

【专题:高质量充分就业】

# “机器换人”的就业冲击被高估了吗?

——来自中国制造业A股上市公司的证据

周世军 陈博文

**【摘要】**基于国际机器人联合会、中国制造业A股上市公司等匹配数据,实证研究发现使用机器人会显著降低企业劳动力需求,但这种冲击力度较弱,表现为机器人使用量每增加1%,劳动力需求仅下降0.019%,该结论在经过内生性处理和一系列稳健性检验后仍然成立。从冲击的具体特征来看,企业规模越大、行业资本劳动替代弹性越高,机器人应用对劳动力的替代效应越明显;“机器换人”的就业冲击还表现出明显的“区域极化”特征,本文从资本深化和劳动生产率提升路径进行了进一步阐释。长期来看,机器人应用对劳动力的冲击效应呈现衰减趋势。研究结果提出了应对策略,为客观评估和科学应对“机器换人”的就业冲击提供了参考。

**【关键词】**工业机器人;制造业;就业冲击;实证研究

**【作者简介】**周世军,男,安徽全椒人,安徽工业大学商学院副院长,教授,博士,研究方向:数字经济、劳动经济(安徽 马鞍山 243002);陈博文,男,湖北黄石人,华中农业大学经济管理学院博士研究生,研究方向:产业经济、劳动经济(湖北 武汉 430070)。

**【原文出处】**《广西财经学院学报》(南宁),2023.5.1~17

**【基金项目】**国家社会科学基金一般项目(20BJL143)。

## 一、引言

近年来,人工智能技术的快速发展使得工业机器人得以广泛应用。据国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)统计数据显示,截至2020年底,全球工业机器人累计安装量达300万台,机器人平均密度为126台/万人。与其他国家相比,2020年中国工业机器人使用密度为246台/万人,位于全球第9位,较世界前三位的韩国(932台/万人)、新加坡(605台/万人)和日本(390台/万人)尚有差距<sup>①</sup>。然而,随着工业机器人应用日益增多,“机器换人”引发担忧。Acemoglu & Restrepo<sup>[1]</sup>研究美国劳动力市场发现,每千名工人增加使用1台机器人,就业人口比例降低0.18%~0.34%;闫雪凌等<sup>[2]</sup>基于中国2006—2017年制造业分行业数据研究指出,工业机器人安装量每增加1台,就业岗位减少约4.6%<sup>②</sup>。美国制造业中每增加一台机器人,平均就有3.3名工人被取

代,因此机器人使用越普遍,劳动力受到的冲击可能越大。鉴于中国工业机器人的使用密度低于美国,并且考虑到中美劳动力规模以及成本差异,工业机器人对中国就业的冲击效应可能不会太大,因此工业机器人对于中国制造业的就业冲击影响可能被高估了。为了更好厘清这一问题,本文将基于计量经济学模型建构理论和分析方法进行实证研究。

与现有研究相比,本文的主要贡献有以下几点:一是研究数据上,本文基于微观制造业上市公司数据进行分析,与现有宏观研究相比结论更科学,能够解决宏观数据存在的黑箱问题;二是研究视角上,本文首次对机器人使用造成的区域就业“极化”机理进行了解释,且通过分布滞后模型检验了机器人就业效应的长期表现;三是研究方法上,本文采用多种稳健性方法进行检验,同时使用工具变量缓解内生性问题,使得研究结论更可靠。

## 二、文献梳理与理论假说

### (一)文献梳理

近年来,讨论以工业机器人为主要内容的人工智能对劳动力就业影响的文章日益增多,学者们主要关注工业机器人对劳动力的就业水平、就业结构及相关问题的实证与对策研究。

一是关注工业机器人对于劳动力就业水平的影响。大多数学者从偏向性技术进步的视角出发,考虑技术进步与劳动力投入在不同任务中的比较优势,指出资本或技术进步能够显著降低劳动力的比较优势,进而减少生产任务中劳动收入份额。例如,Frey & Osborne<sup>[3]</sup>通过分析美国就业市场702种岗位被替代的可能性,指出47%的工人面临被替代的风险;王永钦和董雯<sup>[4]</sup>研究认为,机器人应用对企业劳动力需求产生一定的替代效应,工业机器人渗透度每增加1%,企业的劳动力需求下降0.18%;类似研究还有孔高文等<sup>[5]</sup>、闫雪凌等<sup>[2]</sup>、Autor & Dorn<sup>[6]</sup>、Leigh & Kraft<sup>[7]</sup>等。除了上述替代效应之外,还有部分研究认为,工业机器人的使用能够提升企业生产效率、扩大生产规模、促使企业创造更多新岗位,具有就业创造效应。工业机器人使用能够调节不同行业之间的劳动力分布,在减少某些行业就业岗位的同时,也会促进其他行业的就业。Dauth et al.<sup>[8]</sup>通过对德国劳动力数据的分析发现,机器人应用在降低制造业就业岗位的同时,显著增加了服务业就业岗位。此外,还有部分学者认为机器人使用对劳动力就业水平提升并没有显著的影响<sup>[9]</sup>。

二是关注工业机器人对劳动力就业结构的影响。部分学者研究发现,技术进步对不同技能劳动力的影响是非线性的,存在明显的就业极化特征,即高技能和低技能劳动力就业比例明显上升,而中等技能劳动群体就业则呈现显著的下降趋势<sup>[10-12]</sup>。郝楠和江永红<sup>[13]</sup>根据劳动力受教育程度划分劳动力技能水平后发现,不同技能劳动力就业结构呈现出“N型极化”特征。王永钦和董雯<sup>[4]</sup>通过构建工业机器人渗透度指标后发现,机器人应用对不同技能的劳动力的需求存在显著差异,存在“就业极化”特征。针对“就业极化”特征的一个代表性解释是,高技能劳动者从事非常规的复杂劳动,低技能劳动力从事非

常规的简单劳动,这些工作被机器替代可能性较小,而中等技能劳动力从事的多为常规性工作,可替代性较高,往往容易被工业机器人所替代,造成中等劳动力需求下降。

三是考察机器人使用对劳动力工资等其他相关领域的影响。例如,Bloom et al.<sup>[14]</sup>实证研究发现,机器人使用的持续指数增长可能在可预见的未来扰乱就业市场,机器人的使用减少了工人工资。Acemoglu & Restrepo<sup>[1]</sup>研究美国劳动力市场发现,每1千名工人增加使用1台机器人,工资收入平均下降0.25%~0.5%。

总而言之,越来越多国内外学者开始关注工业机器人等人工智能的应用对劳动力市场造成的影响。然而,纵观现有文献,机器人应用究竟导致了就业规模扩张还是缩减尚存在分歧,并且中国区域资源禀赋、经济发展水平差异巨大,“机器换人”是否真如部分学者研究宣称的令人担忧仍然值得进一步讨论。基于此,本文将采用“行业—制造业上市公司”宏微观匹配数据,实证分析机器人应用对劳动力市场的影响。

### (二)理论假说

基于劳动力需求理论、总体模型建构原则以及中国的现实情境,本文认为“机器换人”对就业的冲击影响与下列情形有关,并呈现出相应的冲击特征,据此提出研究假说。

首先,“机器换人”的就业冲击效应跟企业规模有关。企业规模的扩张会使企业的等产量线向右移动,产生规模效应,对劳动力需求有扩大的趋势。同时,企业规模也会对工业机器人的使用产生影响,越是规模大的企业越倾向于使用工业机器人。王永钦和董雯<sup>[4]</sup>认为具有规模优势的大企业更有能力消化前期一次性机器人设备投入带来的成本负担以及有效节约劳动力成本,实现更高的成本加成,获得规模收益,从而激励更多企业使用机器人。同样,Acemoglu & Restrepo<sup>[15]</sup>认为,具有规模优势的大企业能从技术进步中获取更多收益。企业使用的机器人越多,所替代的劳动力人数可能会越多。总体上说,机器人的使用使得企业雇佣员工的人数可能会增多,也可能会减少,取决于规模效应和替代效应之间的比

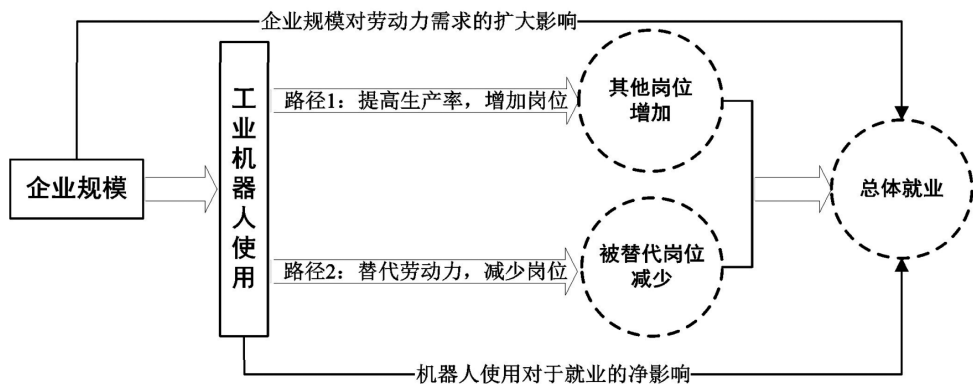


图1 “机器换人”的就业冲击效应与企业规模的关系

较。按照目前研究,学者们基本上认同工业机器人的使用降低了就业水平,这意味着当企业规模较大时,使用的工业机器人在生产中发挥了劳动力替代效应,具体见图1。工业机器人对总体就业的影响存在替代效应和规模效应,总效应为两者的加总。现有研究表明,机器人应用的总效应存在企业规模异质性,即企业规模越大,机器人使用强度越高,由此形成的劳动力替代效应可能更为明显,据此,本文提出假设1。

假设1:若“机器换人”降低了就业水平,则对规模越大的企业来说,机器人的使用对就业的替代效应越明显。

其次,“机器换人”的就业冲击效应跟资本劳动相对价格有关。如果资本价格越便宜、获取成本越小或劳动力成本越高,则企业越倾向于使用机器人。学者们认为资本深化<sup>[16]</sup>和外部融资依赖<sup>[4]</sup>会激励企业使用机器人。一些研究考虑了企业所有权性质,认为不同所有权的企业对于员工的雇佣行为是有差异的,譬如国有企业由于受到制度的约束,难以自由解雇员工,劳动力成本很高,而非国有企业则更为灵活<sup>[4]</sup>。除此之外,人力资本<sup>[2]</sup>、劳动力保护<sup>[5]</sup>等均会影响工业机器人对劳动力替代的难易程度。显然,上述因素均会影响资本与劳动力的相对价格,从而改变资本劳动替代弹性。资本劳动替代弹性越高,“机器换人”的程度可能会更高,被替代的劳动力会越多,从而可能会降低劳动力工资水平。但由于工资刚性的存在,劳动力工资不会一直下降,即下降到一定程度,被替代劳动力也会转移就业,以寻求更

高的工资。比较而言,资本的价格会越来越便宜,而劳动力成本会越来越贵,特别是对人口老龄化日益严峻的中国来说更是如此。资本劳动相对价格下降显著拉低了中国劳动收入份额<sup>[17]</sup>,考虑到工业机器人的应用未对员工薪酬产生显著影响,资本劳动相对价格下降则会使得工业机器人的使用显著降低劳动力就业水平,据此,本文提出假设2。

假设2:随着资本劳动相对价格的下降,机器人的使用对就业的替代效应将更加明显。

再次,考虑到中国产业梯度转移的新特征以及“就业极化”<sup>[11,18]</sup>,即高技能和低技能劳动者的就业比例上升,而中等技能劳动者的就业比例下降,“机器换人”的就业冲击效应可能存在“区域极化”现象。“大国雁阵式”的区域产业转移特征<sup>[19]</sup>很好地解释了20世纪八九十年代中国劳动密集型制造业向中西部地区大规模转移的现象,劳动力成本被认为是产业转移的决定性因素。但是,一项最新研究表明<sup>[20]</sup>,进入21世纪以后,伴随着以人工智能技术为主要特征的新一轮科技革命兴起,劳动力成本对工业产业转移不再具有决定性影响,一些劳动密集型行业可能向东部沿海地区回流;比较而言,技术含量较低的劳动密集型制造业尽管有回流沿海的趋势,但主要还是分布于中西部地区。考虑到机器人应用对不同技能劳动力需求的影响存在“就业极化”特征,工业机器人的使用可能在东部和西部地区表现出明显的替代效应,而在中部地区的影响可能并不明显,据此,本文提出假设3。

假设3:“机器换人”的就业冲击效应可能存在

“区域极化”现象,即在东部和西部地区工业机器人使用对就业的影响表现出显著的替代效应,而在中部地区的影响并不明显。

最后,“机器换人”的就业冲击效应随着时间的增长而逐渐衰减。与短期相比,长期劳动力需求曲线较为平坦,工业机器人对就业的替代效应将逐渐被规模效应所抵消,就业冲击呈现衰减趋势。工业机器人应用会导致劳动生产率的大幅提高<sup>[21]</sup>,企业盈利能力显著增强,随着长期资本积累和人工智能技术的不断进步,会产生巨大的生产力效应<sup>[14]</sup>,进而增加劳动力需求,扩大社会就业水平。更何况,工业机器人在取代一部分就业岗位的时候,也会创造出新的工作岗位。因此,从长远角度来看,人工智能带来的就业机遇要远远大于挑战,据此,本文提出假设4。

假设4:“机器换人”的就业冲击效应会随着时间的推移而呈现出衰减的趋势。

### 三、研究设计

#### (一)数据来源

研究主要涉及三部分数据,其中行业层面工业机器人应用数据来源于IFR。鉴于目前工业机器人应用主要集中在制造业领域,因此,本文主要对制造业行业中类(二位数行业代码)的工业机器人数据进行研究。其中一项难点在于,国民经济行业分类与代码(GB/T 4754-2011)与IFR的行业分类不一致,因此本文参照吕越等<sup>[22]</sup>的方法,手工整理了一套对照表(表1),将机器人数据与微观企业数据匹配起来。与现有学者侧重于地区或行业等宏观角度研究不同,本文从微观企业角度考察工业机器人应用对劳动力需求的影响,研究结果更为准确可靠。另外,本文还使用了企业原始数据和中国制造业分行业就业数据,其中企业原始数据来源于国泰安数据库(CS-MAR),制造业分行业就业数据来源于《中国劳动统计年鉴》。基于数据可靠性,本文剔除了ST类上市企业数据以及在该时间段内生存状况发生改变的企业,最终研究样本数为721家企业,时间跨度为2015-2019年。

#### (二)模型设定与变量分析

基于劳动力需求理论以及计量经济学总体模型设定的“唯一性”和“一般性”原则,并借鉴孔高文

等<sup>[5]</sup>、吕越等<sup>[22]</sup>的研究,本文构建的回归模型如式(1)所示:

$$\ln human_{it} = \beta_0 + \ln robotinstall_{it} + \sum control_{iect} + year_t + prov_c + industry_i + firm_c + \varepsilon_{iect} \quad (1)$$

其中, $i$ 表示行业, $e$ 表示企业, $c$ 表示区域, $t$ 表示年份。企业员工工数( $\ln human_{it}$ )为被解释变量,以企业 $e$ 在第 $t$ 年的员工总人数的对数表示;机器人应用水平( $\ln robotinstall_{it}$ )为核心解释变量,参照孔高文等<sup>[5]</sup>的做法,以新增机器人规模的自然对数表示; $\sum control_{iect}$ 表示一系列其他控制变量,具体包括行业集中度、企业规模、企业年龄、企业杠杆率、企业资本集聚化水平和企业融资能力六个变量,本文分别固定了年份( $year_t$ )、省份( $prov_c$ )、行业( $industry_i$ )、企业( $firm_c$ )四个维度的效应,以缓解遗漏变量问题; $\varepsilon_{iect}$ 为随机扰动项。此外,稳健性检验以及机制研究还用到了净利润占比、机器人密度、劳动生产率、资本劳动比等变量,为避免异常值的影响,本文对所有变量进行了1%双向缩尾处理。主要变量的具体定义及描述性分析分别如表2和表3所示。

### 四、实证结果

#### (一)基准回归结果

根据前文设定的模型,得到基准回归结果,如表4所示。从表4中列(1)可以看出,在控制年份、行业和省份固定效应情况下,主要解释变量机器人应用水平的估计系数为-0.015,且在5%的统计水平下显著。这表明,工业机器人使用量每增加1%,劳动力需求下降0.015%。为了提高实证结果的可靠性,本文仅在同时控制企业和年份固定效应的条件下再次进行回归,结果见表4中列(2)所示。主要解释变量的系数没有太大差别,且在1%的统计水平下显著为负。这表明工业机器人应用显著降低了劳动力就业水平,即工业机器人应用更多表现为替代效应。这一结果与孔高文等<sup>[5]</sup>基于地区和行业层面的结论相同。总体上看,现阶段中国机器人应用更多是替代常规岗位的劳动力,造成劳动力需求下降。除基准回归结果外,本文其他分析均控制年份和企业固定效应,为双向固定效应。

#### (二)内生性问题

基准回归模型可能存在内生性问题,解决的一

表1 IFR行业与中国《GB/T 4754-2011 国民经济行业分类》对照表

| IFR 编码 | IFR 行业分类                                           | 中国编码 | 国民经济行业分类             |
|--------|----------------------------------------------------|------|----------------------|
| 10-12  | Food and beverages                                 | 13   | 农副食品加工业              |
| 10-12  | Food and beverages                                 | 14   | 食品制造业                |
| 10-12  | Food and beverages                                 | 15   | 酒、饮料和精制茶制造业          |
| 10-12  | Food and beverages                                 | 16   | 烟草制品业                |
| 13-15  | Textiles                                           | 17   | 纺织业                  |
| 13-15  | Textiles                                           | 18   | 纺织服装、服饰业             |
| 13-15  | Textiles                                           | 19   | 皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业     |
| 16     | Wood and furniture                                 | 20   | 木材加工和木、竹、藤、棕、草制品业    |
| 16     | Wood and furniture                                 | 21   | 家具制造业                |
| 17-18  | Paper                                              | 22   | 造纸和纸制品业              |
| 91     | All other manufacturing branches                   | 23   | 印刷和记录媒介复制业           |
| 91     | All other manufacturing branches                   | 24   | 文教、工美、体育和娱乐用品制造业     |
| 91     | All other manufacturing branches                   | 25   | 石油、煤炭及其他燃料加工业        |
| 19     | Pharmaceuticals, cosmetics                         | 26   | 化学原料和化学制品制造业         |
| 19     | Pharmaceuticals, cosmetics                         | 27   | 医药制造业                |
| 20-21  | Other chemical products n.e.c.                     | 28   | 化学纤维制造业              |
| 22     | Rubber and plastic products(non-automotive)        | 29   | 橡胶和塑料制品业             |
| 23     | Glass, ceramics, stone, mineral products(non-auto) | 30   | 非金属矿物制品业             |
| 24     | Basic metals                                       | 31   | 黑色金属冶炼和压延加工业         |
| 24     | Basic metals                                       | 32   | 有色金属冶炼和压延加工业         |
| 25     | Metal products(non-automotive)                     | 33   | 金属制品业                |
| 91     | All other manufacturing branches                   | 34   | 通用设备制造业              |
| 261    | Semiconductors, LCD, LED                           | 35   | 专用设备制造业              |
| 29     | Automotive                                         | 36   | 汽车制造业                |
| 30     | Other vehicles                                     | 37   | 铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业 |
| 26-27  | Electrical/electronics                             | 38   | 电气机械和器材制造业           |
| 260    | Electronic components/devices                      | 39   | 计算机、通信和其他电子设备制造业     |
| 261    | Semiconductors, LCD, LED                           | 40   | 仪器仪表制造业              |
| 91     | All other manufacturing branches                   | 41   | 其他制造业                |
| 91     | All other manufacturing branches                   | 42   | 废弃资源综合利用业            |
| 91     | All other manufacturing branches                   | 43   | 金属制品、机械和设备修理业        |

表2 主要变量的定义

| 名称        | 符号             | 定义                             |
|-----------|----------------|--------------------------------|
| 企业员工数     | lnhuman        | 企业员工总人数的对数                     |
| 机器人应用水平   | lnrobotinstall | 新增机器人规模的对数                     |
| 企业规模      | lnscale        | 企业总资产规模的对数                     |
| 企业年龄      | lnage          | 统计年份减去企业成立年份,并取对数              |
| 企业杠杆率     | lngangan       | 企业总负债/企业总资产,并取对数               |
| 企业资本集聚力水平 | jbjiju         | 固定资产净额/企业员工总人数,并取对数            |
| 企业融资能力    | rznl           | 企业融资能力=财务费用/营业成本               |
| 行业集中度     | hhi            | 赫芬达尔指数,用行业中各企业所占行业总资产百分比的平方和表示 |
| 净利润占比     | jlr            | 净利润占比=净利润/营业收入                 |
| 机器人密度     | lnrobot        | 行业机器人密度=行业新增工业机器人安装量/行业平均用工人数  |
| 劳动生产率     | laborpro       | 企业营业收入/企业员工总人数,并取对数            |
| 资本劳动比     | K-L            | 固定资产净额/企业员工总人数的比值,且缩小10万倍      |

表3 主要变量的描述性统计

| 变量             | 样本量  | 均值     | 标准差   | 最小值    | 最大值    |
|----------------|------|--------|-------|--------|--------|
| lnhuman        | 3603 | 8.109  | 1.139 | 4.357  | 12.139 |
| lnrobotinstall | 3586 | 7.495  | 1.548 | 4.533  | 10.779 |
| lnscale        | 3598 | 22.482 | 1.185 | 19.346 | 27.468 |
| lnage          | 3604 | 2.876  | 0.305 | 1.792  | 3.664  |
| lnganggan      | 3598 | -0.98  | 0.573 | -3.928 | 0.588  |
| jbjiju         | 3603 | 12.791 | 0.862 | 4.835  | 15.599 |
| rzn1           | 3604 | 0.022  | 0.065 | -0.565 | 1.593  |
| hhi            | 3605 | 0.126  | 0.123 | 0.022  | 1      |
| jlir           | 3604 | 0.038  | 0.302 | -7.261 | 1.563  |
| lnrobot        | 3586 | 1.630  | 1.431 | -1.288 | 4.465  |
| laborpro       | 3603 | 13.802 | 0.732 | 9.106  | 18.28  |
| K-L            | 3603 | 5.286  | 5.880 | 0.001  | 59.504 |

表4 基准回归结果

| 变量             | (1)               | (2)               |
|----------------|-------------------|-------------------|
| lnrobotinstall | -0.015**(0.007)   | -0.019*** (0.006) |
| lnscale        | 0.859*** (0.017)  | 0.596*** (0.042)  |
| lnage          | 0.111** (0.054)   | 0.575*** (0.178)  |
| lnganggan      | 0.172*** (0.037)  | 0.064** (0.032)   |
| zbjiju         | -0.451*** (0.029) | -0.267*** (0.039) |
| rzn1           | -0.743*** (0.222) | -0.135 (0.099)    |
| hhi            | -0.053 (0.192)    | 0.064 (0.171)     |
| Constant       | -5.456*** (0.517) | -3.323*** (1.028) |
| 年份固定效应         | 是                 | 是                 |
| 行业固定效应         | 是                 | 否                 |
| 省份固定效应         | 是                 | 否                 |
| 企业固定效应         | 否                 | 是                 |
| N              | 3578              | 3578              |
| R <sup>2</sup> | 0.843             | 0.984             |

注:回归结果聚类到企业层面,括号中为回归参数标准误,\*\*\*、\*\*、\*分别表示在1%、5%、10%的统计水平下显著,以下各表同。

个方法是使用工具变量进行二阶段最小二乘回归。本文分别选取日本、德国、韩国所对应的二位数行业的工业机器人对数安装量的均值(Robot\_IV)和工业机器人使用滞后期值(l.lnrobotinstall)、滞后二期值(l2.lnrobotinstall)作为工具变量进行回归。选取这三个国家的机器人安装量作为工具变量的原因在于:该时间段,中国工业机器人主要依赖进口,且进口主要来源于上述三个发达国家,因此,该变量与中国机器人安装量存在相关性,且这些国家机器人应用水平更能够表现出行业技术进步;其次,外国工业机器

人使用不会直接影响中国劳动力市场情况,满足工具变量的外生性条件。选取解释变量滞后期作为工具变量原因有:一是计量分析表明工业机器人应用水平当期值与滞后期数值存在显著相关性;二是当期扰动不会影响滞后期的观测值。进一步,对工具变量分别进行检验,从表5可以看出,第一阶段F统计量均大于经验法则的临界值10,说明工具变量与内生变量在统计上存在较高的相关性。其次,由各列可识别检验K-Paapr LM统计量均在1%的统计水平下显著得出工具变量满足可识别性。另外,各

列Cragg-Donald Wald F统计量均大于Stock-Yogo在10%的统计水平下临界值16.38,即上述两个工具变量均通过弱工具变量检验。由第二阶段的回归结论可知,机器人系数均显著为负,验证了本文基准回归结果,即工业机器人应用显著降低了制造业劳动力需求,研究结论具有较强的稳健性。

(三)稳健性检验

为了检验基准回归结果的稳健性,本文使用三种检验方法,见表6。一是在列(1)中使用工业机器人密度数据替代工业机器人新增安装量数据进行回归;二是通过补充变量法在列(2)中加入净利润占比变量;三是在列(3)中剔除属于汽车制造业的企业样本数据进行分析。由表6中列(1)、列(2)和列(3)结果可知,无论是通过替换解释变量还是通过补充遗漏变量或者缩小样本容量,回归结果较基准回归结果均

无显著差异,工业机器人的使用在1%的统计水平下均显著降低了劳动力就业人数,说明了基准回归估计结果的稳健性。

五、假设检验

上述研究已经揭示出了机器人冲击就业的总体影响,但目前尚不清楚在何种情形或条件下,“机器换人”的就业冲击更为严重。对此,前文的理论分析提供了一系列研究假设,本文接下来将分别予以验证。

(一)假设1验证

参照吕越等<sup>[22]</sup>的做法,以企业总资产衡量企业规模,并根据当年企业规模从小到大排列,将样本企业分为小规模企业(排名前1/3)、中等规模企业(排名位于中间1/3)和大规模企业(排名后1/3)三个子样本进行分组回归,估计结果见表7中的列(1)、列(2)和列(3)。

表5 工具变量(2SLS)回归结果

|          | 工具变量:l.lnrobotinstall、l2.lnrobotinstall | 工具变量:Robot_IV  |
|----------|-----------------------------------------|----------------|
| Robot    | -0.056***<br>(0.016)                    | -0.081*(0.043) |
| 控制变量     | 是                                       | 是              |
| 第一阶段F统计量 | 573.44                                  | 129.62         |
| 可识别检验    | 245.687                                 | 101.474        |
| <P值>     | <0.000>                                 | <0.000>        |
| 企业固定效应   | 是                                       | 是              |
| 年份固定效应   | 是                                       | 是              |
| 弱IV检验    | 314.681                                 | 80.115         |
| 样本量      | 2857                                    | 3578           |

表6 稳健性检验结果

| 变量             | (1)                  | (2)                  | (3)                  |
|----------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| lnrobotinstall |                      | -0.019***<br>(0.006) | -0.015***<br>(0.006) |
| lnrobot        | -0.016***<br>(0.005) |                      |                      |
| lnscale        | 0.596***<br>(0.042)  | 0.604***<br>(0.042)  | 0.593***<br>(0.043)  |
| lnage          | 0.579***<br>(0.179)  | 0.571***<br>(0.178)  | 0.619***<br>(0.184)  |
| lngangan       | 0.064**<br>(0.032)   | 0.057*<br>(0.032)    | 0.061*<br>(0.033)    |
| zbjiju         | -0.267***<br>(0.039) | -0.268***<br>(0.039) | -0.263***<br>(0.040) |
| rzn1           | -0.136<br>(0.100)    | -0.218**<br>(0.102)  | -0.138<br>(0.100)    |
| hhi            | 0.081<br>(0.173)     | 0.065<br>(0.172)     | 0.133<br>(0.170)     |
| jlrr           |                      | -0.035<br>(0.025)    |                      |
| Constant       | -3.463***<br>(1.031) | -3.489***<br>(1.028) | -3.461***<br>(1.041) |
| 企业固定效应         | 是                    | 是                    | 是                    |
| 年份固定效应         | 是                    | 是                    | 是                    |
| N              | 3578                 | 3578                 | 3390                 |
| R <sup>2</sup> | 0.985                | 0.985                | 0.985                |

从中可以看出:对于小规模和中等规模企业来说,机器人的应用均降低了企业用工需求,但影响并不显著;而对于大规模企业来说,在1%的统计水平下,机器人应用明显降低了劳动力就业水平,其就业冲击强度是中小规模企业的4~6倍。研究结论完全验证了假设1,说明在中国制造业的大规模企业中,机器人应用对就业的影响主要发挥了替代效应。同时,表7的估计结果也揭示了机器人对于就业的冲击效应主要表现在中国制造业的大规模企业中。

(二)假设2验证

资本劳动相对价格下降,意味着资本劳动替代弹性上升。根据陈登科和陈诗一<sup>[17]</sup>的测算结果,将行业加总资本劳动替代弹性按照大小分为两个子样本进行分组回归。其中,行业加总资本劳动替代弹性大于2的为高替代弹性组,否则为低替代弹性组。回归结

果见表8中的列(1)和列(2)。列(1)中机器人应用的系数为-0.021,且在1%的统计水平下显著;列(2)中机器人应用的系数接近于0且不显著。资本劳动替代弹性越高的行业,机器人应用对就业的冲击效应更加明显,假设2得到验证。这说明,在资本劳动替代弹性较高的高科技行业以及重工业中(如计算机、电子与通信设备制造业、医药制造业以及黑色金属冶炼及压延加工业等),机器人应用对于就业的冲击效应要明显高于资本劳动替代弹性较小的低技术行业与轻工业(如家具制造业、饮料制造业、服装业等)。

(三)假设3验证

根据国家统计局的东、中、西、东北地区划分以及企业所属省份,将样本企业划分为东部、中部和西部企业<sup>③</sup>。回归结果见表9中列(1)、列(2)和列(3)。可以看出,在东部和西部地区,机器人应用显著降低了

表7 按企业规模分组的回归结果

| 变量             | (1)小规模企业          | (2)中等规模企业         | (3)大规模企业          |
|----------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| lnrobotinstall | -0.007(0.012)     | -0.009(0.011)     | -0.041*** (0.013) |
| lnage          | 0.714(0.459)      | 0.720*** (0.232)  | 1.290*** (0.465)  |
| lnganggan      | 0.199*** (0.052)  | 0.181*** (0.057)  | 0.337*** (0.065)  |
| zbjiju         | -0.234*** (0.063) | -0.306*** (0.042) | -0.422*** (0.079) |
| rzn1           | -0.305(0.211)     | -0.623(0.539)     | -0.354(0.230)     |
| hhi            | -0.409(0.453)     | 0.365(0.257)      | 0.683* (0.413)    |
| Constant       | 8.461*** (1.487)  | 10.167*** (0.808) | 11.386*** (1.332) |
| 企业固定效应         | 是                 | 是                 | 是                 |
| 年份固定效应         | 是                 | 是                 | 是                 |
| N              | 1187              | 1196              | 1195              |
| R <sup>2</sup> | 0.172             | 0.273             | 0.339             |

表8 按资本劳动替代弹性分组的回归结果

| 变量             | (1)资本劳动替代弹性高      | (2)资本劳动替代弹性低      |
|----------------|-------------------|-------------------|
| lnrobotinstall | -0.021*** (0.007) | 0.001(0.017)      |
| lnscale        | 0.609*** (0.049)  | 0.515*** (0.057)  |
| lnage          | 0.538** (0.210)   | 0.643** (0.324)   |
| lnganggan      | 0.062* (0.037)    | 0.083(0.061)      |
| zbjiju         | -0.264*** (0.042) | -0.305*** (0.050) |
| rzn1           | -0.164(0.109)     | 0.070(0.270)      |
| hhi            | 0.023(0.458)      | 0.157(0.228)      |
| Constant       | -3.411*** (1.138) | -1.353(1.491)     |
| 企业固定效应         | 是                 | 是                 |
| 年份固定效应         | 是                 | 是                 |
| N              | 2900              | 678               |
| R <sup>2</sup> | 0.482             | 0.486             |

表 9

按地区分组的回归结果

| 变量             | (1)东部地区           | (2)中部地区           | (3)西部地区           |
|----------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| lnrobotinstall | -0.017**(0.008)   | -0.013(0.013)     | -0.044*** (0.015) |
| lnscale        | 0.611*** (0.049)  | 0.535*** (0.079)  | 0.639*** (0.107)  |
| lnage          | 0.500** (0.212)   | 1.061*** (0.361)  | 0.392(0.393)      |
| lnganggan      | 0.063(0.044)      | 0.055(0.048)      | 0.064(0.056)      |
| zbjiju         | -0.267*** (0.047) | -0.343*** (0.067) | -0.164*** (0.074) |
| rzn1           | -0.140(0.156)     | -0.136(0.146)     | -0.050(0.147)     |
| hhi            | -0.127(0.217)     | 0.748** (0.305)   | -0.606(0.749)     |
| Constant       | -3.468*** (1.224) | -2.429(2.130)     | -4.845** (2.341)  |
| 企业固定效应         | 是                 | 是                 | 是                 |
| 年份固定效应         | 是                 | 是                 | 是                 |
| N              | 2352              | 664               | 562               |
| R <sup>2</sup> | 0.984             | 0.985             | 0.990             |

劳动力就业水平,而在中部地区不显著,存在“区域极化”现象,假设 3 得到验证。这与韩民春等<sup>[23]</sup>基于 286 个地级市的研究结论相同。可能的解释是:常规性任务密集度高、技术含量高的制造业以及中等技术行业向东部沿海集聚和回流,一些简单常规性任务的劳动密集型行业主要分布于西部地区,而中部地区介于之间,与“就业极化”现象类似,工业机器人的使用对东部和西部地区的劳动力挤出效应会更明显。

#### (四)假设 4 验证

为了进一步考察机器人使用对企业劳动力就业水平的长期影响,本文引入了机器人应用水平的滞后一期(l.lnrobotinstall)、滞后二期(l2.lnrobotinstall)和滞后三期(l3.lnrobotinstall)作为解释变量,通过分布滞后模型进行检验,估计结果见表 10。实证结果表明,机器人对于就业的冲击主要受到滞后一期的影

响,更长期的影响在减弱,假设 4 得到验证。长期来看,机器人应用会带来生产率的普遍提高,使得企业盈利增加,生产规模扩大,产生生产力效应。与此同时,机器人应用还会创造出新业态就业岗位,产生就业创造效应。机器人应用对劳动力的替代效应长期内会被生产力效应和就业创造效应所抵消,因此,用长远眼光来看,不必过度担忧人工智能发展带来的挑战。

## 六、进一步讨论

### (一)机制分析

“机器换人”的就业替代效应可以有两种机制提供解释:一是机器人应用提高了企业劳动生产率,意味着同样的产出只需雇佣更少的员工,从而减少对劳动力的需求;二是机器人应用若加剧了资本深化,则意味着可以通过资本投入的增加来增加产出,同样会伴随着劳动力需求的减少。接下来,本文将采用中介效应模型对此进行验证。参照温忠麟和叶宝娟<sup>[24]</sup>的做法,本文设定的中介效应检验模型如公式(2)—(4)所示:

$$\ln human_{it} = \beta_0 + \ln robotinstall_{it} + \sum control_{iect} + year_t + firm_c + \varepsilon_{iect} \quad (2)$$

$$M_{et} = \beta_0 + \ln robotinstall_{it} + \sum control_{iect} + year_t + firm_c + \varepsilon_{iect} \quad (3)$$

$$\ln human_{it} = \beta_0 + \ln robotinstall_{it} + M_{et} + \sum control_{iect} + year_t + firm_c + \varepsilon_{iect} \quad (4)$$

其中  $M_{et}$  为中介变量,分别为劳动生产率和资本

表 10 机器人应用对劳动力需求的长期影响

| 变量                | (1)              |
|-------------------|------------------|
| lnrobotinstall    | -0.006(0.019)    |
| l.lnrobotinstall  | -0.027** (0.012) |
| l2.lnrobotinstall | -0.007(0.038)    |
| l3.lnrobotinstall | -0.000(0.009)    |
| 控制变量              | 是                |
| 企业固定效应            | 是                |
| 年份固定效应            | 是                |
| N                 | 1400             |
| R <sup>2</sup>    | 0.995            |

劳动比,其他变量定义同公式(1)。中介模型回归结果如表 11 所示。从表 11 中列(2)可以看出,工业机器人使用显著提升了企业劳动生产率水平;从列(3)可以看出,加入中介变量后的核心解释变量系数绝对值变小且劳动生产率对企业劳动需求具有负向相关性,说明企业劳动生产率是工业机器人应用影响劳动力需求的负向传导机制。同理,通过列(4)可以看出,工业机器人使用显著提升了企业资本劳动比;从列(5)可以看出,企业资本劳动比提高会降低企业劳动需求,说明资本劳动比是工业机器人应用影响劳动力需求的负向传导机制。此外,本文还通过 Sobel

检验对表 11 的中介效应进行验证,结果均小于 0.05,表明上述中介效应确实存在。因此,有充分理由认为劳动生产率和资本劳动比的中介效应是存在的。

(二)“区域极化”的形成机理

机器人应用显著降低了东部和西部地区劳动力就业水平,而对中部地区却没有影响,其形成机理可能有很多,劳动生产率和资本深化机制可以提供很好的解释。但是,对任一地区而言,这两种机制不一定同时并存,且可能有所偏向。接下来,本文将以“资本劳动比”和“劳动生产率”两个变量为因变量进行分析,估计结果见表 12。

表 11 中介效应检验结果

| 变量             | (1)                  | (2)                  | (3)                  | (4)                    | (5)                  |
|----------------|----------------------|----------------------|----------------------|------------------------|----------------------|
| laborpro       |                      |                      | -0.321***<br>(0.033) |                        |                      |
| K-L            |                      |                      |                      |                        | -0.015**<br>(0.007)  |
| lnrobininstall | -0.019***<br>(0.006) | 0.017*<br>(0.010)    | -0.014**<br>(0.005)  | 0.107*<br>(0.055)      | -0.018***<br>(0.006) |
| lnscale        | 0.596***<br>(0.042)  | 0.142***<br>(0.055)  | 0.643***<br>(0.032)  | 0.987**<br>(0.466)     | 0.610***<br>(0.039)  |
| lnage          | 0.575***<br>(0.178)  | -0.409*<br>(0.235)   | 0.441***<br>(0.147)  | -1.319<br>(1.465)      | 0.556***<br>(0.172)  |
| lnganggan      | 0.064**<br>(0.032)   | 0.044<br>(0.045)     | 0.078***<br>(0.026)  | 0.112<br>(0.193)       | 0.065**<br>(0.031)   |
| jbjiju         | -0.267***<br>(0.039) | 0.198***<br>(0.042)  | -0.202***<br>(0.030) | 4.550***<br>(0.684)    | -0.201***<br>(0.046) |
| rznl           | -0.135<br>(0.099)    | -1.141***<br>(0.319) | -0.510***<br>(0.142) | -0.589<br>(3.212)      | -0.144<br>(0.102)    |
| hhi            | 0.064<br>(0.171)     | -0.998***<br>(0.294) | -0.263<br>(0.199)    | 0.135<br>(2.458)       | 0.066<br>(0.177)     |
| Constant       | -3.205***<br>(1.017) | 9.099***<br>(1.296)  | -0.221<br>(0.825)    | -71.960***<br>(14.857) | -4.253***<br>(1.022) |
| 企业固定效应         | 是                    | 是                    | 是                    | 是                      | 是                    |
| 年份固定效应         | 是                    | 是                    | 是                    | 是                      | 是                    |
| N              | 3578                 | 3578                 | 3578                 | 3578                   | 3578                 |
| R <sup>2</sup> | 0.480                | 0.368                | 0.616                | 0.480                  | 0.491                |

表 12 “区域极化”的形成机理检验

| 变量             | 因变量:资本劳动比              |                        |                         | 因变量:劳动生产率            |                      |                      |
|----------------|------------------------|------------------------|-------------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
|                | 东部地区                   | 中部地区                   | 西部地区                    | 东部地区                 | 中部地区                 | 西部地区                 |
| lnrobininstall | 0.130*<br>(0.067)      | 0.024<br>(0.067)       | 0.064<br>(0.225)        | 0.013<br>(0.011)     | 0.012<br>(0.020)     | 0.055*<br>(0.032)    |
| lnscale        | 0.251<br>(0.327)       | 1.883**<br>(0.927)     | 1.605<br>(1.042)        | 0.102<br>(0.067)     | 0.241**<br>(0.113)   | 0.142<br>(0.110)     |
| lnage          | 0.274<br>(1.552)       | -4.866*<br>(2.783)     | -8.731<br>(7.117)       | -0.194<br>(0.266)    | -0.856*<br>(0.500)   | -0.945<br>(1.007)    |
| lnganggan      | 0.142<br>(0.227)       | 0.261<br>(0.244)       | 0.282<br>(0.572)        | 0.033<br>(0.054)     | 0.073<br>(0.089)     | 0.092<br>(0.121)     |
| zbjiju         | 4.104***<br>(0.629)    | 5.324***<br>(1.121)    | 7.466***<br>(2.122)     | 0.203***<br>(0.048)  | 0.225***<br>(0.084)  | 0.103<br>(0.102)     |
| rznl           | 3.763<br>(2.635)       | 0.947<br>(0.822)       | -10.461<br>(9.293)      | -0.968***<br>(0.354) | -1.233***<br>(0.295) | -1.531*<br>(0.782)   |
| hhi            | 1.854<br>(3.438)       | -1.868<br>(2.118)      | 3.198<br>(7.805)        | -1.010***<br>(0.347) | -0.833<br>(0.558)    | 0.746<br>(1.324)     |
| Constant       | -54.692***<br>(13.161) | -91.274***<br>(29.067) | -101.648***<br>(32.371) | 9.403***<br>(1.528)  | 7.762**<br>(3.123)   | 11.372***<br>(3.089) |
| 企业固定效应         | 是                      | 是                      | 是                       | 是                    | 是                    | 是                    |
| 年份固定效应         | 是                      | 是                      | 是                       | 是                    | 是                    | 是                    |
| N              | 2352                   | 664                    | 562                     | 2352                 | 664                  | 562                  |
| R <sup>2</sup> | 0.530                  | 0.580                  | 0.467                   | 0.343                | 0.444                | 0.412                |

从表12可以看出,东部和西部地区的影响路径比较清晰。其中,东部地区机器人应用提高了资本劳动比,西部地区机器人应用提高了劳动生产率,且均在10%的统计水平下显著。说明在东部地区,机器人应用主要是通过资本深化路径降低就业水平,而在西部地区则是通过改变劳动生产率路径降低就业水平。这与实际情况相吻合,东部地区劳动力成本高,企业更倾向采用工业机器人代替劳动力,进而改变了要素投入结构,提高了资本劳动比,降低了劳动力需求;而在西部地区,劳动力更多从事的是常规可替代性高的任务,机器人应用显著提升了劳动生产率,减少了劳动力需求。

另外,从表12中还可以发现,在中部地区,机器人应用对资本劳动比和劳动生产率的影响均不显著,说明中部地区的机器人使用不仅没有强化资本深化,而且也没有提高劳动生产率,这可能与中部地区的资本深化不够强以及中低技术行业回流东部沿海地区等情况有关。

## 七、研究结论与应对策略

随着以人工智能技术为主要特征的新一轮科技革命蓬勃发展,“机器换人”的就业冲击引发了人们的担忧。本文使用IFR数据和A股制造业上市公司的微观数据进行实证研究发现,机器人应用对制造业企业劳动力需求产生显著的替代效应,机器人使用量每增加1%,劳动力需求平均下降0.019%,但现阶段机器人应用对中国劳动力市场冲击尚不强烈。此外,为了厘清在何种情形或条件下“机器换人”的就业冲击更为严重,本文基于劳动力需求理论以及计量模型构建原则提出了一系列研究假设并予以检验。结果表明,对小规模和中等规模企业而言,机器人的应用均降低了企业用工需求,但影响并不显著;而对大规模企业而言,在1%的统计水平下,机器人应用明显降低了劳动力就业水平,其就业冲击强度是中小规模企业的4~6倍。在资本劳动替代弹性较高的高科技行业以及重工业中,机器人对就业的冲击效应要明显高于资本劳动替代弹性较小的低技术行业与轻工业。在东部和西部地区,机器人应用显著降低了劳动力就业水平,而在中部地区不显著,存在“区域极化”现象。机器人应用对劳动力的替代效

应长期内会被生产力效应和就业创造效应所抵消。进一步地,本文基于劳动生产率提升路径和资本深化路径,探究了“机器换人”的区域极化现象形成的机理。且在东部地区,机器人应用主要是通过资本深化路径降低就业水平,而在西部地区则是通过改变劳动生产率路径降低就业水平。

基于上述研究结论,本文提出以下几点应对策略。

(一)全面把握“机器换人”的短期挑战和长期机遇,实现可持续高质量就业。本文研究发现,短期内虽然机器人应用对劳动力就业产生了明显的替代效应,但这种冲击效应并不大,另外从长期来看,替代效应会被生产力效应和就业创造效应所抵消。因此,要将短期挑战和长期机遇结合起来,针对冲击发生的不同特点,分步骤、分阶段实施劳动技能升级和就业结构转型等工作,合理引导人工智能技术发展,在经济高质量发展过程中,促进人机融合,实现高质量就业<sup>[25,26]</sup>。

(二)因地制宜,匹配施策应对“机器换人”的就业冲击问题。例如,在东部和西部地区,机器人应用显著降低了劳动力就业水平,且分别通过资本深化和劳动生产率提升路径发挥作用。因此,应对东部地区的就业冲击,应考虑发展与资本深化相匹配的高技术高复杂性的人力资本,实现人和机器协同融合;而应对西部地区的就业冲击,“机器换人”可能导致劳动力会从劳动生产率高的行业向低效率行业转移,因此应重点考虑劳动力转移就业问题。

(三)征收机器人使用税以补贴相关失业人员再就业培训和基本生活保障。本文研究结果表明,“机器换人”造成的就业冲击在大规模企业以及资本劳动替代弹性高的行业表现得尤为明显。可以考虑列出具体行业清单以及企业规模条件等,设计征收机器人使用税。然后,通过转移支付的形式将此类专项税收所得用于相关失业人群的失业救济和再就业培训支出。

### 注释:

①数据来源于国际机器人联合会网站(IFR),<https://ifr.org/ifr-press-releases/news/robot-density-nearly-doubled-globally>。

②闫雪凌等学者在《统计研究》2020年第1期上发表的论文中指出“工业机器人保有量每上升1%,就业岗位减少约4.6%”。这种表述欠妥,作者的核心解释变量为工业机器人安装量(台),被解释变量为劳动力岗位数量且取对数。因此,其参数估计值-0.046表达的意思应是工业机器人安装量每增加1台,劳动力就业岗位减少约4.6%。

③东部地区包括北京、天津、河北、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东、海南10个省(市);中部地区包括山西、安徽、江西、河南、湖北、湖南6个省;西部地区包括内蒙古、广西、重庆、四川、贵州、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏、新疆12个省(市、自治区);东北地区包括辽宁、吉林、黑龙江3个省。鉴于东北地区企业数较少,因此,将东北地区企业归属于东部地区。考虑到数据缺失情况,本文地区划分不包括港澳台和西藏地区。

#### 参考文献:

- [1]ACEMOGLU D, RESTREPO P. Secular stagnation? The effect of aging on economic growth in the age of automation[J]. *American economic review*, 2017, 107(5): 174-179.
- [2]闫雪凌,朱博楷,马超.工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据[J]. *统计研究*, 2020, 37(1): 74-87.
- [3]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.
- [4]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*, 2020, 55(10): 159-175.
- [5]孔高文,刘莎莎,孔东民.机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J]. *中国工业经济*, 2020(8): 80-98.
- [6]AUTOR D H, DORN D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. *American economic review*, 2013, 103(5): 1553-1597.
- [7]LEIGH N G, KRAFT B. Local economic development and the geography of the robotics industry[R]. Mimeo, Georgia Tech, 2016.
- [8]DAUTH W, FINDEISEN S, SUEDEKUM J, et al. Adjusting to robots: Worker-level evidence[J]. *Opportunity and inclusive growth institute working papers*, 2018, 13.
- [9]ARNTZ M, GREGORY T, ZIERAHN U. The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis[J]. 2016.
- [10]ACEMOGLU D, AKCIGIT U, KERR W. Networks and the macroeconomy: An empirical exploration[J]. *Nber macroeconomics annual*, 2016, 30(1): 273-335.
- [11]AUTOR D H, KATZ L F, KEARNEY M S. The polarization of the US labor market[J]. *American economic review*, 2006, 96(2): 189-194.
- [12]AUTOR D H, DORN D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. *American economic review*, 2013, 103(5): 1553-1597.
- [13]郝楠,江永红.谁影响了中国劳动力就业极化?[J]. *经济与管理研究*, 2017, 38(5): 75-85.
- [14]BLOOM D E, MCKENNA M, PRETTNER K. Demography, unemployment, automation, and digitalization: Implications for the creation of (decent) jobs, 2010-2030[R]. *National bureau of economic research*, 2018.
- [15]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.
- [16]谢萌萌,夏炎,潘教峰,等.人工智能、技术进步与低技能就业——基于中国制造业企业的实证研究[J]. *中国管理科学*, 2020, 28(12): 54-66.
- [17]陈登科,陈诗一.资本劳动相对价格、替代弹性与劳动收入份额[J]. *世界经济*, 2018, 41(12): 73-97.
- [18]ACEMOGLU D, AUTOR D. Skills, tasks and technology: Implications for employment and earnings[A]. *Handbook of labor economics*[M]. North Holland: Elsevier, 2011, 4: 1043-1171.
- [19]蔡昉,王德文,曲玥.中国产业升级的大国雁阵模型分析[J]. *经济研究*, 2009, 44(9): 4-14.
- [20]孙早,侯玉琳.工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. *中国工业经济*, 2019(5): 61-79.
- [21]李磊,徐大策.机器人能否提升企业劳动生产率?——机制与事实[J]. *产业经济研究*, 2020(3): 127-142.
- [22]吕越,谷玮,包群.人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J]. *中国工业经济*, 2020(5): 80-98.
- [23]韩民春,韩青江,夏蕾.工业机器人应用对制造业就业的影响——基于中国地级市数据的实证研究[J]. *改革*, 2020(3): 22-39.
- [24]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(5): 731-745.
- [25]蔡兴,李琪,张洁.人口老龄化对产业结构的影响——基于细分行业就业结构的实证研究[J]. *区域金融研究*, 2020(12): 77-85.
- [26]罗序斌.“互联网+”背景下中国传统制造业转型升级研究[J]. *金融教育研究*, 2019, 32(1): 18-29.