

引用格式:陈澍,韩清,张伯超. 企业人工智能技术水平与劳动力需求结构变化:基于大语言模型的新方法和新发现[J]. 技术经济, 2025, 44(1): 1-13.

Chen Shu, Han Qing, Zhang Bochao. The level of AI technology in enterprises and changes in labor demand structure: New methods and findings based on large language models[J]. Journal of Technology Economics, 2025, 44(1): 1-13.

## AI 大模型驱动的创新专栏

# 企业人工智能技术水平与劳动力需求结构变化: 基于大语言模型的新方法和新发现

陈澍, 韩清, 张伯超

(上海社会科学院经济研究所, 上海 200235)

**摘要:** 基于任务偏向技术进步范式分析人工智能对劳动力市场的影响已成为共识,但现有工作类型分类方法仍存在细致度和准确率不足的问题。为解决这一不足,本文通过优化 Chinese-BERT-wwm 大模型,将 2013—2019 年上市企业的招聘信息区分为非常规型和常规型工作,测试集分类准确率近 93%。同时,利用 GLM4 大模型根据岗位名称和职责描述,将其匹配到《中华人民共和国职业分类大典(2022 年版)》的小类标准职业名称以识别数字职业,分析人工智能技术对劳动力需求结构的影响。实证结果表明,企业人工智能技术水平提高显著增加了对非常规岗位的需求,减少了对常规岗位的需求,且这一效应在非国有企业、高科技行业和制造业中尤为显著。进一步分析发现,非常规岗位需求的上升主要源于非常规认知型岗位需求的增长。机制分析显示,企业人工智能技术提升通过生产率效应和创造数字职业等新岗位促进非常规岗位需求,同时通过替代效应减少常规岗位需求。研究成果拓展了大语言模型在经济学文本分析中的应用。

**关键词:** 人工智能; 任务偏向; 非常规工作; 常规工作; 大语言模型

**中图分类号:** F272.92; TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-980X(2025)01-0001-13

**DOI:** 10.12404/j.issn.1002-980X.J24093009

## 一、引言

以人工智能、大数据技术为代表的新一轮科技革命正在全球蓬勃兴起。人工智能作为新一轮科技革命和产业变革的重要方向,已成为国家发展的核心驱动力,党的二十届三中全会多次提及其战略性地位,进一步凸显了其重要性。人工智能的广泛应用加速了我国从传统制造业向高技术和服务型经济的转型,提升了生产效率并推动了新兴行业的崛起。但这一过程也显著改变了劳动力需求结构,一方面,程序化、重复性岗位的需求显著减少,特别是在高度自动化的行业,常规岗位正被机器人和算法取代;另一方面,服务业和高技术产业对非常规工作的需求持续增加,尤其是与人工智能、数字技术、大数据相关的职业,成为市场抢手人才。这一变化要求政策制定者在推动技术进步的同时,关注劳动力市场的适应性并采取相应的调整策略。

人工智能对劳动力市场的影响不仅局限于某个特定行业,而是具有广泛的跨行业特征,正在深刻改变工作的本质和就业结构。传统的技能偏向型技术进步范式(skilled-biased technological changes, SBTC)强调技术进步对高技能劳动力的偏向性,但未充分考虑工作任务的具体性质和复杂性<sup>[1-3]</sup>,因此其对近年来就业市场出现的“就业极化”和“工资极化”<sup>[4]</sup>现象的解释力不足。国内外研究逐渐转向任务偏向型技术进步范式(routine-biased technological changes, RBTC),研究技术进步如何通过影响常规和非常规不同类型的工作

收稿日期: 2024-09-30

基金项目: 国家社会科学基金一般项目“数据要素赋能培育新质生产力的理论机理与路径研究”(24BJL087)

作者简介: 陈澍(1996—),上海社会科学院经济研究所博士研究生,研究方向:劳动经济学;韩清(1964—),博士,上海社会科学院经济研究所研究员,博士研究生导师,研究方向:数量经济学、空间经济学;张伯超(1988—),博士,上海社会科学院经济研究所副研究员,研究方向:企业创新发展、资源配置与经济增长。

进而改变劳动需求。常规型工作指的是重复性高、标准化程度高的工作,有明确的操作流程和规则,这类工作不需要太多的创造性思维或复杂的决策能力,而是依赖于遵循既定的指导方针和程序。而非常规型工作往往涉及多变的工作环境和不可预测的挑战,需要即时的解决方案或决策,要求工作者有高度专业知识、进行批判性思考、复杂问题解决能力和创新思维。RBTC理论以工作任务为主要分析视角更好地解释了劳动力市场的新变化<sup>[5-10]</sup>。

基于RBTC理论框架分析人工智能等技术对劳动力市场的影响已逐渐成为共识,尽管现有研究也根据工作任务进行工作分类,但由于技术和数据的限制,主流的分类方法如关键词匹配、职业代码和问卷调查等仍存在分类不够细致、准确性有限的问题。本文创新性地运用自然语言处理(natural language processing, NLP)领域的大语言模型,对2013—2019年上市企业的网络招聘数据进行非常规与常规工作分类,匹配标准职业名称并识别数字职业。大模型在语义理解和上下文处理方面具有明显优势,特别适合处理招聘信息这种非结构化文本数据<sup>[11]</sup>。招聘文本数据的一个显著优点在于其岗位职责内容能够直接反映主要工作任务,虽然国内已有研究使用招聘数据,但并未深入分析岗位职责部分。本文通过大模型对其进行分类和匹配,与RBTC理论的任务视角高度契合。招聘数据覆盖面广,贴近实际,有助于精确分析人工智能对劳动力需求结构的影响。

本文利用大语言模型对招聘信息进行工作分类,结合岗位名称和职责信息,根据Autor<sup>[12]</sup>的分类原则将职位分类为非常规分析型、非常规互动型、非常规操作型、常规认知型、常规操作型五类。首先,利用三种国内外的大语言模型(ChatGPT4、ChatGLM4、Kimi)对职位进行标注分类,再由人工审核校正,同时保证高效性与准确性。其次,利用标注数据训练并微调Chinese-BERT-wwm大模型,测试集分类准确率接近93%。最后,使用训练好的Chinese-BERT-wwm模型对所有招聘信息进行分类。本文还使用GLM4模型,将职位信息匹配至《中华人民共和国职业分类大典(2022年版)》的小类标准职业名称,并识别出其中的数字职业。这种方法进一步拓展了大语言模型在经济学文本分析中的应用。在完成工作类型分类后,本文将识别结果汇总至企业层面,实证分析了企业人工智能技术对劳动力需求结构的影响,并从生产率效应、新岗位的创造效应和替代效应分析其作用机制。

本文的主要贡献在于:第一,从上百万条网络招聘信息中提取岗位名称和职责文本,利用最新的大语言模型对职位进行非常规和常规工作分类。相比传统的机器学习方法,大模型在语义理解和处理海量数据方面具有更高的准确率和精细度。此外,本文还将招聘数据与职业大典的小类标准职业名称进行匹配,并识别数字职业。相较以往依赖微观调查和宏观统计的数据,本文通过分析大规模招聘数据精准反映了劳动力市场实际状况,为劳动经济学中的文本分析提供了全新方法。第二,本文不仅将职位分为常规与非常规岗位,更进一步将职位细分为常规认知型、常规操作型、非常规分析型、非常规互动型和非常规操作型,以期从更为细分视角全方位把握人工智能对劳动力需求结构的影响。第三,实证分析验证了企业人工智能技术水平变化如何通过生产率效应、替代效应和新岗位创造效应影响劳动力需求结构,为理解人工智能对劳动力市场的影响提供全新经验证据。

## 二、文献回顾与理论分析

### (一) 文献回顾

#### 1. 人工智能与劳动力市场

在分析技术对于劳动力市场的影响机制时,主要有两类经典分析范式:技能偏向型技术进步范式(SBTC)与任务偏向型技术进步范式(RBTC)。前者认为技术进步具有技能偏向型特征,通过偏向高技能、高学历劳动者建立由技术到技能再到就业的传导机制。后者认为技术进步通过技能对任务的配置影响就业,因此从事常规性、程序性任务的劳动者易被替代。

SBTC理论认为技术发展改变了对劳动者技能的要求,而劳动者的技能又受其教育背景影响,从而形成了从技术发展到技能和教育,进而影响就业和薪酬的传导路径<sup>[1]</sup>。该理论认为技术进步会导致低技能劳动者的边际产出减少,使其面临工资下降和就业减少的风险。同时技术进步能够提升高技能劳动者的生产效

率,从而增加他们的就业机会和薪资水平<sup>[13-14]</sup>。但 SBTC 理论未能充分考虑工作过程中任务的具体作用,仅将技能与任务视为简单的映射关系,忽略了任务和技能本质上的差异。任务是指完成产品或服务的一系列工作活动,而技能则是员工完成这些任务的能力。员工通过运用他们的技能来完成各种工作任务,以此获得工资,而这些技能在工作任务中的应用才带来了实际产出<sup>[1,15]</sup>。

RBTC 理论假说则是将工作任务的性质纳入分析框架,认为技术进步改变了不同要素——劳动力和技术的任务内容,弥补了 SBTC 理论不足<sup>[12]</sup>。RBTC 理论认为技术进步会使得主要从事常规性、程序化、重复性工作的中等技能劳动力的需求减少、工资增长放缓,而对于抽象的、非常规的工作任务则会起到互补作用<sup>[12,16]</sup>。随着技术进步逐步替代重复性、程序化的工作,主要从事这类工作的劳动者面临需求减少的问题。相反,从事非标准化复杂工作和非标准化简单工作的劳动者,由于不易被新技术取代,技术进步可能增加对他们的需求,进而导致就业和工资的两极分化<sup>[4]</sup>,这种趋势更加符合实际劳动力市场的变化<sup>[17]</sup>。近三年国内的经验研究也表明人工智能技术提高了对非常规劳动力的需求,同时倾向于替代常规性、重复性工作,表明 RBTC 理论更能解释现实劳动力市场的变化<sup>[5,7-8]</sup>。具体来说,企业在使用人工智能技术替代常规劳动者的同时,也相应增加了对能研发、操作人工智能技术的劳动者的需求,技术与非常规劳动者形成互补,从而进一步推动了对非常规劳动力需求的增长<sup>[18]</sup>。大量经验事实表明以人工智能为代表的技术进步具有任务偏向型特征。因此,本文基于 RBTC 理论假说,分析人工智能对劳动力需求结构的影响。

## 2. 基于任务视角的工作类型分类

基于任务偏向型技术进步(RBTC)理论,Autor<sup>[12]</sup>创新性地从工作任务的角度将工作划分为非常规型(non-routine)工作和常规型(routine)工作,也根据脑力活动与体力活动的程度来区分认知类工作与操作类工作,结合这两个维度定义工作类型。现有研究多基于 Autor 的原则进行非常规与常规工作的分类,主要有以下几种分类方法:Cortes<sup>[19-20]</sup>基于美国的职业代码,通过职业属性对常规型和非常规型工作进行宽泛分类。姚加权等<sup>[21]</sup>、姚笛等<sup>[22]</sup>、冯喜良和邱玥<sup>[23]</sup>依据上市公司岗位类型进行分类。王永钦和董雯<sup>[24]</sup>、何小钢和刘叩明<sup>[10]</sup>则利用外国学者测算的职业任务密集度,将其对应到中国的职业和行业层面进行分类。Spitz-Oener<sup>[25]</sup>、陈琳等<sup>[8]</sup>、胡连漪等<sup>[26]</sup>虽然结合认知与操作这一维度进行更细致的非常规与常规工作类型分类,但仍是通过关键词识别来完成。王林辉<sup>[27]</sup>等和钱圆圆等<sup>[7]</sup>则利用微观调查数据中的问卷回答来判断工作类型。

尽管已有文献在进行非常规与常规工作类型分类方面取得了一些进展,但由于数据和技术的限制,仍存在以下不足。首先,基于职业代码划分非常规与常规工作并不完全准确。同一职业中,不同的工作任务会导致工作分类不同。例如,会计总监和出纳员虽然同属于会计专业人员这一职业,但会计总监则属于非常规型工作,后者则多为常规型工作。因此,只依赖职业代码会忽视职业内的任务差异。其次,基于微观调查数据的打分存在主观性,受访者的个人主观判断可能影响工作分类的准确性,导致工作分类出现偏差。最后,关键词分类方法也有局限性。若关键词词典遗漏了某些词汇或未能全面覆盖不同表达方式,分类结果的准确性就会受到影响。特别是在中文语境下,仅使用关键词而不考虑不同语境中的措辞方式容易导致分类偏差。此外,现有文献在进行标准职位名称匹配时,多基于词向量相似度进行判断识别<sup>[28]</sup>。然而,这种方法在处理复杂语义和上下文时,仍存在准确率有限的问题。因此,亟需通过更先进的技术手段来提升现有分类方法的精确性和适用性。

大语言模型凭借其强大的泛化能力和对深层语义的理解,能够有效改进现有方法的不足<sup>[29]</sup>。国内外学者逐渐开始将大语言模型应用于经济学研究。Kogan 等<sup>[30]</sup>利用生成式人工智能(GPT4)将职业中的每项任务分类为高要求经验或低要求经验,并用 GPT4 评估技术替代的可能性。Jha 等<sup>[31]</sup>利用 ChatGPT3.5 根据会议记录的文本内容评估公司未来一年的资本支出计划,并将 ChatGPT 生成的投资评分与实际的公司首席财务官(CFO)调查结果进行对比验证<sup>[31]</sup>。金星晔等<sup>[32]</sup>利用 ERNIE(enhanced representation through knowledge integration)模型测度企业数字化转型,首先人工标注文本信息以判断企业使用的数字技术及是否进行了数字化转型,形成训练集和测试集,其次使用有监督的机器学习方法训练模型,最后构建企业数字化转型指标。何勇等<sup>[33]</sup>与姜富伟等<sup>[34]</sup>分别利用 GPT4 和 BERT 模型对财经新闻文本进行情感分析,提取其中的情绪信息。

大语言模型在文本处理方面展现出卓越能力,能够将非结构化数据转化为结构化数据,对大量文本进行分类、评分和匹配,并分析文本中的情感倾向等<sup>[35]</sup>。尤其是在处理大规模、无固定格式的招聘信息时,大模型表现出其独特的适用性和高效性。因此,本文引入最前沿的大语言模型,实现更精确和更细致的工作类型划分及职位匹配,改进了劳动经济学领域的文本分析方法。

## (二) 理论机制与研究假说

根据 RBTC 理论,人工智能技术对劳动力市场的影响具有双重性,既带来正面的生产率提升和新岗位创造效应,也可能产生负面的替代效应。人工智能通过以下三种机制影响劳动力市场:生产率效应是通过提升效率、降低成本和扩大规模,增加对非常规劳动者的需求;新岗位创造效应是人工智能催生新产业和职业,带来更多非常规岗位;替代效应则是人工智能取代常规性岗位,导致这些岗位需求减少<sup>[15,36-37]</sup>。

生产率效应是指人工智能技术能够与人类劳动力互补,通过改进生产流程、提高劳动效率,进而提升整体生产率<sup>[38]</sup>。这种提升主要源于人工智能作为辅助工具,帮助员工更快地解决问题、处理更多任务,而非完全取代人工劳动。最终的决策仍依赖于人类的创造性和判断力,因此这种结合有效提高了非常规工作者的生产率<sup>[39]</sup>。此外,人工智能技术通过减少人工干预提高了资本设备的利用率。例如,Graetz 和 Michads 的研究表明,1993—2007年,17个国家的工业机器人应用使平均生产率增长超过15%<sup>[3]</sup>。人工智能还增强了知识资本的作用,进一步提升了企业的创新能力和整体生产率<sup>[40]</sup>。另外,人工智能技术的引入不仅能够直接提高生产效率,还通过降低生产成本,激励企业扩大规模、开拓新业务线和新市场,进而增加对不同类型劳动力的需求<sup>[38]</sup>。最后,人工智能作为一种通用技术,无论是在制造业中的智能工厂,还是在服务业中的虚拟助手、AI分析等领域的应用都有助于企业降本增效。随着成本降低,相关产品和服务的价格也随之下降,消费者的购买力因而提升,进而增加对这些产品和服务的需求。市场需求的增长通常促使企业扩大生产规模,从而带动对劳动力需求的增加<sup>[41-42]</sup>。

新岗位的创造效应指人工智能技术催生了新的产业和工作岗位。人工智能的发展推动了新产品和新服务的出现,从而带来了对新型劳动岗位的需求。这一效应体现在以下几个方面:一是直接参与人工智能技术的研发、维护和操作的技术人员需求增加,同时也带动了人工智能生态系统中的支持性和配套性岗位的增长,如数据分析、网络安全等。此外,基于人工智能技术的新兴职业和行业也开始涌现,如AI伦理官、AI培训专家等<sup>[43-44]</sup>。二是作为创新驱动技术,人工智能不仅创造了与技术直接相关的岗位,还推动了新业务模式的形成,带来更多跨领域的工作机会。例如,AI艺术创作和AI医疗科技顾问等岗位,不仅需要具备专业的人工智能知识,还需要能够将人工智能技术与各自行业的专业知识相结合的非复合型人才<sup>[37,45]</sup>。三是在需要创造性思维、复杂决策和人际沟通的领域,人工智能起到了补充而非替代作用。这类岗位的价值在人工智能的帮助下得到了提升,人工智能的普及不仅没有减少对劳动力的需求,反而创造了更多工作机会<sup>[46]</sup>。

替代效应指随着人工智能技术的发展,企业能够通过自动化和智能化技术取代传统劳动力,尤其是从事重复性或常规工作的员工。人工智能能够执行许多过去由人类完成的任务,降低企业对某些类型劳动力的需求,导致部分岗位的减少。替代效应对劳动力市场的冲击通常首先体现在常规、重复性工作的劳动者身上,因为这些岗位更容易被自动化取代。当技术相较于劳动力占据比较优势时,劳动力会被技术替代<sup>[18]</sup>。替代效应会导致均衡状态下劳动力需求和收入水平的下降<sup>[12,47]</sup>。此外,在雇主和雇员的薪酬谈判中,当雇员的工作越容易被技术替代时,其议价能力就会降低,因此更有可能接受较低的工资水平。特别是在常规性、重复性较高的工作岗位上,技术替代的风险更大,雇员的议价能力进一步被削弱。替代效应可能会导致企业对劳动力的需求减少,并压低员工的平均薪资水平<sup>[3,45]</sup>。

总结来说,企业应用人工智能技术后,对非常规员工的需求上升,而对常规员工的需求则下降。虽然常规岗位被替代,但生产率的提升增加了对非常规岗位的需求,尤其是能够操作或管理人工智能技术的岗位。此外,人工智能的发展也为经济创造了新的就业机会,尤其是在与人工智能相关的领域。人工智能对劳动力需求结构的影响取决于生产率效应、替代效应和新岗位创造效应三者的叠加作用。基于以上分析,本文提出如下研究假说:

人工智能会提升对于非常规劳动力的需求,降低对于常规劳动力的需求(H1);

人工智能主要通过生产率效应和新岗位的创造效应提升对于非常规劳动力的需求,通过替代效应降低对于常规劳动力的需求(H2)。

### 三、利用大语言模型进行工作类型分类的新方法

招聘文本数据的显著优势在于其提供的岗位职责信息能直接反映实际工作任务,与 RBTC 理论假说中的任务导向高度契合。因此,深入分析招聘文本中的岗位名称和职责信息,不仅有助于全面理解不同岗位的工作任务,还对验证 RBTC 理论的现实适用性至关重要。由于招聘信息属于非结构化文本数据,且数据量庞大,人工分类工作量巨大且难以实现,必须借助计算机技术将这些非结构化数据转化为结构化数据,以深入挖掘其中隐藏的关键信息。传统的关键词分类法在处理简略或抽象的职位描述时,常常无法准确理解语义,可能导致信息遗漏或误判。此外即使岗位名称相同,其岗位职责也可能存在较大差异。因此,需要采用更智能的技术来提高分类的准确性和效率。

相较于传统机器学习方法,大语言模型在大规模文本处理上具有显著优势,它能够自动从岗位名称和职责中提取重要特征,减少手动设计的复杂性,同时提升效率和准确性。此外,大语言模型在语义理解和上下文处理方面更加有效,能够捕捉到传统方法难以识别的细微差异和复杂关系<sup>[11]</sup>。通过预训练和迁移学习,大模型能够有效减少新任务的训练时间和数据需求,特别适合处理大规模的招聘数据。

本文利用 Chinese-BERT-wwm 大语言模型进行工作类型分类。首先,对原始招聘数据进行清洗,去除乱码、无关信息及缺失值,提取岗位名称和岗位职责部分的内容,同时剔除临时工、兼职和实习岗位的招聘信息,以及当年被 ST (special treatment) 的企业招聘信息,最终得到 1568624 条招聘数据。其次,从中随机抽取 2000 条数据构建训练集和测试集。在构建训练集和测试集时,基于 Autor<sup>[12]</sup> 定义的分类原则,从两个维度结合进行工作分类,将工作划分为非常规分析型、非常规互动型、常规认知型、常规操作型、非常规操作型五类,并为每一类工作提供相应的分类规则和示例。向 ChatGPT4 大模型输入分类规则和已完成的分类示例,优化提示词,让大模型智能对每条招聘信息进行分类。为提高分类的准确性,本文还结合两个中文大模型(ChatGLM4 和 Kimi)的结果综合判断,最终确定招聘信息的工作类型。最后,人工审核分类结果。相比较金星晔等<sup>[32]</sup>,本文的改进点在于采用混合标注策略,结合大模型标注的高效率、一致性和人工的准确性。

完成数据预处理和标注后,80%的数据用于训练,20%用于测试,利用完成标注的数据训练 Chinese-BERT-wwm<sup>①</sup> 大模型。该模型是基于 BERT 模型的改进版本,针对中文进行优化,采用全词遮蔽技术,能够更好地捕捉中文的词语、语义和上下文信息。这种改进使得模型在中文 NLP 任务中的表现大幅提升。由于招聘信息中非常规型工作的占比较高,常规型工作的占比较低,数据存在不平衡问题,因此本文采用过采样方法平衡不同工作类别的数据量,提升模型在少数类样本上的表现。

训练微调后的 Chinese-BERT-wwm 大模型在测试集上的准确率达到近 93%。为验证模型效果,本文还训练了其他模型,包括 ERNIE3.0<sup>②</sup> 大模型、支持向量机(SVM)、卷积神经网络(CNN)和随机森林(random forest)。图 1 的对比结果显示,Chinese-BERT-wwm 模型的准确率(accuracy)、精确率(precision)、召回率(recall)和 F1 Score (F1 得分)各为 92.79%、92.84%、92.79%和 92.76%,均优于其他模型。在训练后的 Chinese-BERT-wwm 大模型中,五种工作类型的 ROC 曲线(receiver operating characteristic curve)均靠近左上角,曲线下面积(area under curve)均接近于 1,表明 Chinese-BERT-wwm 大模型在工作分类任务中的优异性能,具有较高的准确性和可靠性。使用训练后的模型对全部招聘数据进行工作分类,从图 2 的统计数据可以看出,每年非常规岗位的招聘占比均超过 73%。

① 大模型使用版本网址备案。

② 大模型使用版本网址备案。

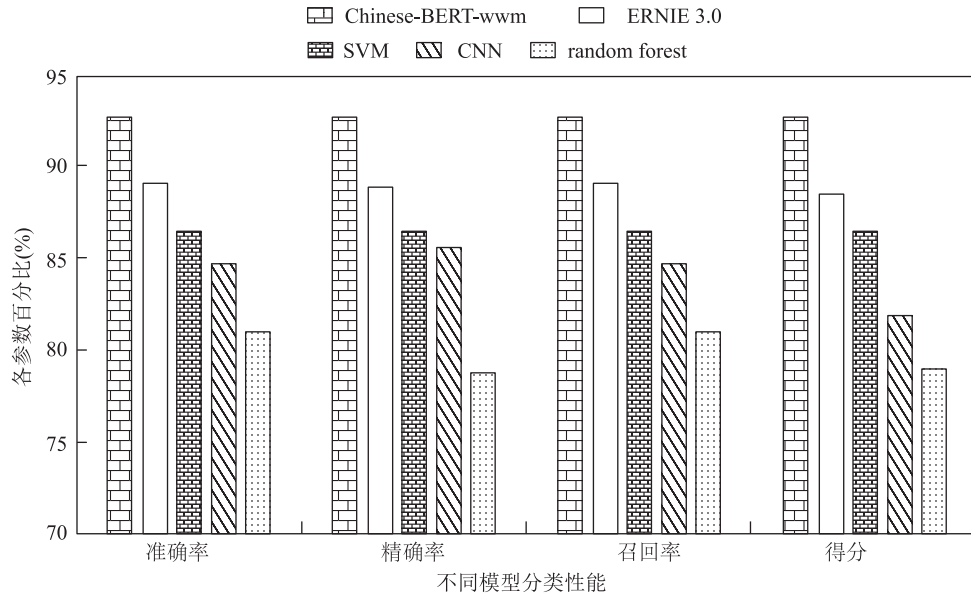


图1 五种模型分类结果的比较

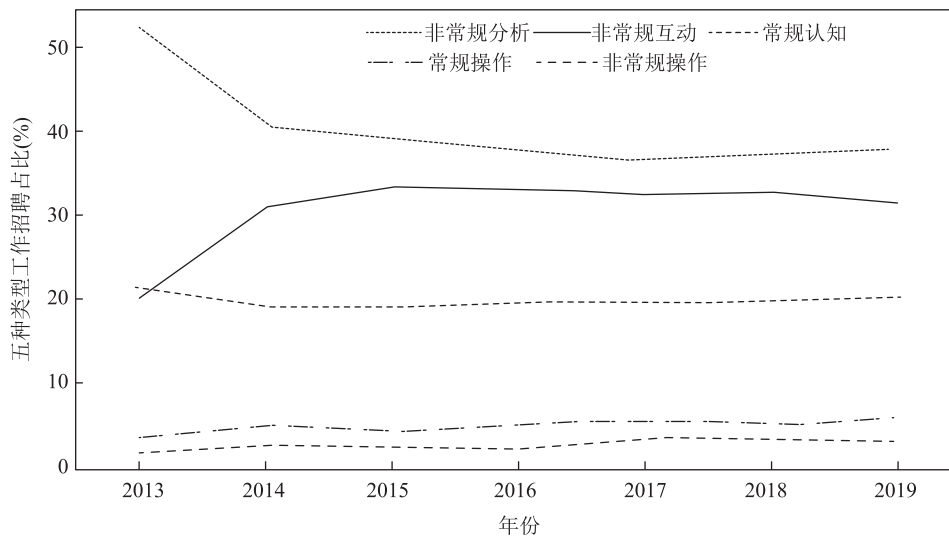


图2 五种类型工作占当年总招聘数量的比例

## 四、企业人工智能技术与劳动力需求结构的新发现

### (一) 模型、数据与变量

#### 1. 模型设定

根据前文理论分析部分,构建如式(1)所示的模型分析人工智能对于非常规型和常规型劳动力需求结构的影响。

$$labor_{it} = \beta_0 + \beta_1 AI_{it} + \beta_2 controls_{it} + \eta_t + \delta_i + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中: $i$ 为企业; $t$ 为年份; $labor_{it}$ 为企业 $i$ 在 $t$ 年招聘非常规型(非常规分析、非常规互动、非常规操作)、常规型(常规认知、常规操作)岗位的数量,以原始招聘信息的发布时间和发布企业加总到企业层面来衡量; $AI_{it}$ 为企业的人工智能技术水平,以年报中出现的相关人工智能关键词数量加1取自然对数进行衡量; $controls_{it}$ 为一系列企业层面的控制变量; $\beta_0$ 、 $\beta_1$ 和 $\beta_2$ 为估计系数; $\eta_t$ 和 $\delta_i$ 分别为年份、企业的固定效应; $\varepsilon_{it}$ 为随机扰动项,标准误聚类到行业层面。

## 2. 数据来源与变量说明

本文的被解释变量是企业每年招聘的非常规型岗位、常规型岗位的需求数量。构成被解释变量的原始数据来源于智联招聘,利用大语言模型根据每条招聘信息中的岗位名称和职责描述信息识别出该招聘信息属于非常规分析、非常规互动、常规认知、常规操作、非常规操作五类中的哪种工作类型,再根据招聘信息发布时间和发布企业加总到企业层面,即企业每年招聘的非常规型岗位、常规型岗位数量,在回归分析中对各类工作招聘数量取对数处理。

本文的核心解释变量为企业的人工智能技术水平。参考姚加权等<sup>[21]</sup>的方法,根据上市公司年报文本内容,使用构建的人工智能词典统计年报中出现的相关人工智能词汇。在回归分析中,企业人工智能技术水平通过年报中出现的人工智能关键词数量加1取自然对数进行衡量。在稳健性检验中,选用年报管理层讨论与分析(MD&A)部分中提及的人工智能的词频数的对数形式替换核心解释变量。考虑到企业人工智能技术水平对招聘的影响可能不会在当期显现,因此采用滞后一期的人工智能技术水平作为核心解释变量。

本文主要参考姚加权等<sup>[21]</sup>、易苗等<sup>[48]</sup>、陈琳等<sup>[8]</sup>的研究,对企业层面的相关变量进行控制,具体包括:企业盈利能力,以资产回报率(*ROA*)衡量;赫芬达尔指数,以该企业的主营业务收入除以该企业所在行业的主营业务收入衡量;资产负债率;企业成立年限,以(当年年份-公司成立年份+1)衡量;独立董事占比,以独立董事人数占董事会人数的比例衡量;本科人数占比,以学历为本科的员工占员工总数的比例衡量;企业员工平均薪酬,以企业支付给所有员工平均薪酬的对数形式衡量。企业数据来源于国泰安和万德数据库。为了减少极端值对模型估计的影响,本文对所有连续变量进行1%缩尾,并剔除当年被ST的公司。主要变量的描述性统计见表1。

表1 主要变量的描述性统计

变量名	样本数	均值	标准差	最小值	最大值
非常规员工招聘数量	5190	44.775	142.546	0.000	6883.000
常规员工招聘数量	5190	15.499	93.588	0.000	7894.000
非常规分析员工招聘数量	5190	22.974	79.123	0.000	5245.000
非常规互动员工招聘数量	4352	19.820	78.582	0.000	4530.000
常规认知员工招聘数量	4592	12.073	68.333	0.000	5710.000
常规操作员工招聘数量	2972	3.426	29.263	0.000	2521.000
非常规操作员工招聘数量	2633	1.980	14.410	0.000	1490.000
年报中人工智能关键词数( <i>AI</i> )	5190	11.044	23.230	0.000	150.000
MD&A部分人工智能关键词数[ <i>AI(MD&amp;A)</i> ]	5190	5.741	11.502	0.000	68.000
资产回报率( <i>ROA</i> )	5190	0.065	0.071	-0.230	0.285
赫芬达尔指数	5190	0.197	0.181	0.041	0.935
资产负债率	5190	0.398	0.196445	0.061	0.917
企业成立年限	5190	5.023	7.563	1.000	25.000
平均工资(元)	5190	27255.870	45152.230	515.35	369610.500
独立董事占比	5190	0.378	0.053	0.333	0.571
本科人数占比	5190	0.296	0.193	0.035	0.803

### (二) 基准回归

表2的(1)列、(2)列汇报了基准回归的结果。以表2的(1)列为例,人工智能技术水平的回归系数为0.0468,并且在5%的水平上显著,说明企业的人工智能技术水平每提高10%,企业对于非常型岗位的招聘需求会增加约0.468%。企业人工智能技术的提高会显著增加对于非常规员工的招聘需求,显著降低对于常规员工的招聘需求,研究假说H1得到验证。在基准回归之后,本文将非常规型和常规型工作进一步细分为非常规分析、非常规互动、非常规操作、常规认知和常规操作五类工作,提供更全面、更细致的实证分析。认知类工作与操作类工作的区别在于脑力活动与体力活动的程度。非常规认知型工作涉及复杂的认知任务,如科学研究、高级管理、战略规划、复杂的技术问题解决等。更细分的非常规分析型工作要求从业者具备高度的抽象思维和深厚的专业知识,工作者要能够处理和分析大量信息,进行深入思考,并能够提出创新

的解决策略。而非常规互动型工作的重点则在于处理人际关系,需要卓越的沟通技巧、人际交往能力、理解力及情感智力<sup>[12,49]</sup>。表2中(3)列~(7)列的回归结果显示企业人工智能技术水平的提高导致对非常规型岗位的招聘需求增加,主要源于对非常规认知型(包括非常规分析型和非常规互动型)员工的招聘需求上升。对于非常规操作型员工的估计系数虽然为正,但影响并不显著。同时,人工智能技术的提升显著降低了对常规认知型、常规操作型工作的招聘数量。

基准回归结果与现有研究相符<sup>[7,8,50]</sup>,说明人工智能对不同类型工作的影响并不均衡。随着人工智能技术的进步,越来越多的常规任务被人工智能技术接管,导致对常规型员工的需求下降。而在需要专业知识、分析能力、创新思维和决策能力的岗位上,人工智能则增加了对非常规员工的需求。这是因为人工智能提高了生产效率,促使企业在某些领域更依赖非常规员工<sup>[47,51]</sup>。这也证明RBTC的分析框架是合理的:人工智能更容易替代那些基于明确指令完成重复性任务的工作,而与需要灵活性、创造力和人际交往能力的非常规工作形成互补关系<sup>[12]</sup>。

表2 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	非常规	常规	非常规分析	非常规互动	常规认知	常规操作	非常规操作
AI	0.0468** (2.137)	-0.0293** (-2.591)	0.0435** (2.663)	0.0491** (2.344)	-0.0262* (-1.952)	-0.0568** (-2.944)	0.0359 (1.393)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是	是
N	5190	5190	5190	4352	4592	2972	2633
R <sup>2</sup>	0.697	0.609	0.692	0.686	0.602	0.510	0.534

注:\*\*\*、\*\*、\*分别表示1%、5%、10%的显著性水平;括号内为t统计量。

### (三) 内生性处理

考虑到模型可能存在的内生性问题,参考尹志锋等<sup>[52]</sup>的研究方法,选择目标企业每年所在省份其他企业的人工智能技术平均水平作为工具变量(IV),以避免反向因果关系。原因在于,目标企业的人工智能技术水平与所在省份其他企业的人工智能技术水平存在一定的相关性。因为技术采用的区域性影响、技术扩散效应等因素共同塑造了一个区域技术环境,从而影响目标企业的技术决策。同时,其他企业的人工智能技术水平不太可能直接影响目标企业的招聘决策,满足工具变量的外生性要求。表3报告了工具变量的回归结果。(1)列第一阶段中工具变量对内生变量的回归系数显著为正,K-P F值高于弱工具变量检验的10%最大临界值,表明工具变量不是弱工具变量,模型识别良好。(2)列、(3)列第二阶段回归结果表明,企业人工智能技术水平的提高仍显著增加非常规员工的招聘需求,显著减少常规员工的需求,模型结论稳健。

表3 工具变量回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
	AI	非常规	常规
AI		0.573** (2.086)	-0.618* (-1.788)
IV	0.169*** (5.848)		
控制变量	是	是	是
年份固定	是	是	是
企业固定	是	是	是
K-P LM值	33.980		
K-P rk Wald F值	34.203		
N	5190	5190	5190

注:\*\*\*、\*\*、\*分别表示1%、5%、10%的显著性水平;括号内为t统计量。

### (四) 稳健性检验

#### 1. 更换核心解释变量

基准回归采用年报中人工智能相关词频的出现数量来衡量企业人工智能技术水平。本文也参考姚加权等<sup>[21]</sup>的方法,使用管理层讨论与分析(MD&A)部分中涉及人工智能的词频数加1取对数作为人工智能的衡量标准。表4的(1)列、(2)列将解释变量替换为MD&A中提及的人工智能关键词数量,回归结果仍支持基准结论。即企业人工智能技术水平的提高显著增加非常规岗位的招聘需求,减少常规岗位的招聘需求。

## 2. 更换数据范围

基准回归中的因变量是企业每年的非常规和常规员工的招聘数量,表4的(3)列、(4)列则更换因变量的范围,利用GLM4大模型将每条招聘信息与《中华人民共和国职业分类大典(2022年版)》的小类(五位码)标准职业名称进行匹配,并加总至企业层面,计算每个企业每年招聘人数最多的小类职业中非常规(*Top1*非常规)和常规员工(*Top1*常规)的招聘数量,分别取对数处理。回归结果可知企业人工智能技术水平的提高显著增加了招聘人数最多小类职业中的非常规员工的招聘数量,减少了常规员工数量。此外,本文发现,上市企业每年招聘最多的大类职业主要是专业技术人员、社会生产服务和生活服务人员,在制造业企业中也是如此。本文也分析人工智能技术是否改变了其主要招聘职业类型,结果发现人工智能并未改变企业招聘需求最多的小类职业类别。

## 3. 更换被解释变量

招聘数据虽然反映了企业对不同类型劳动者的需求,但无法完全代表企业现有的员工结构。因此,除了分析招聘数据外,本文还利用企业内目前在职的按职能部门划分的员工结构数据进行稳健性检验,以确保结果的全面性和准确性。参考姚笛等<sup>[22]</sup>的分类方法,将销售和技术人员归为非常规型工作,生产和财务人员归为常规型工作,计算非常规和常规员工在企业总在职人数中的比例。员工构成数据来自万德数据库。表4中(5)列、(6)列的回归结果显示,人工智能技术水平提高显著增加了非常规员工占比,并减少了常规员工占比,结果依然稳健。

表4 人工智能影响招聘需求的稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	非常规	常规	<i>Top1</i> 非常规	<i>Top1</i> 常规	非常规占比	常规占比
<i>AI</i> ( <i>MD&amp;A</i> )	0.0699** (2.166)	-0.0295* (-2.037)				
<i>AI</i>			0.0521*** (4.146)	-0.0460* (-1.898)	0.00330** (2.505)	-0.0351** (-2.287)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	5186	5181	4533	2774	4913	4184
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.704	0.609	0.659	0.419	0.933	0.845

注：\*\*\*、\*\*、\*分别表示1%、5%、10%的显著性水平；括号内为*t*统计量。*Top1*代表每年招聘人数最多的小类职业。

## (五) 影响机制

本文接下来将检验人工智能如何影响劳动力需求结构的研究假说H2。根据理论分析部分,人工智能通过提升企业生产率和创造新岗位增加对于非常规工作的需求,同时通过替代效应减少对于常规工作的需求。

### 1. 生产率效应

生产率效应指人工智能技术能够提高劳动生产率,使员工可以在相同时间内完成更多工作。人工智能不仅显著提高了生产效率,还可能通过降低生产成本促使企业扩大规模。因此,随着生产率的提升,对劳动力的需求可能会增加,尤其是对于能够操作或管理人工智能技术的非常规岗位。生产率效应在一定程度上可缓解人工智能对就业的负面影响。参考鲁晓东和连玉君<sup>[53]</sup>的方法,本文使用LP(Levinsohn-Petrin)法和OP(Olley-Pakes)法计算企业的全要素生产率,以衡量企业的生产率水平。表5的(1)列、(2)列的回归结果表明,两种计算方法的估计系数均显著为正,人工智能水平的提升对企业生产率有明显的正向影响<sup>[54]</sup>。

### 2. 替代效应

常规型工作的任务固定、流程化,遵循既定程序。人工智能之所以替代常规型岗位,是因为企业倾向于将其应用于自动化任务,从而减少对常规岗位的需求。随着人工智能的应用,企业不仅需要在研发上进行大量投资,还需投入资金于数据存储和计算基础设施等关键领域,这使得企业对资本的依赖增加,导

致资本占比上升<sup>[44,51]</sup>。因此,本文参考易苗等<sup>[48]</sup>的研究,用资本劳动比(固定资产/员工人数)来衡量替代效应。表5中(3)列的结果显示,人工智能显著提高了企业的资本劳动比,表明其对常规工作的替代效应显著。

### 3. 新岗位创造效应

利用大模型根据招聘信息的岗位名称和职责文本内容,识别该岗位是否为数字职业,提供了分析新岗位的创造效应的新视角。人工智能替代常规型工作的同时,也催生出新兴产业和职业,带来更多的就业机会,数字职业正是其中的典型代表。数字职业是依托人工智能和数字技术发展,与数据处理、分析、应用密切相关的职业,这些职业涵盖数据科学、数字营销、AI工程等领域。《中华人民共和国职业分类大典(2022年版)》首次标识了97个数字职业。2013—2019年,上市企业中数字职业的招聘需求从每年633条增至60070条,呈现出显著上升趋势,且97.26%的数字职业岗位属于非常规型工作。统计企业每年数字职业招聘人数并取对数和其占总招聘数量的比例,以衡量新岗位的创造效应。表5的(4)列、(5)列显示,企业人工智能水平提升显著增加了数字职业招聘数量及其占比。

表5 人工智能影响劳动需求的机制检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	资本劳动比	数字职业人数	数字职业占比
<i>AI</i>	0.0259*** (3.192)	0.0166** (2.673)	0.0290** (2.241)	0.0787*** (4.423)	0.00968** (2.369)
控制变量	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是
<i>N</i>	4979	4979	5190	3859	3859
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.940	0.931	0.875	0.728	0.530

注:\*\*\*、\*\*、\*分别表示1%、5%、10%的显著性水平;括号内为*t*统计量。

## (六) 异质性分析

### 1. 企业性质

国有企业和非国有企业在目标、经营模式、决策机制存在差异。国有企业肩负社会责任,承担就业保障功能。而非国有企业更注重经济效益和市场竞争,倾向于通过引入人工智能降低人力成本。因此,人工智能在这两类企业中的应用对招聘需求的影响可能不同。本文将企业分为国有和非国有企业进行异质性分析,表6的(1)列~(4)列结果显示,人工智能对国有企业员工招聘需求的影响并不显著。但在非国有企业中,人工智能显著增加了非常规员工的招聘需求,降低了常规员工的招聘需求,与陈琳等<sup>[8]</sup>的研究结论一致。国有企业在引入人工智能技术时,更多关注优化员工的技能,为员工提供适应性培训,而非直接减少招聘需求。而非国有企业则能更灵活地调整招聘策略。

### 2. 行业属性

高科技行业和非高科技行业的技术水平和劳动需求结构上存在显著差异,表6的(5)列~(8)列显示,随着人工智能技术水平的提升,高科技企业显著增加了非常规员工的招聘,减少了常规员工的招聘,而非高科技行业受到的影响并不显著。高科技行业位于技术前沿,人工智能的应用能大幅提升效率并增强自动化水平,减少对常规员工的依赖,增加对非常规员工的需求。而非高科技企业对人工智能技术的引入相对较慢,且技术对生产流程的影响较小,企业可能更依赖现有的劳动力结构<sup>[12,46]</sup>。

制造业与服务业在技术水平和劳动需求结构上也存在显著差异。从表6的(9)列~(12)列可知,随着人工智能技术水平的提高,制造业企业明显增加了非常规员工的招聘,减少了常规员工的招聘,而服务业企业受到的影响并不显著。这也与王林辉等<sup>[55]</sup>的研究结果类似,制造业的流水线重复性工作更容易被替代。而服务业对人际互动和客户关系的依赖更高,对人工智能技术的需求不如制造业强烈。在很多情况下,服务业仍需要常规员工来维持客户体验和服务质量,因此人工智能对劳动力需求结构的影响相对较小<sup>[56]</sup>。

表 6 异质性分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	非常规		常规		非常规		常规		非常规		常规	
	国有	非国有	国有	非国有	高科技	非高科技	高科技	非高科技	制造业	服务业	制造业	服务业
<i>AI</i>	0.0202 (0.219)	0.0522** (2.321)	-0.0659 (-1.460)	-0.0256* (-1.775)	0.0407** (2.475)	0.01685 (0.202)	-0.0313** (-2.204)	-0.0205 (-0.574)	0.0503* (1.806)	0.00958 (0.186)	-0.0490* (-1.941)	-0.0160 (-0.514)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是	是
<i>N</i>	1153	3831	1153	3831	3383	1795	3383	1795	3471	1308	3471	1308
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.694	0.689	0.620	0.587	0.692	0.693	0.561	0.666	0.690	0.731	0.586	0.663

注：\*\*\*、\*\*、\* 分别表示 1%、5%、10% 的显著性水平；括号内为 *t* 统计量。

## 五、结论与政策建议

虽然基于任务偏向型技术进步范式研究人工智能对于劳动力市场的影响已逐渐成为共识,但由于数据和技术限制,现有研究中工作类型划分多依赖关键词、职业代码和问卷回答等方法,分类精细度和准确性较低。本文创新性地利用招聘数据中的文本信息,结合最前沿的大语言模型提出了一种新的工作类型分类方法,扩展了大模型在经济学文本分析中的应用。本文基于 2013—2019 年上市企业招聘数据,提取岗位名称和岗位职责关键信息,采用大模型加人工检查的混合标注策略构建训练集和测试集,最终使用微调后的 Chinese-BERT-wwm 大模型对全部招聘数据进行分类,判断每条招聘信息属于非常规分析型、非常规互动型、常规认知型、常规操作型、非常规操作型五类中的哪一类。测试结果表明,微调后的 Chinese-BERT-wwm 大模型分类准确率高于 ERNIE3.0 大模型和传统机器学习模型。此外,本文还利用 GLM4 大模型将招聘数据映射到《中华人民共和国职业分类大典(2022 年版)》的小类(五位码)标准职业名称,并识别出哪些岗位是数字职业。

基于以上分类结果,本文将招聘数据加总到企业层面,分析企业人工智能技术对不同类型工作招聘需求的影响,得出如下结论:①企业人工智能技术的提升显著增加了对非常规员工的招聘需求,同时显著降低了对常规员工的招聘需求。进一步分析表明非常规员工招聘需求的增加主要是由于对于非常规认知型(包括非常规分析和非常规互动)岗位的招聘需求增加。②企业人工智能技术水平的提高主要通过生产率效应和以数字职业为代表的新岗位创造效应增加对非常规工作的招聘需求,通过替代效应减少对于常规工作的招聘需求。③这种影响在非国有企业和高科技行业、制造业企业更为显著。

基于以上结论,本文提出以下政策建议:①调整学科设置,推动复合型人才培养,强化校企合作。高校和职业院校应根据市场需求,调整学科设置,注重复合型人才的培养,尤其是在人工智能和数字技术领域。高等教育机构加强技术与人文、管理等学科的交叉融合,开发跨学科课程,提升学生就业能力,并推动校企合作项目,确保学生获得与岗位需求匹配的技能。②应对常规岗位减少,提供再培训与就业保障。人工智能技术的应用将导致部分常规岗位减少,政府和企业应提前储备再就业政策,提供职业培训和技能提升项目,帮助劳动者向新的岗位转移。对于高失业风险群体,政府应提供转岗补贴、失业保险和生活保障。③建立灵活的技能培训机制,提升劳动者适应能力。政府应通过政策激励,鼓励企业提供灵活的培训方案,确保劳动者能够快速适应技术变化。企业也应设立在职培训项目,帮助现有员工适应非常规岗位的要求。政府与企业应定期开展劳动力市场调研,优化培训课程的设计,并为劳动者提供终身学习和技能提升的机会。

### 参考文献

- [1] ACEMOGLU D, AUTOR D. Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings[J]. Handbook of Labor Economics, 2011, 4: 1044-1171.
- [2] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Unpacking skill bias: Automation and new tasks[J]. AEA Papers and Proceedings, 2020, 110: 356-361.
- [3] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. The Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753-768.
- [4] AUTOR D H, DORN D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the us labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5): 1553-1597.

- [ 5 ] 余玲铮, 张沛康, 魏下海. 机器人如何影响劳动力市场雇佣关系: “技术—技能”重塑机制的解释[J]. 学术研究, 2021(2): 100-107, 178.
- [ 6 ] 王林辉, 钱圆圆, 宋冬林, 等. 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[J]. 经济研究, 2023, 58(7): 69-85.
- [ 7 ] 钱圆圆, 王林辉, 姜昊. 机器人应用与劳动就业: 基于任务偏向视角的经验分析[J]. 求是学刊, 2023, 50(6): 52-63.
- [ 8 ] 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[J]. 管理世界, 2024, 40(6): 74-93.
- [ 9 ] GOOS M, MANNING A, SALOMONS A. Explaining job polarization: The roles of technology, offshoring and institutions[J]. *Offshoring and Institutions*, 2011: 152694890. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1983952>.
- [ 10 ] 何小钢, 刘叩明. 机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据[J]. 数量经济技术经济研究, 2023, 40(4): 52-71.
- [ 11 ] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[J/OL]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1706.03762.
- [ 12 ] AUTOR D H, LEVY F, MURNANE R J. The skill content of recent technological change: An empirical exploration[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4): 1279-1333.
- [ 13 ] 韩青江, 韩立春. 机器人技术进步对劳动力市场与社会福利的影响研究[J]. 技术经济, 2021, 40(1): 38-48.
- [ 14 ] 林常青, 洪磊琪. 机器人应用对企业内部薪酬差距的影响——基于多时点 DID 的实证[J]. 技术经济, 2024, 43(3): 94-108.
- [ 15 ] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Artificial intelligence, automation and work[R]. New York: National Bureau of Economic Research, 2018, No. 24196.
- [ 16 ] AUTOR D H, KATZ L F, KEARNEY M S. The polarization of the U. S. labor market[J]. *American Economic Review*, 2006, 96(2): 189-194.
- [ 17 ] JAIMOVICH N, SIU H E. Job polarization and jobless recoveries[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2020, 102(1): 129-147.
- [ 18 ] 黄旭. 人工智能的三种效应: 理论分析[J]. 技术经济, 2022, 41(7): 83-92.
- [ 19 ] CORTES G M. Where have the middle-wage workers gone? A study of polarization using panel data[J]. *Journal of Labor Economics*, 2016, 34(1): 63-105.
- [ 20 ] CORTES G M. The individual-level patterns underlying the decline of routine jobs[J]. *Travail et Emploi*, 2019(157): 45-66.
- [ 21 ] 姚加权, 张银澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率? ——基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 101-116, 133, 117-122.
- [ 22 ] 姚笛, 陈东, 郑玉璐. 人工智能与企业内工资差距: 任务偏向还是技能偏向[J]. 经济理论与经济管理, 2023, 43(9): 99-112.
- [ 23 ] 冯喜良, 邱玥. 人工智能技术创新能拉动企业劳动力需求吗?[J]. 北京工商大学学报(社会科学版), 2023, 38(2): 15-27.
- [ 24 ] 王永钦, 董雯. 中国劳动力市场结构变迁——基于任务偏向型技术进步的视角[J]. 中国社会科学, 2023(11): 45-64, 205.
- [ 25 ] SPITZ-OENER A. Technical change, job tasks, and rising educational demands: Looking outside the wage structure[J]. *Journal of Labor Economics*, 2006, 24(2): 235-270.
- [ 26 ] 胡涟漪, 盖庆恩, 朱喜, 等. 中国职业技能结构转型: 任务内容的视角[J]. 经济研究, 2024, 59(1): 188-207.
- [ 27 ] 王林辉, 钱圆圆, 周慧琳, 等. 人工智能技术冲击和中国职业变迁方向[J]. 管理世界, 2023, 39(11): 74-95.
- [ 28 ] ATALAY E, PHONGTHIENGTHAM P, SOTELO S, et al. The evolution of work in the united states[J]. *American Economic Journal: Applied Economics*, 2020, 12(2): 1-34.
- [ 29 ] TÖRNBERG P. How to use LLMs for text analysis[J/OL]. arXiv preprint arXiv: 2307.13106, 2023. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.13106>.
- [ 30 ] KOGAN L, PAPANIKOLAOU D, SCHMIDT L D W, et al. Technology and labor displacement: Evidence from linking patents with worker-level data[R]. New York: National Bureau of Economic Research, 2023, No. 31846.
- [ 31 ] JHA M, QIAN J, WEBER M, et al. ChatGPT and corporate policies[R]. New York: National Bureau of Economic Research, 2024, No. 32161.
- [ 32 ] 金星晔, 左从江, 方明月, 等. 企业数字化转型的测度难题: 基于大语言模型的新方法与新发现[J]. 经济研究, 2024, 59(3): 34-53.
- [ 33 ] 何勇, 焦丽, 杨艺, 等. AI大模型赋能金融市场量化投资? 基于另类数据与传统金融数据的研究[J]. 计量经济学报, 2024, 4(3): 761-783.
- [ 34 ] 姜富伟, 刘雨旻, 孟令超. 大语言模型、文本情绪与金融市场[J]. 管理世界, 2024, 40(8): 42-64.
- [ 35 ] KORINEK A. Generative AI for economic research: Use cases and implications for economists[J]. *Journal of Economic Literature*, 2023, 61(4): 1281-1317.
- [ 36 ] BESSEN J. AI and Jobs: The role of demand[R]. New York: National Bureau of Economic Research, 2018.
- [ 37 ] DAVENPORT T H, RONANKI R. Artificial intelligence for the real world[J]. *Harvard Business Review*, 2018, 96(1): 108-116.
- [ 38 ] BRYNJOLFSSON E, LI D, RAYMOND L R. Generative AI at work[R]. New York: National Bureau of Economic Research, 2023, No. 31161.
- [ 39 ] BABINA T, FEDYK A, HE A, et al. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation[J]. *Journal of Financial Economics*, 2024, 151: 103745.
- [ 40 ] SAAM M. The impact of artificial intelligence on productivity and employment-how can we assess it and what can we observe? [J]. *Intereconomics*, 2024, 59(1): 22-27.
- [ 41 ] AGHION P, ANTONIN C, BUNEL S, et al. What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France[J]. CEPR

- Discussion Papers, 2020; 14443. <http://www.jstor.org/stable/resrep51923>.
- [42] BONFIGLIOLI A, CRINO R, FADINGER H, et al. Robot imports and firm-level outcomes[J]. *The Economic Journal*, 2024, 134(664): 3428-3444.
- [43] BRYNJOLFSSON E, MCAFEE A. Artificial intelligence, for real[J]. *Harvard Business Review*, 2017, 1: 1-31
- [44] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3-30.
- [45] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: Evidence from us labor markets [J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [46] AGRAWAL A, GANS J, GOLDFARB A. The economics of artificial intelligence: An agenda[M]. Chicago: University of Chicago Press, 2019.
- [47] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [48] 易苗, 刘朋春, 郭白滢. 机器人应用、企业规模分化与劳动收入份额[J]. *世界经济*, 2024(6): 176-200.
- [49] 都阳, 贾朋, 程杰. 劳动力市场结构变迁、工作任务与技能需求[J]. *劳动经济研究*, 2017, 5(3): 30-49.
- [50] 余玲铮, 魏下海, 孙中伟, 等. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J]. *管理世界*, 2021, 37(1): 47-59, 4.
- [51] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand[J]. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 2020, 13(1): 25-35.
- [52] 尹志锋, 曹爱家, 郭家宝, 等. 基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据[J]. *中国工业经济*, 2023(5): 137-154.
- [53] 鲁晓东, 连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计: 1999—2007[J]. *经济学(季刊)*, 2012, 11(2): 541-558.
- [54] 郑博文, 霍晓彤, 冯海燕. 数字化转型与全要素生产率——基于 A 股上市公司的经验证据[J]. *技术经济*, 2023, 42(5): 29-44.
- [55] 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[J]. *管理世界*, 2022, 38(7): 60-79.
- [56] FREY C B, OSBORNE M A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114: 254-280.

## The Level of AI Technology in Enterprises and Changes in Labor Demand Structure: New Methods and Findings Based on Large Language Models

Chen Shu, Han Qing, Zhang Bochao

(Institute of Economics, Shanghai Academy of Social Sciences, Shanghai 200235, China)

**Abstract:** The impact of artificial intelligence (AI) on the labor market, based on the Routine-Biased Technological Change paradigm, is widely acknowledged. However, existing job classification methods lack detail and accuracy. To address this limitation, the Chinese-BERT-wwm model was optimized to classify recruitment data from listed companies between 2013 and 2019 into routine and non-routine jobs, achieving a test set accuracy of accuracy of nearly 93%. Additionally, the GLM4 model was used to match job titles and descriptions to the “Chinese Occupational Classification (2022 Edition)” to identify digital occupations and analyze the impact of AI technology on labor demand structure. Empirical results show that higher AI technology levels significantly increase demand for non-routine jobs and reduce demand for routine jobs, with pronounced effects in non-state-owned enterprises, high-tech industries, and manufacturing. Further analysis reveals that the increased demand for non-routine jobs is primarily driven by growth in non-routine cognitive positions. Mechanism analysis shows that AI adoption increases non-routine job demand through productivity effects and the creation of new digital occupations, while reducing routine job demand through substitution effects. It expands the application of large language models in economic text analysis.

**Keywords:** artificial intelligence; task bias; non-routine jobs; routine jobs; large language models