

doi:10.12085/j.issn.1009-6116.2023.02.002

引用格式: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.

FENG Xiliang, QIU Yue. Does artificial intelligence innovation increase firm labor demand? [J]. Journal of Beijing Technology and Business University (Social Sciences), 2023,38(2):15-27.

# 人工智能技术创新能拉动企业劳动力需求吗?

冯喜良, 邱玥

(首都经济贸易大学劳动经济学院,北京 100070)



**摘要:**人工智能作为新一轮技术革命的标志性技术正深度融入各经济社会领域,在加速传统产业企业转型升级的同时引致了企业劳动力需求的新变化。基于2016—2020年385家中国上市公司数据,采用面板固定效应模型分析了人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响。研究发现:(1)人工智能技术创新显著负向影响企业劳动力需求规模;(2)人工智能技术创新提高了中等技能和高技能劳动力需求的份额,显著降低了低技能劳动力需求的份额,同时对技术类、财务类、行政管理类岗位的劳动力需求提升起到正向影响,对生产类岗位的劳动力需求起到负向影响;(3)人工智能技术创新对企业劳动力需求的负向影响会通过生产效率的提升进一步增强。因此,为实现企业智能化转型与劳动力配置的相对平衡,一方面需要培养创新型领军企业,扩大人工智能技术创造效应;另一方面应当评估知识技能需求变化,实现劳动力资源与产业发展的动态匹配。

**关键词:**人工智能;技术创新;劳动力需求;劳动力替代;劳动力结构

**中图分类号:**F241

**文献标志码:**A

**文章编号:**1009-6116(2023)02-0015-13

## 一、问题的提出

以人工智能、大数据、物联网等为代表的数字技术深度融入各经济领域,人工智能作为新一轮技术革命的标志性技术,在加速传统产业转型过程中,引致了就业需求以及劳动力配置的变化。2021年《政府工作报告》指出,应当引导企业进行技术研发,通过提升科技创新的支撑力作用,激发市场主体活力,增强发展驱动能力。当前我国鼓励技术创新的同时,高度重视就业问题,能否通过促进技术创新缓解社会就业压力,是目前社会各界持续关切的重要议题。企业的劳动力需求水平与就业问题存在紧密联系。随着人工智能技术不

断创新,社会各界广泛关注人工智能的发展潜力和影响范围。不同于以往三次技术革命,从企业层面来看,人工智能技术在更为广泛的工作领域凸显其比较优势,不仅包括以制造业为代表的机械化工作,而且在包括零售、医疗、安保、金融等服务业领域的较多工作岗位也呈现替代效应,从而对企业生产、员工就业等方面产生较大影响。人工智能为企业生产规模和运营效率的持续性增长带来了巨大潜力,促使企业不断提高对人工智能技术创新的投入水平,同时改变了企业对劳动力的需求水平。

根据已有关于人工智能与就业之间关系的研

收稿日期:2022-09-10

基金项目:国家社会科学基金重点项目“人工智能对劳动力市场的冲击及劳动者知识技能转换应对研究”(19AGL025);首都经济贸易大学博士生学术新人项目“数字经济下的劳动争议预警及协调机制研究”(2022XSXR11)。

作者简介:冯喜良(1963—),男,河北石家庄人,首都经济贸易大学劳动经济学院院长,教授,博士生导师,博士,研究方向为劳动关系;邱玥(1995—),女,江苏宿迁人,首都经济贸易大学劳动经济学院博士研究生,研究方向为数字经济与劳动关系;本文通信作者。

究,人工智能技术的创新和发展对劳动力需求产生的影响较为复杂,即兼具替代效应和促进效应<sup>[1-2]</sup>,因而暂未形成一致结论。由于新技术变革的技能偏向性<sup>[3]</sup>,人工智能技术首先会对一线生产性工作岗位产生替代作用,这类工作岗位大多数具备低技术需要、高重复性、可编码性等工作特征。同时也有研究证明,人工智能技术创新会催生新的工作岗位,并增强企业的劳动力需求。然而,人工智能技术创新对劳动力需求产生何种效应?人工智能创新投入对不同技能水平、不同岗位劳动力需求的影响是否存在差异?企业增加人工智能创新投入对劳动力需求的影响机制如何?这些问题仍然存在不确定性。通过研究人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响及其作用机制,一方面有利于分析现阶段人工智能背景下企业劳动力需求现状以及劳动力需求结构的发展趋势,为人才培养提供指引;另一方面从需求侧探讨人工智能技术创新下劳动力份额的变化趋势,能够更好地促进劳动力供需匹配,为实现企业高质量用人和员工高质量就业奠定基础。

本文基于中国A股2016—2020年385家上市企业年报数据,采用面板固定效应模型分析人工智能技术创新对企业劳动力需求规模、不同技能劳动力需求份额和不同岗位类型劳动力需求份额的影响,并从生产率效应角度探讨内在作用机制。同时,基于不同时期、企业类型以及地区的差异,具体分析了人工智能技术创新对企业劳动力需求的异质性影响。本文从微观企业视角对相关理论进行了验证,为劳动力的优化配置提供相应的政策建议。

与已有文献相比,本文可能的边际贡献主要包括:第一,从需求侧以及微观企业视角,探寻人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响。进一步细化研究目标,在一定程度上对该领域的研究观点进行了补充。第二,从生产率效应角度揭示了人工智能技术创新对企业劳动力需求的作用机制。在借鉴基于任务的模型思想的基础上,从理论层面深入分析人工智能技术创新对企业劳动力需求的传导机制,并进行了实证检验。第三,基于技能水平和岗位类型的划分,探究人工智能技术创新对企业劳动力的差异化需求。本文考虑了劳动力的受教育程度和岗位所属类型,分析人工智

能技术创新对不同技能水平、不同岗位类型劳动力需求份额的异质性影响,一定程度上为制定差异化政策提供理论依据。

## 二、理论分析与研究假设

### (一)人工智能技术创新与企业劳动力需求

随着工业化进程不断推进,人工智能引发劳动力规模的调整、劳动力价值的重塑以及劳动结构的重新分配。人工智能技术创新活动在企业中也涉及研发、生产、管理、销售等多个环节,这会使企业重新规划生产要素投入比例,并呈现出对劳动力需求的改变。

现有研究主要从两方面对人工智能技术进步与劳动力需求之间的关系进行讨论。一是技能偏向型假说。根据劳动力极化理论,与其他技能水平的劳动力群体相比,中、高技能劳动力更能够在技术创新的过程中获益<sup>[2-3]</sup>,并且其在企业的劳动力需求中所占比重也在不断攀升,而低技能劳动力需求不断降低,该类群体不得不向其他技能结构转移<sup>[4-5]</sup>。然而,根据2020年《中国统计年鉴》发布的数据,我国专科人员占比为13.50%,本科人员占比仅为3.98%,硕士及以上学历占比不足1%,说明我国当前专科以下学历劳动力规模占比较大,在技能偏向型技术进步下,虽然企业存在吸纳中、高技能劳动力的需求,但由于中、高技能劳动力存在稀缺性,从总体上来看,企业提高人工智能技术创新程度会对劳动力需求规模产生消极作用。二是程序偏向型假说。根据Autor et al.<sup>[6]</sup>所提出的任务模型,新技术运用会增加对非程序性工作任务的劳动力需求,而降低对程序性工作任务的劳动力需求<sup>[7-8]</sup>。然而,孙文凯等<sup>[9]</sup>的研究发现,与其他发达国家相比,我国常规性就业岗位以及低技能劳动力占比要高出许多。因此,从总体上来看,企业提高人工智能技术创新程度在一定程度上会降低对劳动力的需求。基于上述分析,本文提出以下研究假设。

H1:在短期内,人工智能技术创新对劳动力需求的影响表现为递减效应,即增加对人工智能技术创新的投入会降低企业对劳动力的需求。

### (二)人工智能技术创新、生产率效应与企业劳动力需求

随着人工智能技术创新程度提高,工艺创新、产品创新等方面得到完善<sup>[10]</sup>,企业可在需求预

测、产品设计、运营和管理等环节进行精准把控,在现有的生产要素范围内生产更多数量的可交易产品<sup>[11]</sup>。人工智能技术推动工作岗位迭代和转型,突出生产率效应<sup>[12]</sup>。人工智能技术创新通过自动化方式,以价格较低的资本替代价格较高的劳动执行生产任务<sup>[13]</sup>,能够对生产率产生促进作用。一方面,智能化技术突破人类体力、精力等,尤其在可编码和重复性的常规任务中,在单位时间内能够完成更多生产任务<sup>[14]</sup>。另一方面,在相对复杂的工作环境下,智能化技术具有学习和迭代能力,能在较短时间内模仿熟练技工的工作形式,并基于历史行为数据迅速掌握工作技巧,形成人机协同效应,实现工作效率的提高<sup>[15]</sup>。而由于以人工智能为代表的新型自动化技术在部分领域呈现出相对人的比较优势,在提升生产效率的同时,与劳动力之间呈现竞争关系<sup>[13]</sup>,这在一定程度上限制了企业对劳动力的需求,并且员工的技能等级越低,越容易被企业淘汰。基于上述分析,本文提出以下研究假设。

H2: 生产率效应在人工智能技术创新影响劳动力需求过程中发挥着中介作用。

### 三、研究设计

#### (一) 数据说明

本文数据来源于同花顺数据库,主要基于以下两点对样本企业数据进行选取。一是对目标企业的选取。由于目前学术和社会各界暂未对人工智能形成统一、明确的界定,根据人工智能相关发展报告和白皮书,对人工智能相关企业的检索关键词进行筛选,并与同花顺数据库中的概念板块标签进行比对,最后筛选出含有“人工智能、机器人、机器学习、人机交互、云计算、大数据、芯片”等七项概念板块标签的上市公司709家。二是对时间维度的选择。根据2019年《全球人工智能发展白皮书》以及《2021年人工智能指数报告》,我国对人工智能的重视程度大幅提升,2016年是对人工智能投资形成增速提高的转折点。因此,本文选取2016—2020年沪深A股人工智能上市公司年报作为数据分析的来源。为确保获得信息的全面性和平衡性,本文剔除了ST、\*ST以及数据收集期间退市的上市公司,在此基础上,根据变量设置,进一步剔除了存在数据缺失或数据异常情况的上市公司,最终得到样本企业385家,共

1925个观测值。

样本企业所属的地区分布涵盖了我国29个省份,涉及的行业类型包括制造业、服务业、建筑业等。其中,从地区属性来看,东部地区(77.82%)人工智能企业占比相对较多,一定程度上与东部地区的经济发展水平相关联。依托地理位置优势,东部地区人工智能企业在人才、资本等方面更能够获得充足且优质的资源,企业集群带来显著的效益提升,有利于公司和行业规模的持续扩大。从行业属性来看,工业企业占据主导地位(74.90%),服务型企业占比23.01%,传统市场规模较大的工业、制造业领域将继续在人工智能领域维持领跑位置。

#### (二) 变量选取

##### 1. 被解释变量

企业劳动力需求(*lnlabor*)。借鉴余明桂等<sup>[16]</sup>的做法,采用企业员工总数来进行衡量。根据刘涛雄等<sup>[17]</sup>对机器人技术的职业替代率的测算方法,为分析企业对不同技能水平劳动力的需求,本文以学历为划分依据,将高中及以下、本科和大专、研究生及以上学历分别归类为低技能劳动力、中等技能劳动力和高技能劳动力,利用不同学历水平员工人数占比作为衡量指标,进一步将企业劳动力需求细分为低技能劳动力需求(*lab\_ls*)、中等技能劳动力需求(*lab\_ms*)和高技能劳动力需求(*lab\_hs*)。此外,本文分别选取生产岗位(*lab\_mp*)、技术岗位(*lab\_tp*)、销售岗位(*lab\_sp*)、财务岗位(*lab\_fp*)、行政管理岗位(*lab\_amp*)五类岗位员工占比,分析企业对劳动力需求的变化。

##### 2. 解释变量

企业人工智能技术创新(*lnitech*)。借鉴黄继炜、周宝玉<sup>[18]</sup>的研究,采用企业研发投入与企业员工数量的比值,形成企业人均研发投入指标,通过企业人工智能创新投入程度来表征企业人工智能技术创新水平。从现实层面来看,对于中国企业来说,研发投入是企业实现创新和技术发展的关键指标,尤其对于高科技企业而言,其技术研发和创新的支持主要来源于企业的研发投入。2020年我国科技部发布的数据显示,2019年在国际组织认定的全球研发投入2500强中,中国企业入围数量达到507家,并且这部分企业集中在无人机、电子商务、云计算、人工智能、移动通信等现代

高新技术领域,与此同时,2019年我国高新技术企业达到了22.5万家,比2015年增长了1.8倍。因此,本文指标选择在一定程度上能够反映企业的技术创新阶段和水平,对于表现企业技术创新程度具有一定代表性。此外,本文在筛选企业的过程中,重点选取了人工智能相关的核心技术名词作为概念板块标签的检索关键词,因而这部分企业的人均研发投入与人工智能技术创新存在较强的关联度。

### 3. 中介变量

企业生产效率(*TFP*)。借鉴蔡建红、张志彤<sup>[19]</sup>的研究思路,本文通过测算企业全要素生产

率来衡量生产效率。企业通过重视基础性技术的研发和设计,并增加对人工智能技术的投入,提高创新进程,降低创新成本以及资源错配率,促进生产效率大幅提升。人工智能技术创新推动企业高质量发展,促使企业不断调整生产要素投入结构,降低对劳动力的需求。

### 4. 控制变量

参照已有文献<sup>[20-21]</sup>,本文企业层面的控制变量具体包括:企业年龄(*lnage*)、企业规模(*lnsize*)、运营能力(*sp*)、盈利能力(*ep*)、营业成本(*lncost*)、资本结构(*cs*)。

各变量的说明与测量如表1所示。

表1 主要变量定义表

变量类型	变量名称	变量符号	变量定义
被解释变量	企业劳动力需求	<i>lnlabor</i>	企业员工总规模取对数
解释变量	企业人工智能技术创新	<i>lntech</i>	企业研发投入与企业员工数量的比值
中介变量	企业生产效率	<i>TFP</i>	企业全要素生产率测算值
控制变量	企业年龄	<i>lnage</i>	企业年报年份与注册年份差值取对数
	企业规模	<i>lnsize</i>	企业总资产取对数
	运营能力	<i>sp</i>	总资产周转率
	盈利能力	<i>ep</i>	总资产报酬率
	营业成本	<i>lncost</i>	企业年度营业成本取对数
	资本结构	<i>cs</i>	资产负债率

### (三) 模型构建

为了检验人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响,本文在提出研究假设的基础上,设定如下计量模型。

$$\lnlabor_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln tech_{it} + \beta Z_{it} + \mu_{it} \quad (1)$$

模型(1)中,*i*表示企业,*t*代表年份。*Z<sub>it</sub>*是包含一系列影响劳动力需求的企业层面控制变量集合。同时,本文还加入了行业和地区固定效应,以及企业性质(民企、国企、外资企业)、企业类型(大型企业、中小型企业)等虚拟变量, $\mu_{it}$ 是随机扰动项。

## 四、实证结果分析

### (一) 变量的描述性统计分析

样本企业的主要特征如下。第一,从企业性质来看,民营企业占据多数,占比为69.03%。根据中国企业评价协会发布的报告,民营企业作为

新经济发展的主要力量,近年内数量增长显著,在新经济企业前500强中占比超过85%。民营企业以其灵活的商业模式,对环境变化和社会需求响应迅速,更重视技术创新带来的影响。第二,从企业类型来看,以大型企业为主,占比为81.17%,中小型企业占比为18.83%。自2015年我国发布《中国制造2025》报告以来,在中小型企业数量持续增长的同时,较多大型企业重视人工智能技术创新,不断增加人工智能技术应用、研发和投入,逐渐实现企业智能化转型。根据表2变量的描述性统计结果可知,在2016—2020年,*lntech*的值为6.374~12.922,均值为10.808,标准差为0.747,跨度相对较大。*lnlabor*的均值为7.764,最小值为4.357,最大值为12.342,说明不同企业对劳动力的需求存在明显异质性。描述性统计的观测值为1925个。

表2 变量的描述性统计结果

变量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>lnitech</i>	10.808	0.747	6.374	12.922
<i>lnlabor</i>	7.764	1.176	4.357	12.342
<i>lab_hs</i>	0.062	0.071	0.001	0.510
<i>lab_ms</i>	0.504	0.200	0.023	0.962
<i>lab_ls</i>	0.435	0.228	0.008	0.969
<i>lab_mp</i>	0.415	0.222	0.001	0.939
<i>lab_tp</i>	0.295	0.176	0.010	0.875
<i>lab_sp</i>	0.119	0.099	0.002	0.754
<i>lab_fp</i>	0.026	0.018	0.001	0.231
<i>lab_amp</i>	0.118	0.064	0.003	0.519
<i>lnsize</i>	3.827	1.178	1.006	9.126
<i>lncost</i>	7.342	1.517	3.913	13.554
<i>lnage</i>	2.940	0.275	1.609	3.689
<i>sp</i>	0.006	0.004	0.001	0.046
<i>ep</i>	0.047	0.075	-0.402	0.418
<i>cs</i>	0.407	0.407	0.036	0.936

## (二) 人工智能技术创新对企业劳动力需求影响的基准回归分析

表3中列(1)~列(3)汇报了2016—2020年企业人工智能技术创新对劳动力需求规模影响的基准回归结果。列(1)为双向固定效应模型。列(1)中人工智能技术创新的估计系数显著为负,这说明在其他条件不变的情况下,企业人工智能技术创新水平每提高1个百分点,企业劳动力总需求规模占比平均下降0.295个百分点,智能化进程体现出较为明显的替代效应。表3列(2)和列(3)中采用多维固定效应估计方法<sup>[22]</sup>,在堆叠常规控制变量以及控制个体和时间固定效应的基础上,依次逐层增加地区固定效应和行业固定效应,人工智能技术创新的估计系数依旧显著为负,证实了企业投资人工智能技术对劳动力的冲击作用。即随着企业人工智能技术创新水平的提高,企业会减少劳动力需求规模。因此,从企业层面来看,现阶段人工智能技术水平较高的企业对工作岗位的冲击更为明显,究其原因,一方面由于人工智能技术能够在既定程序和逻辑的工作任务中以更低的劳动力成本和更高的工作能力取代人类

劳动力,从而降低了价值增值中的劳动力份额<sup>[23-24]</sup>;另一方面现阶段较多企业对人工智能技术的研发和运用尚处于起步阶段,在短期内无法创造出大量的新工作岗位,然而人工智能技术对工作岗位的替代效应却随着企业人工智能技术创新水平的提高而不断增强,在劳动力总需求层面上人工智能的补偿效应暂未凸显,这就呈现出目前企业劳动力总需求规模减小的态势。

### (三) 基于劳动力需求结构差异分析

#### 1. 不同技能水平劳动力需求的分析

在前文基准回归结果的基础上,本文进一步考察企业人工智能技术创新对不同技能水平劳动力的异质性影响。表4估计结果显示,人工智能技术创新对中、高技能劳动力需求占比的影响系数均显著为正,而对低技能劳动力需求占比的影响系数显著为负,意味着拥有本科/专科及以上学历的中、高技能人群在企业智能化转型过程中受到的影响较小,而拥有高中及以下学历的低技能劳动力将面临较大的被替代风险。其中,具有本科或大专学历的中等技能劳动力群体在企业的劳动力需求占比中增加幅度更大,企业人工智能技术创新水平每增加1个百分点,企业对中等技能劳动力群体的需求占比平均会上升0.033个百分点,同时对高技能劳动力群体的需求占比平均会增加0.006个百分点,而对低技能劳动力群体的需求则会平均下降0.039个百分点。在劳动力需求结构方面,就目前人工智能的发展现状,随着企业人工智能技术水平的提高,企业对中等及以上技能劳动力的需求份额会显著提高,而对低技能劳动力的需求份额会显著下降。

上述结论显示,企业智能化转型过程中,对具有本科或大专学历的中等技能人员的需求规模更大。相比较而言,企业在技术创新中对高技能劳动力需求的促进作用程度相对较低,并且对低技能劳动力的需求呈现负向增长。研究结果可以看出,目前我国人工智能技术的运用与中等技能劳动力之间体现出相对较强的互补性<sup>[21]</sup>,说明在企业提升人工智能技术创新水平的过程中,会相应地增加智能系统的检测、管理、维修等工作岗位的需求,这类岗位具有一定知识和技能要求,但并不强调过于专业化和理论化的研发、设计等能力,更多地注重对人工智能技术的运用和操作能力,主

表3 人工智能技术创新对企业劳动力需求影响的基准回归及机制检验结果

	<i>lnlabor</i>			<i>TFP</i>	<i>lnlabor</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>Intech</i>	-0.295*** (0.041)	-0.298*** (0.047)	-0.301*** (0.046)	0.011*** (0.003)	-0.287*** (0.039)
<i>TFP</i>					-1.285*** (0.288)
<i>lnsize</i>	0.433*** (0.049)	0.432*** (0.054)	0.426*** (0.054)	-0.012** (0.006)	0.410*** (0.046)
<i>lncost</i>	0.286*** (0.042)	0.284*** (0.047)	0.295*** (0.047)	0.011* (0.007)	0.310*** (0.042)
<i>lnage</i>	0.401* (0.240)	0.413 (0.267)	0.379 (0.264)	0.015 (0.027)	0.398** (0.230)
<i>sp</i>	4.031 (6.315)	4.394 (6.976)	2.922 (6.877)	0.003 (0.008)	0.033 (0.060)
<i>ep</i>	-0.266*** (0.097)	-0.275** (0.107)	-0.262** (0.107)	0.002 E1 (0.001 E1)	-0.002*** (0.001)
<i>cs</i>	-0.056 (0.099)	-0.058 (0.109)	-0.053 (0.106)	-0.004 E-2 (0.001 E1)	-0.001 (0.001)
个体\时间固定效应	是	是	是	是	是
地区固定效应	否	是	是	是	是
行业固定效应	否	否	是	是	是
常数项	6.101*** (0.783)	5.723*** (0.939)	5.821*** (0.915)	0.815*** (0.075)	7.244*** (0.788)
样本量	1 925	1 925	1 925	1 925	1 925
R <sup>2</sup>	0.597	0.602	0.614	0.082	0.626

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在1%、5%和10%的水平下显著;括号内为稳健标准误。

表4 人工智能技术创新对不同技能水平劳动力需求影响的回归结果

	<i>lab_hs</i>	<i>lab_ms</i>	<i>lab_ls</i>
<i>Intech</i>	0.006** (0.002)	0.033*** (0.009)	-0.039*** (0.010)
其他控制变量	是	是	是
个体\时间固定效应	是	是	是
常数项	0.053 (0.082)	0.260 (0.210)	0.687*** (0.246)
样本量	1 925	1 925	1 925
R <sup>2</sup>	0.050	0.073	0.090

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在1%、5%和10%的水平下显著;括号内为稳健标准误。

要适合中等技能劳动力来完成<sup>[25]</sup>。此外,从以往

技术进步的发展历程来看,从事程序化工作、低学历的劳动力是新技术的首要替代对象,低技能劳动力群体的转型培训成本和时间成本相对于中等技能劳动力群体更大。就我国而言,从总体上看,同一时期技能劳动结构分布的变化不大,低技能劳动力占据主导地位,其次为中等技能劳动力,高技能劳动力占比较小,由于中等技能劳动力在相对较短的时间内能够有较大的上升空间,因而更多地被企业需要。

## 2. 不同岗位类别劳动力需求的分析

根据任务模型的理论分析,人工智能会基于不同类型的工作任务对企业不同岗位的劳动力需求产生差异化的影响。从岗位结构来看,那些具有重复性、程序性、技术含量低并且需要消耗较高培训成本的工作岗位,最先受到人工智能技术的

冲击<sup>[26]</sup>。为了进一步分析人工智能技术创新对企业不同岗位劳动力需求的影响,本文分别将生产岗位、技术岗位、销售岗位、财务岗位和行政管理岗位的劳动力需求占比作为因变量进行回归分析。表 5 结果显示,人工智能技术创新水平的提高显著提高了企业对技术岗位、财务岗位和行政管理岗位的劳动力需求占比,对生产岗位劳动力需求占比的影响显著为负,并且对销售岗位劳动力需求占比的影响不大,说明人工智能在企业发展中依然需要一定比例的员工完成技术岗位、财务岗位和行政管理岗位的工作任务,而对于生产类岗位中的大部分工作任务则能够实现智能化转型。

人工智能技术在生产类岗位中的运用范围较

广且执行率较高,随着技术创新进程推进,生产岗位中的一线工作任务逐步实现无人化操作。尤其是在生产环节,与劳动力的工作能力相比,人工智能技术更能够发挥比较优势,可在相同的时间内实现更高产出。然而,由于人工智能技术尚处于初步发展阶段,对于需要复杂创新知识、创造能力、研发设计能力的技术类岗位和具有复杂的沟通、管理能力的行政管理岗位中的工作任务难以实现自动化处理<sup>[27]</sup>。此外,虽然人工智能技术创新对销售岗位的劳动力需求占比影响不显著,然而其系数为负,也在一定程度上体现出随着企业综合实力的提升,以及线上媒体业务的传播,企业对销售岗位劳动力的需求比例开始逐年下降。

表 5 人工智能技术创新对不同岗位类别劳动力需求影响的回归结果

	<i>lab_mp</i>	<i>lab_tp</i>	<i>lab_sp</i>	<i>lab_fp</i>	<i>lab_amp</i>
<i>Intech</i>	-0.037*** (0.011)	0.031*** (0.010)	-0.006 (0.009)	0.004** (0.002)	0.012** (0.005)
其他控制变量	是	是	是	是	是
个体\时间固定效应	是	是	是	是	是
常数项	0.881*** (0.280)	-0.156 (0.244)	0.169 (0.153)	0.073 (0.025)	0.169 (0.132)
样本量	1 925	1 925	1 925	1 925	1 925
R <sup>2</sup>	0.077	0.066	0.015	0.038	0.026

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在1%、5%和10%的水平下显著;括号内为稳健标准误。

(四)作用机制检验

基准分析结果显示,企业人工智能技术创新显著降低了企业的劳动力需求规模,本文将进一步从生产率效应检验人工智能技术创新影响企业劳动力需求的作用渠道。借鉴 Baron & Kenny<sup>[28]</sup>的中介效应检验方法,设定计量模型如下。

$$TFP = \beta_0 + \beta_1 Intech_{it} + \sum \rho_i Z_{it} + \delta_{it} \quad (2)$$

$$lnlabor_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 Intech_{it} + \gamma_2 TFP + \sum \eta_i Z_{it} + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中,全要素生产率(*TFP*)表示人工智能技术创新影响企业劳动力需求的中介变量,其他变量的解释同模型(1)。中介效应的估计结果具体如表 3 中列(4)、列(5)所示,其中列(4)报告了人工智能技术创新对全要素生产率的回归结果,即模型(2)中  $\beta_1$  的估计结果;列(5)报告了加入中介变量后,人工智能技术创新对企业劳动力需求

规模的影响。即模型(3)的估计结果,其中需要关注的是模型(3)中人工智能技术创新对企业劳动力需求规模的影响系数  $\gamma_1$  和中介变量对劳动力需求的影响系数  $\gamma_2$  的显著性。若  $\beta_1$ 、 $\gamma_1$ 、 $\gamma_2$  的系数均为显著状态,则说明中介变量在人工智能技术创新与企业劳动力需求规模之间起到了传递机制,中介效应的比重通过  $(\beta_1 \times \gamma_2) / \gamma_1$  进行测算。

表 3 中列(4)的估计结果显示,人工智能技术创新水平的提升显著提高了企业全要素生产率,原因如下。一方面,人工智能技术能够替代低级别、可重复性强的简单任务,企业通过增加人工智能创新投入,推动智能化转型,提高了企业劳动力的整体生产效率。另一方面,在以人工智能为表征的新一轮技术进步中,高技能劳动力群体与新技术形成有效匹配,并更能够融入人机协作的工作模式,从

而实现高技能劳动力生产效率的提升。列(5)的估计结果显示,企业生产率水平的提升,企业对劳动力的需求规模呈现下降趋势,其可能原因为,增加人工智能创新投入使得新技术逐步融入企业生产和运营过程,带动了企业生产效率提高,而由于新技术与劳动力相比具备相对成本优势,为了节约劳动力成本,企业会相应减少低技能以及生产性岗位的劳动力的需求。企业的生产率提高加深了人工智能技术创新对企业劳动力需求的负向作用,生产率效应占总效应的比重为46.96%,表明在人工智能技术创新与企业劳动力需求的关系中,生产率效应发挥了相对重要的作用。

### (五) 稳健性检验

#### 1. 内生性处理

上述回归结果可能在一定程度上受到内生性问题的干扰,本文通过寻找合适的工具变量,利用两阶段最小二乘法(2SLS)考察人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响,以获得更为稳健的结果。已有较多研究显示,将核心解释变量的滞后一期作为工具变量是现有研究中解决内生性问题的常用方法。由于企业当期人工智能创新投入是根据上一期的投入产出情况和企业经营情况进行决策,所以滞后一期的人工智能创新投入只能通过当期人工智能创新投入影响劳动力需求,因此,运用人工智能创新投入滞后一期作为工具变量并不会影响当期企业劳动力需求。鉴于此,本文借鉴 Mayneris et al.<sup>[29]</sup>关于工具变量的处理思路,选取人工智能技术创新的滞后一期作为工具变量。一方面,企业人工智能技术创新水平具有一定的动态性和延续性特征,前期的人工智能技术创新水平会为当期企业的技术创新水平奠定基础<sup>[30-31]</sup>。另一方面,企业前期的人工智能技术创新水平会通过影响当期技术创新进程进而影响企业对劳动力的需求。

本文借鉴陈经纬、姜能鹏<sup>[32]</sup>对工具变量的选择采用集聚数据处理法,对样本企业根据行业和地区两个维度进行分组,以解释变量人工智能技术创新作为内生变量,每个分组均作为一个集合以计算相应的工具变量,计算公式如下。

$$Tech_{ij} = \frac{1}{m-1} \sum_{\substack{n \in N \\ n \neq i}} lntech_{nj} \quad (4)$$

其中,  $Tech_{ij}$  为企业  $i$  的内生变量  $j$  所对应工

具变量,  $lntech_{nj}$  为企业  $n$  的内生变量  $j$ ,  $m$  为分组  $N$  元素的个数。根据该方法思想和原理,虽然由于分组相同的企业所属行业和地区存在相同或相近的情况,从而导致集聚数据的均值与单个样本企业内生变量的数值相关联,然而企业对人工智能技术创新的投入是相对独立的,通过对工具变量的处理,能够有效避免内生性问题。

工具变量的两阶段最小二乘估计结果具体如表6所示。第一阶段估计结果中, Kleibergen-Paap RK Wald F 值分别为 79.007 和 20.345, 均大于 10% 水平下最大临界值 16.38, 且大于临界值 10, 说明模型不存在弱工具变量问题。同时, 两种工具变量与人工智能技术创新均呈现显著的正相关关系, 说明工具变量不存在不可识别的问题。此外, 由于本文选取的工具变量个数与解释变量数量相同, 因此不存在过度识别问题。根据第二阶段的估计结果, 企业的人工智能技术创新水平依然对其劳动力需求存在显著的抑制作用, 说明在克服了模型的内生性问题后, 前文研究结论具有稳健性。

表6 基于工具变量的内生性检验结果

	第一阶段		第二阶段	
	$lntech$	$lntech$	$lnlabor$	$lnlabor$
	(1)	(2)	(3)	(4)
L. $lntech$	0.411*** (0.046)			
$Tech$		0.162*** (0.036)		
$lntech$			-0.305*** (0.059)	-0.223** (0.109)
其他控制变量	是	是	是	是
个体\时间固定效应	是	是	是	是
样本量	1 540	1 925	1 540	1 925
Kleibergen-Paap RK Wald F 值	79.007	20.345		
$R^2$			0.555	0.584

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在1%、5%和10%的水平下显著;括号内为稳健标准误。

#### 2. 排除异常值

为了排除部分企业和年份所带来的少量异常值对计量模型的干扰,需要对核心变量进行双边

缩尾和双边截尾来处理异常值。因此,本文借鉴李成友等<sup>[33]</sup>的做法,对解释变量和被解释变量在 1% 分位上进行双边缩尾和双边截尾处理,具体估计结果如表 7 中列(1)和列(2)所示。可以看出,人工智能技术创新系数的符号未发生改变且依旧通过显著性检验,表明在对核心解释变量和被解释变量进行 1% 分位的双边缩尾和双边截尾处理后,人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响效应依然与基准回归结果保持一致。

3. 考虑时间趋势的影响

基准回归结果显示,人工智能技术创新会减少企业对劳动力的需求,然而行业内企业自身发展趋势是否会在其中发挥作用仍然难以明确。为了避免本文所识别的企业劳动力需求减少是源于企业自身的发展,本文进一步借鉴 Chen & Kung<sup>[34]</sup>的做法,在模型中加入人工智能技术创新与企业年龄及其平方项的交互项进行估计,回归结果如表 7 中的列(3)所示。实证结果显示,人工智能技术创新的影响系数显著为负,说明在考虑时间趋势问题后,人工智能技术创新依然会降低企业对劳动力的需求。

表 7 基于排除异常值和增加时间趋势的稳健性检验结果

	双边截尾	双边缩尾	加入时间趋势
	(1)	(2)	(3)
<i>ln<sub>tech</sub></i>	-0.313*** (0.044)	-0.317*** (0.045)	-0.151* (0.086)
<i>ln<sub>tech</sub> × age</i>			-0.001* (0.005E1)
<i>ln<sub>tech</sub> × age<sup>2</sup></i>			0.001E1 (0.001E1)
其他控制变量	是	是	是
个体\时间固定效应	是	是	是
常数项	7.825*** (0.363)	7.911*** (0.378)	4.662*** (1.509)
样本量	1 848	1 925	1 925
R <sup>2</sup>	0.617	0.600	0.599

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在 1%、5%和 10%的水平下显著;括号内为稳健标准误。

五、进一步分析

(一)人工智能替代效应检验

人工智能替代效应是影响企业进行人工智能

技术创新与劳动力需求之间关系的重要因素。由于数据限制,本文借鉴李磊等<sup>[21]</sup>的做法,在基准模型中引入人工智能技术创新与企业人均薪酬的交乘项,间接识别人工智能技术创新对劳动力需求的替代效应。交乘项系数若显著为正,表明伴随劳动力工资水平的提高,人工智能技术创新对劳动力需求的替代效应显著下降,反之则增强。根据表 8 的回归结果,列(2)中交乘项的估计系数显著为正,表明随着劳动力工资水平的提高,人工智能技术创新的替代效应减弱,抑制了人工智能技术创新对企业劳动力需求的消极影响。究其原因,从事技术类岗位的高技能劳动力相对于从事生产性、程序性工作岗位的低技能劳动力拥有更高的工资水平,因而从总体上拉高了企业的人均薪酬水平。根据主效应回归结果,人工智能技术创新增加了企业对高技能、技术类岗位劳动力需求的占比,一定程度上弥补了人工智能技术创新对企业总体劳动力需求的影响。

表 8 替代效应检验结果

	(1)	(2)
<i>ln<sub>tech</sub></i>	-0.287*** (0.039)	-0.256*** (0.043)
<i>aver<sub>wage</sub></i>		-0.745*** (0.257)
<i>ln<sub>tech</sub> × aver<sub>wage</sub></i>		0.045** (0.021)
其他控制变量	是	是
个体\时间固定效应	是	是
样本量	1 925	1 925
R <sup>2</sup>	0.605	0.665

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在 1%、5%和 10%的水平下显著;括号内为稳健标准误。

(二)异质性分析

1. 基于时期的异质性检验

国务院于 2017 年 7 月发布了《新一代人工智能发展规划》,促使企业积极响应人工智能技术的研发和引用。在人工智能等新技术发展过程中,政策导向作用可能会影响企业对技术创新的关注程度。因此,处于不同时期的企业,人工智能技术创新对劳动力需求的影响程度存在一定差异。为此,本文借鉴李成友等<sup>[33]</sup>以及李磊等<sup>[21]</sup>的做法,将样本区分为 2016—2017 年、2018—

2020年两个时间段,进一步考察人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响在不同时期的差异。根据表9中列(1)和列(2)的结果,人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响在两个时期内均显著为负,说明本文估计结果在时期跨度上具有稳健性。其中,在2018—2020年,人工智能技术创新对企业劳动力需求的削减作用显著高于2016—2017年。2017年后期我国规划了未来几十年内人工智能战略布局,推动企业进行智能化转型。与过去企业对技术创新投入相比,企业顺应政策引导,大幅提高了对人工智能技术创新的投入,在短期内对劳动力的冲击作用进一步加大,从而减少企业对劳动力的需求。随着人工智能技术的性能和应用场景不断扩大,不仅能够实现对程序性、重复性等生产类工作岗位的替代,而且逐渐步入零售、客服、餐饮等服务类工作岗位,因此与过去相比,在企业对人工智能技术创新投入不变的情况下,人工智能技术为企业带来更高的收益,从而促使企业减少对劳动力的需求。

## 2. 基于企业规模的异质性检验

考虑到企业规模的异质性特征可能会影响人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响,为此本文依据同花顺数据库对上市公司企业规模的划分,将样本企业划分为大型企业和中小型企业,从企业规模视角对人工智能技术创新影响企业劳动力需求的结果进行估计。表9中列(3)和列(4)的回归结果显示,在不同规模企业中,人工智能技术创新的影响系数均显著为负,并且大型企业人工智能技术创新对劳动力需求的消极作用更强。这说明,一方面大型企业相对具有较为完整的组织结构和更庞大的员工体系,并且与中小型企业相比,大型企业需要经历更为深入的智能化转型过程,在推动人工智能技术创新的过程中受到冲击的工作岗位更多,因此大型企业劳动力需求的下降幅度较中小型企业更为明显。另一方面中小型企业迫于成本压力,在推进智能化水平提升方面的动力较为欠缺,因此在推动技术创新的过程中,企业对劳动力需求的降低幅度较小。

## 3. 基于地区的异质性检验

本文基于国家统计局(1986年)对我国省区市的划分标准,将样本企业所属地区划分为东部、中部和西部三类,进一步分析人工智能技术创新

对企业劳动力需求影响的地区差异。表9中列(5)、列(6)和列(7)分别展示了不同地区人工智能技术创新对企业劳动力需求的影响,其中位于东部地区的企业,其人工智能技术创新对劳动力需求的替代作用相对较弱,而位于中部地区的企业在提高人工智能技术创新水平的过程中,显示出对劳动力需求更强的冲击作用。究其原因,一方面,东部地区人工智能技术研发和应用的起步期较早,相较于其他地区,人工智能的替代效应正在逐步被其创造效应覆盖。另一方面,由于东部地区经济发展水平较高,聚集了更多高技能人才,而东部地区部分中、低技能劳动力转移至中部和西部地区,而这部分劳动力相对于高技能劳动力面临更大的被替代风险。

## 六、结论与政策建议

人工智能等技术的研发和创新成为产业变革、企业转型的重要驱动力,通过技术创新拉动企业劳动力需求对缓解就业压力以及促进高质量就业具有重要意义。在对相关文献梳理和理论机制分析的基础上,本文采用2016—2020年以人工智能相关关键词为概念股标签的上市企业面板数据,检验了人工智能技术创新对我国企业劳动力需求的影响以及作用机制。研究发现:(1)从总体上看,本文的结论显示人工智能技术创新显著降低了我国企业的劳动力需求规模,反映出现阶段我国人工智能技术的影响以替代劳动力为主导。(2)作用机制的分析发现,人工智能技术创新对劳动力需求的递减作用主要归因于生产效率的提升。(3)从劳动力的需求结构分析发现,从不同技能水平的劳动力需求水平来看,人工智能技术创新提高了企业对高技能和中等技能劳动力的需求份额,显著降低了对低技能劳动力的需求份额,并且相比较而言,在企业智能化转型过程中,企业对具有本科或大专学历的中等技能人员的需求规模更大;从不同岗位类型的劳动力需求水平来看,人工智能技术创新显著提高了企业对技术岗位、财务岗位和行政管理岗位的劳动力需求份额,而降低了对生产岗位的劳动力需求份额,并且人工智能技术创新对销售岗位的劳动力需求占比影响不显著。

本文的政策启示包括以下三个方面。(1)完善社会保障体系,推进失业保险制度改革,有效应

表9 异质性检验结果

	时期		企业规模		地区		
	2016—2017年	2018—2020年	大型企业	中小型企业	东部	中部	西部
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
<i>Intech</i>	-0.261*** (0.049)	-0.390*** (0.061)	-0.345*** (0.046)	-0.211*** (0.069)	-0.297*** (0.046)	-0.355*** (0.087)	-0.342*** (0.108)
其他控制变量	是	是	是	是	是	是	是
个体\时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是
常数项	7.234*** (0.467)	9.258*** (0.588)	7.868*** (0.389)	7.606*** (0.813)	7.834*** (0.419)	8.113*** (0.800)	8.584*** (1.449)
样本量	770	1 155	1 580	345	1 485	290	150
R <sup>2</sup>	0.583	0.560	0.656	0.412	0.587	0.731	0.575

注:\*\*\*、\*\*和\*分别表示在1%、5%和10%的水平下显著;括号内为稳健标准误。

对智能化技术带来的短期冲击效应。智能化转型是企业面临的必然趋势,人工智能技术研发创新在短期内首先显现出对部分旧有岗位的替代作用,因此需要进一步完善劳动保障体系,为面临较高被替代风险的劳动力提供短期失业保障,以缓解人工智能对劳动力市场带来的冲击作用。同时,由于当前人工智能技术发展尚处于起步期,仍然存在较大的发展空间,未来人工智能技术的研发和应用将衍生出来大量新工作岗位,创造出大量的劳动力需求。通过为劳动力提供再培训机会,有助于在推进企业创新的同时降低对劳动力需求的减速。(2)评估劳动力知识技能的现实需求,优化人才培养体系,实现劳动力资源与产业发展的动态匹配。随着技术变革深化,企业不仅要求劳动力拥有领域内的专业知识和技能,而且需要具备对人工智能的基本了解以及智能化技术在所从事岗位中的运用能力。一方面,高校需要对各行业岗位的知识技能需求进行评估,使得培养制度呈现多元化、体系化、持续性特征,德智体美劳“五育”并举,着力培养拔尖型创新型人才,实现劳动力供给与需求的高度契合,从而缓解人工智能技术创新对企业劳动力需求的冲击作用。另一方面,企业应通过制定具有针对性的技能培训方案,增强各培训方案的有效性和实践性,通过提高技能人力资本存量和增量,从而实现员工与岗位同步发展。此外,企业需要制定人力资源的优化配置策略,从企业内部开展员工专业和技能素养与技术创新同步发展计划,避免人工智能技术创新对劳动力的大幅替代,以及企业劳动力需求

规模的降低。(3)营造健康、公平的竞争环境,引导企业追求高质量发展。智能化转型成为现阶段企业竞争的有效手段,而生产效率的提升是当前企业追求技术创新的重要原因,然而,过度强调企业效益会对劳动力市场产生消极作用,这在一定程度上也不利于企业的长远发展。因此,需要规范人工智能技术的研发和应用标准,缓解企业的竞争压力,使企业根据内部实际需求合理安排技术与劳动力资源的分配,在满足企业发展的同时,为劳动力提供更多的就业机会,同步推进企业高质量发展与劳动力高质量就业。

#### 参考文献:

- [1] DAUTH W, FINDEISEN S, SUEDEKUM J, et al. German robots the impact of industrial robots on workers[Z]. CEPR Discussion Paper No. DP12306, 2017.
- [2] 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.
- [3] GOOS M, MANNING A. Job polarization in Europe [J]. American Economic Review, 2009, 99(2): 58-63.
- [4] 王春超, 丁琪芯. 智能机器人与劳动力市场研究新进展[J]. 经济社会体制比较, 2019(2):178-188.
- [5] AGHION P, ANTONIN C, BUNEL S. Artificial intelligence, growth and employment: the role of policy [J]. Economics and Statistics, 2019, 25(4): 149-164.
- [6] AUTOR D H, LEVY F S, MURNANE R J. The skill content of recent technological change: an empirical exploration [J]. Quarterly Journal of Economics, 2003, 118

(4):1279-1333.

[7] FREY C B, OSBORNE M A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerization[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114(7): 254-280.

[8] 王泽宇. 企业人工智能技术强度与内部劳动力结构转化研究[J]. *经济学动态*, 2020(11): 67-83.

[9] 孙文凯, 郭杰, 赵忠, 等. 我国就业结构变动与技术升级研究[J]. *经济理论与经济管理*, 2018(6): 5-14.

[10] EVANGELISTA R, VEZZANI A. The impact of technological and organizational innovations on employment in european firms [J]. *Industrial and Corporate Change*, 2012, 21(4): 871-899.

[11] GOLDFARB A, TUCKER C. Digital economics [J]. *Journal of Economic Literature*, 2019, 57(1): 3-43.

[12] BERG A, BUFFIE E, ZANNA L F. Should we fear the robot revolution? (the correct answer is yes) [J]. *Journal of Monetary Economics*, 2018, 97(8): 117-148.

[13] ACEMOGLU D, LELARGE C, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets [J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.

[14] 汤莹, 高星, 赖晓冰. 数字化转型对企业劳动生产率的影响研究[J]. *经济纵横*, 2022(9): 104-112.

[15] 陈剑, 黄翔, 刘运辉. 从赋能到使能——数字化环境下的企业运营管理[J]. *管理世界*, 2020(2): 117-128.

[16] 余明桂, 马林, 王空. 商业银行数字化转型与劳动力需求: 创造还是破坏? [J]. *管理世界*, 2022(10): 212-230.

[17] 刘涛雄, 潘资兴, 刘骏. 机器人技术发展对就业的影响——职业替代的视角[J]. *科学学研究*, 2022(3): 1-18.

[18] 黄继炜, 周宝玉. 中国制造的技术水平得到显著提升了吗? [J]. *科学学研究*, 2019(9): 1581-1588.

[19] 慕建红, 张志彤. 机器人应用与出口产品范围调整: 效率与质量能否兼得[J]. *世界经济*, 2022(9): 3-31.

[20] HANSEN G S, Hill C W. Are institutional investors myopic? A time-series study of four technology-driven industries [J]. *Strategic Management Journal*, 1991, 12(1): 1-16.

[21] 李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应: 机制与中国经验[J]. *管理世界*, 2021(9): 104-119.

[22] 罗润东, 郭怡笛. 企业创新投入、员工需求规模

及内部构成[J]. *山西财经大学学报*, 2021(4): 47-62.

[23] ATACK J, MARGO R A, RHODE P W. Automation of manufacturing in the late nineteenth century: the hand and machine labor study [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 51-70.

[24] FRANK M R, AUTOR D, BESSEN J E, et al. Toward understanding the impact of artificial intelligence on labor [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2019, 116(14): 6531-6539.

[25] LORDAN G, NEUMARK D. People versus machines: the impact of minimum wages on automatable jobs [J]. *Labour Economics*, 2018, 52(3): 40-53.

[26] FENG A, GRAETZ G. Rise of the machines: the effects of labor-saving innovation on jobs and wages [Z]. IZA Discussion Paper No. 8836, 2015.

[27] BINDER A J, BOUND J. The declining labor market prospects of less-educated men [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 163-190.

[28] BARON R M, KENNY D A. The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: conceptual, strategic and statistical considerations [J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1986, 51(6): 1173-1182.

[29] MAYNERIS F, PONCET S, ZHANG T. Improving or disappearing: firm-level adjustments to minimum wages in China? [J]. *Journal of Development Economics*, 2018, 135(10): 20-42.

[30] 文丰安, 胡洋洋. 区块链技术支撑我国经济高质量发展的路径研究[J]. *济南大学学报(社会科学版)*, 2020(5): 91-98.

[31] 马国旺, 李培尧. 人工智能应用、劳动报酬份额与失业率动态关系的实证分析[J]. *深圳大学学报(人文社会科学版)*, 2021(2): 61-70.

[32] 陈经纬, 姜能鹏. 资本要素市场扭曲对企业技术创新的影响: 机制、异质性与持续性[J]. *经济学动态*, 2020(12): 106-124.

[33] 李成友, 孙涛, 王硕. 人口结构红利、财政支出偏向与中国城乡收入差距[J]. *经济学动态*, 2021(1): 105-124.

[34] CHEN S, KUNG J K. Of maize and men: the effect of a new world crop on population and economic growth in China [J]. *Journal of Economic Growth*, 2016, 21(1): 71-99.

## Does Artificial Intelligence Innovation Increase Firm Labor Demand?

FENG Xiliang & QIU Yue

(School of Labor Economics, Capital University of Economic and Business, Beijing 100070, China)

**Abstract:** As a landmark technology of the new round of technological revolution, artificial intelligence (AI) has been applied to all walks of life in society, which leads to new changes in firm labor demand while accelerating the transformation and upgrading of firms in traditional industries. Based on the data of 385 Chinese listed companies from 2016 to 2020, this paper uses a panel fixed effect model to analyze the impact of AI innovation on firm labor demand. The findings are as follows. (1) AI innovation has a significantly negative impact on firm labor demand. (2) AI innovation increases the demand share of medium- and high-skilled labor, and significantly reduces the demand share of low-skilled labor. In addition, it increases the proportion of labor demand of technical, financial and administrative posts, and has a negative impact on that of production posts. (3) The negative impact of AI innovation on firm labor demand is further enhanced through the improvement of productivity. Therefore, in order to achieve the balance between firms' intelligent transformation and labor allocation, it is necessary to cultivate innovative leading firms and expand the creative effect of AI. Moreover, it is necessary to assess changes in demand for knowledge and skill and realize the dynamic matching between labor resources and industrial development.

**Key Words:** artificial intelligence; technological innovation; labor demand; labor substitution; labor structure

(本文责编 王 轶)

(上接第14页)

## Artificial Intelligence and Labor Migration Decision: Evidence from the China Migrants Dynamic Survey

CAO Zhanglu, WANG Linhui & ZHAO He

(School of Economics, East China Normal University, Shanghai 200062, China)

**Abstract:** The emerging technology revolution with artificial intelligence (AI) as the core has been influencing China's labor market, and labor migration decision under the impact of regional intelligent technology is an important practical issue concerning the high-quality development of regional economy. Based on the city-level AI patent data obtained by a web crawler and the data of China Migrants Dynamic Survey (CMDS) from 2014 to 2018, we empirically examine the impact of AI on labor migration decision. The findings show that AI significantly increases the probability of labor migration decision. Mechanism analysis shows that AI induces labor migration decision through reduced employment opportunities and wages. Further analysis shows that the labor migration effect of AI is more significant for labors with medium and low-skill, routine jobs, short migration time and agricultural households, and those in non-state-owned enterprises. Therefore, the government should strengthen labor protection and re-employment and promote vocational training for workers, so as to mitigate the labor outflow caused by technological unemployment.

**Key Words:** artificial intelligence; labor migration decision; employment; wages; skill bias; task bias

(本文责编 王 轶)