

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

陈琳 高悦蓬 余林徽

摘要:本文运用一个新颖的企业招聘大数据集,研究了人工智能渗透对于企业劳动力需求在细分职业层面上的影响。研究发现:尽管人工智能降低了企业对常规职业劳动力的需求,却增加了企业对非常规职业劳动力的需求,这当中主要来自对非常规认知型职业如管理类、技术类等需求的增加。人工智能的就业创造效应不仅体现在内涵上,即对已有非常规职业劳动力需求数量的增加;还表现在外延上的拓宽,即人工智能拓展了非常规职业的工作岗位数和岗位类别,还催生了对新兴职业和新兴岗位的需求。就工资水平看,人工智能渗透高的企业平均工资水平更高,人工智能渗透高的职业有更高的工资溢价。本文指出,应更重视人工智能的就业创造效应,多措并举引导人工智能朝向创造出更多新职业和新岗位的良好方向发展。

关键词:人工智能 非常规职业 常规职业 新职业

一、引言

人工智能(简称AI)作为可大范围推广的通用技术,引发了新一轮科技革命和产业变革。各界预测,AI将深刻改变经济社会结构,改变人类生产生活方式。中国人工智能技术的研究和应用均已步入世界第一梯队(奥米拉,2019),截至2021年,中国人工智能专利申请量已达到909401项,位居世界第一^①;2020年中国人工智能企业数量已经仅次于美国,位居世界第二,占全球总数24.66%^②。可见,中国人工智能的发展和应用均走在世界前列,是今后实现高质量发展最重要的驱动力之一。

党的二十大报告指出,推动高质量发展,就是要建设现代化产业体系,“构建新一代信息技术、人工智能、生物技术……等一批新的增长引擎”。《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十四个五年规划和二〇三五年远景目标的建议》提出了“瞄准人工智能等前沿领域”、“培育壮大人工智能、大数据等新兴数字产业”的要求。同一时期,国务院印发的《“十四五”就业促进规划》指出,人工智能等新技术应用对劳动力的替代效应将持续显现,应重视人工智能对劳动力市场的结构性冲击。习近平总书记更是深刻地指出,“新一轮科技革命和产业变革有力推动了经济发展,也对就业和收入分配带来深刻影响,包括一些负面影响,需要有效应对和解决。”已有文献就人工智能技术的劳动力市场效应进行了很多有意义的探索(阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2020;德弗里斯等,2020;费伯,2020;格雷茨、迈克尔斯,2018),大多数研究认为人工智能技术对劳动力就业有“双面”作用,即负向的替代效应和积极的创造效应,针对中国的研究得出类似结论(李磊等,2021;王永钦、董雯,2020;余玲铮等,2019;汪前元等,2022)。以上研究或是基于理论模型演绎,或是采用行业和区域劳动力市场数据从总量层面进行经验检验,较少从职业层面探讨人工智能的就业替代效应和创造效应,即企业采用人工智能技术以后,究竟对哪些类型的职业产生了替代效应,又增加了对哪类职业的需求?奥特等(2003)开创性地从工作任务而非技能的视角重新界定了生产函数,从理论层面上研究了计算机应用对常规任务的替代效应和对非常规任务的互补效应。实证层面上,受数据限制,除一些有关人工智能和职业可替代风险的预测性研究以外(弗雷、奥斯本,2017),就人工智能和职业需求变动的经验研究及因果分析进展有限,针对中国的研究

收稿时间:2023-4-20;反馈外审意见时间:2023-9-5、2023-11-23;拟录用时间:2024-1-22。

^{*}本项研究得到国家自然科学基金面上项目(72273127),上海市哲学社会科学一般项目(2020BJL002)的资助。余林徽为本文通讯作者。

更少。阿塔莱等(2018)是涉及此类话题的少数文献之一,他们从《华尔街日报》发布的企业招聘广告中提取出了涉及信息通信技术(简称ICT)的关键字段以及企业招聘常规与非常规职业人才的信息,通过实证分析发现,企业采用ICT等新技术增加了其对非常规分析型员工的招聘需求,但减少了对于常规型员工的需求。本文主要从职业层面探讨人工智能运用对于中国常规和非常规型职业变动的影响,并探究其作用的机制和机理。

人工智能技术的快速变革及其在各领域广泛应用,引发人们对“机器换人”和结构性失业的担忧。大量文献对自动化和工业机器人的就业替代效应进行了研究,如奥特和萨洛蒙斯(2018)对经济合作与发展组织国家、贝森等(2023)对荷兰的研究。王永钦和董雯(2020)对中国的研究同样认为,随着工业机器人渗透增加,企业对劳动力的需求下降;王林辉等(2022)对人工智能引发的各大类职业可替代风险进行了量化研究,认为中国19.05%的劳动就业面临高替代风险。然而,阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2019)却认为,新技术应用创造出的新任务和提供的新岗位是历次工业革命没有引致大规模失业的重要原因,而当前美国劳动力市场需求减少很大程度上也归因于自动化技术应用加速带来的岗位替代效应超过了新技术应用的岗位创造效应,因此,有关机构和部门应更重视人工智能技术的岗位创造效应。本文从多个维度测度了人工智能渗透的就业创造效应,并提出政府部门应多措并举引导人工智能朝向创造出更多新职业和新岗位的良好方向发展的命题。

此外,当前中国的实证研究大部分基于工业机器人应用对制造业行业就业影响的分析(王永钦、董雯,2020;李磊等,2021),然而,工业机器人只是以人工智能为代表的自动化、智能化技术的简单形式之一。人工智能技术在近些年最主要的进展来自于运用算法去处理、分析海量的非结构化数据并据此对环境做出反应及预测,如机器学习和深度学习在语音识别、文本翻译、图像识别等领域的应用。作为一种能够影响各行各业的技术平台,人工智能同样会对翻译、外贸、销售、教育和医疗等非制造业领域的就业产生深远的影响。然而,对于人工智能如何影响白领工人以及认知和管理等非常规岗位的就业,现有研究十分有限。基于一个新颖的企业招聘大数据集,本文试图就宽泛意义的人工智能对包含制造业和服务业行业的不同职业(常规和非常规职业)的影响进行分析,以期对现有研究做出拓展。

本文采用的数据主要来源于中国各大招聘网站^③2016~2020年期间企业每日发布的招聘广告,借鉴费尔腾等(2018)构建的职业人工智能渗透度指标,分析了人工智能渗透如何影响企业对不同类型职业的需求,企业意愿雇佣的人数及意愿支付的工资的变化。本文尝试从以下3个方面丰富现有文献:(1)从职业分类视角实证检验了人工智能的就业效应及其作用的机制和机理,其中,对就业创造效应的探讨是本文的重要着力点。既往文献对人工智能就业替代效应的研究较多,对于AI就业创造效应的讨论主要在于理论层面,实证研究较少。本文采用全国层面的大数据细粒度研究了人工智能的就业创造效应,具体而言,分别从原有职业的招聘人数以及职业种类数的增加两方面展开。值得一提的是,本文采用文本分析的方法从海量的招聘数据中识别出企业招聘的“新职业”,就人工智能创造出的“新职业”和“新岗位”在广度和深度上进行了量化研究,丰富了人工智能影响就业结构的文献,并具有一定的前瞻性。(2)基于费尔腾等(2018)和阿西莫格鲁等(2022)的任务分析法构造的人工智能渗透度指标较全面地反映了人工智能的影响。一些文献以人工智能的某类存在形式如工业机器人作为人工智能的代理以研究人工智能的经济影响,国内相关研究也主要聚焦于工业机器人应用的就业效应,然而,工业机器人仅仅是人工智能技术的形式之一,无法涵盖人工智能的全局性影响。正如阿西莫格鲁等(2022)指出,最近的文献专注于工业机器人应用对就业和工资的影响,专门针对人工智能的研究较少,而这项工作正在快速进展之中。(3)采用体现企业真实需求的招聘大数据集,该数据集包含上亿条雇主和雇员信息。大数据具有容量大、即时流量、多样化的特点,使用大数据进行经济学实证研究更具科学性(洪永森、汪寿阳,2021)。现有关于人工智能就业效应的研究更加集中于区域劳动力市场方面,本文运用企业维度的职位空缺数据,揭示了研究的另一个层面。此外,本文采用的数据跨度为2016~2020年,我国人工智能技术在2015年后进入了高速发展期,数据的时效性强,体现了人工智能和企业劳动力需求的最新动向及特点。当前,运用企业招聘大数据研究人工智能技术劳动力市场效应的文献正在兴起,代表性的有戴明和卡恩(2018)、迪伦德和福赛斯(2022)、科普斯泰克等(2021)对美国 and 印度等国家的研究,但针对中国的研究相对缺乏,本文为运用招聘数据比较不同国家劳动力市场的研究也做出了贡献。

文章余下部分的结构安排如下:第二部分是文献回顾并给出理论假说;第三部分介绍数据来源和计量模型;第四部分是人工智能影响企业对于不同类型职业需求的实证检验及其机制分析;第五部分分析人工智能对不同职业工资溢价的影响;第六部分是结论和政策建议。

二、文献综述和理论假说

技术进步的劳动力市场效应是劳动经济学家热衷讨论的永恒话题。20世纪80年代开始,很多学者通过实证研究或案例分析发现,计算机技术应用和受过高等教育的劳动者就业有显著的正相关关系。学者们认为,受过高等教育的劳动者(即高技能劳动力)可以更好地操作计算机,和计算机技术有互补性(克鲁格,1993)。但是,这个观点很难解释后来出现的劳动力市场极化现象,即高技能和低技能劳动力的就业率和工资回报同时上升,而中等技能劳动力的回报却下降了。奥特等(2003)认为,应当基于工作中的任务和工人需要具备的技能对传统的生产函数重新界定,并由此开创性地定义了工作中的常规任务和非常规任务^④。工作任务是概念化和抽象化的定义,现实中,一个劳动者可能需要完成多属性的工作任务,在实证研究中,由于工作任务很难量化因而或者直接用职业来替代,或根据职业需要的劳动技能对职业重新做出分类(奥特等,2003;科尔特斯等,2020),本文借鉴科尔特斯等(2020)的研究和葛等(2021)的做法,采用后一种方法对职业进行分类。

常规任务是那些重复性的、遵循一定流程的任务,相比于非常规任务,常规任务不太依赖劳动者和外部环境实时交互,也不太会产生电脑程序难以处理的突发情况,例如行政、文员、矿工、搬运工等职业的核心任务,因此常规任务可以被快速执行大量运算的计算机程序所处理。近年来,随着机器学习方法的推广,一些学者对各职业的可替代风险进行了预测。弗雷和奥斯本(2017)利用高斯分类器测算了美国劳动力市场上702种职业被计算机替代的风险(简称FO方法),发现不同职业间被替代的可能性存在较大差异,运输物流、办公室行政、以及生产类型的职业有较高的概率被替代,这些职业大多属于常规类型职业。周等(2019)将FO方法计算的美国各职业被计算机替代的概率映射到中国各职业,研究发现中国城市中可能被人工智能替代最大的行业是制造业、交通运输业等常规型职业密集的行业;王林辉等(2022)采用FO类似的研究方法,分析发现那些易于用编程解决的职业可替代风险都较高,例如生产性工人、邮件分拣员等常规体力型职业和收银员、办公行政人员等常规认知型职业。周广肃等(2021)发现人工智能对中国劳动力市场产生的影响以替代效应为主。一些案例研究也发现,计算机技术降低了职业内部的常规任务构成,例如数字化控制技术导致工厂对工人常规体力任务需求减少(巴特尔等,2007),条形码技术降低了零售部门对收银员执行常规认知任务的需求(巴斯克等,2012)。技术变革对就业结构的影响是动态的、有明显的阶段性特征,职业的常规和非常规属性也随着技术的迭代动态调整。很多在20世纪中期被创造出来的“新职业”,几十年后成为可被自动化技术替代的常规型旧职业。如奥特等(2022)对美国1940~2018年职业变迁的分析表明,在1940~1980年间就业快速增加的如打字员、秘书、银行出纳员等白领职业,由于计算机技术和自动化技术的普及逐步成为可被替代的常规型职业,在1980~2018年间的就业需求大幅下降。

实际中,人工智能的替代效应是否发生除了取决于技术上解决了可编码问题以外,还取决于经济成本因素的考量(奥特,2013)。近些年,人工智能技术快速发展,应用成本下降。1980~2006年,执行一套标准化计算的实际成本每年下降60%到75%(诺德豪斯,2007);而信息通信技术资产的投资价格在2004~2015年间平均每年下降8%(伯恩、科拉多,2017)。因此,只要技术上可行,采用人工智能技术对企业来说就可以节约成本。从中国的实际情况看,随着人口红利消散及老龄化问题日趋严重,劳动力成本上升,故“机器换人”在近些年提档加速。根据国际机器人联合会(IFR)的数据^⑤,2021年中国的工业机器人安装量24.33万台,比上一年增长44%,2021年中国工业机器人密度已经达到322台/万人,首次超过美国位居全球第五,自动化技术代替常规劳动力在中国已然显现并正提速中。工业机器人在日本也被广泛使用并替代日本的劳动力,但工业机器人在印度较少被采用,一个重要的原因是日本的劳动力成本比印度要高出很多,用机器人替代劳动力很大程度上节约了日本企业的生产成本。综上,本文提出如下假说。

假说1:人工智能技术对常规型职业有替代作用,在人工智能应用成本下降或劳动力成本较高情境下,企

业雇佣更少常规型职业的劳动力。

非常规任务与人工智能有互补性,非常规任务包括非常规认知型任务和非常规体力型任务。狭义的非常规认知型任务需要劳动者具备认知能力和分析能力,如程序员、分析师和工程师等所从事的工作任务。非常规认知型任务广义上还包括非常规交互型任务,完成这些任务需要劳动者的工作经验和具备人际沟通互动能力,如医生、教师和律师等所从事的工作。非常规任务难以用编程解决,认知型任务需要人的理解、分析和决策,交互型任务需要人和人之间互动、沟通和决断。非常规任务中部分重复的流程受到自动化技术和人工智能影响后,劳动者可以集中精力于机器无法代替的部分,整体工作效率得到提升。以办公软件技术为例,幻灯片(PPT)技术运用于交互型任务,提升了人们之间沟通的便捷性;微软的电子表格软件(Excel)技术运用于认知型任务提高了分析和计算工作的效率,这两种计算机技术的应用都增加了对非常规交互型劳动力的需求(阿塔莱等,2018)。再如,线上会议、网络课堂非但没有取代教育工作者和管理者的岗位,反而保障了疫情期间人们交流通畅,增加了人与人之间沟通和交流的效率。非常规体力型任务诸如健康护理师、家政服务的同时需要体力劳动和人际互动的工作任务,也难以被人工智能完全取代(奥特等,2003)。阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2019)认为,未来人工智能技术可用于分析在校生对不同教学方式的反馈效果,通过为学生定制个性化教学方案,实施个性化和小班化的教学,增加对教师岗位的需求。在高端制造领域,增强现实技术采用人机交互界面的方式提高了人类的感知能力和控制能力,工人与机器共同工作,实现高精度和集成化的设计和个性化的生产。

现实中,非常规劳动力的需求已经在劳动力市场中显示出了上升趋势。1950年开始,从美国的招聘广告中就可以看出常规任务劳动力的需求比例下降,非常规任务劳动力的需求比例在上升(阿塔莱等,2020)。在地区劳动力市场层面,更加频繁使用信息技术的地区,当地劳动力更有可能从事服务类型等非常规职业(奥特、多恩,2013)。在企业层面,美国劳动力市场上各企业对人工智能技能的需求急剧增长,这一现象对大企业而言更明显(阿列克谢娃等,2021)。阿西莫格鲁等(2022)使用美国的招聘数据研究发现,从2010年开始,劳动力市场上那些与人工智能相关的职位其招聘人数快速增长,受人工智能冲击更大的企业招聘更多具备人工智能技能的人才。综上,非常规任务和人工智能技术存在互补性。企业受人工智能冲击越大,其内部将有更多的常规型岗位被人工智能所取代,与此同时,需要安排更多的掌握非常规技能的人才来协调、操作、维护人工智能技术。当然,人工智能技术创造出的非常规职业,既可以体现为本企业内部非常规岗位的增加,长期来看,也可能体现为随着新企业诞生而产生的新岗位需求。

人工智能技术不仅改变了现有企业对于常规和非常规劳动力的需求结构,新技术还不断创造出新职业和新岗位,企业对非常规劳动力的需求进一步增加。纵观历次工业革命,新技术破坏旧工作岗位,又创造出新岗位,既有的生产任务吐故纳新,一大批劳动者失业同时又有新的劳动力被吸纳。19世纪美国的农业自动化就是一个印证,农业机械化和自动化替代了农民手工劳作,农业的劳动生产率迅速提升,出现大批农村剩余劳动力。然而,新技术在工业和服务业领域的应用又创造了数以千万计的蓝领和白领岗位,诸如机械师、维修师、文员、打字员等新职业,这些新职业包含新的任务内容,创造了对劳动力的新需求,吸收了转移出来的农村剩余劳动力,因此,整个社会并没有发生大规模的失业(阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2019)。在人工智能时代,工业机器人替代了诸如分拣、组装等常规性的体力劳动;专业软件和人工智能替代了会计、银行柜员、信贷员等常规的认知型工作。但是,大数据、深度学习等新一代人工智能技术的开发与应用,又产生出对新兴职业人员的巨大需求。在人工智能开发领域,智能制造、虚拟现实技术人员、算法工程师等专业技术开发人员十分抢手;在生产生活服务领域,数据分析师、互联网营销师、全媒体运营师的需求快速增长;在生产制造领域,工业机器人系统操作员、区块链应用操作员等新职业人员需求旺盛。人工智能技术的采用产生新任务,而由于新任务在运行中流程不被熟悉且容易出现异常情况,需要技术工人具备解决问题的知识和能力来制定解决方案,即需要具备非常规能力(奥特,2013)。譬如,数字化金融科技新平台京东金融,其推行的数字化信贷,极少雇用传统的信贷人员,却需要3000多个精通算法的数据分析师和风险管理师来进行大数据分析和处理金融网络交易可能面临的风险^⑥,这些正是掌握着非常规认知技能的人才。

新技术不仅创造出新职业和新岗位加大对非常规职业劳动力的需求,技术进步对原有职业所需的技能要

求和任务结构也发生改变,同一职业内部对非常规技能的要求也在增加。最新研究发现,许多职业对于认知技能和社会技能这两大非常规技能的需求在增加,且劳动力市场对这两种技能的工资回报也在上升(戴明、卡恩,2018;戴明,2017)。举个简单的例子,二三十年前,希尔顿酒店招聘管理岗位的要求是应聘者有本科学历、身体健康、住处离工作单位近等“硬性”条件,现如今,同是希尔顿酒店招聘相同的岗位,除了要求应聘者具有大学学历和具备两年以上的工作经验之外,还要求应聘者具备良好的沟通技能和团队协作能力这样一些社会“软技能”(世界银行,2019),这些技能正是非常规社交型技能或称非常规交互型技能。

最近,随着深度学习和神经网络技术的进展,生成性人工智能进入大众视野,其中由美国开放人工智能研究中心(OPENAI)研发的聊天生成预训练转换器(ChatGPT)大语言模型,引发了广泛讨论。大语言模型可以执行一些非常规的工作,如查找法律文件以及研究中所需的关键信息,这些在现阶段通常被认为是律师和研究人员的工作。然而,大语言模型在现实应用中已被证明会产生很多虚假或误导性信息,仍需要人们去做自主判断。生成式人工智能目前仍处于早期发展阶段,很多在实验室表现良好的人工智能技术,在复杂的现实世界中效果有限(布林约尔弗森等,2023)。现阶段,尽管专用人工智能进展迅速,但是通用人工智能的研究和应用只是初露端倪,能与人和环境互动的具身智能能力还很弱,人工智能总体发展水平仍处于起步阶段。就我国目前的情况而言,人工智能创新偏重于应用,在基础研究、技术前沿等方面和世界领先水平还有明显的差距(谭铁牛,2019)。基于以上对人工智能发展阶段的分析,可以认为,现阶段我国人工智能技术对非常规型职业主要起到互补作用。比如在现实中,通过对部分参访录音的语音自动转写,传媒人员可以把精力聚焦于需要创造力的采写工作。虚拟主播一般在零点上线,与真人主播形成24小时对接^⑦。综上所述,本文提出假说2。

假说2:人工智能与非常规型职业起互补作用;人工智能创造出对新任务和新职业的劳动力需求,企业需要雇佣更多非常规型职业的劳动力来处理新任务。

非常规职业和人工智能技术互补,人工智能时代企业对非常规职业劳动力的需求增加,而非常规劳动力的供给取决于教育和培训体系的长期影响,短期内难以大幅增长,因此非常规型职业将被支付更高的工资。自1980年开始,在美国劳动力市场上,需要高水平社交和互动技能的工作岗位中的就业人数增长了12%,这部分岗位人员的工资上涨也更快(戴明,2017)。而社交互动技能恰恰是难以被人工智能替代或被自动化的技能(奥特,2015)。同时,那些需要凭借工作经验并独立做决策的职业比如项目经理、企业管理层、工厂车间主任等市场需求在增加,这些决策型职业所占的就业份额从1960年的6%上升到2018年的34%,其中近一半的增长发生在2007年后(戴明,2021)。阿列克谢娃等(2021)发现,拥有更高市值、更高研发投入和现金流的企业在招聘中对人工智能技能人才的需求更高,且意愿支付更高的工资。人工智能技术对常规职业有替代效应,一方面,企业采用人工智能技术,将降低对常规型劳动力的需求,从而降低其意愿支付给常规劳动力的工资。另一方面,采用人工智能技术的企业总体生产率水平提升,相比于同行业的其他企业,其有能力支付更高的工资。此外,从长期来看,技术进步促使常规职业包含的任务宽度发生变化,相比以往,从业人员此时需要掌握更多的自动化技术和具备更多的技能,在职的常规职业员工也有可能获得更高的工资报酬(迪伦德、福赛斯,2022)。因此,人工智能对常规型职业工资的影响是不确定的,取决于当前阶段两种效应作用的大小。综上,本文提出假说3。

假说3:人工智能渗透将提高企业意愿支付给非常规型职业劳动力的工资水平,对常规型职业劳动力工资水平的影响效应不明确。

三、数据、变量和计量模型

(一)数据来源

本文使用的企业招聘数据来自国内知名招聘平台,例如智联、前程无忧、58同城、拉钩、猎聘等网站。我们用爬虫技术在上述网站获取了2016~2020年所有企业每天发布的招聘广告,总计超过1亿条。这些招聘信息包括如下字段:企业名称、所在行业、信息发布的时间、招聘的职业名称、对职业内容的详细描述、工作地点、雇佣工人人数和意愿支付的薪资水平等。时间跨度是2016~2020年,这正是人工智能技术在我国加速应用期。我们将每日的招聘数据根据企业名称加总到月份,总计60个月。方等(2020)认为,在研究劳动力市场问

题时,招聘数据相比于传统的抽样调查数据,有更广的覆盖性和更强的时效性。

我们对招聘数据做了如下预处理。第一,去除重复发布的招聘广告。同一条招聘信息从雇主发布广告、雇员应聘完成、广告下架需要一段时间,而招聘平台每天都在发布招聘广告,有的企业为了实时更新或引起更多关注,可能存在着在招聘完成之前重复发布同一条广告的情况。为剔除重复发布的广告,我们只保留每家企业在每个月发布的第一个不同种类的职业信息。第二,对职业名称进行规范和分类。各企业发布的招聘广告对招聘的职业没有统一分类,为后续分析工作的需要,我们首先做的工作是,根据招聘广告对职业的文字描述,运用机器学习、文本处理的方法,把所有招聘职业对应到美国职业信息网络(O*NET)提供的标准职业分类代码进行匹配和分类^⑥,最终匹配出543个该分类标准下的八位码职业,这些职业按照两位码分类标准可被分为22个大类,详细分类方法见《管理世界》网络发行版附录附表1。以非常规职业的管理类职业为例,需要将招聘数据中包括首席执行官、广告经理、供应链管理、行政事务管理等关键词的职业映射到管理类职业;将包含印刷机操作员、机电设备装配工、钳工等关键词的45个职业映射到常规职业的生产性职业。葛等(2021)对中美两国的职业分类做了细致比对,认为中国和美国各职业所包含的任务内容并不存在很大差别,因此借用美国的职业分类标准将中国各职业按其包含的任务内容分为常规和非常规职业是合适的。第三,将文本格式的每条招聘信息转化为可用于统计分析的数据格式,然后将企业每日发布的招聘数据分别加总到月度和年度两个维度。为获取企业的财务信息,按企业名称将招聘数据集和万得上市公司数据库匹配,获得企业的资产、收益、工资、员工人数等财务信息,最终获得上市公司招聘数据集共计458万条招聘信息,涉及3700多个上市公司和543个八位码职业。此外,我们还将雇主意愿支付的薪资水平按照工作地点所在省份的消费者物价指数进行调整。

(二)变量说明

本文的核心解释变量是企业人工智能渗透度^⑦(AI Firm Exposure,简称AIFE)。在介绍这一指标之前,首先介绍职业人工智能渗透度(AI Occupation Exposure,简称AIOE),该指标是费尔腾等(2018)根据美国劳工部O*NET数据所提供的各职业包含的工作任务或所需能力的分解信息,在测量出这些任务或能力对人工智能技术易感程度的基础上综合计算得出的。具体来说,费尔腾等(2018)通过和计算机科学博士合作,衡量了当前人工智能包含的16个分支技术的发展情况,并将这些分支技术和劳动者个体的不同能力联系起来,给出每一个分支技术对应于每一项职业所需具备的52种劳动者能力的影响大小。如果某项人工智能技术和劳动者某项能力在功能上越相似(例如图像识别技术与人眼对色彩的分辨能力),那么该人工智能技术对这项能力的影响就越大,最后将每一个职业包含的52种能力的人工智能影响度进行加权即得到该职业人工智能渗透度。该指标的优点在于,其测算过程从技术和人的能力角度出发,因此并不强调人工智能对职业的影响是替代还是互补,仅表示人工智能对职业的冲击大小。这为我们后续客观地估算人工智能冲击的就业替代和创造效应奠定了基础(费尔腾等,2018)。学者们运用O*NET职业数据和基于O*NET测算出来的各职业自动化率研究了各国人工智能的劳动力市场效应。阿尔梅达等(2017)使用O*NET职业层面的任务测度研究了互联网接入对于巴西劳工技能的影响;阿恩茨等(2016)同样使用O*NET职业和任务数据计算了经济合作与发展组织职业层面被自动化替代的概率。周广肃等(2021)基于O*NET计算的美国各职业自动化率,按照职业名称对应到中国各职业的自动化率,研究智能化对中国劳动力市场就业人数和工作时长的影响。进一步地,基于费尔腾等(2018)计算出的职业人工智能渗透度指标,斯特普尔顿等(2021)研究了人工智能对印度服务业企业招聘和工资的影响,阿西莫格鲁等(2022)研究了美国企业对人工智能人才的需求情况。

图1展示了根据标准职业代码分类下八位码职业人工智能渗透的直方图,可以看到,绝大多数职业的人工智能渗透值分布于2~5之间,整体呈正态分布。

按照任务分析理论,企业的生产活动由一系列连续的生产任务构成,如果其中的某些任务可以由人工智能来完成,那么该企业被人工智能渗透,其由人工智能执行的任务占有所有任务的比重即代表了该企业的人工智能渗透度(阿西莫格鲁等,2022)。企业内部的生产任务安排很难去观测或度量,不过,任务是由各个职业的工人来具体承担的,企业的生产任务安排可以从其雇佣的职业结构中反映出来,如果一家企业雇佣了比例较多的高人工智能渗透度职业的员工,那么可以说这家企业的人工智能渗透度较高,基于这个原则构建企业人

工智能渗透度指标。我们从万得数据库中获得2015~2020年每家企业的员工结构,该数据将员工分为11个职业类别。借鉴费尔腾等(2018)方法,依据最新的O*NET数据计算出职业人工智能渗透度AIOE,然后将这些职业类别基于语义匹配到O*NET的职业类别。比如万得数据的“生产及相关类职业”匹配至O*NET的“Production Occupations(生产类职业)”,“销售人员”匹配至O*NET的“Sales and Related Occupations(销售及相关类职业)”等,依次类推,最终得出这11个职业类别的人工智能渗透度(AIOE)。

参考阿西莫格鲁等(2022)和费尔腾等(2018)的方法,按照下式构建本文核心解释变量——企业的人工智能渗透度指标(AI Firm Exposure, AIFE):

$$AIFE_{it} = \sum_k \frac{num_{ikt}}{num_{it}} \times AIOE_k \quad (1)$$

$AIFE_{it}$ 表示中国企业*i*在*t*年的人工智能渗透度, num_{ikt} 代表企业*i*在*t*年拥有职业类别为*k*的员工人数, num_{it} 表示该企业*t*年的员工总人数,那么 num_{ikt}/num_{it} 代表企业中职业类别为*k*的员工人数占员工总人数的比重。 $AIOE_k$ 代表职业类别*k*的人工智能渗透度。此外,用类似方法,我们还构造了行业层面人工智能渗透度(AI Industry Exposure, AIIIE),以备后文稳健性检验之用,行业人工智能渗透度的计算公式见下文公式(3)。各主要变量的描述性统计见《管理世界》网络发行版附录附表2。

(三)计量模型

为实证检验人工智能究竟对哪些类型的劳动力产生就业替代,对哪些类型的劳动力有互补作用,参考奥特等(2003)和科尔特斯等(2020)的做法,根据工作的任务属性将职业分为非常规型和常规型两大类。在进一步的深入分析中,再细化分为4个大类,具体为非常规认知、非常规体力、常规认知、常规体力,详细分类见《管理世界》网络发行版附录附表1。接下来构建如下回归方程:

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 AIFE_{it} + X'_{it}\theta + \delta_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, Y_{it} 代表企业每年雇佣各类型职业的人数,以非常规型职业为例,该变量的含义是一个企业一年内招聘的非常规职业人数的对数值。 $AIFE_{it}$ 即为(1)式定义的企业人工智能渗透度指标,为缓解内生性问题,下文回归将AIFE滞后一期。 X'_{it} 是包含一系列影响企业招聘行为的控制变量,参考阿西莫格鲁等(2022)、阿列克谢娃等(2021)对人工智能和企业招聘行为的研究,这些控制变量包括企业员工人数、企业人均净利润等体现企业绩效的指标;本科以上学历员工占比和高中以下学历员工占比等体现企业内部人员结构的指标。此外,还用企业年销售额占行业内所有企业销售额的比重计算的赫芬达尔指数来衡量企业所处的行业竞争环境。为了缓解变量之间的同时性偏差问题,所有控制变量都做滞后一期处理。最后, δ_i 、 δ_t 、 δ_i 代表企业所在的行业、企业所处的地级市以及年份固定效应, ε_{it} 是残差项。

四、回归结果与分析

(一)基准回归结果和分析

表1和表2分别报告了人工智能渗透对于企业招聘非常规和常规职业人数的影响。由回归结果可以看出,企业人工智能渗透显著增加了企业对非常规型岗位人员的招聘需求,但减少了对于常规型职业的人员需

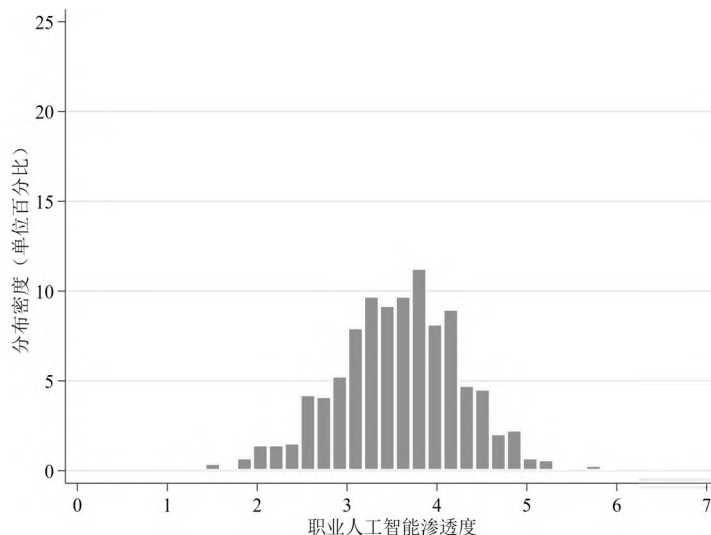


图1 职业人工智能渗透度分布直方图
注:横轴是SOC标准下八位码职业对应的AIOE值,按照费尔腾等(2018)的方法重新计算得出。

求。表1是对企业招聘的非常规职业人数的回归结果,列(1)是招聘人数对核心自变量企业人工智能渗透度的回归结果;第(2)列控制年度时间固定效应,列(3)加入企业层面控制变量,企业所在的行业、城市固定效应以及年份固定效应,第(4)列进一步控制行业一年份和城市一年份固定效应,以控制随时间变化的行业和地区因素对企业招聘的影响。列(1)~(4)结果显示,在不同的模型设定下,回归结果稳健。以列(4)为例,企业人工智能渗透度增加一个单位,其招聘的非常规职业人数将会有42.7%的增长。从控制变量来看,以员工总数表示的企业规模和企业人均利润均有利于招聘非常规职业人员,从企业的人力资本结构来看,本科以上员工占比即高技能人才占比与非常规职业招聘人数有正相关关系,低技能人才的作用较弱,行业集中度指标则没有显著影响作用。表2的回归结果表明,企业人工智能渗透度增加一个单位,招聘常规职业人数将下降25.1%。回归结果的经济解释在于,企业受人工智能冲击越大,说明当前任务和已有的人工智能技术相似性较高,企业更有可能在生产中匹配使用人工智能技术,那么,对于常规型工作而言,由于其和人工智能是替代关系,比如工业机器人对工厂车间的组装、分拣等繁重体力劳动的替代,因此企业会减少对该类型劳动者的招聘需求。对于非常规型工作来说,其和人工智能技术是互补关系,企业应用人工智能技术越广泛,越是需要专业技术人员去维护和支持这些技术。同时,人工智能技术的采用也会派生出一些新的任务,而这些新任务在一开始出现的时候并没有程序化的流程可以遵循,劳动者需要具备经验和判断等非常规能力才能执行好新任务,这就增加了对非常规职业人员的需求。现实中,自动取款机的应用减少银行对柜员的雇佣(贝森,2015),条形码技术降低了零售部门对收银员执行常规认知任务的需求(巴斯克等,2012)。但是,人工智能创造了更多的新职业和新岗位,如数字化工程师、机器人维护师、社交媒体从业者等。在美国,超过60%的工作岗位在1940年的时候还不存在,“人工智能专家”这一职业在2000年的时候才首次在美国职业大典出现(奥特等,2022)。在我国,人力资源和社会保障部2019~2021年间发布了50多个新职业,与人工智能相关的职业包括人工智能工程技术人员、智能制造工程技术人员、数字化运营师、全媒体管理师等。因此,新技术尤其是人工智能技术是创造新工作的重要推动力量。从回归系数的大小来看,相对于常规职业的就业替代效应,人工智能对于非常规型职业的就业创造效应更强^⑩。

(二)稳健性检验

1. 内生性问题的处理

由于各职业受到人工智能冲击程度不一,企业雇佣不同结构的人员,反过来可能会影响企业的员工结构,进而影响下一年度的企业人工智能渗透度。接下来,我们用3种方法缓解这一内生性问题。

(1)工具变量法。首先,用类似方法构建出行业层面的企业人工智能渗透指标 AIE (剔除本企业),作为企业人工智能渗透指标 $AIFE$ 的工具变量。行业人工智能渗透度指标的构建方法如下:

$$AIE_j = \sum_{i=0} \frac{num_{jkt}}{num_{jt}} \times AIOE_k \quad (3)$$

其中, j 代表行业, num_{jkt} 代表行业 j 在 t 年拥有的职业类别 k 的员工人数, num_{jt} 代表行业 j 在 t 年的员工总人数,那么 AIE_j 表

表1 人工智能对企业非常规型职业人员需求的影响

	非常规型职业就业人数			
	(1)	(2)	(3)	(4)
企业人工智能渗透度	0.911*** (0.066)	0.285*** (0.082)	0.419*** (0.089)	0.427*** (0.095)
员工总数			0.378*** (0.016)	0.384*** (0.017)
人均利润			0.136*** (0.016)	0.132*** (0.018)
本科人数占比			0.022*** (0.006)	0.017** (0.008)
高中及以下占比			0.004 (0.004)	-0.009* (0.006)
行业集中度			-1.124 (0.889)	-0.967 (1.143)
年份固定效应		是	是	是
行业固定效应			是	是
城市固定效应			是	是
行业一年份固定效应				是
地区一年份固定效应				是
样本量	11212	10873	8879	7926
调整 R ²	0.016	0.277	0.336	0.301

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;下同。

表2 人工智能对企业常规型职业人员需求的影响

	常规型职业就业人数			
	(1)	(2)	(3)	(4)
企业人工智能渗透度	-0.362*** (0.065)	-0.352*** (0.083)	-0.228** (0.093)	-0.251** (0.098)
员工总数			0.339*** (0.016)	0.341*** (0.017)
人均创利(对数)			0.085*** (0.017)	0.085*** (0.018)
本科人数占比			0.016*** (0.006)	0.007 (0.008)
高中及以下占比			0.002 (0.004)	-0.002 (0.006)
行业集中度			-0.732 (0.909)	-0.840 (1.162)
年份固定效应		是	是	是
行业固定效应			是	是
城市固定效应			是	是
行业一年份固定效应				是
地区一年份固定效应				是
样本量	10435	10106	8292	7398
调整 R ²	0.003	0.227	0.281	0.248

示行业 j 在 t 年的人工智能渗透度。同一个行业内各企业从事的业务比较接近,各企业的员工职业结构可能较相似,这满足了工具变量的相关性。行业人工智能渗透与企业的招聘行为不直接相关,符合工具变量的外生性。行业人工智能渗透度的 Kleibergen-Paap rk LM 统计量的值为 817, p 值为 0.000, 在 1% 的水平上强烈拒绝不可识别假设, Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量的值为 1314, 强烈拒绝弱工具变量假设, 工具变量的回归结果见表 3 的 (1) 和 (5) 列。

其次, 借鉴阿西莫格鲁和雷斯特雷波 (2022)、宁光杰等 (2023) 的做法, 用物化资本即年度分行业每百人使用的计算机数量作为企业人工智能渗透的工具变量。计算机化程度更高的行业, 其任务自动化含量也较高, 而自动化属于人工智能的分支之一, 其与企业人工智能应用有一定的相关性, 满足工具变量的相关性假设; 行业层面每百人计算机数量与单个企业的招聘行为并不直接相关, 满足工具变量的外生性。该工具变量同样通过了弱工具变量检验和不可识别检验。工具变量的回归结果见表 3 的 (2) 和 (6) 列所示, 回归结果稳健。

(2) 外生冲击事件检验法及其他。为推动创新发展战略, 抢占人工智能发展先发优势, 2017 年 7 月, 国务院印发《新一代人工智能发展规划》, 其后, 科学技术部、工业和信息化部推出系列举措落实国务院政策, 大力推进人工智能与经济、社会的深度融合。本文运用广义双重差分, 将 2017 年政策冲击后续年份设定为 1, 之前设定为 0, 构建与企业人工智能渗透指标的交互项, 回归结果如表 3 的 (3) 和 (7) 列所示。结果表明, 在国家人工智能发展规划政策的冲击下, 企业对非常规员工的雇佣增加, 对常规型员工雇佣减少。

最后, 借鉴阿西莫格鲁等 (2022) 的方法, 将解释变量 $AIFE$ 设定为企业在 2016 年的初始值, 这样, 后续年份的企业招聘行为难以影响其在初始年份的人工智能渗透度, 较好地缓解这类反向因果关系, 回归结果见表 3 的 (4) 和 (8) 列。

2. 更多稳健性检验

(1) 运用其他衡量企业人工智能渗透的指标。由于缺乏相关数据, 直接测度企业采用先进技术的程度比较困难, 一些研究用企业雇佣与先进技术相关的人力资本人才数量来代理企业对先进技术的采用。本文借鉴科普斯泰克等 (2021)、阿列克谢娃等 (2021) 的研究, 用企业在招聘广告上发布的人工智能人才数占比作为企业人工智能渗透的替代指标, 其中, 人工智能人才的定义参照上述两篇文献的界定, 采用关键词^①检索的方式加以识别, 指标替代的回归结果如表 4 的 (1) 和 (5) 列所示, 回归结果稳健。其二, 借鉴阿西莫格鲁等 (2022) 的

做法, 用企业招聘信息中体现的职业结构作为公式 (1) 中的权重重新构建企业人工智能渗透度指标, 即公式 (1) 的分子是某家企业在 t 年发布的招聘某个职业 k 的人数, 分母为该企业在 t 年招聘的总人数。如前所述, 我们采用机器学习的方法, 匹配出了 543 个标准职业代码分类下的职业, 以此作为职业结构权重, 可以捕捉丰富的职业间差异。当然这个指标也不尽完美, 用企业的招聘结构代理其整体职业结构不够全面, 且可能存在内生性问题。运用该指标作为解释变量的回归结果见表 4 的 (2) 和 (6) 列所示, 本文的核心结论仍然成立。

(2) 区分人工智能应用型企业

表 3 人工智能对企业雇佣人员需求的影响(内生性问题)

	非常规型职业就业人数				常规型职业就业人数			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
企业人工智能渗透度	0.857*** (0.177)	1.012*** (0.373)			-0.707*** (0.187)	-1.771*** (0.386)		
企业人工智能渗透×是否开始政策实施			0.393*** (0.090)				-0.258*** (0.093)	
基期企业人工智能渗透度				0.442*** (0.088)				-0.227** (0.091)
其他控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应			是	是			是	是
样本量	8029	7765	8874	8291	7539	7293	8288	7718
调整 R ²	0.053	0.039	0.336	0.297	0.010	-0.023	0.282	0.241

表 4 人工智能对企业雇佣人员需求的影响(稳健性检验)

	非常规型职业就业人数				常规型职业就业人数			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
企业人工智能渗透度	0.949*** (0.226)	0.514*** (0.066)	0.380** (0.099)	0.427*** (0.102)	-1.550*** (0.253)	-0.630*** (0.069)	-0.264** (0.103)	-0.217** (0.106)
其他控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
剔除特定行业			是				是	
剔除新冠影响				是				是
样本量	9464	9471	8236	6706	8843	8848	7682	6225
调整 R ²	0.325	0.333	0.329	0.358	0.279	0.284	0.288	0.298

和主动创造人工智能的企业即人工智能开发型企业。阿西莫格鲁等(2022)认为信息软件行业是人工智能的研发行业,因此这些公司的招聘结构体现的是其主动追求研究和开发人工智能技术的结果,而非接受已有人工智能技术冲击的结果。接下来,我们在回归中剔除软件和信息技术服务业的样本,回归结果参见表4的(3)和(7)列,可以看到,企业人工智能渗透变量的系数依然显著,方向保持不变。

(3)排除新冠疫情对企业招聘行为的影响。方等(2020)运用和本文同类型的数据,发现招聘数据灵敏反映出新冠疫情造成的劳动力市场变化。疫情和防疫政策可能导致市场对劳动力需求的结构改变,比如,企业会大幅度提高对可以线上办公人员的需求。新冠疫情始于2019年底,故剔除2020年的数据进一步回归,结果见表4的(4)和(8)列所示,结果稳健。

(三)异质性影响的讨论

1. 企业异质性

一些研究表明,人工智能人才雇佣与公司规模呈正相关(阿列克谢娃等,2021)。本文根据资产划分企业规模大小,将总资产处于所在行业中位数以上的企业定义为大规模企业,其余为小规模企业,分组回归结果如表5的(1)~(4)列。结果显示,规模小的企业相对于大规模企业而言,人工智能渗透对常规职业就业替代作用更强,说明小企业更易受到人工智能的负面冲击,对于非常规职业就业促进作用两种类型的企业则比较接近。国有和民营企业有不同的用工机制,本文进一步根据企业所有权分为国有和民营企业分组回归,表5的(5)~(8)列报告了分组回归结果,相比国有企业,民营企业人工智能渗透对非常规职业就业促进作用明显,对常规职业替代效应也显著,对国有企业回归的系数都不显著,这说明民营企业的用工机制更灵活,面对人工智能冲击民营企业可更大程度地调整其就业结构。

2. 行业异质性

在不同行业中,人工智能技术构成及其职业可替代风险差异很大(王林辉等,2022),接下来将所有行业分为制造业和服务业分组回归。表6报告了分组检验的结果,整体而言,人工智能对制造业的非常规职业就业起促进作用,对常规职业就业有替代作用;对服务业行业回归的系数不显著。王林辉等(2022)对于中国各职业可替代风险的测算结果表明,制造业和采掘业等属于高风险替代行业,人工智能的职业替代率达20%以上。根据国际机器人联合会的数据统计,早在2016年,中国就已经成为世界上安装使用工业机器人最多的国家,其中,工业机器人安装在金属和机械行业应用增速最快。工业机器人的自动化属性产生“机器替人”,降低了一些劳动密集型行业的人工成本。近些年工业机器人生产成本的下降及其在制造业行业的广泛应用更是加大了对重复性、可程序化的常规性工作的替代。与此同时,工业机器人在制造业的使用也创造出一些针对工业机器人的开发、维护和管理岗位。最近几年,人工智能在制造业突破了工业机器人使用这个单一领域,在“人工智能+制造”、制造业大数据和商业分析、“工业互联网平台”等领域均有不错的表现^⑨。“人工智能+制造”强调“人机协同”,即机器把人类从危险繁杂的工作中解放出来,劳动者得以从事更多的管理和创造性的工作。制造业大数据和商业分析、“工业互联网平台”等新领域更是需要大量掌握非常规技能的劳动者。人工智能对服务业行业的就业影响不显著,可能的原因在于目前人工智能技术在我国服务业领域的应用不如制造业普及,其对服务业的作用效果展示尚需时日。

接下来,参考王永钦和董雯(2023)的做法,根据职业和行业的任务密集度高低进行异质性检验。奥特

表5 企业异质性分组检验结果

	大规模企业		小规模企业		国有企业		民营企业	
	非常规	常规	非常规	常规	非常规	常规	非常规	常规
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
企业人工智能渗透	0.408*** (0.151)	-0.011 (0.158)	0.390*** (0.124)	-0.467*** (0.130)	-0.043 (0.183)	-0.276 (0.209)	0.642*** (0.120)	-0.232* (0.121)
其他控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	3669	3415	4358	4068	2023	1775	5249	4989
调整R ²	0.406	0.350	0.366	0.307	0.485	0.375	0.365	0.331

表6 行业异质性分组检验结果(一)

	制造业		服务业	
	非常规	常规	非常规	常规
	(1)	(2)	(3)	(4)
企业人工智能渗透度	0.888*** (0.144)	-0.617*** (0.145)	0.193 (0.119)	-0.173 (0.127)
其他控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
样本量	6175	5810	2899	2679
调整R ²	0.344	0.313	0.396	0.293

(2013)介绍了3种测度工作任务密集度的方法。一是以职业替代工作任务；二是对各个职业做标准化的描述和专业评估并赋值,美国劳工部职业名称大典和职业信息网提供了职业层面任务和所需技能的资料,研究者再据此构建职业的任务密集度指标(阿西莫格鲁、奥特,2011;奥特、多恩,2013)。三是基于问卷调查中劳动者个体对于工作任务的描述信息构建。本文主要基于第二种方法即美国劳工部职业信息网标准化的职业描述信息来测度职业的任务密集度。其将每种职业拆分为多种工作任务指标并赋值,阿西莫格鲁和奥特(2011)在此基础上选取其中数个有代表性的指标衡量职业的任务属性。本文参考这个方法计算出各职业的常规任务含量,再加总到行业层面计算出各个行业的常规任务含量。在此基础上将各行业区分为高常规任务含量行业 and 低常规任务含量行业两大类分组回归。表7的分组回归结果显示,一个行业的常规任务含量越高,该行业对于常规劳动力的需求下降越明显,由于常规任务和非常规任务有互补性(奥特,2013),这些行业同时表现出了更强的对非常规劳动力的需求。这与王永钦和董雯(2023)的研究结果有一定的相似性,他们的研究发现,一个行业的常规任务份额越高,自动化技术对该行业劳动力的岗位替代效应越明显。本文聚焦于人工智能技术,在验证其对常规劳动力岗位替代效应的同时,发现其对非常规劳动力的岗位创造效应,这与针对机器人和自动化技术的劳动力市场效应研究结果有所不同。

在制造业领域工业机器人被广泛采用,为进一步区分工业机器人和人工智能的岗位替代和任务替代效应,我们在制造业内部进一步细分高常规任务强度的行业 and 低常规任务强度的行业,并做分类回归分析。表7结果显示,相比于低常规任务含量的制造业行业,在高常规任务含量的制造业行业,人工智能渗透对于常规劳动力需求下降的幅度更大,并进一步促进了这些行业对非常规劳动力的需求,由此可见,与工业机器人应用体现的就业替代效应不同,人工智能在制造业行业的渗透,岗位的替代效应和创造效应同时并存。总体而言,那些常规任务含量更高的行业,表现出更强的对于常规型劳动力的岗位替代效应。

(四)机制分析

1. 常规职业和非常规职业内部的进一步分析

前文分析结果显示,人工智能影响了企业雇佣不同类型职业的就业人数,接下来,进一步研究人工智能带来的企业雇佣变化,究竟是原职业招聘人数的扩张或收缩,还是职业种类数目的增减带来的。对于第一个效应的考察,我们对非常规和常规职业内部的雇佣结构做进一步细分。对第二个效应,主要考察企业雇佣职业种类数目的变化。

(1) 细分职业层面的雇佣人数变化。为进一步探讨人工智能渗透对于企业招聘常规和非常规职业内部结构的影响,本文将非常规职业进一步分为非常规认知和非常规体力、常规职业分为常规认知和常规体力一共4类,分别进行回归分析,结果如表8所示。可以看到,人工智能渗透对企业招聘非常规岗位人员需求的增加主要体现在非常规认知岗位,企业对非常规体力从业人员的需求下降。人工智能渗透使企业对于常规型认知和常规型体力人员的需求均出现下降。人工智能渗透对常规型工作有替代作用,一些常规的可重复的体力工作正在被大量替代,如智能化替代了车间的分拣和组装,自助收银机替代超市收银员的工作;一些“可编程”的常规型脑力工作也被人工智能所替代,如机器学习在金融领域的运用,一些传统的负责监测财务报表的人员正失去工作,再如办公自动化取代了部分原本由秘书从事的工作。但是,人工智能与非常规认知工作有互补作用,人工智能在情感交互、团队合作等需要软技能的职业上无法代替人类工作,如银行部门那些负责与客户沟通、做资金运作决策的工作无法被人工智能所取代,数字金融技术在银行的应用还派生出对于风险管理师和数据分析师等非常规认知职业

表7 行业异质性分组检验结果(二)

	全行业				制造业			
	高常规任务含量行业		低常规任务含量行业		高常规任务含量行业		低常规任务含量行业	
	非常规	常规	非常规	常规	非常规	常规	非常规	常规
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
企业人工智能渗透	0.521*** (0.127)	-0.345*** (0.133)	0.429*** (0.126)	-0.264** (0.129)	0.509** (0.217)	-0.822*** (0.227)	-0.161 (0.240)	-0.788*** (0.242)
其他控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	4785	4474	4301	4021	3071	2902	2497	2350
调整 R ²	0.302	0.253	0.395	0.347	0.333	0.284	0.466	0.425

人员的巨大需求。再如在线授课技术辅助教师在疫情期间成功开展线上教学,却无法替代教师和学生之间的互动式教学和交流。未来,有望借助人工智能技术对学生做出个性化的评估分析,实施小班化教学,增加对教师职业的需求。

(2)职业种类数的变化。本文进一步考察人工智能冲击下企业招聘职业种类数的变化,职业种类数目代表企业生产任务的多样化程度,职业种类数增加表示生产任务扩张。首先把企业每年雇佣的八位码层面职业的种类数目取对数作为因变量进行回归,回归结果见表9。列(1)和(2)分别是对非常规型职业和常规型职业的回归结果,列(3)~(6)是更细的分类,即对非常规认知、非常规体力、常规认知和常规体力的回归结果。人工智能显著增加了企业雇佣非常规职业的种类数,降低其雇佣常规职业的种类。具体来看,非常规认知型职业的种类数增加,而非常规体力、常规认知、以及常规体力职业的种类数都收缩了。这证实人工智能在企业的应用具有任务创造和任务毁灭效应,能够创造出新任务促使企业雇佣更多种类的员工,也使得企业不再雇佣另一些类型职业员工。

2. 人工智能对非常规职业的就业创造机制检验

(1)人工智能的新职业创造效应及非常规职业劳动力的需求。阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2019)认为,人工智能、自动化等新技术的运用,对劳动力存在就业替代和就业创造两种效应。就业创造效应又可分为新技术应用创造出新任务及新职业对劳动力产生的新需求;以及由于采用新技术提升了企业的生产率,其生产规模扩张从而带来劳动力需求的增加。首先,我们分析人工智能的新职业创造效应及其对非常规职业劳动力需求的增加。

奥特(2013)认为,当一项新任务出现时,往往需要工人具备知识技能和解决问题的能力以应对可能出现的意外状况并提供解决方案,而这种解决问题的能力恰是工人需要具备的非常规能力。阿塔莱等(2018)基于美国报纸上海量招聘数据的文本分析结果显示,新技术的采用增加了企业对非常规分析职业劳动力的需求,但对常规型职业劳动力的需求下降。接下来,本文将检验作为新技术的人工智能创造出新任务和新职业的广度和深度。本文依据人力资源和社会保障部2019~2021年间发布的文件界定新职业,如大数据、云计算、区块链等技术人员,全媒体运营师、工业机器人系统运维员等都是近些年出现的新职业。这些随着数字技术创新和产业转型涌现出来的新职业,已具有一定规模并受到国家有关部门认可。我们通过提取文本关键词的方式从每条招聘广告中识别出该条招聘是否包含有新职业的相关字段,并统计出每家企业每年招聘新职业的人员数。用Logit回归识别人工智能渗透对企业招聘新职业员工概率的影响,结果见表10的(1)~(3)。

用线性回归识别人工智能渗透对企业雇佣新职业员工人数占总雇佣人数比重的影响,结果见表10的(4)~(6)列。

研究发现,企业的人工智能渗透率越高,其越有可能招聘新职业的员工。企业受人工智能影响提高一个单位,从边际效应看其招聘新职业员工的概率提高11%。回归(4)~(6)显示,人工智能渗

表8 人工智能对企业雇佣四大类职业人员需求的影响

	4类职业就业人数			
	非常规认知	非常规体力	常规认知	常规体力
	(1)	(2)	(3)	(4)
企业人工智能渗透度	0.441*** (0.091)	-0.174** (0.084)	-0.300*** (0.097)	-0.273*** (0.101)
其他控制变量	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
样本量	8973	8973	8973	8973
调整R ²	0.332	0.232	0.298	0.306

表9 人工智能对企业雇佣八位码职业种类数的影响

	八位码职业种类数					
	非常规	常规	非常规认知	非常规体力	常规认知	常规体力
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
企业人工智能渗透度	0.085* (0.047)	-0.238*** (0.048)	0.096** (0.047)	-0.124*** (0.034)	-0.218*** (0.046)	-0.197*** (0.044)
其他控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	9254	9254	9254	9254	9254	9254
调整R ²	0.322	0.284	0.323	0.239	0.276	0.318

表10 人工智能渗透与企业对新职业员工的雇佣需求

	LOGIT			OLS		
	是否招聘新职业			新职业人数占比(×100)		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
企业人工智能渗透度	0.225*** (0.012)	0.108*** (0.019)	0.111*** (0.024)	0.693*** (0.111)	0.304* (0.157)	0.283* (0.171)
其他控制变量			是			是
年份固定效应		是	是		是	是
行业固定效应		是	是		是	是
城市固定效应		是	是		是	是
样本量	13182	11057	8042	13182	12699	9254
Pseudo R ²	0.023	0.129	0.172			
调整R ²				0.003	0.050	0.070

注:logit回归结果汇报的是系数的边际效应。

透也提高了企业雇佣新职业员工的比重。企业受人工智能影响提高一个单位,其雇佣新职业的人数比重提高0.28%。这说明,人工智能渗透不仅提高了企业雇佣新职业员工的可能性,也提高了企业雇佣新职业的人员比重。这也说明,人工智能渗透促使企业拓展新的生产任务,并依据生产任务调整内部的职业结构,雇佣新职业的员工。本文通过对新职业的考量验证了人工智能的就业创造效应,而前文的分析表明,兴起的新任务和新职业主要创造了对非常规职业劳动力的需求。

(2)人工智能的生产率效应及非常规职业需求。接下来分析人工智能对非常规职业创造效应的第二种机制即生产率机制。一是,人工智能应用节约了劳动成本,企业生产率得到提高,带动生产规模扩大,将直接增加对操作非自动化任务的劳动力需求,即增加对非常规任务劳动力的需求(阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2018)。二是,人工智能的生产率效应增加了工人的实际收入,工人对商品消费需求增加,间接创造更多的常规和非常规就业岗位。这两种就业创造效应都将增加社会对劳动力的需求,由于常规任务可以被自动化技术或人工智能所替代,那么增加的劳动力需求可以相当大部分归因于非常规职业的劳动力。接下来,本文分别检验人工智能是否提高企业生产率,是否扩大了企业生产规模,以及是否促进企业创新,进一步检验人工智能对于非常规职业劳动力需求增加的机制。我们分别用企业人均产出代理企业全要素生产率,用企业年销售额的对数表征生产规模,用研发投入的对数表示企业创新。回归结果见表11,系数均显著为正,说明人工智能渗透不仅促进了企业生产率的生长,也扩张了企业的生产规模,并提高了企业的研发投入,这3种效应都将带来企业对于非常规职业劳动力需求的增加。

3. 人工智能对常规职业的就业替代机制检验

接下来分析人工智能对常规型劳动力的就业替代机制。其一,根据奥特等(2003)的定义,常规任务是那些重复性、遵循一定流程、可编码的任务,这些任务容易被计算机所替代,随着计算机价格下降,替代效应更容易发生。然而,受数据所限,新技术的价格难以直接度量。奥特(2013)进一步指出,一项任务在现实中是否被人工智能取代,除了技术上的因素如任务可编码以外,在经济因素方面还取决于劳动力的相对成本。基于此,借鉴李磊等(2021)的研究,本文用各企业的平均工资水平衡量企业的平均用工成本,构建与人工智能渗透的交互项进行回归,预计平均工资水平更高的企业,人工智能对常规劳动力的替代效应越强。回归结果由表12的(1)和(2)列展示,企业人工智能渗透与人均工资交互项以及与人均工资滞后交互项的系数均为负,说明企业的人均工资水平越高,人工智能替代常规型职业就业的效应越强。为排除企业内部各因素的相互作用得到更干净的因果识别,表12的(3)列运用城市层面的平均工资与企业人工智能渗透的交互项,对常规就业的回归结果与前两列类似,(4)列是城市层面平均工资滞后项与人工智能渗透的交互项对常规就业人数进行回归。其二,根据奥特等(2003)定义,常规任务和新技术是替代关系,那么在实际中,如果一家企业或一个行业的常规任务含量越高,该企业或行业人工智能对常规职业表现出的替代效应就越强。为了缓解内生性问题,采用行业层面的常规任务含量构建交互项。参考奥特等(2003)、阿西莫格鲁和奥特(2011)的做法,使用O*NET数据中各个职业任务特征的描述,获得常规认知任务和常规体力任务的重要性数值并加权平均求得职业层面的常规任务含量,再与行业中各职业人员占比加权,最终获得行业层面的常规任务含量。回归结果见表12的(5)和(6)列,人工智能渗透和行业常规任务含量的交互项的系数为负,说明常规任务含量越高的行业,人工智能的替代效应越强。

五、进一步研究

本文的理论分析部分表明,受人工智能冲击的企业改变了对不同职业类型劳动力的招聘需求,并因此调整意愿支付的工资。在前文分析的基础上,本文将进一步考察人工智能渗透对工资的影响。

表 11 人工智能的生产率效应及对非常规职业就业创造机制

	(1)	(2)	(3)
	全要素生产率	年销售额	研发投入
企业人工智能渗透度	0.346** (0.114)	0.139*** (0.035)	1.190*** (0.055)
其他控制变量	是	是	是
年份固定效应	是		是
行业固定效应	是	是	是
样本量	6115	9297	8052
调整 R ²	0.257	0.816	0.636

(一)企业人工智能渗透与企业意愿支付的平均工资

同样将职业分为常规型和非常规型两类,根据每条招聘广告中企业意愿支付的工资信息,按招聘人数加权得到企业招聘该种类型职业的平均工资 $avewage_{it}$ 。企业 i 在 t 年对招聘员工意愿支付的平均工资为 $avewage_{it}$,计算公式如下:

$$avewage_{it} = \frac{1}{\sum_o \sum_M num_{iomt}} \sum_o \sum_M num_{iomt} \times wage_{iomt} \quad (4)$$

其中, num_{iomt} 表示企业 i 在 t 年 m 月份招聘职业 o 的人数, $wage_{iomt}$ 表示其意愿支付给工人的工资。

参照方程(2),构建以下回归方程:

$$avewage_{it} = \beta_0 + \beta_1 AIFE_{it} + X'_{it} \theta + \delta_t + \delta_j + \delta_c + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

其中, $avewage_{it}$ 代表企业 i 在 t 年对以不同类型职业(非常规、常规以及所有类型职业)意愿支付的平均工资。 X'_{it} 包含一系列影响公司招聘行为的控制变量。 $\delta_t, \delta_j, \delta_c$ 分别代表年份、行业、地区固定效应, ε_{it} 是残差项。

表13报告了回归结果,企业人工智能渗透度越高,企业的平均工资水平越高,列(1)、列(2)分别是对非常规职业和常规职业平均工资的回归,第(3)列报告了对所有类型职业平均工资的回归结果。可以看到,企业提高了意愿支付给非常规职业工人的平均工资,但是对常规职业工人的平均工资没有显著影响。非常规任务和人工智能应用具有互补性,企业采用人工智能技术之后,对非常规工人的雇佣需求增加,而高素质劳动力的供给在短期内却不能快速增加,因此,非常规工人工资上升。对于常规型职业工人的工资而言,一方面,人工智能的替代效应降低了企业意愿支付给常规职业工人的工资,另一方面,人工智能应用提高了企业生产率水平,进而企业能够支付得起更高的工资,现实中的工资水平取决于两种效应作用的大小。

由于工资粘性和存在菜单成本,工资较难实时向下调整,因此工资受人工智能冲击的影响或许需要一段时间后才能显示。因此,使用两种方法进行稳健性检验,回归结果见表14。第一,考虑到工资调整的滞后效应,将被解释变量设置为企业3年后的工资水平,考察了人工智能渗透对企业未来意愿支付工资的影响,结果见列(1)~(3),回归结果稳健。第二,将指标 $AIFE$ 控制在2016年的初始水平,并对历年企业意愿支付的平均工资进行回归,这一做法可以避免工资变化对企业受人工智能渗透的反向影响,回归结果见列(4)~(6),回归结果显著,进一步呼应了本文理论部分的假说。

(二)职业人工智能渗透与职业工资

前文分析了企业的人工智能渗透水平对该企业意愿支付平均工资的影响,进一步地,深入考察人工智能

冲击下劳动力市场的工资在职业层级上的反应。本数据库每条招聘广告包含企业对所招聘职业意愿支付的工资信息,需要说明的是,这里是指企业意愿支付的工资而非劳动者实际获得的工资水平,参考阿西莫格鲁等(2022)和阿列克谢娃等(2021)对于企业招聘数据的研究,构建如下计量

表12 人工智能对常规职业的就业替代机制

	人均工资机制(企业)		人均工资机制(城市)		常规任务含量机制	
	常规就业	非常规就业	常规就业	非常规就业	常规就业	非常规就业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
企业人工智能渗透度	-0.011 (0.111)	-0.170 (0.120)	0.372 (0.253)	0.413 (0.255)	-0.130* (0.079)	-0.260*** (0.090)
企业人工智能渗透度 ×企业人均工资	-0.072*** (0.014)					
企业人工智能渗透度 ×企业人均工资滞后		-0.084*** (0.017)				
企业人工智能渗透度 ×城市人均工资			-0.055*** (0.020)			
企业人工智能渗透度 ×城市人均工资滞后				-0.059*** (0.020)		
企业人工智能渗透度 ×常规任务含量					-0.305*** (0.060)	
企业人工智能渗透度 ×常规任务含量滞后						-0.272*** (0.065)
其他控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是		
城市固定效应	是	是			是	是
样本量	8060	6779	8065	8123	8719	7980
调整 R ²	0.290	0.295	0.194	0.194	0.208	0.213

表13 人工智能对企业支付给不同职业平均工资的影响(企业层面)

	平均工资(对数)		
	非常规 (1)	常规 (2)	所有职业 (3)
企业人工智能渗透度	0.117*** (0.021)	-0.009 (0.021)	0.115*** (0.020)
其他控制变量	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
行业固定效应	是	是	是
城市固定效应	是	是	是
样本量	8724	8081	8865
调整 R ²	0.390	0.338	0.403

方程：

$$wage_{i,omi} = \beta_0 + \beta_1 AIOE_o + X'_{i,omi} \theta + \delta_i + \delta_c + \epsilon_i + \eta_i + \mu_{i,omi} \quad (6)$$

其中, $AIOE$ 代表每个八位码职业的人工智能渗透度, $X'_{i,omi}$ 是一系列控制变量, 包含每条招聘信息如招聘职业要求的工作城市; 也包含职业层面的信息如该职业受计算机、自动化的影响程度、该职业的受教育年限要求等; δ_i 、 δ_c 分别为行业和城市固定效应, ϵ_i 为企业固定效应, η_i 是时间趋势项, 指年份或月份固定效应。回归结果见表 15, 结果显示, 企业意愿支付给受人工智能影响更大的职业更高的工资水平。表 15 第(1)列回归系数表明, 职业人工智能渗透度提高一单位, 企业意愿支付给该职业的工资提高 18.0%。回归(2)控制了职业层面的控制变量, 回归(3)同时控制行业、企业、年份、月度和地级市固定效应, 月度固定效应是为了平滑季节变动如节日和毕业季带来的劳动力供给影响, 地级市固定效应是控制住不同地区经济发达程度对当地工资的影响。由于不同职业其核心生产任务不同, 回归(4)加入四位数职业代码的固定效应, 回归结果表明, 在同一个大类职业内部, 职业受人工智能渗透提高一单位, 企业意愿支付给该职业的工资提高 3.8%。列(5)和列(6)是对非常规型职业和常规型职业的分组回归结果, 可以看到, 职业人工智能渗透指标的系数对非常规职业工资的影响为正且显著, 对常规职业工资水平有负的影响, 且显著。这和对企业层面的回归结果类似, 也与理论假说一致。

六、结论和政策建议

本文研究人工智能技术渗透如何影响中国企业的劳动力需求。基于一个新颖的企业招聘大数据, 运用任务分析法构建企业层面的人工智能渗透度指标, 得到如下 3 点结论。第一, 人工智能渗透度更高的企业雇佣更多非常规类型职业的劳动力, 减少雇佣常规类型职业的劳动力。进一步分析表明, 人工智能渗透高的企业不仅在绝对数上雇佣更多的非常规类型职业员工, 还拓宽了非常规职业的岗位数目和岗位类别, 特别是, 人工智能技术催生了一系列的新职业和新岗位, 本文或许是最早采用全国性的大数据研究并验证人工智能对中国劳动力市场岗位创造效应的研究之一。人工智能对常规型职业的替代效应大小, 取决于劳动力成本的高低, 及其行业的常规任务密集度。第二, 人工智能技术催生了新兴职业, 这些新兴职业被企业纳入生产任务并体现在企业的招聘需求中。实证研究发现, 企业人工智能渗透提高一个单位, 企业雇佣新职业的概率提高约 11%, 雇佣新职业员工的比重将提高 0.28%。第三, 人工智能渗透越高的企业, 其支付给非常规职业的平均工资水平越高。非常规型职业与人工智能互补, 对其劳动力需求增加, 企业意愿支付的工资水平也相应提高。进一步地, 从单个职业层面考察, 职业的人工智能渗透度越高, 该职业的工资水平也越高。本文主要采用了上市公司的招聘大数据集, 后续可以将样本进一步扩展到包含中小企业的全样本集。

基于本文的研究, 有以下政策建议。首先, 建议对人工智能技术的研发方向有相应的政策引导。2017 年国务院发布《新一代人工智能发展规划》引领性文件, 对我国人工智能发展的战略目标和重点任务做出重要部署。随后, 政府政策旨在推动人工智能和实体经济深度融合, 以人工智能场景应用赋能各产业, 促进经济高质量发展, 如 2022 年 7 月, 科学技术部等六部门联合印发《关于加快场景创新以人工智能高水平应用促进经济高质量发展的指导意见》。上述规划和文件的出台, 为推动我国人工智能技术快速发展, 促进人工智能与实体经济融合, 助推经济高质量发展起到重要的引领作用。当前, 一些 AI 技术取得明显突破, AI 与实体经济融合加

表 14 人工智能对企业支付给不同职业平均工资的影响
(稳健性检验)

	未来的工资			使用初始 AIFE		
	非常规	常规	所有职业	非常规	常规	所有职业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
企业人工智能渗透度	0.092*** (0.031)	-0.052 (0.033)	0.082*** (0.030)	0.073*** (0.022)	-0.030 (0.022)	0.068*** (0.021)
其他控制变量	是	是	是	是	是	是
年度固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	3352	3157	3418	7838	7295	7952
调整 R ²	0.358	0.265	0.369	0.370	0.308	0.383

表 15 人工智能渗透与职业工资(职业层面)

	职业层级的工资					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
职业人工智能渗透度	0.180*** (0.025)	0.126*** (0.024)	0.119*** (0.007)	0.038*** (0.013)	0.049*** (0.014)	-0.263*** (0.039)
其他控制变量		是	是	是	是	是
行业固定效应			是	是	是	是
企业固定效应			是	是	是	是
年度固定效应			是	是	是	是
月度固定效应			是	是	是	是
地级市固定效应			是	是	是	是
职业固定效应				是	是	是
样本量	2785571	2750490	2629479	2629479	2028814	600537
调整 R ²	0.0355	0.0712	0.378	0.446	0.389	0.529

速,其对就业的影响日益凸显。本文从多个方面探索了人工智能技术对劳动力市场影响的大小和方向,研究表明,人工智能技术对常规型就业岗位有明显的替代效应,却可以增加非常规型岗位种类和就业人数。因此,建议政府有关部门在技术变迁这样有明显外部性的领域发挥引导作用,制定相应的研发和税收激励政策,鼓励和支持那些增强人类工作能力、能创造出更多新岗位和新需求的人工智能技术的研发,最终通过这些新技术的应用增进人类福祉,不断满足人民对美好生活的向往。未来,政策可在鼓励和支持增强人类能力的人工智能技术研发方向上进一步发力,并出台相关配套政策激励和放大人工智能的就业创造效应,借助新一轮人工智能技术革命实现更充分、更高质量就业的目标。本研究对于发现和总结现有政策的未尽之处并推动相关政策的完善有积极作用。其次,多措并举拓展和创造更多的非常规就业岗位,拓宽新的就业模式和新兴职业。当前国际形势错综复杂,新冠疫情对劳动力市场的影响依然存在,就业问题严峻。人工智能与非常规职业有互补性,并创造出新职业和新岗位,若能多措并举配套相应的产业和劳动力市场政策,应用人工智能技术创造更多的非常规就业岗位,催生灵活就业等多种新就业模式,将吸纳更多的劳动力实现更充分、更高质量就业。第三,密切关注人工智能技术对劳动力市场,尤其是对常规型就业岗位负面冲击。被替代的常规职位就业者学习新技能、寻找新工作需要时间,在这期间政府相关部门要因因地制宜做好托底工作。一方面利用大数据技术,如全国层面的招聘数据持续监测劳动力市场的动态变化,把握、测度人工智能对就业岗位冲击的方向和大小。另一方面创新性地制定针对技术变革带来的就业问题的解决方案。西方国家近年来提出了全民基本收入方案,即利用国家财政对国民无条件地发放基本收入,由于资金约束等问题,实践中主要采用“局部全民基本收入”,即向特定的目标人群发放收入以满足其基本生活需求。作为缓冲技术变革对劳动者就业冲击的社会保障托底,从长远来看可以作为一种有意义的探索。第四,动态优化高等教育以及职业教育的培养方向及相应的专业设置,适应人工智能时代对新职业和新技能人才的需求。注重培养学生的批判性思维能力和创新性思维能力,培养学生的沟通交流能力和团队合作能力等“软技能”,培养会分析和解决问题的工程师和数据分析师等,这些都是与人工智能有高度互补性的非常规认知能力。人工智能时代,认知性能力和交互能力等高适应能力的价值凸显,这些能力的培养非一朝一夕可以养成,教育部门还应重视并加强对于青少年人群此类高适应能力的培育。最后,完善与技术进步相关的终身职业技能培训体系,培育劳动者学习、应用人工智能技术的能力,应对人工智能时代的挑战。提高在职人员使用智能设备、智能程序的能力,如北京市就出台了基础教育强师计划,探索人工智能助推教师教育教学方法创新路径,推动教师主动适应人工智能新技术。与此同时,关注那些容易被人工智能替代的从事简单重复的常规型职业劳动者,通过技能培训,科学引导劳动者转换岗位,向新兴职业和新兴平台有序流动^⑩。

(作者单位:陈琳,华东师范大学经济与管理学院;高悦蓬,上海财经大学经济学院;余林徽,浙江大学经济学院)

注释

①据国家工信安全中心、工信部电子知识产权中心发布的《中国人工智能高价值专利及创新驱动分析报告》。

②数据来自中国信息通信研究院《2020年全球人工智能产业地图》。

③这些网站为智联、51job、58同城、拉钩、猎聘,基本涵盖了我国各大网络招聘平台。

④奥特等(2003)将任务类型细分为5类,包括非常规认知型、非常规体力型、常规认知型、常规体力型以及非常规交互型,英文原称分别为:Non-Routine Cognitive, Non-Routine Manual, Routine Cognitive, Routine Manual, Non-Routine Interactive。后续科尔特斯等(2020)参照这一分法在实证研究中将职业重新分类,添加了农业或军队型职业,并将非常规交互型职业合并到非常规认知型里面。

⑤数据来源:IFR网站, <https://ifr.org/ifr-press-releases/news/china-overtakes-usa-in-robot-density>。

⑥数据来源:World Development Report, 2019, <https://www.worldbank.org/en/publication/wdr2019>。

⑦中国信息通信研究院、京东探索研究院:《人工智能生成内容(AIGC)白皮书(2022)》, http://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/bps/202209/t20220902_408420.htm。

⑧O*NET是美国劳工部开发建立的职业信息网络(Occupational Informational Network)的简称。

⑨本文的核心解释变量参考借鉴了阿西莫格鲁等(2022)“AI Exposure”一词,一般应译为敞口或暴露更直观,在这里,为和国内同类文献有可比性,本文统一译为“人工智能渗透”。

⑩本文的实证结果及结论与李磊等(2021),尹志锋等(2023)的研究有较强的可比性。具体而言,前者采用中国海关数据库,研究发现机器人应用提高了我国制造业的就业水平;后者运用中关村企业的人工智能专利申请数同样发现了人工智能的就业促进效应。从而为本研究的相关发现提供了有力的支撑。

⑪这些关键词包括人工智能、机器学习、自动驾驶、向量机、机器翻译、计算机视觉、程序员、人脸识别、计算机、网络架构师、数据

库、信息安全、信息技术、系统软件、算法等词汇。

⑫腾讯研究院和中国社会科学院工业经济研究所于2018年联合发布的《“人工智能+制造”产业发展研究报告》, http://gjs.cssn.cn/kydt/kydt_kycg/201806/P020180625405965467641.pdf。

⑬中外文人名(机构名)对照:奥米拉(O'Meara);阿西莫格鲁(Acemoglu);雷斯特雷波(Restrepo);德弗里斯(De Vries);费伯(Faber);格雷茨(Graetz);迈克尔斯(Michaels);奥特(Autor);弗雷(Frey);奥斯本(Osborne);阿塔莱(Atalay);萨洛蒙斯(Salomons);贝森(Bessen);费尔腾(Felten);戴明(Deming);卡恩(Kahn);迪伦德(Dillender);福赛斯(Forsythe);科普斯泰克(Copestake);克鲁格(Krueger);科尔特斯(Cortes);葛(Ge);周(Zhou);巴特尔(Bartel);巴斯克(Basker);诺德豪斯(Nordhaus);伯恩(Byrne);科拉多(Corrado);多恩(Dorn);阿列克谢娃(Alekseeva);世界银行(World Bank);布林约尔弗森(Brynjolfsson);方(Fang);阿尔梅达(Almeida);阿恩茨(Arntz);斯特普尔顿(Stapleton)。

参考文献

- (1)洪永森、汪寿阳:《大数据如何改变经济学研究范式?》,《管理世界》,2021年第10期。
- (2)李磊、王小霞、包群:《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》,2021年第9期。
- (3)宁光杰、崔慧敏、付伟豪:《信息技术发展如何影响劳动力跨行业流动?——基于工作任务与技能类型的实证研究》,《管理世界》,2023年第8期。
- (4)谭铁牛:《人工智能的历史、现状和未来》,《求是》,2019年第4期。
- (5)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。
- (6)王永钦、董雯:《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》,2020年第10期。
- (7)王永钦、董雯:《中国劳动力市场结果变迁——基于任务偏向型技术进步的视角》,《中国社会科学》,2023年第11期。
- (8)余玲铮、魏下海、吴春秀:《机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据》,《中国人口科学》,2019年第4期。
- (9)周广肃、李力行、孟岭生:《智能化对中国劳动力市场的影响——基于就业广度和强度的分析》,《金融研究》,2021年第6期。
- (10)汪前元、魏守道、金山、陈辉:《工业智能化的就业效应研究——基于劳动者技能和性别空间计量分析》,《管理世界》,2022年第10期。
- (11)尹志锋、曹爱家、郭家宝、郭冬梅:《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》,《中国工业经济》,2023年第5期。
- (12)Acemoglu, D. and Autor, D., 2011, "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings", in Card, D. and Ashenfelter, O., eds: *Handbook of Labor Economics*, Elsevier, pp.1043~1171.
- (13)Acemoglu, D., Autor, D., Hazell, J., and Restrepo, P., 2022, "Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies", *Journal of Labor Economics*, Vol.40(1), pp.293~340.
- (14)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018, "Artificial Intelligence, Automation and Work", NBER Working Paper, No.24196.
- (15)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2019, "The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labour Demand", *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, Vol.13(1), pp.25~35.
- (16)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2020, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", *Journal of Political Economy*, Vol.128(6), pp.2188~2244.
- (17)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2022, "Tasks, Automation, and the Rise in U.S. Wage Inequality", *Econometrica*, Vol.90(5), pp.1973~2016.
- (18)Alekseeva, L., Azar, J., Giné, M., Samila, S. and Taska, B., 2021, "The Demand for AI Skills in the Labor Market", *Labour Economics*, Vol.71, 102002.
- (19)Almeida, R., Corseuil, C. and Poole, J., 2017, "The Impact of Digital Technologies on Employment and Skills: Do Labor Policies Matter?", World Bank Policy Research Working Paper, No.8187.
- (20)Arntz, M., Gregory, T. and Zierahn, U., 2016, "The Risk of Automation for Jobs in OECD Countries: A Comparative Analysis", OECD Working Paper, No.189.
- (21)Atalay, E., Phongthientham, P., Sotelo, S. and Tannenbaum, D., 2020, "The Evolution of Work in the United States", *American Economic Journal: Applied Economics*, Vol.12(2), pp.1~34.
- (22)Atalay, E., Phongthientham, P. and Sotelo, S., 2018, "New Technologies and the Labor Market", *Journal of Monetary Economics*, Vol.97, pp.48~67.
- (23)David, H., 2013, "The 'Task Approach' to Labor Markets: An Overview", *Journal for Labour Market Research*, Vol.46(3), pp.185~199.
- (24)Autor, D. H., 2015, "Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation", *Journal of Economic Perspectives*, Vol.29(3), pp.3~30.
- (25)Autor, D. H. and Dorn, D., 2013, "The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market", *American Economic Review*, Vol.103(5), pp.1553~1597.
- (26)Autor, D., Chin, C., Salomons, A. M. and Seegmiller, B., 2022, "New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940~2018", NBER Working Paper, No.30389.
- (27)Autor, D. H., Levy, F. and Murnane, R. J., 2003, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.118(4), pp.1279~1333.
- (28)Autor, D. and Salomons, A., 2018, "Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share", NBER Working Paper, No.24871.

- (29) Bartel, A., Ichniowski, C. and Shaw, K., 2007, "How Does Information Technology Affect Productivity? Plant-Level Comparisons of Product Innovation, Process Improvement, and Worker Skills", *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.122(4), pp.1721~1758.
- (30) Basker, E., Klimek, S. and Hoang Van, P., 2012, "Supersize It: The Growth of Retail Chains and the Rise of the 'Big-Box' Store", *Journal of Economics & Management Strategy*, Vol.21(3), pp.541~582.
- (31) Bessen, J., 2015, *Learning by Doing: The Real Connection between Innovation, Wages, and Wealth*, Yale University Press.
- (32) Bessen, J., Goos, M., Salomons, A. and van den Berge, W., 2023, "What Happens to Workers at Firms that Automate?", *The Review of Economics and Statistics*, Forthcoming.
- (33) Byrne, D. and Corrado, C., 2017, "ICT Asset Prices: Marshaling Evidence into New Measures", Finance and Economics Discussion Series 2017-016. Washington: Board of Governors of the Federal Reserve System.
- (34) Brynjolfsson, E., Li, D. and Raymond, L. R., 2023, "Generative AI at Work", NBER Working Paper, No.31161.
- (35) Copestake, A., Pople, A. and Stapleton, K., 2021, "AI, Firms and Wages: Evidence from India", Available at SSRN 3957858.
- (36) Cortes, G. M., Jaimovich, N., Nekarda, C. J. and Siu, H. E., 2020, "The Dynamics of Disappearing Routine Jobs: A Flows Approach", *Labour Economics*, Vol.65, 101823.
- (37) De Vries, G. J., Gentile, E., Miroudot, S. and Wacker, K. M., 2020, "The Rise of Robots and the Fall of Routine Jobs", *Labour Economics*, Vol.66, 101885.
- (38) Deming, D. and Kahn, L. B., 2018, "Skill Requirements across Firms and Labor Markets: Evidence from Job Postings for Professionals", *Journal of Labor Economics*, Vol.36(1), pp.337~369.
- (39) Deming, D. J., 2017, "The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market", *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.132(4), pp.1593~1640.
- (40) Deming, D. J., 2021, "The Growing Importance of Decision-Making on the Job", NBER Working Paper, No.28733.
- (41) Dillender, M. and Forsythe, E., 2022, "Computerization of White Collar Jobs", NBER Working Paper, No.29866.
- (42) Faber, M., 2020, "Robots and Reshoring: Evidence from Mexican Labor Markets", *Journal of International Economics*, Vol.127, 103384.
- (43) Fang, H., Ge, C., Huang, H. and Li, H., 2020, "Pandemics, Global Supply Chains, and Local Labor Demand: Evidence from 100 Million Posted Jobs in China", NBER Working Paper, No.28072.
- (44) Felten, E., Raj, M. and Seamans, R., 2018, "A Method to Link Advances in Artificial Intelligence to Occupational Abilities", *AEA Papers and Proceedings*, Vol.108, pp.54~57.
- (45) Frey, C. B. and Osborne, M. A., 2017, "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.114, pp.254~280.
- (46) Ge, P., Sun, W. and Zhao, Z., 2021, "Employment Structure in China from 1990 to 2015", *Journal of Economic Behavior & Organization*, Vol.185, pp.168~190.
- (47) Graetz, G. and Michaels, G., 2018, "Robots at Work", *The Review of Economics and Statistics*, Vol.100(5), pp.753~768.
- (48) Krueger, A. B., 1993, "How Computers Have Changed the Wage Structure: Evidence from Microdata, 1984-1989", *The Quarterly Journal of Economics*, Vol.108(1), pp.33~60.
- (49) Nordhaus, W. D., 2007, "Two Centuries of Productivity Growth in Computing", *The Journal of Economic History*, Vol.67(1), pp.128~159.
- (50) O'Meara, S., 2019, "AI Researchers in China Want to Keep the Global-Sharing Culture Alive", *Nature*, Vol.569(7758), pp.33~35.
- (51) Stapleton, K., Copestake, A. and Pople, A., 2021, "AI, Firms and Wages: Evidence from India", SSRN Working Paper, No.3957858.
- (52) World Bank, 2019, "World Development Report 2019: The Changing Nature of Work", Washington, DC: World Bank.
- (53) Zhou, G., Chu, G., Li, L. and Meng, L., 2019, "The Effect of Artificial Intelligence on China's Labor Market", *China Economic Journal*, Vol.13(1), pp.1~18.

How Is AI Shaping the Labor Demands of Enterprises? Evidence from Big Data Analysis of Recruitment Platforms

Chen Lin^a, Gao Yuepeng^b and Yu Linhui^c

(a. School of Economics and Management, East China Normal University; b. School of Economics, Shanghai University of Finance and Economics; c. School of Economics, Zhejiang University)

Abstract: Using a novel big dataset on enterprises' recruitment information of online vacancies, this paper investigates how firms' Artificial Intelligence (AI) exposure impacts their labor demand at the subdivided occupational level. Our findings reveal that while AI reduces the demand for labor in routine occupations, it significantly increases the demand for non-routine roles, particularly in cognitive-oriented professions such as management and technology. The employment creation effect of AI is evident not only in terms of magnitude, with an increase in the number of positions in existing non-routine occupations, but also in scope, as AI broadens the range of non-routine job types and categories and fosters the emergence of new professions and roles. In terms of wages, enterprises and occupations with higher AI exposure show elevated average salary levels and a greater wage premium. This paper highlights the importance of focusing on the job-creation potential of AI and advocates for a multi-faceted approach to guide AI towards fostering the development of new professions and job opportunities.

Keywords: artificial intelligence; non-routine occupation; routine occupation; new occupation

How Is AI Shaping the Labor Demands of Enterprises?

Evidence from Big Data Analysis of Recruitment Platforms

Chen Lin^a, Gao Yuepeng^b and Yu Linhui^c

(a. School of Economics and Management, East China Normal University; b. School of Economics, Shanghai University of Finance and Economics; c. School of Economics, Zhejiang University)

Summary: Artificial Intelligence (AI), as a general-purpose technology that can be widely implemented, has triggered a new round of technological revolution and industrial transformation, resulting in structural shocks to the labor markets. The impact of AI on labor markets has been documented extensively, among which often emerges a negative substitution effect as well as a positive creating one on employment. Similar conclusions have been drawn in studies focused on China. Due to data availability limitations, existing studies rarely start from the actual needs of enterprises and explore the effects of AI on the Chinese labor market at the occupational level.

Using data from daily posting Online Vacancies on multiple Chinese enterprises' recruitment information between 2016 and 2020, this paper employs a task-based analysis to construct an enterprise-level AI exposure indicator. We further examine how this indicator affects enterprises' demand for an assortment of occupations, and analyze the wage an enterprise is willing to pay and the number of employees an enterprise would like to hire.

We find that: (1) Higher AI exposure links to a higher level of non-routine occupation hiring and a lower level of routine occupation hiring on the firm level. The number of employees, as well as the number and type of positions, all run a higher level in establishments with greater AI exposure. (2) AI's capability of nurturing emerging professions has been reflected in enterprises' recruitment demands. One unit rise in AI exposure increases the probability of hiring in a new occupation by approximately 11% and the quantity of hiring in a new occupation by 0.28%. (3) On the firm level, a higher AI exposure associates with a higher average payroll for non-routine occupation. On the occupation level, a higher AI exposure correlates with a higher level of wage.

Our work contributes to literature in the following aspects. First, through focusing on the employment creation, we provide empirical evidence for the potential mechanism underlying employment and AI. Previous research usually revolves around AI's employment-substituting effects and tends to disregard the employment-creating aspect. This article uses China's national-level big data to conduct a fine-grained study of the employment creation effects of AI. We specifically deepen and widen the understanding of the new occupation and position brought about by AI, enriching the strand of literature documenting how AI impacts employment. Second, the AI exposure indicator constructed based on task analysis method provides a comprehensive understanding of the impacts of AI. Previous literature mostly applies industrial robots as a proxy of AI, however, it is merely one form of AI technology which cannot fully cover the global impact of AI development. Finally, the dataset used in this paper contains millions of employers' and employees' information, revealing enterprises' demand. Compared to existing research, which tends to focus on regional labour markets, we use firm-level vacancy data to reveal another aspect of this study, and contribute to literature that aims at comparing cross-country labour markets using recruitment data.

Keywords: artificial intelligence; non-routine occupation; routine occupation; new occupation

JEL Classification: J23, O30, M51

《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》附录

附表1 职业信息网络职业分类

职业类型	标准职业分类代码	英文职业名称	中文职业名称
非常规认知	11	Management Occupations	管理类职业
	13	Business and Financial Operations Occupations	商业和金融运营类职业
	15	Computer and Mathematical Occupations	计算机和数学类职业
	17	Architecture and Engineering Occupations	建筑和工程类职业
	19	Life, Physical, and Social Science Occupations	生命、物理和社会科学类职业
	21	Community and Social Service Occupations	社区和社会服务类职业
	23	Legal Occupations	法律类职业
	25	Educational Instruction and Library Occupations	教育教学和图书馆类职业
	27	Arts, Design, Entertainment, Sports, and Media Occupations	艺术、设计、娱乐、体育和媒体类职业
非常规体力	29	Healthcare Practitioners and Technical Occupations	医疗从业者和技术类职业
	31	Healthcare Support Occupations	医疗保健支持类职业
	33	Protective Service Occupations	保护服务类职业
	35	Food Preparation and Serving Related Occupations	食物准备和服务相关类职业
	37	Building and Grounds Cleaning and Maintenance Occupations	建筑和地面清洁和维护类职业
常规认知	39	Personal Care and Service Occupations	个人护理和服务类职业
	41	Sales and Related Occupations	销售及相关类职业
	43	Office and Administrative Support Occupations	办公室和行政支持类职业
常规体力	47	Construction and Extraction Occupations	建筑和开采类职业
	49	Installation, Maintenance, and Repair Occupations	安装、维护和维修类职业
	51	Production Occupations	生产类职业
	53	Transportation and Material Moving Occupations	运输和物料搬运类职业

注：农业和军事类职业性质特殊，不纳入此表格中。

附表2 主要变量的描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
企业层面指标					
企业招聘人数	14484	5.141	1.836	0	8.948
企业招聘职业种类数	14484		1.092	0	5.509
企业人工智能渗透度(AIFE)	13182	1.241	0.0689	0.959	1.468
职业人工智能渗透度(AIOE)	773	1.229	0.208	0.348	1.877
行业人工智能渗透度(AIIE)	405	1.224	0.0556	1.065	1.436
招聘广告集指标					
单条广告招聘人数	4163333	0.678	0.802	0	3.892
单条广告月工资	2831497	8.971	0.551	7.824	10.46

注：各变量均取对数值。