

# 人工智能技术的应用对中国制造业就业的影响

李全胜<sup>1</sup>, 孙经爽<sup>1,2</sup>, 李慧慧<sup>3\*</sup>

(1. 新疆师范大学 商学院, 新疆 乌鲁木齐 830017; 2. 丝绸之路经济带核心区产业高质量发展研究中心, 新疆 乌鲁木齐 830017;  
3. 新疆大学 经济与管理学院, 新疆 乌鲁木齐 830046)

**摘要:**“双循环”新发展格局下, 科技创新是国家的重要战略部署。近几年人工智能技术的快速发展, 引发了人们对智能设备取代工人的担忧。为深入分析人工智能技术的应用对就业的影响与作用机制, 文章基于人工智能上市公司2015—2024年相关数据, 采用双向固定效应模型和中介效应模型, 进行实证分析。结果表明: (1) 中国目前的人工智能技术应用可以有效扩大就业规模, 促进员工收入以及提升就业质量; (2) 人工智能的应用会对劳动者就业结构产生极化效应; (3) 从作用机制来看, 企业规模和新产品创新对人工智能技术的应用影响在就业数量、收入方面具有显著中介效应; (4) 人工智能技术的应用对就业的影响在不同所有权的企业、不同行业以及不同地区的企业之间存在异质性。人工智能技术的应用也会对农村富余劳动力转移就业产生较大压力。

**关键词:** 人工智能; 就业数量; 就业质量; 就业结构

**中图分类号:** F49; F249.2

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1008-9659(2026)04-0038-14

随着人工智能技术的迅速发展, 智能化综合实力持续提高。与此同时, 5G技术的专利授权量位居世界首位, 人工智能领域内企业数量和融资规模均处于全球前列。深入分析人工智能技术的应用对我国经济社会的影响, 将有助于更好地应对未来人工智能时代的各种机遇和挑战。大数据的飞速发展使人工智能技术实现巨大的飞跃, 并广泛应用于企业的生产经营活动, 人工智能技术的应用对劳动力市场的影响不断引发人们的担忧。目前, 争论方向主要分为技术乐观主义与悲观主义。技术悲观主义认为, 人工智能技术的应用会降低劳动力需求, 导致技术性失业现象<sup>[1]</sup>, 同时劳动报酬降低, 就业结构发生巨大改变, 就业极化现象明显<sup>[2]</sup>。技术乐观主义则认为, 人工智能技术的应用会创造新产品、新任务, 提高劳动力需求, 同时, 技术水平的提升将提高生产力, 促进经济增长<sup>[3]</sup>, 延缓甚至终止就业极化现象<sup>[4]</sup>。

一些学者认为, 人工智能技术的应用会导致就业人数大规模减少。Frey等人根据数据分析得出, 在接下来的二十年里, 约有47%的工作岗位将由人工智能和机器人取代<sup>[5]</sup>。我国学者汪昕宇等人通过研究发现, 机器人的安装数量对整体就业总量产生了替代效应<sup>[6]</sup>。相反, 另外一些学者认为, 人工智能可以创造和补充就业岗位。吕荣杰等人认为, 人工智能技术的发展对劳动力就业有促进作用<sup>[7]</sup>。李磊等人研究发现, 企业的劳动力需求因机器人的使用显著上升, 机器人的使用所产生的就业促进效应主要源于企业产出规模的扩张, 部分受到生产效率提高和产品市场份额提升的影响<sup>[8]</sup>。Benzell等人研究发现, 机器人可替代低技能岗位的全部工作以及部分高技能岗位的工作, 这将导致员工收入减少<sup>[9]</sup>。李晓龙等人研究发现, 在分散经济体达到稳态时, 尽管人工智能会替代一部分劳动力, 但同时也将提升消费水平和自身福利<sup>[10]</sup>。

王晓娟等人研究发现, 工业机器人的应用对工资水平存在负向影响<sup>[11]</sup>。芦婷婷等人研究发现, 人工智能对收入份额具有显著的抑制作用, 并且该抑制作用具有区域异质性<sup>[12]</sup>。当前学术界对人工智能技术的应用是否会影响员工收入的结论不一, 且研究中忽略了行业背景及发展水平。李新娥等人通过制造业数据研

[收稿日期] 2025-05-07

[修回日期] 2025-12-07

[基金项目] 教育部人文社会科学研究项目“乡村振兴背景下新疆农村少数民族剩余劳动力转移就业研究”(21XJJA850001)。

[作者简介] 李全胜(1965-), 男, 教授, 主要从事劳动经济学、劳动就业方面研究, E-mail: 1315156550@qq.com.

\* [通讯作者] 李慧慧(1996-), 女, 讲师, 主要从事劳动经济学、劳动就业方面研究, E-mail: huihli@163.com.

究发现,人工智能技术的应用与员工收入水平呈显著正相关关系<sup>[13]</sup>。彭莹莹等人根据制造业数据研究得出结论:人工智能的应用对员工收入的影响显著,自动化操作工人的平均工资较非自动化操作的工人高一个档次,而且随着员工的自动化转岗,收入明显增加<sup>[14]</sup>。

在人工智能技术应用与就业的研究中,更多侧重于研究机器代替劳动力及劳动力市场的变化方面,而忽视了对就业质量的影响。人工智能技术的应用将影响就业数量、结构,促使劳动报酬和劳动保护进一步提升,同时促进就业环境持续改善、就业能力不断增强,为实现更高质量就业提供新契机<sup>[15]</sup>。陈志等人采用2010—2019年中国省级面板数据,实证检验了人工智能对中国高质量就业的促进作用<sup>[16]</sup>。郭丽勤等人基于宏观视角,实证检验了智能制造时代将直接改善务工者的就业质量结构<sup>[17]</sup>。许清清等人认为智能制造的发展不仅可以直接改善就业质量结构,还可以通过产业转型升级对就业质量结构起间接优化作用<sup>[18]</sup>。

综上所述,目前,对人工智能与劳动者就业的研究多从宏观角度出发,主要集中在就业数量、就业结构方面,鲜有针对劳动者就业质量方面的研究。从行业来看,侧重于对制造业的研究,缺乏对服务业方面的研究;现有研究大部分从国家整体视角出发探讨人工智能的就业效应,缺乏对不同区域之间的异质性研究。

本研究拟从以上三个方面进行进一步探索:一是从微观视角出发,聚焦人工智能上市公司,基于上市公司数据,研究人工智能技术的应用对制造业劳动者就业数量、就业结构以及就业质量的影响,更准确地把握智能时代制造业就业质量的问题;二是除了研究就业数量、就业结构,还选择就业质量作为研究主题;三是对人工智能上市公司从不同股权、不同行业、不同区域进行异质性分析。

## 1 理论基础与研究假设

### 1.1 人工智能技术对员工数量的影响

员工数量能够反映一定时期内劳动力资源的实际利用效率,而效率通常直观体现在数量变动上,因此首先要考虑就业总量的增减变动。现有研究通过理论模型确定了人工智能通过替代效应、创造效应、补充效应对就业总量产生影响。

人工智能对就业总量的影响表现为替代效应和创造效应综合作用所带来的总效应。人工智能对就业的替代效应具体体现在以下几个方面:一是人工智能的应用会创造出新机器,承担人类体力无法承担的生产任务,产生“机器取代人”的现象;二是人工智能技术的应用会提高企业的生产效率,减少企业生产活动对劳动力的依赖;三是随着技术进步,企业对劳动者技能水平的要求不断提高,当劳动者的就业技能无法与之相匹配时,会造成结构性失业;四是人工智能的应用能够提高企业的管理水平,减少员工冗余,从而产生就业替代。人工智能对就业的创造效应具体体现在以下几个方面:一是人工智能提高企业的生产效率,企业为获得更高利润将进一步扩大生产规模和经营范围,增加对劳动力的需求;二是人工智能的应用催生一系列新技术,新技术的开发、推广和应用均会创造新的就业岗位;三是人工智能的发展深化产业分工,延长产业链,在此过程中创造出新的就业岗位。

因此,提出假设H1:在人工智能企业中,人工智能技术的应用对员工数量产生的替代效应大于创造效应,即负向作用,随着企业应用人工智能技术的深入,员工被替代的数量也增加。

### 1.2 人工智能技术对员工收入的影响

人工智能技术在企业中的运用,不仅会影响企业的用工数量,还会对员工的收入造成一定影响。长期来看,当企业在人工智能技术上的研发投入达到一定水平时,将会有以下结果:一是人工智能技术能够改善产品的制造流程,极大提高生产效率;二是随着人工智能技术的进步、企业研发能力的提高,企业产品性能等各方面有所突破,产品价值进一步得到提升,企业从而获得更高的利润,进而扩张产业规模,主要表现为新产品、新部门的诞生。对于劳动者而言,新技术的研发、推广和应用都需要大量的工作人员,进而增加其工作机会以及提高收入水平<sup>[19]</sup>。

人工智能技术的应用会使低工资水平的中、低技能劳动者被淘汰,企业会进一步引入高技能员工,由于高技能人才的竞争以及生产力的提高,高技能员工的收入得到相应增长。

因此,提出假设H2:企业对人工智能技术的应用对高技能员工收入有正向影响。

### 1.3 人工智能技术对就业结构的影响

目前,已有较多国内外文献利用数据资料,分析人工智能的应用对劳动力就业结构的影响。例如,Acemoglu等人的研究表明,在应用人工智能技术后,出现了对中等技能劳动力需求下降,对高、低技能劳动力需求增加的就业极化现象<sup>[20]</sup>。Autor等人对信息技术在就业极化中的影响机制进行了深入分析,研究发现,随着高技能劳动力的大量涌入,低端劳动力逐渐向服务行业转移,呈现出就业极化的现象<sup>[21-22]</sup>。吕世斌等人研究同样发现,劳动力市场存在就业极化现象,即与中等技术行业相比,高、低技术行业就业增加的幅度更大<sup>[23]</sup>。王永钦等人以制造业数据为基础进行研究,发现机器人的兴起会导致中国劳动力市场出现极化现象<sup>[24]</sup>。这是因为,人工智能的本质是人类智能的物化,目前主要替代基础性、重复性任务,这恰好是大多数中等技能劳动者的工作内容。在人工智能技术发展初期阶段,基础的人工智能技术无法胜任高难度的高端就业岗位,对低端就业岗位的替代能力不强。但是,人工智能技术能够使一些简单劳动得到一定程度的替代,从而导致中等技能岗位的劳动者技术性失业,于是被迫再就业。由于学习能力和个人发展的潜能不同,一部分人转向低端服务业,另一部分人通过培训等提升技能,向高技能转型,即高、低就业岗位比例相对增加,出现就业极化现象。

因此,提出假设H3:人工智能技术的应用会增加对高、低技能劳动力的需求,减少对中等技能劳动力的需求。

### 1.4 人工智能技术对就业质量的影响

赖德胜认为,可以从五个方面衡量就业质量,包括工作稳定性、工资待遇和工作环境、提升和发展的机会、工作和生活平衡度、意见表达和对话机制<sup>[25]</sup>。人工智能技术的应用对就业质量的影响表现在以下几个方面:首先,人工智能技术在研发应用过程中,会创造出一些高质量的新就业岗位<sup>[26]</sup>,对高技能劳动力的需求不断上升,将会提高拥有高技术水平劳动力的报酬。

其次,人工智能的应用可以显著改善劳动者的就业环境<sup>[27]</sup>。一是劳动者的工作环境与之前相比会更加安全。部分具有危险性的作业可以利用人工智能技术和设备替代,减少潜在风险。二是劳动者的工作环境将更加人性化和多元化。人工智能技术的应用为劳动者远程工作提供了可能,劳动者可以在更加舒适、便捷的环境中完成以往需要付出大量时间和精力才能完成的工作。

最后,人工智能的应用可以提升人力资本,提高就业质量。随着人工智能在经济社会的应用,相关岗位会提高对相应劳动者知识技能的要求,促使从事该工作的劳动者不断学习新的人工智能技术,从而避免失业,由此促进劳动生产率的提高。与此同时,企业将开展针对性培训,帮助员工适应智能化带来的生产变革,以获得最大利润。各地均应加强对相应技能人才的培养,以确保地区的竞争优势,从而使劳动力市场整体人力资本水平得到提升。因此,人工智能通过提升人力资本促进了就业质量的提高。

因此,提出假设H4:人工智能技术的应用会促进就业质量的提高。

## 2 研究方法

### 2.1 数据来源

为准确清晰地反映人工智能技术的应用在企业中的动态变化,文章采用人工智能概念股上市公司的数据进行分析。首先,在国泰安数据库概念股成分信息中进行检索,筛选出人工智能概念股上市公司。随后,将这些人工智能上市公司的代码导入国泰安数据库,依次得到各个指标的数据。最后,选择2015—2024年的数据。此外,剔除ST、\*ST以及数据缺失严重的样本,最后得到2882个样本量。

### 2.2 变量测量

#### 2.2.1 解释变量X

人工智能。本研究认为,人工智能企业年报中,“人工智能”词语的出现频率在一定程度上可以反映人工智能企业的技术与应用水平。

#### 2.2.2 被解释变量Y

员工数量。采用公司员工总数来反映人工智能企业的员工数量。

员工收入。采用上市公司财务报表中的应付职工薪酬来反映员工收入。



高、中、低技能劳动力。以相应学历员工人数在全部员工总数中的占比作为衡量的指标,认为教育程度与劳动技能呈正相关,受教育程度越高则劳动技能越高,定义高中及以下学历员工为低技能劳动力,本、专科学历员工为中技能劳动力,硕士及以上学历员工为高技能劳动力。

就业质量。采用企业冗员水平衡量就业质量,员工冗余说明企业的员工配置效率低下<sup>[28]</sup>。公司规模、资本密集度、公司成长性、财务状况和盈利能力是影响企业员工规模的重要因素<sup>[29]</sup>。采用以下模型分行业分年度回归来计算企业就业质量<sup>[30]</sup>。利用以下模型计算各变量的系数

$$EMP_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 SIZE_{it} + \alpha_2 CAP_{it} + \alpha_3 GRO_{it} + \alpha_4 ALR_{it} + \alpha_5 RTA_{it} + \sum \alpha_6 \times YEAR + \varepsilon_{it}$$

(1)

估计正常员工规模

$$EMP_{it}^{\hat{}} = \hat{\alpha}_0 + \alpha_1 SIZE_{it} + \alpha_2 CAP_{it} + \alpha_3 GRO_{it} + \alpha_4 ALR_{it} + \alpha_5 RTA_{it} + \sum \alpha_6 \times YEAR$$

(2)

就业质量为企业实际员工规模与正常员工规模之差

$$EMQ = EMP_{it}^{\hat{}} - EMP_{it}$$

(3)

为方便后续计算,将就业质量平移至0以上。其数值越大,就业质量越好。就业质量指标相关变量的具体定义如表1所示。

表1 就业质量变量及说明

| 变量名称   | 变量定义                    | 简称   |
|--------|-------------------------|------|
| 企业规模   | 期末总资产                   | SIZE |
| 资本密集度  | 期末固定资产与期末总资产之比          | CAP  |
| 成长性    | (当期总资产-上期总资产)/上期总资产     | GRO  |
| 资产负债率  | 总负债/总资产                 | ALR  |
| 总资产收益率 | 净利润/期末总资产               | RTA  |
| 会计年度   | 虚拟变量,公司所属当年取值为1,否则为0    | YEAR |
| 员工规模   | 企业实际员工数量与企业总资产的比值×10000 | EMP  |

2.2.3 中介变量M

在影响机制部分中采用的中介变量为总资产、营业收入。

(1)总资产

企业年报数据中总资产项目能够反映企业的规模大小。文章选取总资产作为规模路径中介变量指标。在规模路径中,人工智能应用水平影响人工智能企业规模,改变企业的就业人数、就业结构和劳动力成本。

(2)营业收入

企业年报数据中营业收入项目能够反映企业提供的产品与劳务的规模水平。王君等人认为,人工智能作为技术进步,在应用时通常会产生新的生产部门和新的产品,进而增加对新产品的需求,使得企业逐步扩大劳动力规模,进一步带来就业规模的增长、就业结构和劳动力成本的变化<sup>[31]</sup>。

2.2.4 控制变量K

控制变量包括资本深度、净资产收益率、营运资本周转率、企业成立年限。具体变量及说明如表2所示。资本深度为固定资产净值与员工数量的比值;净资产收益率的代理变量为净利润项目占平均股东权益项目的百分比;营运资本周转率以销售收入净额项目与营运资本平均余额比值衡量;企业成立年限为研究年份与成立年份的差值。

表2 控制变量及说明

| 变量类型   | 变量名称   | 变量定义    | 简称             |
|--------|--------|---------|----------------|
| 被解释变量Y | 员工数量   | 总员工数量   | LAB            |
|        | 员工收入   | 应付职工薪酬  | REVE           |
|        | 高技能劳动力 | 硕士及以上学历 | L <sub>h</sub> |

续表

| 变量类型      | 变量名称    | 变量定义                  | 简称    |
|-----------|---------|-----------------------|-------|
| 被解释变量 $Y$ | 中技能劳动力  | 本、专科学历                | $L_m$ |
|           | 低技能劳动力  | 高中及以下学历               | $L_l$ |
|           | 就业质量    | 企业实际员工规模与模型预测正常员工规模之差 | $EMQ$ |
| 解释变量 $X$  | 人工智能    | 年报中“人工智能”相关词语出现的频率    | $AI$  |
|           | 资本深度    | 固定资产净值与员工数量的比值        | $k1$  |
| 控制变量 $K$  | 净资产收益率  | 净利润项目与平均股东权益项目的百分比    | $k2$  |
|           | 营运资本周转率 | 销售收入净额项目与营运资本平均余额比值   | $k3$  |
|           | 企业成立年限  | 上市企业成立年限              | $k4$  |
| 中介变量 $M$  | 总资产     | 企业年报数据中总资产项目          | $ASS$ |
|           | 营业收入    | 企业年报数据中营业收入项目         | $PRO$ |

2.3 模型设定

根据研究需要设定模型

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 X_{it} + \sum K + \delta_i + \gamma_t + \varepsilon_{it}$$

(4)

其中, $\delta_i$ 、 $\gamma_t$ 表示可能的个体和时间固定效应; $\varepsilon_{it}$ 表示残差。

3 实证分析结果

3.1 基准回归结果

3.1.1 描述性统计

由于数据量纲差距过大,对EMQ变量作标准化处理,并平移为0以上,对其余变量进行取对数处理。描述性统计如表3所示。

表3 各变量的描述性统计

| 变量     | 均值     | 标准差   | 最小值    | 最大值    |
|--------|--------|-------|--------|--------|
| $LAB$  | 7.631  | 1.181 | 4.454  | 11.181 |
| $REVE$ | 17.617 | 1.403 | 11.804 | 22.560 |
| $EMQ$  | 10.737 | 3.563 | 0.000  | 21.733 |
| $L_h$  | 4.285  | 1.914 | 0.000  | 9.302  |
| $L_m$  | 7.128  | 1.193 | 3.584  | 11.471 |
| $L_l$  | 4.099  | 0.382 | 2.744  | 5.079  |
| $AI$   | 1.747  | 1.320 | 0.000  | 6.133  |
| $k1$   | 14.473 | 0.817 | 12.636 | 17.585 |
| $k2$   | 0.025  | 0.077 | -0.470 | 0.227  |
| $k3$   | 0.433  | 0.199 | 0.055  | 1.359  |
| $k4$   | 1.378  | 0.076 | 1.125  | 1.540  |

3.1.2 假设检验

(1)单位根检验

为避免出现伪回归问题,进行单位根检验(表4),来观察原始数据是否平稳。由表4可知,所有数据原序列均平稳。

表4 单位根检验

| 变量                   | ADF     | <i>P</i> |
|----------------------|---------|----------|
| <i>LAB</i>           | -19.698 | 0.000    |
| <i>REVE</i>          | -24.944 | 0.000    |
| <i>EMQ</i>           | -21.759 | 0.000    |
| <i>L<sub>h</sub></i> | -24.949 | 0.000    |
| <i>L<sub>m</sub></i> | -23.824 | 0.000    |
| <i>L<sub>l</sub></i> | -18.043 | 0.000    |
| <i>AI</i>            | -28.631 | 0.000    |
| <i>k1</i>            | -19.235 | 0.000    |
| <i>k2</i>            | -17.195 | 0.000    |
| <i>k3</i>            | -20.094 | 0.000    |
| <i>k4</i>            | -77.539 | 0.000    |

(2)Hausman 检验

文章通过 Hausman 检验,在固定效应与随机效应模型之间选择更为合适的模型,具体结果如表 5 所示。检验结果表明,应拒绝随机效应的原假设,因此选择固定效应模型进行后续分析。

表5 Hausman 检验

| 被解释变量                | Chibar2 | <i>P</i> |
|----------------------|---------|----------|
| <i>LAB</i>           | 133.89  | 0.000    |
| <i>REVE</i>          | 1052.55 | 0.000    |
| <i>EMQ</i>           | 78.79   | 0.000    |
| <i>L<sub>h</sub></i> | 51.61   | 0.000    |
| <i>L<sub>m</sub></i> | 106.84  | 0.000    |
| <i>L<sub>l</sub></i> | 714.35  | 0.000    |

由表 5 可知,所有模型中的 *P* 值均小于 0.05,应建立固定效应模型。

3.1.3 回归分析

由回归结果(表 6)可知,5 个模型的 *P* 值均为 0,5 个模型都在 1% 的置信水平下显著,说明被解释变量均与关键解释变量 AI 显著相关。

通过实证结果可以看出,人工智能技术的应用对员工数量、劳动收入以及高、中、低技能劳动力存在显著影响。解释变量人工智能的系数分别为 0.065、0.109、-0.117、0.055、-0.028、0.020,表明人工智能技术的应用对员工就业数量、收入和就业质量均具有促进作用;高、低技能劳动力的系数均为正值,即人工智能技术的应用可以有效提高高、低技能人员的就业;相应地,中技能劳动力的系数为负值,即人工智能技术的应用对中技能人员就业的影响显著为负。这意味着在现阶段,人工智能技术在中国人工智能上市公司应用中所产生的创造效应大于替代效应,且随着技术的发展,公司需要越来越多优秀的技术型人才,员工收入也随之增加。所以,假设 H2 成立,H1 不成立。

实证表明,人工智能的应用会对劳动者就业产生极化效应,对低技能人员和高技能人员产生促进就业效应,而对中技能人员产生替代效应和分化效应,从而使中技能人员面临转岗的巨大压力。具体分为以下三种情况:(1)迫使中技能人员中的一部分通过学习培训,提升自身的人力资本,进而向本行业的高技能岗位转移;(2)一部分中技能人员向低技能岗位转岗,替换一部分低效率的低技能劳动者,迫使低技能劳动者被企业解聘;(3)还有一部分中技能人员无法实现行业内转岗,将被淘汰,转岗到其他行业,劳动力市场出现极化现象,因而文章的研究假设 H3 得到证实。人工智能技术的应用减少了人工智能上市公司的员工冗余,提高了就业质量,因此研究假设 H4 成立。

表6 回归结果

| 变量                    | (1)                  | (2)                  | (3)                   | (4)                  | (5)                  | (6)                  |
|-----------------------|----------------------|----------------------|-----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
|                       | <i>LAB</i>           | <i>REVE</i>          | <i>EMQ</i>            | $L_h$                | $L_m$                | $L_l$                |
| <i>AI</i>             | 0.065***<br>(0.009)  | 0.109***<br>(0.015)  | -0.117***<br>(0.016)  | 0.055***<br>(0.014)  | -0.028***<br>(0.011) | 0.020***<br>(0.001)  |
| <i>k1</i>             | -0.767***<br>(0.023) | -0.250***<br>(0.038) | 4.210***<br>(0.041)   | -0.359***<br>(0.036) | -0.477***<br>(0.027) | -0.346***<br>(0.003) |
| <i>k2</i>             | 0.602***<br>(0.110)  | 0.456**<br>(0.184)   | 4.833***<br>(0.197)   | 0.449**<br>(0.174)   | 0.554***<br>(0.132)  | 0.721***<br>(0.013)  |
| <i>k3</i>             | -0.014<br>(0.069)    | 0.418***<br>(0.115)  | 0.147<br>(0.123)      | -0.205*<br>(0.109)   | 0.144*<br>(0.083)    | -0.131***<br>(0.008) |
| <i>k4</i>             | 4.664***<br>(0.212)  | 7.926***<br>(0.357)  | -9.086***<br>(0.382)  | 4.058***<br>(0.338)  | 4.390***<br>(0.257)  | 3.856***<br>(0.025)  |
| <i>Cons</i>           | 12.185***<br>(0.358) | 9.933***<br>(0.602)  | -37.652***<br>(0.645) | 3.868***<br>(0.571)  | 7.959***<br>(0.433)  | 3.803***<br>(0.042)  |
| <i>N</i>              | 2882                 | 2882                 | 2882                  | 2882                 | 2882                 | 2882                 |
| <i>R</i> <sup>2</sup> | 0.930                | 0.861                | 0.975                 | 0.933                | 0.900                | 0.991                |

注:\*\*\*、\*\*、\*分别表示在1%、5%和10%统计水平上显著;括号内为标准差。

### 3.1.4 稳健性检验

#### (1) 滞后效应检验

为验证人工智能技术的应用在3个模型中的员工数量、技能结构和员工收入方面是否存在滞后效应,文章参考孙传旺等人的方法,在原有的模型基础上,加入解释变量*AI*的滞后至一阶<sup>[32]</sup>。由表7可知,解释变量均显著,而解释变量的滞后项均不显著。这说明文章的结论是稳健的,不存在滞后效应。

表7 滞后效应检验

| 变量                    | (1)                 | (2)                 | (3)                  | (4)                | (5)                  | (6)                 |
|-----------------------|---------------------|---------------------|----------------------|--------------------|----------------------|---------------------|
|                       | <i>LAB</i>          | <i>REVE</i>         | <i>EMQ</i>           | $L_h$              | $L_m$                | $L_l$               |
| <i>AI</i>             | 0.042***<br>(0.009) | 0.059***<br>(0.016) | -0.099***<br>(0.017) | 0.041**<br>(0.016) | -0.051***<br>(0.012) | 0.023***<br>(0.001) |
| <i>AI(-1)</i>         | 0.109<br>(0.098)    | 0.021<br>(0.015)    | -0.004<br>(0.017)    | 0.016<br>(0.016)   | 0.006<br>(0.012)     | 0.001<br>(0.001)    |
| <i>R</i> <sup>2</sup> | 0.946               | 0.893               | 0.980                | 0.940              | 0.918                | 0.991               |

#### (2) 中位数回归

利用中位数回归对上述结果进行检验,检验这种情况对研究结论是否产生实质性影响,已减轻异常值可能对结果造成的影响。因为篇幅限制,只列出核心解释变量的回归结果(表8)。

表8 中位数回归

| 变量                    | (1)                | (2)                 | (3)                  | (4)                 | (5)                 | (6)                 |
|-----------------------|--------------------|---------------------|----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|                       | <i>LAB</i>         | <i>REVE</i>         | <i>EMQ</i>           | $L_h$               | $L_m$               | $L_l$               |
| <i>AI</i>             | 0.043**<br>(0.017) | 0.126***<br>(0.020) | -0.297***<br>(0.024) | 0.263***<br>(0.026) | -0.357**<br>(0.149) | 0.017***<br>(0.001) |
| <i>R</i> <sup>2</sup> | 0.171              | 0.082               | 0.619                | 0.034               | 0.138               | 0.886               |

检验结果表明,中位数回归的结果均显著,和基准回归的方向一致,表明基准回归的结果是一致稳健的。

### (3) 更换样本时间区间

为克服时间对回归结果的影响,更换样本区间法重新对模型进行估计,使用2019年之后的样本重新进行回归(表9)。

表9 更换样本时间区间

| 变量        | (1)                 | (2)                 | (3)                  | (4)               | (5)                  | (6)                 |
|-----------|---------------------|---------------------|----------------------|-------------------|----------------------|---------------------|
|           | <i>LAB</i>          | <i>REVE</i>         | <i>EMQ</i>           | $L_h$             | $L_m$                | $L_l$               |
| <i>AI</i> | 0.043***<br>(0.010) | 0.071***<br>(0.016) | -0.082***<br>(0.019) | 0.034*<br>(0.019) | -0.061***<br>(0.014) | 0.024***<br>(0.002) |
| $R^2$     | 0.966               | 0.932               | 0.987                | 0.954             | 0.937                | 0.991               |

通过比较发现,更换样本时间区间后的估计结果与基准回归结果相比,基本未发生改变,再一次验证了上述人工智能技术的应用对就业的影响。

## 3.2 影响机制

### 3.2.1 中介效应

#### (1) 规模路径的中介效应

人工智能的影响可能存在规模效应路径机制,即人工智能技术的广泛应用会提升厂商全要素生产率,进而扩大资本规模,增加所需部门以及部门规模,最终增加对员工的需求,厂商的就业数量得以补偿,就业机会增多。在人工智能行业内部,选择企业规模作为中介变量,提出规模效应路径机制,在人工智能技术广泛应用后,人工智能企业的资本需求增加,企业规模扩大,从而增加人工智能企业的就业数量。

#### (2) 新产品的中介效应

人工智能对就业数量的影响可能存在新产品效应路径机制。新产品效应路径机制指在运用人工智能技术时,常常会产生新的产品或出现新生产部门,从而使社会生产领域逐渐扩大,并带来就业增长。对于人工智能行业内部,人工智能能够促进企业新产品的出现,从而增加相应就业。文章选择营业收入作为中介变量,提出新产品效应路径机制,在人工智能技术广泛应用后,新部门和新产品增多,从而增加人工智能企业的就业岗位数量。

中介效应模型是一种广泛用于面板数据的计量模型,参考温忠麟等人对中介效应模型应用方法<sup>[33]</sup>,人工智能行业就业影响机制的行业内中介效应模型如式(5)~(7)所示

$$\ln Y_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln X_{it} + \Sigma K + \varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$\ln M_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln X_{it} + \Sigma K + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

$$\ln Y_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 \ln X_{it} + \gamma_2 \ln M_{it} + \Sigma K + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

为降低回归方程的异方差性,变量均作取对数处理。其中*i*表示不同的企业,*t*表示不同的年份, $\varepsilon_{it}$ 表示误差项。

### 3.2.2 中介效应结果分析

#### (1) 规模路径回归分析

表10为规模路径中介效应的回归结果。由列(1)可以看出,解释变量*AI*对于中介变量*ASS*的回归系数为0.058, $R^2$ 为0.923,拟合效果较好,且在1%的置信水平下显著,即*AI*与*ASS*显著相关。列(2)和列(3)是在主效应模型中加入了中介变量*ASS*的回归结果。观察是否具有中介效应,模型的*P*值均为0,同时解释变量的回归系数均在1%水平上显著,且拟合效果较好,说明规模路径的中介效应为部分中介效应。

由以上分析可知,人工智能技术的应用可以对企业就业数量存在正向的直接影响,同时也存在间接路径,通过影响企业的规模,影响就业规模和员工收入。



表 10 规模路径回归

| 变量                    | (1)                  | (2)                  | (3)                  |
|-----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
|                       | ASS                  | LAB                  | REVE                 |
| <i>AI</i>             | 0.058***<br>(0.009)  | 0.008***<br>(0.002)  | 0.055***<br>(0.013)  |
| <i>ASS</i>            | /                    | 0.979***<br>(0.005)  | 0.916***<br>(0.028)  |
| <i>k1</i>             | 0.243***<br>(0.022)  | -1.005***<br>(0.006) | -0.473***<br>(0.033) |
| <i>k2</i>             | 0.616***<br>(0.108)  | -0.001<br>(0.029)    | -0.108<br>(0.156)    |
| <i>k3</i>             | -0.082<br>(0.068)    | 0.067***<br>(0.018)  | 0.493***<br>(0.097)  |
| <i>k4</i>             | 4.749***<br>(0.209)  | 0.012<br>(0.062)     | 3.576***<br>(0.330)  |
| <i>Cons</i>           | 11.958***<br>(0.353) | 0.473***<br>(0.114)  | -1.020*<br>(0.612)   |
| <i>R</i> <sup>2</sup> | 0.923                | 0.995                | 0.901                |

## (2)新产品路径回归分析

表 11 为新产品路径中介效应的回归结果。由列(1)可以看出,解释变量 *AI* 对于中介变量 *PRO* 的回归系数为 0.050, *R*<sup>2</sup> 为 0.922, 拟合效果较好, 且在 1% 的置信水平下显著, 即 *AI* 与 *PRO* 显著相关。列(2)和列(3)是在主效应模型中加入了中介变量 *PRO* 的回归结果, 观察是否具有中介效应, 三个模型的 *P* 值均为 0, 且解释变量的回归系数均在 1% 的水平上显著, 说明新产品路径的中介效应为部分中介效应。

人工智能的发展水平对企业内就业数量有正向影响。人工智能发展水平通过增加新产品从而扩大生产规模, 增加就业, 增加员工收入。实证结果证明, 在人工智能企业内部, 人工智能对企业的就业数量和收入存在新产品效应路径机制。人工智能的发展对本企业就业存在直接影响的同时也存在间接路径, 通过影响企业的新产品, 使得新产品或新生产部门出现, 围绕新产品和新生产部门, 企业生产规模将继续扩大, 带来就业的增长。

表 11 新产品路径回归

| 变量         | (1)                  | (2)                  | (3)                  |
|------------|----------------------|----------------------|----------------------|
|            | <i>PRO</i>           | <i>LAB</i>           | <i>REVE</i>          |
| <i>AI</i>  | 0.050***<br>(0.009)  | 0.023***<br>(0.004)  | 0.072***<br>(0.013)  |
| <i>PRO</i> | /                    | 0.846***<br>(0.008)  | 0.739***<br>(0.028)  |
| <i>k1</i>  | 0.384***<br>(0.024)  | -1.092***<br>(0.010) | -0.534***<br>(0.035) |
| <i>k2</i>  | 0.797***<br>(0.116)  | -0.072<br>(0.049)    | -0.133<br>(0.164)    |
| <i>k3</i>  | -2.682***<br>(0.073) | 2.255***<br>(0.037)  | 2.400***<br>(0.126)  |

续表

| 变量          | (1)                  | (2)                 | (3)                 |
|-------------|----------------------|---------------------|---------------------|
|             | <i>PRO</i>           | <i>LAB</i>          | <i>REVE</i>         |
| <i>k4</i>   | 3.768***<br>(0.225)  | 1.477***<br>(0.099) | 5.141***<br>(0.332) |
| <i>cons</i> | 13.180***<br>(0.380) | 1.037***<br>(0.191) | 0.191<br>(0.646)    |
| $R^2$       | 0.922                | 0.986               | 0.891               |

### 3.3 异质性分析

#### 3.3.1 企业所有权性质分组回归

就业是民生之本,在保证就业大局总体稳定的情况下,国有企业与非国有企业目标不同,国有企业肩负着“稳就业”的重任,而非国有企业追求“利润最大化”这一目标。这意味着国企即使大规模运用人工智能技术,为了确保就业,也无法在短时间内大量裁员。相对来说,非国有企业用工制度灵活且具有弹性。鉴于人工智能技术对不同所有权性质企业劳动力就业的需求可能存在异质性,本研究将样本分为国有企业和非国有企业进行分组分析。

表 12 企业所有权性质分组结果

|           | 国有企业                |                     |                      |                     |                      |                     |
|-----------|---------------------|---------------------|----------------------|---------------------|----------------------|---------------------|
|           | <i>LAB</i>          | <i>REVE</i>         | <i>EMQ</i>           | $L_h$               | $L_m$                | $L_l$               |
| <i>AI</i> | 0.050***<br>(0.016) | 0.082***<br>(0.029) | -0.132***<br>(0.029) | 0.054**<br>(0.024)  | -0.013<br>(0.020)    | 0.024***<br>(0.002) |
| 控制变量      | 是                   | 是                   | 是                    | 是                   | 是                    | 是                   |
| 观测值数      | 721                 | 721                 | 721                  | 721                 | 721                  | 721                 |
| $R^2$     | 0.960               | 0.901               | 0.980                | 0.961               | 0.934                | 0.992               |
|           | 非国有企业               |                     |                      |                     |                      |                     |
|           | <i>LAB</i>          | <i>REVE</i>         | <i>EMQ</i>           | $L_h$               | $L_m$                | $L_l$               |
| <i>AI</i> | 0.069***<br>(0.010) | 0.117***<br>(0.017) | -0.112***<br>(0.019) | 0.054***<br>(0.017) | -0.033***<br>(0.013) | 0.019***<br>(0.001) |
| 控制变量      | 是                   | 是                   | 是                    | 是                   | 是                    | 是                   |
| 观测值数      | 2161                | 2161                | 2161                 | 2161                | 2161                 | 2161                |
| $R^2$     | 0.914               | 0.839               | 0.974                | 0.919               | 0.883                | 0.990               |

由表 12 可知,人工智能技术的应用对劳动力就业起到了促进作用,其中国企对就业的促进作用更小一些,但是国有企业对就业质量的促进作用大于非国有企业。由劳动力技能分类的结果可知,国有企业中,人工智能技术的应用使得企业对高、低技能劳动力的需求增加,其中对高技能劳动力需求最大,对低技能劳动力需求较小,对中技能劳动力需求无影响。因此可得出结论:人工智能技术的应用对劳动力市场产生极化效应。

#### 3.3.2 不同行业分组回归

企业劳动力需求变化可能受所在行业影响,因此人工智能技术的应用对不同行业企业的劳动力需求变化可能存在不对称性。为了验证人工智能技术的应用对不同行业劳动力就业需求是否存在异质性,对制造业、软件和信息技术服务业进行分组分析。

表 13 不同行业分组回归结果

|           | 制造业                 |                     |                      |                     |                      |                     |
|-----------|---------------------|---------------------|----------------------|---------------------|----------------------|---------------------|
|           | <i>LAB</i>          | <i>REVE</i>         | <i>EMQ</i>           | $L_h$               | $L_m$                | $L_l$               |
| <i>AI</i> | 0.039***<br>(0.013) | 0.092***<br>(0.021) | -0.100***<br>(0.024) | 0.088***<br>(0.020) | 0.058***<br>(0.015)  | 0.019***<br>(0.002) |
| 控制变量      | 是                   | 是                   | 是                    | 是                   | 是                    | 是                   |
| 观测值数      | 1284                | 1284                | 1284                 | 1284                | 1284                 | 1284                |
| $R^2$     | 0.946               | 0.890               | 0.963                | 0.950               | 0.916                | 0.989               |
|           | 软件和信息技术服务业          |                     |                      |                     |                      |                     |
|           | <i>LAB</i>          | <i>REVE</i>         | <i>EMQ</i>           | $L_h$               | $L_m$                | $L_l$               |
| <i>AI</i> | 0.078***<br>(0.012) | 0.104***<br>(0.020) | -0.116***<br>(0.020) | 0.077***<br>(0.019) | -0.045***<br>(0.014) | 0.021***<br>(0.001) |
| 控制变量      | 是                   | 是                   | 是                    | 是                   | 是                    | 是                   |
| 观测值数      | 1592                | 1592                | 1592                 | 1592                | 1592                 | 918                 |
| $R^2$     | 0.927               | 0.853               | 0.982                | 0.919               | 0.902                | 0.650               |

由表 13 可知,制造业、软件和信息技术服务业存在明显异质性。在就业数量、员工收入和就业质量方面,人工智能技术对软件和信息技术服务业的促进作用更大。在就业结构方面,相对于软件和信息技术服务业,人工智能对制造业高技能劳动力的促进作用更大,但对制造业低技能劳动力的作用较小。此外,人工智能会使制造业中技能劳动力需求增加,软件和信息技术服务业中技能劳动力减少。

### 3.3.3 不同地区分组回归结果

在分析人工智能技术对劳动力就业的影响时,区域差异是不容忽视的一个关键因素。例如,经济发达地区人才集聚明显,创新能力较强,由于先进技术和设备的开发,对高技能劳动力的需求更大。相反,人工智能技术欠发达的地区很难吸引高技能劳动力流入,主要以中、低技能劳动力为主。为研究人工智能技术对劳动力就业需求的地区影响异质性,本研究将所有企业按地理位置分为东部、中部、西部区域。其中东部地区包括北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东和海南;中部地区包括山西、内蒙古、

表 14 不同地区分组回归结果

|           | 东部地区                |                     |                      |                     |                     |                     |
|-----------|---------------------|---------------------|----------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|           | <i>LAB</i>          | <i>REVE</i>         | <i>EMQ</i>           | $L_h$               | $L_m$               | $L_l$               |
| <i>AI</i> | 0.068***<br>(0.010) | 0.119***<br>(0.016) | -0.110***<br>(0.018) | 0.058***<br>(0.014) | -0.029**<br>(0.011) | 0.019***<br>(0.001) |
| 控制变量      | 是                   | 是                   | 是                    | 是                   | 是                   | 是                   |
| 观测值数      | 2382                | 2382                | 2382                 | 2382                | 2382                | 2382                |
| $R^2$     | 0.922               | 0.863               | 0.975                | 0.945               | 0.901               | 0.991               |
|           | 中西部地区               |                     |                      |                     |                     |                     |
|           | <i>LAB</i>          | <i>REVE</i>         | <i>EMQ</i>           | $L_h$               | $L_m$               | $L_l$               |
| <i>AI</i> | 0.043**<br>(0.018)  | 0.066**<br>(0.033)  | -0.149***<br>(0.036) | 0.052<br>(0.046)    | -0.020<br>(0.029)   | 0.029***<br>(0.003) |
| 控制变量      | 是                   | 是                   | 是                    | 是                   | 是                   | 是                   |
| 观测值数      | 500                 | 500                 | 500                  | 500                 | 500                 | 500                 |
| $R^2$     | 0.964               | 0.856               | 0.977                | 0.862               | 0.898               | 0.989               |

吉林、黑龙江、安徽、江西、河南、湖北、湖南、广西;西部地区包括四川、贵州、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆<sup>[34]</sup>。

回归结果(表14)显示,东部地区对就业数量、员工收入、高技能劳动力需求的促进作用以及中等技能劳动力的抑制作用明显大于中西部地区,而中西部地区对低技能劳动力需求的促进作用大于东部地区。东部地区与中西部地区人工智能对就业质量的影响明显不同。在东部地区,人工智能技术的应用可以显著提高就业质量,其作用小于中西部地区。

## 4 研究结论与对策建议

### 4.1 研究结论

文章分析了人工智能技术对人工智能公司员工就业的影响,主要结论如下:人工智能技术的应用对员工数量呈正向影响,对就业质量具有明显促进作用,对员工结构有显著极化效应,若学历越高代表技能越高,则会显著增加高技能和低技能劳动者就业,降低中技能劳动者就业,对中等技能的人员产生替代效应和分化效应,从而使中等技能的人员面临转岗就业的巨大压力。这一结果,不仅会影响员工学历结构,与员工收入呈正相关关系,还会促进高技能员工收入的提高。同时,这一结果也必将会增加我国农村富余劳动力转移就业压力,减少农民工进城务工的就业岗位,进而减少农民工进城务工收入,尤其对欠发达地区的农村富余劳动者产生较大的进城务工压力。从作用机制来看,在人工智能企业内部,人工智能技术的应用对就业人员数量和员工收入存在规模效应及新产品效应路径机制。通过异质性分析发现,人工智能技术的应用对于非国有企业、软件和信息技术服务业以及东部地区企业的就业数量、员工收入促进作用更大,劳动力市场极化效应更加显著。

### 4.2 对策建议

#### 4.2.1 加强智能产业协同发展,增加就业机会

一是政府应做好顶层设计,科学制定智能产业协同发展规划,发挥行业组织作用,共同推动智能产业协同发展。通过扩大智能产业发展规模、延长产业链等措施增加就业岗位,从而实现智能产业发展以及促进就业的良性循环。

二是加快制造业和人工智能相融合。通过异质性分析发现制造业对就业数量的促进作用更大,因此,应加快推进制造业与人工智能深度融合,大力推动制造业数字化、智能化转型,促进智能产业协同发展,充分发挥人工智能技术对就业数量的促进作用。

三是制定地区差异化的人工智能激励产业政策,积极引导驱动。东部地区应制定激励政策,不断提高人工智能应用水平,继续扩大人工智能技术对就业的创造效应;中西部地区应采取更加积极的鼓励政策,通过数字经济和人工智能手段为该地区产业赋能,发挥后发优势,实现弯道超车,在人工智能赋能产业发展方面实现跨越式发展,从而带动就业规模和就业质量实现提升。

#### 4.2.2 加强人工智能型人才培养和劳动者职业技能培训,适应智能制造时代岗位新要求

一是加速推进人工智能型高层次人才培养。应调整学科专业结构,加大对新工科人工智能型人才的教育投资,扩大教育规模、提升教育质量;优化人工智能专业设置,丰富专业知识体系,加强该专业硕士及以上高层次人才的培养,适应智能制造时代对高层次人工智能型人才的迫切需要。

二是将人工智能技术的培训融入劳动者再就业的职业培训,提升劳动者对人工智能技术应用的适应能力。劳动者要更新观念,调整心态,顺应人工智能技术代替工人的时代到来。一方面,人工智能技术的广泛应用是大势所趋,不可阻挡,要有正确的判断并积极应对;另一方面,人工智能技术的应用对就业总量具有促进作用,所以要不断加强学习,掌握新技术、新本领。

三是劳动者要不断提升自身专业技能,适应智能制造时代就业岗位的新要求。对低、中、高技能人员分类进行培训。对低技能人员,应加强针对性培训,增强其应用人工智能技术的本领,使其尽快适应新环境下的岗位要求;中技能劳动者与人工智能技术发展呈负相关,面临向高技能或低技能岗位转岗的压力,被淘汰的可能性更大,需要积极主动加强培训和学习,增强对人工智能技术的运用能力,更好地适应劳动力市场新



的变化和要求;高技能劳动者同样需要不断更新技术知识,增强创新意识,以应对人工智能时代的岗位新要求。

四是加大农村富余劳动力转移就业能力培训,特别要对其进行人工智能技术的培训。各地要充分利用政府促进就业的专项培训资金,依托当地高校和职业技术学院的师资及培训设施,强化对本地区农村富余劳动力有关人工智能技术的培训,提升其就业能力,使其满足人工智能时代产业的用工需要,促进农村富余劳动力转移到智能工厂和智能企业就业。

#### 参考文献:

- [1] 张美莎,曾钰桐,冯涛. 人工智能对就业需求的影响:基于劳动力结构视角[J]. 中国科技论坛,2021,(12):125-133.
- [2] 孟浩,张美莎. 人工智能如何影响劳动力就业需求?——来自中国企业层面的经验证据[J]. 西安交通大学学报(社会科学版),2021,41(05):65-73,93.
- [3] 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,2021,37(09):104-119.
- [4] 潘丹丹. 人工智能的就业反极化效应研究[J]. 现代经济探讨,2019,(12):25-31,65.
- [5] 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.
- [6] 汪昕宇,谢玉,彭莹莹,等. 人工智能技术对就业的影响及趋势预测:基于北京市工业机器人安装量的数据[J]. 中国人力资源开发,2022,39(01):119-133.
- [7] 吕荣杰,郝力晓. 人工智能等技术对劳动力市场的影响效应研究[J]. 工业技术经济,2018,37(12):131-137.
- [8] 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,2021,37(09):104-119.
- [9] BENZELL S G, KOTLIKOFF L J, LAGARDA G, et al. Robots are US: Some Economics of Human Replacement (No.w20941) [M]. National Bureau of Economic Research,2015.
- [10] 李晓龙,陈宠,廖乐伟,等. 数据要素、生成式人工智能与居民就业[J]. 劳动经济研究,2025,13(02):3-24.
- [11] 王晓娟,朱喜安,王颖. 工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究[J]. 数量经济技术经济研究,2022,39(04):88-106.
- [12] 芦婷婷,祝志勇. 人工智能是否会降低劳动收入份额——基于固定效应模型和面板分位数模型的检验[J]. 山西财经大学学报,2021,43(11):29-41.
- [13] 李新娥,喻子君,夏静,等. 人工智能技术应用下制造业企业就业效应研究——基于101家上市公司的实证检验[J]. 中国软科学,2021,(S01):10.
- [14] 彭莹莹,汪昕宇. 人工智能技术对制造业就业的影响效应分析——基于中国广东省制造企业用工总量与结构的调查[J]. 北京工业大学学报(社会科学版),2020,20(05):9.
- [15] 戚聿东,刘翠花,丁述磊. 数字经济发展、就业结构优化与就业质量提升[J]. 经济学动态,2020,(11):17-35.
- [16] 陈志,程承坪,陈安琪. 人工智能促进中国高质量就业研究[J]. 经济问题,2022,(09):41-51.
- [17] 郭丽勤,慈美清,宋婕. 智能制造背景下务工者的就业质量结构影响分析[J]. 产业创新研究,2022,(12):84-86.
- [18] 许清清,孟天赐,江霞. 智能制造对劳动力就业质量结构的影响及区域差异研究[J]. 江汉学术,2022,41(02):32-42.
- [19] 何勤,刘明泽. 人工智能对就业规模及劳动收入的影响——来自Meta分析的证据[J]. 首都经济贸易大学学报,2023,25(04):54-68.
- [20] ACEMOGLU, DARON. Changes in Unemployment and Wage Inequality: An Alternative Theory and Some Evidence [J]. Social Science Electronic Publishing,1999,89(05):1259-1278.
- [21] 潘珊,李剑培,顾乃华. 人工智能、产业融合与产业结构转型升级[J]. 中国工业经济,2025,(02):23-41.
- [22] AUTOR D, DORN D. The Growth of Low Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market [J]. IZA Discussion Papers,2012.
- [23] 吕世斌,张世伟. 中国劳动力“极化”现象及原因的经验研究[J]. 经济学(季刊),2015,(01):22.
- [24] 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[J]. 经济研究,2021(2020-10):159-175.
- [25] 赖德胜. 高质量就业的逻辑[J]. 劳动经济研究,2017,5(06):6-9.
- [26] 尹琪. 试论人工智能应用对制造业就业质量提升的影响[J]. 改革与开放,2021,(10):67-72.
- [27] 隋想. 人工智能技术与劳动者就业环境改善[J]. 经济问题,2022,(10):73-82.
- [28] 刘慧龙,张敏,王亚平,等. 政治关联、薪酬激励与员工配置效率[J]. 经济研究,2010,45(09):109-121,136.

- [29] 曾庆生,陈信元. 国家控股、超额雇员与劳动力成本[J]. 经济研究,2006,(05):74-86.
- [30] 曹春方,邓松林. 政府失业目标调整与就业质量——来自微观企业层面的证据[J]. 金融研究,2022,(06):115-132.
- [31] 王君,杨威. 人工智能等技术对就业影响的历史分析和前沿进展[J]. 经济研究参考,2017,(27):11-25.
- [32] 孙传旺,罗源,姚昕. 交通基础设施与城市空气污染——来自中国的经验证据[J]. 经济研究,2019,54(08):136-151.
- [33] 温忠麟,叶宝娟. 中介效应分析:方法和模型发展[J]. 心理科学进展,2014,22(05):731-745.
- [34] 孟浩,张美莎. 人工智能如何影响劳动力就业需求?——来自中国企业层面的经验证据[J]. 西安交通大学学报(社会科学版),2021,41(05):65-73,93.

## The Impact of the Application of Artificial Intelligence Technology on Employment

LI Quan-sheng<sup>1</sup>, SUN Jing-shuang<sup>1,2</sup>, LI Hui-hui<sup>3\*</sup>

(1. Business School, Xinjiang Normal University, Urumqi, Xinjiang, 830017, China; 2. Research Center for High-Quality Industrial Development in the Silk Road Economic Belt Core Region, Urumqi, Xinjiang, 830017, China; 3. School of Economics and Management, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang, 830046, China)

**Abstract:** Under the new development pattern of "double circulation", scientific and technological innovation is an important strategic deployment of the country. With the rapid development of artificial intelligence technology in recent years, people are worried about "machine replacement". In response to this problem, this paper makes an empirical analysis based on the micro data of AI listed companies from 2015 to 2021. The results show that the current application of AI technology in China promotes the number of employment employee income and Employment quality. At the same time, it is found that there is a significant intermediary effect between enterprise size and new product innovation in the employment impact, and China's labor market as a whole presents a polarization effect, and the demand for technical personnel in AI enterprises has increased.

**Keywords:** Artificial intelligence; Number of jobs; Quality of employment; Employment structure

(上接第23页)

organization-environment-performance" and empirically examines the mechanism through which cultural industry digitalization affects the level of cultural consumption. The findings show that: cultural industry digitalization exerts a positive promoting effect on cultural consumption, and it can indirectly enhance the level of cultural consumption through two pathways—education level and the scale of the cultural industry; under the condition of controlling for other variables, there exists a threshold effect in the impact of cultural industry digitalization on cultural consumption, where an increase in per capita disposable income further boosts the level of cultural consumption; influenced by geographical location, economic-social development, marketization and other factors, the effect of cultural industry digitalization on cultural consumption shows significant heterogeneity. In terms of economic region division, the strength of the impact follows the order: central region > western region > eastern region > northeastern region; from the perspective of marketization level, the effect is stronger in highly marketized regions than in less marketized regions; in addition, cultural industry digitalization exhibits a positive spatial spillover effect on cultural consumption, but this positive promoting effect remains insufficient, and the potential for reshaping the spatial pattern of cultural consumption still needs to be further unleashed. The conclusions of this study hold certain theoretical and practical value for clarifying the intrinsic relationship between digital development and cultural consumption, promoting the transformation and upgrading of the cultural industry, formulating digitalization policies for the cultural industry, and optimizing pathways for upgrading cultural consumption.

**Keywords:** Digitalization of cultural industry; Cultural consumption level; Impact mechanism; Regional heterogeneity; Spatial effect