。结果表明,即便是总渗透率较高的职业,其受人工智能影响的方向也不尽相同。例如,“制图员”受人工智能替代效应的影响更大,“视觉传达设计人员”主要受互补效应的影响,而“人工智能工程技术人员”主要体现为创造效应。这表明本文所构建的分解方法能够有效识别并区分人工智能对职业的影响程度和方向。

表1 2015年人工智能渗透率前十的职业及其替代、互补与创造效应

职业名称	AI渗透率	替代效应	互补效应	创造效应
液晶显示器件制造工	454.14	133.61	320.53	0
制图员	446.48	193.63	252.85	0
视觉传达设计人员	438.01	61.43	376.58	0
工业视觉系统运维员	437.91	57.38	90.11	290.42
数字孪生应用技术员	437.17	0	0	437.17
人工智能工程技术人员	435.99	0	52.87	383.12
集成电路工程技术人员	435.81	0	0	435.81
计算机及外部设备装配调试员	431.86	0	431.86	0
无人机装调检修工	426.16	46.11	0	380.05
壁画制作工	425.31	205.3	220.02	0

(三) 计量模型

为识别人工智能对职业招聘需求的总体影响及其作用机制,本文构建如下年份-职业(七位码)层面的回归模型:

$$\begin{aligned} \Delta \ln Y_{o,t} &= \alpha + \beta AIE_{o,t-1} + X'_{o,t} \theta + \gamma_t + \epsilon_{o,t} \\ &= \alpha + \beta_1 AIE_{o,t-1}^{replace} + \beta_2 AIE_{o,t-1}^{complement} + \beta_3 AIE_{o,t-1}^{create} + X'_{o,t} \theta + \gamma_t + \epsilon_{o,t}, \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\Delta \ln Y_{o,t}$ 表示职业 o 在年份 $t-1$ 与 t 之间招聘数量的对数增长率; $AIE_{o,t-1}$ 表示职业 o 在前五年(即 $t-5$ 到 $t-1$)的人工智能渗透率,并进行标准化处理,转化为百分位数,以消除量纲差异。为缓解因变量与解释变量间的同时性偏误,人工智能渗透率指标采用滞后一期处理。该指标进一步细分为三个部分:替代、互补和创造效应,以识别人工智能对职业需求的方向性影响。 $X_{o,t}$ 表示职业层面的控制变量,包括自动化技术渗透率,以及认知、常规和社交技能指

数,以控制其他技术因素及职业的技能结构特征。^① γ_i 表示年份固定效应,以控制不随职业变化的时间冲击,使得可以在同一时间截面内识别职业间人工智能渗透程度差异对其招聘需求变化的边际影响。 $\epsilon_{o,i}$ 为误差项。标准误在三位码职业层级进行聚类(Autor and Dorn, 2013),并按照招聘岗位数量进行加权回归(Modestino et al., 2020; Webb, 2020)。

表2报告了主要变量的描述性统计结果。数据显示,从职业层面看,每年平均有4 841个岗位在平台上发布,招聘增长率的均值为3.87%。人工智能渗透率的分解结果表明,互补效应平均值最高,其次为替代效应和创造效应。

表2 描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
招聘数量绝对值(个)	9 183	4 840.98	27 848.73	1	988 887
招聘量的对数增长率(%)	9 183	3.87	48.17	-152.24	146.86
人工智能渗透率(百分位)	9 183	50.07	23.88	0.02	99.24
替代效应	9 183	10.33	12.80	-0.62	83.58
互补效应	9 183	34.65	23.61	0	98.27
创造效应	9 183	5.08	16.69	0	98.90
认知技能指数(百分位)	9 183	48.60	31.15	0	99.94
社交技能指数(百分位)	9 183	46.31	33.54	0	99.94
常规技能指数(百分位)	9 183	49.69	28.97	0	99.94
自动化技术渗透率(百分位)	9 183	10.15	12.51	0	74.58

三、回归结果

(一) 基准结果

表3报告了基于式(1)估计的回归结果。列(1)将总体人工智能渗透率作为核心解释变量,结果表明,职业的人工智能渗透率越高,其招聘需求增长越快。列(2)在此基础上进一步控制了职业特征,估计结果依然稳健。此时,人工智能渗透率每提高1个百分位,对应职业的招聘增长率将上升0.110个百分点。例如,当某一职业的人工智能渗透率从第40百分位提升至第50百分位时,其招聘岗位数量预计将增加约1.10%,相当于在样本平台上平均新增53个

^① Hémous et al.(2025)基于关键词方法识别自动化相关专利,并提供相应的IPC分类代码。本文据此从中国专利数据库中筛选自动化专利,并采用一致的方法测算中国各职业的自动化技术渗透率。技能指数的构造参考胡澍涛等(2024)。

岗位($1.10\% \times 4\,841$)。

进一步,列(3)和列(4)对人工智能的替代、互补和创造效应进行了估计,以检验三种效应在影响招聘需求方面的具体作用。列(4)的结果显示,人工智能的替代效应对招聘需求的回归系数为 -0.313 ,标准误为 0.277 ,说明人工智能尽管存在替代效应,但在统计上并不显著。这可能与技术采纳存在时滞以及人工智能应用的阶段性特征有关,随着人工智能技术的进一步突破与应用深化,其替代效应预计将在未来逐步显现。人工智能互补与创造效应的系数分别为 0.164 和 0.154 ,说明这两种效应每提升1个百分点,对招聘增长率的提升分别为 0.164 与 0.154 个百分点。以某一职业的人工智能渗透率上升10个百分点为例,其招聘岗位数量因互补效应和创造效应在样本平台上平均分别增加约79个与75个岗位。人工智能的互补效应体现为其与劳动者在任务层面形成分工与协作,人工智能主要承担可编码、可规模化的子任务,而人类则聚焦于复杂判断、沟通与整合等环节。二者的互补关系提升了岗位的任务效率,并增强了对相应劳动力的需求(Acemoglu and Restrepo, 2018)。人工智能的创造效应则体现在新职业和新任务的产生。随着人工智能与企业组织结构的适配,新的岗位与技能组合不断涌现(Autor et al., 2024)。

表3 人工智能渗透率对职业招聘需求的影响

	每年招聘数量增长率			
	(1)	(2)	(3)	(4)
人工智能渗透率	0.216*** (0.047)	0.110** (0.054)		
替代效应			-0.261 (0.292)	-0.313 (0.277)
互补效应			0.288 *** (0.053)	0.164 *** (0.054)
创造效应			0.255 *** (0.052)	0.154 *** (0.055)
年份固定效应	是	是	是	是
自动化渗透率	是	是	是	是
职业技能特征		是		是
观测值	9 183	9 183	9 183	9 183
调整 R ²	0.273	0.281	0.279	0.285

注:***、**和*分别代表1%、5%和10%的显著性水平;括号内为稳健性标准误;下表同。

(二) 稳健性检验^①

1. 内生性问题处理

人工智能专利数量可能受到劳动力市场状况的反向影响,从而引发内生性偏误。为缓解这一问题,本文识别并剔除与人工智能专利申请存在关联的企业,使人工智能渗透率更多反映技术内容层面的外生差异。结论显示,在处理潜在内生性后,人工智能渗透率对招聘需求的正向影响依然显著,且主要由互补效应与创造效应驱动。

2. 长差分模型以及控制前期趋势

本文采用长差分回归模型进行稳健性检验,以应对可能存在的短期波动与测量误差问题。此外,为缓解模型可能存在的遗漏变量偏误,本文在基准回归的基础上,加入上一期招聘数量的对数增长率作为控制变量,用以控制职业的前期招聘趋势。估计系数均保持稳健且方向一致。

3. 替代性假说的排除

鉴于人工智能渗透率较高的职业可能本身就具有较强的新技术密集型特征,其招聘需求随技术进步自然增长,本文进行了三项稳健性检验以排除该解释:①引入《职业大典》标识的“数字职业”虚拟变量,并与人工智能渗透率及其分解效应交互,结果显示交互项均不显著。②使用各职业初期人工智能渗透率及其分解效应作为职业技术特征的代理变量,交互项虽部分显著,但未改变核心结果。③在模型中加入职业固定效应,结果表明互补效应和创造效应依然显著为正。上述结果表明,人工智能的就业促进作用并非仅源于职业固有的技术属性,而是通过任务层面的调整实现。

4. 任务分类的其他构造方法

本文采用了四种替代性构造方法对任务类型重新识别:①将人工智能“易于学习”或“难以学习”任务的虚拟变量替换为模型输出的连续概率值。②仅基于行为特征分类任务,若“人工智能易学习行为比例”或“人工智能难学习行为比例”超过0.5,则将该任务分别定义为相应类型。③采用 ChatGPT 模型直接判断任务是否属于人工智能“易于学习”或“难以学习”。④放宽“新增任务”定义,将因职业整合与拆分而形成的新任务一并纳入。结果显示,采用上述方法得到的结果与本文结论保持一致。

(三) 异质性检验^②

1. 专利类型异质性

不同类型的人工智能技术可能对职业需求产生差异化影响。为检验这种

① 限于篇幅,稳健性检验部分的具体结果详见附录Ⅱ。

② 限于篇幅,异质性检验部分的具体结果详见附录Ⅲ。

异质性,本文根据《关键数字技术专利分类体系(2023)》将人工智能技术划分为六个具体类别,分别构建六种类型的人工智能渗透率指标。结果显示,通用技术(如机器学习)对招聘需求表现出显著的负向替代效应;自然语言处理的替代效应虽不显著,但系数较大,这两类技术均与可被标准化或程序化的任务密切相关,因此更易引发替代效应。此外,计算机视觉技术(如图像识别)对职业招聘数量具有更强的正向影响。该类技术在商业领域的应用相对成熟,其推广过程伴随着应用开发、模型训练和数据处理等新型岗位的出现,从而更快速地带动了职业需求的增长。

2. 行业异质性

人工智能在不同行业的应用水平存在差异,会对不同行业的劳动需求产生异质性影响。本文通过企业注册信息识别招聘主体的所属行业,并据此将招聘岗位划分为制造业、生产性服务业与生活性服务业三大类,以探讨人工智能对不同行业的招聘需求是否存在异质性影响。结果表明,人工智能的互补与创造效应主要体现在制造业和生产性服务业。这可能是因为制造业与生产性服务业具备更高的数字化基础与技术可嵌入性,使得人工智能在流程优化、产品升级与服务拓展中发挥任务增强与创造的功能(Bick et al., 2026)。

3. 地区异质性

中国经济发展存在明显的区域不平衡,不同地区的技术基础与数字化水平差异较大。为考察地区异质性,本文按招聘地点将样本划分为东部、中部和西部地区,并进行分组回归。结果表明,人工智能渗透率对招聘需求的促进作用主要集中在东部地区;在中西部地区,尽管估计方向与基准结果一致,但统计上并不显著。这说明,经济基础更完善、产业数字化程度更高的地区,更有能力吸收并转化人工智能带来的技术红利,从而释放更明显的就业增长效应。进一步地,本文考察国家新一代人工智能创新发展试验区的区域异质性影响。自2019年,中国陆续设立18个试验区,主要分布于直辖市和省会城市。本文将试验区城市与非试验区省会城市进行对比发现,人工智能的互补与创造效应显著促进了试验区城市的招聘增长,而非试验区省会城市仅表现出较弱的互补效应,创造效应尚未形成。

4. 时间异质性

2017年国务院发布的《新一代人工智能发展规划》标志着中国首次在国家战略层面对人工智能的发展进行系统性部署,成为中国人工智能发展进程的重要政策拐点。基于此,本文将2017年设定为政策实施的时间节点,将样本划分为政策出台前(2015—2017年)与政策实施后(2018—2021年)两个阶段。回归结果表明,人工智能渗透率对招聘需求的显著正向影响仅在2018—2021年阶段显现。这表明人工智能对劳动力市场的影响具有政策驱动性,在国家战略的

推动下,人工智能的就业扩展效应自2018年起才逐步显现。

(四) 机制分析

前文结果表明,人工智能渗透率较高的职业其招聘需求显著上升。然而,职业分类本身仅是对岗位的概括性命名,人工智能真正作用的对象是企业对具体工作任务与技能结构的需求。接下来,本文将进一步分析人工智能对招聘信息中具体岗位要求与技能需求的影响。

1. 学历要求

本文将招聘岗位的学历要求划分为四类:中学(包括初中、中专和高中)、大专、本科以及研究生。表4列(1)至列(4)的实证结果显示,人工智能的互补与创造效应在不同学历层次的岗位上呈现出“两极化”特征,对中学和研究生岗位的正向影响更明显:互补或创造效应每上升1个百分位,相应岗位的招聘增长率约提高0.3个百分点;而对于要求大专或本科学历的岗位,增幅不超过0.2个百分点。这表明,人工智能一方面对具备更深层次专业知识和创新能力的研究生群体表现出更强的互补性;另一方面,人工智能也带动了对低技能劳动者在服务与辅助性岗位上的需求增长。这一结果反映出人工智能并非简单延续既有的技能偏向模式,而是呈现出更为显著的学历层级上移,从而加深劳动力市场的结构分化(Autor and Dorn, 2013;吕世斌和张世伟,2015)。

表4 人工智能渗透率对不同学历与经验要求岗位的招聘需求影响

	学历要求				经验要求	
	中学	大专	本科	研究生	0—2年	≥3年
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
替代效应	-0.125 (0.290)	-0.346 (0.213)	-0.251 (0.261)	-0.009 (0.292)	-0.413 (0.324)	0.086 (0.241)
互补效应	0.341*** (0.070)	0.121* (0.064)	0.163*** (0.050)	0.319*** (0.076)	0.028 (0.102)	0.218*** (0.066)
创造效应	0.301*** (0.068)	0.123 (0.074)	0.157*** (0.049)	0.286*** (0.081)	0.020 (0.096)	0.237*** (0.061)
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
职业控制变量	是	是	是	是	是	是
观测值	8 298	8 518	8 049	4 747	8 974	8 441
调整 R ²	0.291	0.151	0.091	0.115	0.643	0.094

2. 经验要求

本文将招聘岗位对工作经验的要求划分为两类:0—2年,代表对经验要求较低的初级岗位,以及3年及以上,代表对经验要求较高的岗位。表4列(5)和列(6)的结果显示,人工智能的互补和创造效应对初级岗位的影响不显著,而替代效应虽未在统计上显著,但系数为负且数值较大,体现了人工智能对初级岗位的潜在冲击(Lichtinger and Hosseini, 2025)。相较之下,人工智能显著提升了对高经验岗位的招聘需求,互补和创造效应每上升1个百分点,要求丰富经验的岗位招聘增长率分别提高0.218和0.237个百分点。

3. 专业要求

表5报告了人工智能渗透率对不同专业背景招聘需求的影响。结果显示,人工智能对社科、理工科和医学相关专业岗位的招聘需求产生显著的互补和创造效应,而对文科相关岗位则表现出替代效应。这一结果与不同学科的知识结构和技术关联度密切相关。理工科和医学专业与人工智能技术高度相关,既是人工智能技术研发的基础,也是人工智能应用的重要场景。社科专业虽不直接参与核心技术的研发,但人工智能在教育、法律、金融、管理等领域的广泛应用,带动了相应的就业增长。相反,文科类岗位的任务结构以语言处理、文本写作与内容生成等可被算法化的认知任务为主,人工智能已能部分完成这些任务,因此会降低对相关岗位的需求。

表5 人工智能渗透率对不同专业要求岗位的招聘需求影响

	文科	社科	理科	工科	农学	医学
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
替代效应	-0.518*	-0.240	-0.249	-0.326	0.571	-0.178
	(0.283)	(0.235)	(0.313)	(0.219)	(0.388)	(0.114)
互补效应	0.098	0.251***	0.315***	0.145***	0.017	0.245***
	(0.089)	(0.083)	(0.103)	(0.050)	(0.291)	(0.082)
创造效应	0.116	0.221***	0.242**	0.117**	0.085	0.234***
	(0.086)	(0.069)	(0.106)	(0.052)	(0.282)	(0.063)
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
职业控制变量	是	是	是	是	是	是
观测值	7 816	8 032	6 758	8 250	2 813	4 139
调整 R ²	0.251	0.325	0.163	0.215	0.159	0.199

4. 技能要求

人工智能的发展不仅改变了岗位的硬性准入标准,而且对岗位的软性技能要求产生了影响。表6列(1)至列(4)报告了人工智能渗透率对各职业中包含

特定技能要求的招聘岗位数量增长率的影响。^①结果显示,人工智能显著提升了对认知和社交技能岗位的需求,减少了对书面表达技能的需求,对通用计算机技能的替代趋势已显现但统计上不显著。认知与社交技能依赖于人类的复杂判断与情境互动,人类对此具有较强的比较优势;相反,书面表达在一定程度上可由人工智能完成,因此人工智能的应用使此类技能相关岗位的需求明显下降;通用计算机技能虽然在技术层面已具备被人工智能替代的可能,但其替代效应尚未在劳动力市场上完全显现。列(5)和列(6)进一步探讨了人工智能渗透率对技能组合复杂度的影响,分别考察了包含一项和多项技能要求的岗位增长情况。结果显示,人工智能的互补和创造效应不仅提升了仅要求一项技能的岗位数量增长率,而且对要求多项技能的岗位增长具有显著正向影响。这表明,随着人工智能在工作中的广泛应用,越来越多的岗位开始要求求职者具备多领域的技能结构,复合型人才在人工智能发展背景下的就业优势显著增强,其结构性需求呈现上升趋势。

表6 人工智能渗透率对不同技能要求岗位的招聘需求影响

	技能类型				技能个数	
	认知	社交	书面表达	通用计算机	一项	多项
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
替代效应	-0.336 (0.288)	-0.244 (0.264)	-0.693** (0.269)	-0.352 (0.305)	-0.199 (0.271)	-0.303 (0.266)
互补效应	0.154** (0.073)	0.156** (0.064)	0.056 (0.070)	0.041 (0.060)	0.180*** (0.066)	0.153** (0.057)
创造效应	0.148* (0.076)	0.145** (0.063)	0.059 (0.117)	0.041 (0.078)	0.160** (0.072)	0.144** (0.060)
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
职业控制变量	是	是	是	是	是	是
观测值	8 807	8 793	7 340	8 043	8 628	9 012
调整 R ²	0.263	0.333	0.183	0.237	0.231	0.307

四、人工智能对就业的总体影响

为进一步评估人工智能对就业的总体经济影响,本文在实证基础上从宏观视角出发,核算人工智能对岗位需求总量变化的影响幅度,并分析就业岗位的变化趋势,从而理解人工智能对劳动力市场的整体影响。

① 鉴于篇幅限制,正文仅报告部分技能要求的回归结果,其余技能的实证结果详见附录IV。

与 Autor and Salomons(2018)的分析框架一致,本文将表3的估计系数与各职业在不同年份的人工智能渗透率相结合,利用核算方法估计人工智能的总体效应及其分解效应对就业岗位增长的贡献,即:

$$\Delta Y_t^d = \sum_o Y_{o,t-1} \times \frac{\beta^d}{100} \times AIE_{o,t-1}^d,$$

其中, $Y_{o,t-1}$ 表示 $t-1$ 时期中职业 o 的招聘岗位数量; $AIE_{o,t-1}^d$ 表示 $t-1$ 时期各职业人工智能渗透率的分解指标, $d \in \{replace, complement, create\}$; 参数 β^d 来源于式(1)的回归估计, 衡量人工智能渗透率对招聘岗位增长率的边际影响, 具体数值见表3。通过上述公式, 本文可以计算出各年份人工智能所引致的招聘岗位变化量。

图1展示了人工智能的替代、互补和创造效应对招聘岗位数量变化的贡献。结果表明, 2016—2021年间替代效应累计导致招聘岗位减少100.8万个。相比之下, 互补和创造效应累计分别带动岗位增加160.4万个和48.6万个, 互补效应的贡献约为创造效应的3.3倍。这一结果表明, 人工智能对岗位需求总量的推动主要源于其通过提高劳动生产率来带动整体职业需求增长, 同时伴随新岗位和新任务的持续创造。总体上, 人工智能对职业需求的净效应为正, 在2016—2021年间共带动招聘岗位净增加108.2万个。在此期间, 本文所使用的招聘平台数据所覆盖职业样本的新增岗位总量为4445.5万个, 由此可得人工智能引致的岗位增长占比约为2.4%, 表明人工智能在当前阶段显著提升了职业需求, 促进了就业。

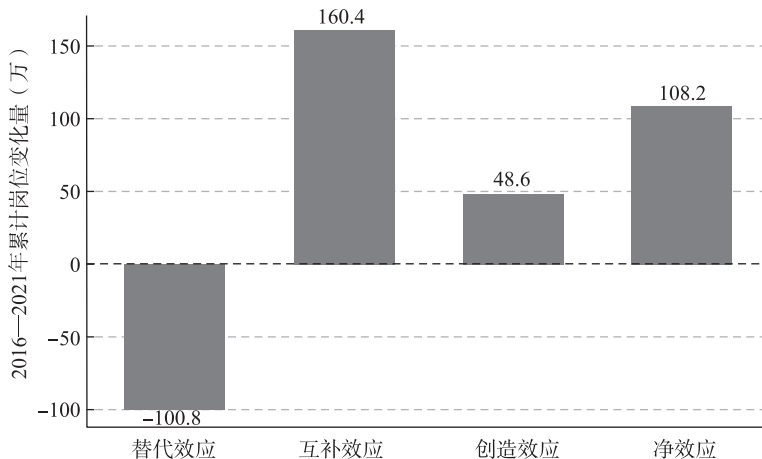


图1 人工智能对2016—2021年就业岗位变化量的影响估计

注:根据表3估计结果计算;下图同。

图2进一步展示了人工智能对职业需求分解效应的时问趋势。2016年,三类效应的差异相对较小;此后,互补效应迅速增强,带动的就业岗位增加量由

2016年的7.0万个提升至2021年的42.7万个,年均增长率为43.5%;创造效应也呈稳步上升态势,从2016年的2.2万个增加至2021年的12.4万个,年均增长率为41.0%,说明人工智能在不断拓展新任务与新岗位的边界。相比之下,替代效应的负面影响逐年扩大,就业岗位减少量从2016年的4.4万个增至2021年的26.7万个,年均减少率为43.4%,表明随着人工智能的普及,其对简单、程序化任务的替代作用会逐步增强。随着技术成熟度的提升与渗透范围的扩大,人工智能在未来可能呈现出更强的替代性特征,特别是在标准化生产、信息处理及重复性任务等领域。这一过程也提示,政策应关注技术扩散的节奏与方向,提前布局再培训与职业转换机制,以缓解潜在的结构性就业压力。

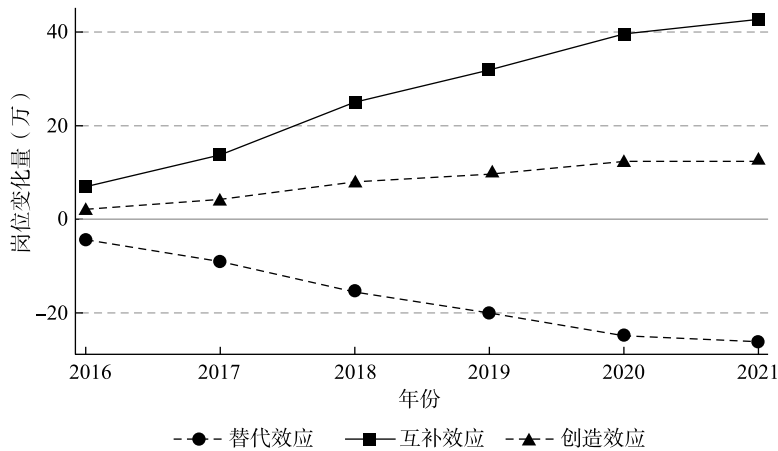


图2 人工智能对各年就业岗位变化量的分解效应估计

五、政策启示与未来拓展

本文有以下政策启示:第一,推动人工智能技术的发展,加大对通用人工智能技术落地转化与应用场景商业化的支持力度,推动技术成果向产品与服务转化,进而带动下游产业链的扩张与岗位的增加,形成技术进步与就业增长之间的良性循环机制。第二,提升教育供给与人工智能技术发展之间的适配性,构建多层次的人才培养与技能培训体系,加强高校与企业的协同育人机制,鼓励构建理论教学与实践训练的复合式培养体系,形成教育与产业需求相衔接的人才培养路径。第三,提前布局技术进步背景下失业风险人群的社会保障与就业支持政策,一方面,高度关注就业适应能力较弱群体,提供具有针对性的转岗培训、技能升级与再就业服务,推动劳动者实现从“被动适应”向“主动转型”的转变;另一方面,鼓励和规范灵活就业与新就业形态的发展,支持企业探索共享用工、项目制用工、平台用工等多样化用工模式,为劳动力市场注入更大弹性。

受客观条件的限制,本文还存在以下局限,有待未来进一步研究。其一,受数据可得性限制,本文尚未深入分析劳动力和企业在面对人工智能技术时的微观行为,未来研究可构造雇主-雇员匹配数据,分析人工智能对劳动力就业选择、企业内部岗位结构调整、招聘与解雇行为的影响。其二,本文未在一般均衡框架下系统刻画人工智能的多重效应,未来研究可将替代、互补与创造效应纳入统一的理论模型,不仅考察其对劳动力市场的总体影响,还可进一步分析人工智能对收入分配格局与经济增长路径的长期影响。其三,本文构造的“新增任务”指标还无法准确反映任务随时间被创造的动态过程,未来研究可细致分析招聘岗位要求,动态跟踪任务的变迁过程,从而研究技术进步如何在任务层面引发“任务创造”。

参 考 文 献

- [1] Acemoglu, D., “The Simple Macroeconomics of AI”, *Economic Policy*, 2025, 40(121), 13-58.
- [2] Acemoglu, D., and D. Autor, “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings”, In: Card, D. and O. Ashenfelter (eds.), *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4. Elsevier, 2011, 1043-1171.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] Acemoglu, D., and P. Restrepo, “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6), 2188-2244.
- [6] Agrawal, A., J. S. Gans, and A. Goldfarb, “Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction”, *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2), 31-50.
- [7] Atalay, E., P. Phongthientham, S. Sotelo, and D. Tannenbaum, “The Evolution of Work in the United States”, *American Economic Journal: Applied Economics*, 2020, 12(2), 1-34.
- [8] Autor, D., C. Chin, A. Salomons, and B. Seegmiller, “New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940-2018”, *The Quarterly Journal of Economics*, 2024, 139(3), 1399-1465.
- [9] Autor, D., and A. Salomons, “Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share”, *NBER Working Paper*, 2018.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] Bick, A., A. Blandin, and D. J. Deming, “The Rapid Adoption of Generative AI”, *Management Science*, 2026, <https://doi.org/10.1287/mnsc.2025.02523>.
- [13] Brynjolfsson, E., D. Li, and L. Raymond, “Generative AI at Work”, *The Quarterly Journal of*

- Economics*, 2025, 140(2), 889-942.
- [14] Brynjolfsson, E., T. Mitchell, and D. Rock, "What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy?", *AEA Papers and Proceedings*, 2018, 108, 43-47.
- [15] 蔡跃洲、陈楠, "新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业", 《数量经济技术经济研究》, 2019年第5期, 第3—22页。
- [16] 陈琳、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。
- [17] Deming, D., and L. B. Kahn, "Skill Requirements Across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals", *Journal of Labor Economics*, 2018, 36(S1), S337-S369.
- [18] Eloundou, T., S. Manning, P. Mishkin, and D. Rock, "GPTs Are GPTs: Labor Market Impact Potential of LLMs", *Science*, 2024, 384(6702), 1306-1308.
- [19] Felten, E. W., M. Raj, and R. Seamans, "A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities", *AEA Papers and Proceedings*, 2018, 108, 54-57.
- [20] Goos, M., A. Manning, and A. Salomons, "Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring", *American Economic Review*, 2014, 104(8), 2509-2526.
- [21] Hampole, M., D. Papanikolaou, L. D. Schmidt, and B. Seegmiller, "Artificial Intelligence and the Labor Market", *NBER Working Paper*, 2025.
- [22] Hémous, D., M. Olsen, C. Zanella, and A. Dechezleprêtre, "Induced Automation Innovation: Evidence from Firm-Level Patent Data", *Journal of Political Economy*, 2025, 133(6), 1975-2028.
- [23] 胡澍涛、盖庆恩、朱喜、郭士祺, "中国职业技能结构转型:任务内容的视角", 《经济研究》, 2024年第1期, 第188—207页。
- [24] Jiang, W., Y. Tang, R. J. Xiao, and V. Yao, "Surviving the FinTech Disruption", *Journal of Financial Economics*, 2025, 171, 104071.
- [25] Kelly, B., D. Papanikolaou, A. Seru, and M. Taddy, "Measuring Technological Innovation over the Long Run", *American Economic Review: Insights*, 2021, 3(3), 303-320.
- [26] Lichtinger, G., and S. M. Hosseini, "Generative AI as Seniority-Biased Technological Change: Evidence from U. S. Résumé and Job Posting Data", *SSRN Working Paper*, 2025.
- [27] 刘青、肖柏高, "劳动力成本与劳动节约型技术创新——来自AI语言模型和专利文本的证据", 《经济研究》, 2023年第2期, 第74—90页。
- [28] 吕世斌、张世伟, "中国劳动力'极化'现象及原因的经验研究", 《经济学》(季刊), 2015年第2期, 第757—778页。
- [29] Modestino, A. S., D. Shoag, and J. Ballance, "Upskilling: Do Employers Demand Greater Skill When Workers Are Plentiful?", *Review of Economics and Statistics*, 2020, 102(4), 793-805.
- [30] Noy, S., and W. Zhang, "Experimental Evidence on the Productivity Effects of Generative Artificial Intelligence", *Science*, 2023, 381(6654), 187-192.
- [31] Peng, S., E. Kalliamvakou, P. Cihon, and M. Demirer, "The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot", arXiv preprint arXiv:2302.06590, 2023.
- [32] 王林辉、胡晟明、董直庆, "人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据", 《管理世界》, 2022年第7期, 第60—79页。
- [33] 王林辉、钱圆圆、周慧琳、董直庆, "人工智能技术冲击和中国职业变迁方向", 《管理世界》, 2023年第11期, 第74—95页。

- [34] Webb, M., "The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market", *Working Paper*, Stanford University, 2020.
- [35] 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。
- [36] 姚加权、张锬澎、郭李鹏、冯绪, "人工智能如何提升企业生产效率? ——基于劳动力技能结构调整的视角", 《管理世界》, 2024年第2期, 第101—116页。
- [37] 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。

Artificial Intelligence and Occupational Demand: Substitution, Complementary, and Creation Effects Based on Task Content

HU Lianyi

(East China University of Science and Technology)

GAI Qing'en*

(Shanghai Jiao Tong University)

PAN Shan

(Jinan University)

Abstract: Using online job posting data combined with patent information from China, we empirically examine the impact of artificial intelligence (AI) on occupational labor demand. The results show that AI significantly increases job recruitment growth, primarily driven by complementary and creation effects, while substitution effects have not yet emerged significantly. The impact of AI also exhibits heterogeneity across different technology types, industries, and regions. Further analysis indicates that AI is skill-biased and increases the demand for workers with greater work experience, STEM-related backgrounds, and composite skill sets. Overall, AI-induced net job increases account for 2.4% of the total increase in job postings on the recruitment platform.

Keywords: artificial intelligence; recruitment demand; task content

JEL Classification: O33, J23, J24

* Corresponding Author: GAI Qing'en, Antai College of Economics and Management, No. 1954 Huashan Road, Shanghai 200030, China; Tel: 86-21-62932838; E-mail: gaiqingen@sjtu.edu.cn.