

工业机器人应用会加剧中国城乡收入差距吗?

陈晓华¹, 邓贺², 杜文¹

(1. 浙江理工大学 经济管理学院, 浙江 杭州 310018; 2. 上海财经大学 商学院, 上海 200433)

[摘要] 基于 IFR 数据库中国工业机器人数据, 在科学测度 2007—2019 年中国 31 个省区级区域工业机器人渗透度及城乡收入差距的基础上, 细致刻画工业机器人应用对城乡收入差距的作用机制。研究发现: 工业机器人应用显著加剧了中国城乡收入差距, 因而有效处理机器人应用的收入分配效应能为高质量增长和共同富裕战略的协同共进提供重要支撑; 工业机器人应用会通过提升就业技术结构高级化水平和资本利润率两个渠道, 加剧中国城乡居民收入差距, 且工业机器人应用在高劳动收入份额区域内引致的城乡收入差距效应较为显著; 工业机器人应用有利于激发产业结构服务化及合理化的演进动力, 并对制造业与生产性服务业协同集聚具有催化剂作用。为此, 中国政府应及时和准确地预判工业机器人应用对中国目前及未来较长一段时间内经济与社会发展的动态影响, 并在享受人工智能时代红利的同时, 平抑其对城乡收入差距造成的负面冲击。

[关键词] 工业机器人; 城乡收入差距; 产业结构; 协同集聚; 人工智能; 产业经济; 收入分配; 共同富裕

[中图分类号] F222; F014.4; F424 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 2096-3114(2024)01-0088-13

一、引言

21 世纪以来, 人工智能(Artificial Intelligence, 简称 AI)、云计算、大数据、互联网及物联网等前沿技术, 将人类社会带入以智能化技术为核心的智能经济时代。以美国、德国及日本等为代表的经济体为抢占新一轮智能技术发展的制高点, 先后在人工智能领域建立多项个性化发展的战略布局。如具有丰富技能属性的工业机器人, 已经成为美国制造业“再工业化”计划、德国“工业 4.0”战略及日本“新机器人”战略等多项任务的核心内容。根据德勤发布的数据, 2015—2020 年间, 全球人工智能市场规模以 26.2% 的年均增长率实现 1684 亿元至 6800 亿元人民币的翻升。世界人工智能的发展也激发了中国在该领域的发展诉求, 如中国先后出台《新一代人工智能发展规划》《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划(2018—2020)》《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》等规划措施, 将人工智能技术的战略高度提升至国家层面, 中国以工业机器人为代表的人工智能产业得以快速发展。艾瑞咨询发布的《2021 年中国人工智能产业研究报告》显示: 2021 年中国人工智能核心产业规模达到 1998 亿元, 预计 5 年后将超过 6000 亿元。此外, 根据国际机器人联合会(International Federation of Robotics, 简称 IFR)公布的数据计算可知: 2019 年中国工业机器人存量超过 283.4 万台, 较 2018 年增长率高达 20.2%。IFR 主席 Milton Guerry 对此表示: 中国以其全球增长最快、规模最大的工业机器人市场成为机器人发展历史中的奇迹。此外, 党的十九大报告重点强调了人工智能技术与实体经济深度融合的重要性, 因此工业机器人作为智能化技术发展的核心要素, 在未来较长一段时间内, 必将以高速发展的态势,

[收稿日期] 2023-02-24

[基金项目] 国家社会科学基金一般项目(22BJL126); 教育部人文社会科学基金项目(22YJC790016); 浙江省自然科学基金重点项目(LZ21G030003); 浙江省哲学社会科学规划重大项目(24QNYC11ZD)

[作者简介] 陈晓华(1982—), 男, 江西玉山人, 浙江理工大学经济管理学院教授, 博士, 主要研究方向为人工智能、开放经济; 邓贺(1997—), 女, 吉林吉林人, 上海财经大学商学院博士生, 主要研究方向为人工智能、产业经济, 通信作者, 邮箱: denguli@163.com; 杜文(2000—), 女, 四川乐山人, 浙江理工大学经济管理学院硕士生, 主要研究方向为产业经济、技术创新。

给人类社会带来广泛的影响^[1]。

人工智能技术是人类智能的拓展,不仅会提高企业生产率,对于推动经济高质量增长具有深远意义^[2],还会替代并“挤出”部分劳动要素,尤其是体力劳动,进而对劳动力市场带来一定冲击^[3-4]。基于此,工业机器人应用对不同特征劳动力的作用表现出显著的差异,这将对其工资和收入差距产生重要的影响^[2]。然而,在中国经济快速增长的背后,收入差距是困扰中国经济包容性增长的一大难题。中国的收入差距长期高于国际收入差距平均值而位列高收入差距国家的行列,且表现为加大趋势。如中国居民收入的基尼系数已由2000年的0.44上升至2020年的0.47,城乡收入差距也较明显。由此,我们自然就产生了如下疑惑:工业机器人的使用会对中国城乡收入差距产生什么样的影响?其会加剧城乡收入差距吗?城乡收入差距的存在不仅有悖于中国当前的共同富裕发展战略,还会对中国经济的包容性增长产生冲击。机器人的使用则是当前制造业发展的主流趋势,也是制造业现代化的重要载体。为此,深入剖析机器人使用与城乡收入差距之间的关系具有重要的现实价值,所得结论既能为中国走出城乡收入差距困境提供一定的启示,也能为中国制定经济高质量增长、产业基础高级化和共同富裕等方面的政策提供全新的经验证据。

工业机器人技术是助力中国经济与社会高质量发展的重要助推力量,而城乡收入差距始终是中国真正实现共同富裕之路上的巨大绊脚石。为此,工业机器人和城乡收入差距一直是学界关注的焦点和热点问题,目前已经形成以下两个相对成熟的研究体系:

一是工业机器人的研究。国际机器人联合会(IFR)将工业机器人定义为一种在自动化工业生产过程中,利用人工智能技术编程操作,并具有多用途和重复编程优势的自动控制机械机器^[5]。已有研究多基于IFR发布的多个主要国家和地区工业机器人使用情况数据、进口数据及工业机器人年销量数据展开。综合而言,现有文献主要有以下几类:第一类是基于生产率及经济增长视角的研究。如Acemoglu等发现工业机器人对企业生产率具有显著的积极作用^[6];Graetz和Michaels研究发现机器人应用同样会产生边际收益递减的“拥塞效应”^[5]。第二类是基于就业规模及结构视角的研究。机器人应用引致的就业替代效应及互补效应被学界普遍认同。Acemoglu和Restrepo研究发现自动化技术对就业规模的影响在于其减少了传统工作的同时创造了新的工作内容^[7];Frey和Osborne及Acemoglu和Restrepo通过对美国的考察认为人工智能和机器人的使用会减少就业^[3-4];陈彦斌等对于劳动力结构效应的研究同样表明人工智能将会取代处于中间技能位置的部分劳动力^[8];王文表示机器人在降低制造业就业占比的同时^[9],实现了就业结构高级化。第三类是基于收入分配效应视角的研究。DeCanio认为,人工智能及自动化有助于提高生产环节中资本占比,使得资本报酬增加而劳动报酬降低,进而加剧要素收入不平等^[10]。学界关于工业机器人领域的探索文献卷帙浩繁,然而鲜有省级工业机器人应用对城乡收入差距作用机制的研究。

二是收入差距的研究。有关收入差距定量分析的研究起源于基尼系数,如陈昌兵首次将城乡居民收入基尼系数的考察深入中国省级层面^[11];王少平和欧阳志刚研究认为泰尔指数及其相关测度模型是研究中国城乡收入差距的更优选择^[12]。随着测度指数的完善,学界开始关注收入差距的影响因素与经济效应。一方面,收入差距的影响因素渗透于中国经济、社会与政治的各个层面。如陆雪琴和文雁兵认为技术进步会产生加剧和缓解收入差距的相反效应^[13],即技术进步方向是否遵从劳动力供给结构变化方向决定了技术进步对收入差距的作用方向。另一方面,收入差距对经济发展的作用关系在发达国家和发展中国家分别表现出促进和抑制作用^[14],而从经济发展初期到高峰期^[15]以及中国改革开放初期到后期^[12],收入差距对经济发展的影响均由促进作用转变为阻滞作用。Perotti的研究则直接表明收入差距抑制经济增长^[16]。可见学界虽对收入分配领域进行了大量而深入的耕耘,但人工智能技术等高端新兴领域研究的缺乏,使得学界对工业机器人使用对城乡收入差距的作用机制洞察甚少。

已有研究虽为本文刻画工业机器人使用与城乡收入差距间的关系提供了扎实的理论和实践依据,

但仍存在以下可拓之处:虽然学界已经认识到工业机器人的使用会对收入分配产生显著的影响,进而左右城乡收入差距,然而工业机器人的研究与城乡收入差距的研究具有“同为研究热点,鲜有交集”的特征,二者交互经验研究的缺乏使得学界难以科学洞察其内在作用规律,更无法洞察前者对后者的作用渠道。此外,关于机器人的研究多基于跨国和产业层面,而各区域经济、技术与基础设施的发展水平具有显著差异,省级区域间的城乡收入差距也存在较大的差异,而跨国和产业层面的研究很大程度上忽略了这一差异。因此,基于跨国和产业层面的结论难免存在缺憾,其对我们理解工业机器人对中国城乡收入差距作用机制的参考价值相对有限。故本文基于 IFR 中国工业机器人数据,在科学测度省级机器人渗透度与基于泰尔指数法城乡收入差距的基础上,刻画人工智能技术对中国居民收入差距的作用机制,并验证异质性特征和作用渠道,以期弥补该领域的研究不足,并为中国制定经济高质量增长、缩小城乡收入差距和共同富裕方面的政策措施提供全新的经验证据。

二、理论分析与研究假设

新技术不仅意味着生产工艺的改进和配置方式的优化,还伴随着企业价格加成能力的提升和企业福利水平的提升^[17],即技术进步往往会对经济体的社会福祉产生影响,这也使得科技创新成为各国经济和社会发展的重要追求。民生福祉的增加还需考虑收入分配的处理方式,收入分配方式处理妥当不仅能增添大多数人的幸福指数,还能有效协调社会经济利益关系,助力社会和谐发展。作为人工智能技术典型代表的机器人,其对高技能人才和资本要素具有“创造效应”,但在低技能从业者和劳动要素中表现为“替代效应”,而前者倾向于集中在城镇,后者则往往位于农村,可见工业机器人在制造业各岗位和各要素的渗透具有不均衡特征,不均衡特征和福祉效应往往容易引致收入分配格局重塑,从而改变城乡收入差距。有鉴于此,笔者基于技能偏向效应和资本偏向效应等内在逻辑,梳理出前者对后者作用的理论机制,并提出相关研究假设。

(一) 技能偏向效应

高技能偏向效应指高技能对低技能的分配优势,即技术进步会给高技术人员和低技术人员的就业分别带来创造效应及替代效应^[18]。作为劳动力节约型技术进步,工业机器人应用具有显著的高技能偏向性特征,这将一定程度上引致高低技能劳动力之间收入差距的扩大。户籍制度使得高技能农村劳动力进城务工,年长者则回归农村,且城镇凭借其良好的就业待遇,对高技能劳动者的吸引力较大,使高技能劳动力往往倾向于在城镇就业,而低技能人员则汇聚于农村,故工业机器人应用会扩大城乡居民收入差距。

一方面,高技能就业者的学习和适应能力较强^[19],能够快速习得智能化时代所需要的必备技能。而人才与智能化技术的适配性决定了工业机器人的技能溢价,即高技术人才往往容易掌握新兴智能化设备的研发、应用及维护本领,故该部分高技术人才所解决的问题不易被进一步智能化^[20]。相反,易被取代的低技能就业者往往掌握的是无需变通的简单重复性劳动本领,故工业机器人应用在扩大高技术工作量的同时会压缩对常规性手工劳动的需求,进一步深化技术壁垒引致的高低技能人群间的收入差距。可见,工业机器人应用深化了两类群体间的收入差距。如 Acemoglu 和 Restrepo 的研究发现工业机器人对高中及以下学历劳动者就业与收入均有显著的负向作用^[4],而教育水平能在一定程度上反映出其技能水平,证实了工业机器人应用将为高技能从业者和低技能从业者分别带来互补效应和替代效应^[21],进而促进就业技术结构高级化。另一方面,工业机器人应用的技术偏向性主要表现在其需要“高人力资本投资”人才,因而基于“投资激励扭曲效应”^①,企业在分配利润时倾向于高技能人才,这提升了

^①基于契约理论分析收入分配与激励约束问题可知,公司作为一个具有激励作用的治理机制,其内部从事与工业机器人技术相关的人工智能技术劳动者往往需要人力资本专用性投资的激励,然而履约过程中的“敲竹竿”行为将产生“投资激励扭曲效应”,使得企业在收入分配时倾斜于高技能人才,进而弥补该效应带来的损失。

高技能岗位对就业人才的吸引力,有助于提升就业技术结构高级化水平。因而工业机器人应用在推动更多高技能劳动岗位落地于城镇的同时,有助于提升城镇劳动者的实际收入,降低对农村低技能从业人员的需求和实际支付的工资水平,即通过就业技术结构高级化效应,引致高低技能岗位的收入差距加大,对城乡居民收入差距带来负向冲击。

(二) 资本偏向效应

资本要素偏向效应指资本要素对劳动要素的分配优势,即工业机器人应用在增加资本要素占比和提升资本报酬的同时,稀释和降低劳动收入,引致资本收益和劳动收益间差距不断扩大^[10]。而相比于农村,资本要素偏向于集中在经济发展水平、基础设施水平和劳动生产率等方面具有显著优势的城镇,劳动要素则多位于农村,资本和劳动收益间不可逾越的鸿沟使得城乡居民收入差距同样表现为扩大趋势。

首先,基于资本雇佣劳动的理论依据可知,作为一种智能技术和资本权力的载体,工业机器人应用促使企业表现出资本偏向性,即其有助于新一轮资本累积,进而深化资本要素占比,使得资本收益率升高。此外,作为资本型生产要素的“延伸式技术”^[5],工业机器人应用具有资本技术结构优化效应,有助于深化资本的相对剩余价值,提升资本利润率,故工业机器人应用势必扩大资本与劳动收益间的距离。其次,工业机器人应用有助于促进人均产出增加及企业劳动生产率提升,使得劳动力实际价值降低,进一步减小劳动报酬的相对占比。此外,资本持有者给予就业者应得的劳动报酬是引发其收入变化的主要原因,即劳动报酬的增加有助于促进劳动者收入增长,而资本收益率增加则会导致劳动者收入降低。因而资本收益率升高使收入倾向于流向城镇资本持有者,而非流向劳动要素相对丰富的农村,引致绝大多数以劳动报酬作为收入主要来源的农村居民的收益受到损害,进而扩大城乡收入差距。为此,本文提出如下假设:

假设 1:工业机器人应用会加剧中国城乡收入差距。

假设 2:工业机器人应用会通过提升就业技术结构高级化水平和资本利润率两个渠道,加剧中国城乡收入差距。

三、关键变量测度及特征分析

(一) 省级工业机器人渗透度的测度与分析

基于 IFR 发布的全球多个国家各行业层面工业机器人安装量及存量数据,90% 以上工业机器人应用于制造业领域^[4],且自 2007 年^①起,机器人在中国制造业核心产业中的应用数量逐渐攀升。本文以 2007—2019 年间中国各省级区域(除港澳台地区外)工业机器人渗透度作为衡量地区工业机器人应用水平的代理变量,其中机器人分布密度以制造业每万人所拥有机器人数量表示,并将制造业分行业就业份额作为权重系数,将工业机器人应用数量分配至各省级区域,刻画中国省级层面工业机器人渗透度(*robA*)。

具体操作步骤如下:首先是由于 IFR 数据的 14 个制造业行业划分标准与国民经济行业分类(GB/4754—2011)中 31 个行业分类标准存在差异,笔者借鉴闫雪凌等的划分依据^[22],将中国制造业分行业数据与 IFR 分行业数据进行匹配与整理,得到 14 个^② IFR 标准下制造业分行业机器人安装数量。其次

^①考虑到 2006 年及之前较长时间内 IFR 记录的中国工业机器人相关数据大多为 0,且根据工业机器人行业分布可以推定,世界范围内的机器人主要应用于制造业领域,因此,笔者基于 2007—2019 年间 14 个制造业行业的工业机器人数据进行细致研究,符合中国机器人技术发展的现状,使得研究结论具有较强的科学性 & 现实意义。

^②IFR 标准下 14 个制造业产业分别为:食品和饮料加工制造业,纺织及服装制品业,木制品及家具制造业,造纸及印刷制造业,化学制品业,橡胶和塑料制品业,非金属矿物制品业,基本金属加工冶炼业,金属制品业,通用及专用设备制造业,汽车制造业,铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业,电子及电气设备制造业和其他制造业分支。

是将各区域制造业分行业就业份额作为其工业机器人的权重系数,建立如下测度模型(1)。

$$rob_{pt} = \sum_j (emp_{pj} / emp_{pt}) \times (rob_j / emp_j) \quad (1)$$

式中, rob_{pt} 表示 p 地区 t 年工业机器人渗透度, rob_j / emp_j 表示 t 年 j 行业工业机器人整体使用密度, emp_{pj} / emp_{pt} 表示 p 地区 t 年制造业各行业就业权重; emp_{pj} 为 p 地区 t 年 j 行业就业人数, emp_{pt} 为 p 地区 t 年就业总人数, rob_j 为 t 年 j 行业机器人安装量, emp_j 为 t 年 j 行业就业总人数; rob_{pt} 数值越大表示渗透度越高,即工业机器人应用水平越高。

基于 IFR 数据库、《中国统计年鉴》、《中国劳动统计年鉴》及上述测度方法,本文测度了 2007—2019 年间中国各地区制造业工业机器人安装量渗透度。图 1 报告了中国制造业部分行业机器人安装量分布情况,汽车制造业、电子及电气设备制造业、橡胶和塑料制品业、通用及专用设备制造业和金属制品业等 5 个行业安装工业机器人的数量排名前 5,占全部安装量比例超过 90%。安装于汽车制造业与电子及电气设备制造业领域的工业机器人数量达到 70% 以上,造纸及印刷制造业和纺织及服装制品业工业机器人安装数量则未见显著变化,目前工业机器人主要应用于具有显著规模优势的大型重工业领域。

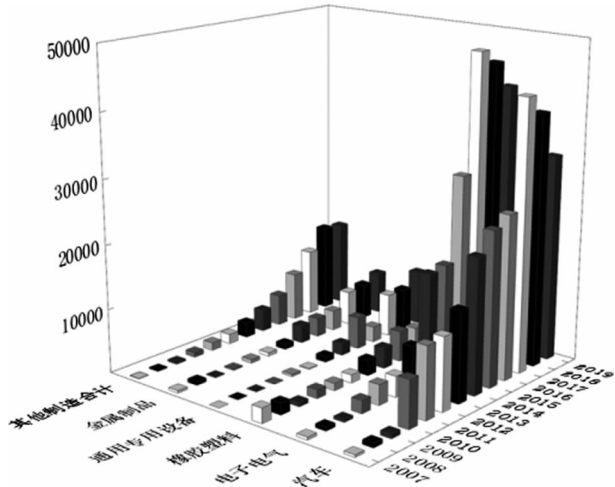


图 1 2007—2019 年中国制造业各行业工业机器人安装量(台)

通过对样本期内中国、美国及德国制造业

工业机器人安装量变化趋势的分析可知:相比于美、德两国较为平稳的发展趋势,中国工业机器人安装量上升幅度较大。随着中国智能化技术不断发展及“工业 4.0”概念的提出和持续深化,工业机器人安装量实现大幅上升。进一步地,根据中国各地区工业机器人渗透度均值情况,排名前 6 位的地区分别为吉林、重庆、北京、湖北、上海和天津,且该指数均超过了较低区域的 5 倍以上,因而中国工业机器人应用水平存在较大地区差异性;排名前 6 位的地区中,4 个地区属于直辖市,可见这些区域数据可能会给本文基准回归结果带来一定的影响。

(二) 省级城乡居民收入差距的测量及分析

学界有关收入差距的刻画方法集中在城镇与农村人均可支配收入之比、泰尔指数与基尼系数,基于中国发展实况及现存文献^[12],本文选取泰尔指数描述中国二元结构中高收入与低收入人群,即城镇与农村间的居民收入差距,测度模型如下:

$$incT_{pt} = \sum_{j=1}^2 (inc_{jpt} / inc_{pt}) \ln \left(\frac{inc_{jpt} / inc_{pt}}{pop_{jpt} / pop_{pt}} \right) \quad (2)$$

其中, $incT_{pt}$ 表示 p 省 t 年收入差距的泰尔指数, j 取值为 1 和 2 时分别表示城镇与农村区域,即当 j 取 1 时, inc_{jpt} 为 p 地区 t 年城镇收入, inc_{pt} 为 p 地区 t 年城乡总收入, pop_{jpt} 为 p 地区 t 年城镇人口数, inc_{pt} 为 p 地区 t 年城乡总人口数;当 j 取 2 时,上述变量则分别表示农村地区的对应含义。 $incT_{pt}$ 数值越大表示城乡收入差距越大。

基于上述模型以及《中国统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》数据,图 2 显示了 2007—2019 年各地区泰尔指数均值,城乡收入差距较低的前 6 名地区分别为上海、北京、天津、浙江、黑龙江和江苏,其泰尔指数处于 0.75 以下,且均与该指数较高区域间差距较大。随着城乡收入水平的显著提升,城乡居民收入分配不均程度有所改善。相比于高劳动收入份额区域,低劳动收入份额区域的城乡收入差距较低,较高级化产业结构、较高人力与物质资本水平以及完善的收入分配政策体系有助于缓解城乡收入差距。上

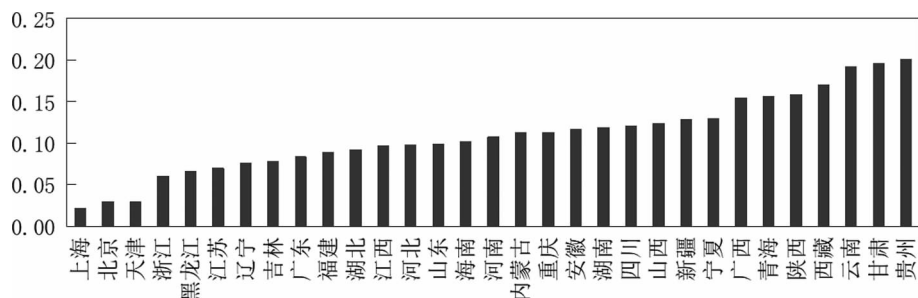


图2 2007—2019年中国各地区泰尔指数均值

述现象出现的原因可能在于:中国开展以农业税收为重点内容的农村税费改革,并于2006年后全面取消农业税,有效降低了农村居民税收负担;此外,中国政府不断颁布以惠农补贴为核心的优惠政策,改善农业基础设施条件,并打击、整顿与调节非法收入、不合理收入以及过高收入,提升农村居民劳动收入水平,使城乡收入差距有所缓解。

四、计量结果与分析

(一) 基准检验与分析

基于本研究的核心目标,本文构建如下以中国省级工业机器人渗透度及城乡收入差距分别作为解释变量与被解释变量的基准回归模型:

$$incT_{pt} = \alpha_1 + \alpha_{11}rob_{pt} + \beta_1 X_{pt} + \gamma_p + \gamma_t + \varepsilon_{pt} \quad (3)$$

其中, $incT_{pt}$ 为衡量城乡收入差距的泰尔指数; rob_{pt} 为工业机器人应用水平; X_{pt} 为控制变量; γ_p 及 γ_t 分别表示省份及时间固定效应; ε_{pt} 为随机误差项; α_1 、 α_{11} 及 β_1 分别表示常数项、核心解释变量(工业机器人应用水平)的系数及控制变量的系数。 $incT_{pt}$ 越大则表示城乡居民收入差距越大。笔者选取以下既能刻画省级区域特征,又可能会对城乡收入差距产生影响的因素作为控制变量:创新水平($inno$),由新产品销售收入与GDP的比值表示;外商直接投资水平(fdi),由实际利用外商直接投资额与GDP的比值表示;政府干预水平(gov),由政府财政一般预算支出与GDP比值表示;金融发展水平(fin),由金融机构存贷款余额与GDP比值表示。

表1报告了在控制时间-地区固定效应以及稳健标准误情况下的基准检验(OLS)结果,可见,随着控制变量的依次加入,工业机器人渗透度对城乡收入差距的作用系数显著为正,且均通过了至少1%的显著性检验,即工业机器人的应用加剧了城乡收入差距,本文的假设1得以验证。此外,创新水平及金融发展将加剧城乡收入差距,外商直接投资水平与政府干预则将缓解收入差距,且金融发展及政府干预的作用效果均在1%的水平上显著成立,可见保持适度的金融发展水平以及加大政府干预力度,是缓解城乡收入差距问题的重要切入点。

(二) 内生性问题处理

笔者进一步采取以下三种方式进行内生性问题处理。一是工具变量法。基于Acemoglu

表1 基准检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
$robA$	0.0103*** (2.9934)	0.0103*** (2.9909)	0.0104*** (2.9676)	0.0105*** (2.7763)	0.0120*** (3.1411)
$inno$		-0.0020 (-0.1305)	-0.0018 (-0.1182)	-0.0009 (-0.0547)	0.0123 (0.7741)
fdi			-0.0012 (-0.6208)	-0.0012 (-0.6217)	-0.0017 (-1.0092)
gov				0.0060 (0.2189)	-0.0844*** (-3.2363)
fin					0.0185*** (5.3900)
C	0.1012*** (33.6268)	0.1015*** (27.8023)	0.1018*** (29.3426)	0.0999*** (9.4487)	0.0632*** (4.7401)
OBS	403	403	403	403	403
R^2	0.9328	0.9328	0.9328	0.9328	0.9388
时间	Y	Y	Y	Y	Y
地区	Y	Y	Y	Y	Y

注:***、**和*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著,括号内为相应的T值。下同。

等及闫雪凌等的研究^[4,22],一方面,美国机器人技术发展水平给世界各国,尤其是机器人产业迅速发展的中国带来一定影响,可见美国机器人应用水平与本文解释变量之间存在相关性;另一方面,美国机器人使用水平在理论上并不会直接对中国城乡居民收入差距产生影响,即美国机器人数据具备较强的外生性。故笔者利用美国工业机器人的安装量、存量及美国经济分析局有关美国制造业就业数据,并结合模型(1)将美国机器人安装量渗透度(*us_A*)与存量渗透度(*us_B*)分别作为中国机器人安装量渗透度(*robA*)与存量渗透度(*robB*)的双重工具变量,利用两步最小二乘回归进行内生性问题检验。二是缓解遗漏变量问题。参照钞小静和周文慧、龙飞杨和殷凤、江永红和张本秀的研究逻辑^[19,23-24],进一步控制交通运输水平(*jichu*)、税负水平(*tax*)及对外贸易水平(*open*),加大对遗漏变量问题的缓解力度。三是联立方程法。借鉴陈晓华等和刘慧等的处理方式^[25-26],采取联立方程法进行内生性问题的处理。以式(3)为联立方程的第一个方程,以 $rob_{pt} = \beta_1 + \beta_{11}incT_{pt} + \mu_1 L_{pt} + \varepsilon_{pt}$ 为第二个方程, L_{pt} 为控制变量(税负水平)^①。表2中前四列给出了工具变量法两阶段回归结果,LM及WF值均证明了该方法的科学性。列(5)、列(6)报告了增加控制变量后核心解释变量的系数,其均在10%的水平上稳健成立;列(7)、列(8)则为将方法更换为联立方程后的结论,可见机器人渗透水平的系数均通过了至少1%的检验。故在克服内生性问题的条件下,核心结论具有较强的科学性。

表2 内生性问题检验结果^②

	<i>incT</i>	<i>firstrobA</i>	<i>incT</i>	<i>firstrobB</i>	新增控制变量		联立方程	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>robA</i>	0.0342 *** (5.4786)				0.0079 * (1.9340)		0.0220 *** (2.5921)	
<i>robB</i>			0.0055 *** (4.3473)			0.0010 * (1.8922)		0.0040 *** (2.7100)
<i>us_A</i>		0.142 *** (5.185)						
<i>us_B</i>				0.203 *** (4.124)				
控制变量	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y	Y
新增控制变量	N	N	N	N	Y	Y	N	N
<i>C</i>	-0.0980 *** (-4.0096)	2.399 *** (4.021)	-0.0626 *** (-2.7252)	8.667 ** (2.586)	0.0949 *** (7.9833)	0.1022 *** (10.3715)	0.1798 *** (23.6511)	0.1812 *** (24.4657)
OBS	403	403	403	403	403	403	403	403
R ²	0.9119	0.9119	0.9127	0.9127	0.9542	0.9526	0.1932	0.2413
<i>LM</i>	19.603 ***	N	12.652 ***	N	N	N	N	N
<i>WF</i>	26.886	N	17.011	N	N	N	N	N
时间	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	N
地区	Y	Y	Y	Y	Y	Y	N	N

(三) 稳健性检验及异质性检验

本文采用以下几种方式进行稳健性检验。第一是更换核心变量。首先,更换如下三种解释变量:借鉴

①其中,交通运输水平以人均公路里程数表示,税负水平以地方财政税收收入与GDP的比值表示,对外贸易水平以进出口贸易总额与GDP比值表示, β_1 、 β_{11} 和 μ_1 分别表示常数项、收入差距及控制变量的系数,其余变量含义均与前文保持一致。

②该表中控制变量“Y”表示控制全部的控制变量,“N”表示没有控制变量,限于篇幅无法报告各项控制变量的估计结果,留存备案。后文控制变量说明与此处相同。

吕越等的研究^[27],笔者利用工业机器人存量渗透度(*robB*)、人工智能相关发明专利水平(*robZL*)^①及工业机器人贸易水平(*robIE*)^②作为核心解释变量的代理变量;其次,将城镇人均可支配收入与农村人均纯收入之比(*incCN*)作为衡量城乡居民收入差距的代理变量。第二是动态检验。考虑到工业机器人技术从引进、学习到生产、使用,再到实现技术升级与转化需要较长一段时间^[28],将工业机器人安装量及存量渗透度的1—3期滞后项作为解释变量。第三是反事实分析^③。利用2013—2019年工业机器人渗透度对2000—2006年城乡收入差距进行回归,考察未来的机器人应用是否会影响过去的城乡收入差距,以排除二者间的趋势相关性^[29]^④。

1. 更换变量法

根据将解释变量更换为上述三种变量后的回归结果,以及以上四种解释变量对城镇人均可支配收入与农村人均纯收入之比(*incCN*)的回归结果,各项解释变量的估计系数均显著为正,且通过了至少1%的显著性检验,证实了基准结果是稳健成立的(限于篇幅,具体结果留存备案)。

表3报告了在更换解释变量的情况下工业机器人安装量渗透度和存量渗透度的1—3期滞后项对城乡收入差距的回归结果。随着滞后期数的增加,二者间作用的显著性水平有所下降,故工业机器人的引进不仅对城乡收入差距具有显著的加剧效应,该作用还表现出逐步弱化的滞后性。上述现象出现的原因在于:工业机器人从引进和学习到大规模使用,再到实现技术升级和转化是一个漫长的过程,引致工业机器人应用的城乡收入差距效应存在一定的滞后性;随着时间的推移和人工智能相关技术的升级,制造业企业逐步优化其与工业机器人相匹配的运行和管理模式,进一步提高生产效率,激发中国整体经济增长活力,有助于全社会收入水平的提升,这在一定程度上弱化了其长期发展中的部分城乡收入差距效应,使得显著性水平小幅降低,但并未在本质上改变工业机器人应用对城乡收入差距带来显著负面冲击的事实,可见前文核心检验结论是科学稳健的。

表3 滞后1—3期的动态检验结果

	解释变量为 <i>robA</i> 的滞后期			解释变量为 <i>robB</i> 的滞后期		
	滞后1期	滞后2期	滞后3期	滞后1期	滞后2期	滞后3期
<i>Lx. rob</i>	0.009*** (3.498)	0.010** (2.589)	0.013** (1.982)	0.002*** (2.717)	0.003** (2.408)	0.003* (1.900)
控制变量	Y	Y	Y	Y	Y	Y
<i>C</i>	0.070*** (5.416)	0.059*** (3.554)	0.035* (1.796)	0.074*** (5.613)	0.060*** (3.662)	0.038** (2.017)
OBS	372	341	310	372	341	310
R ²	0.932	0.931	0.933	0.932	0.930	0.932
时间	Y	Y	Y	Y	Y	Y
地区	Y	Y	Y	Y	Y	Y

2. 反事实分析

表4中列(1)、列(2)报告了在提出“反事实条件”的情况下2013—2019年工业机器人渗透度对

①考虑到专利水平可以反映国家或地区该项科技发展水平及最新动态,人工智能专利则是以工业机器人为主要应用的人工智能技术的核心所在,笔者基于中国国家知识产权局(SIPO)专利数据库和中国知网专利数据库,将中国各省人工智能相关发明专利申请数与GDP比值作为替代工业机器人应用水平的代理变量。其中,人工智能相关专利搜索关键词为:人工智能、模式识别、语音识别、图像识别、虹膜识别、机器学习、智能处理器、认知计算、智能机器人、专家系统、智能搜索、智能驾驶、神经网络、计算机视觉及AI等。

②基于联合国商品贸易数据库(UNCTAD)数据,利用中国工业机器人进出口贸易额衡量工业机器人发展水平。工业机器人在HS2002六位编码体系中主要包括:851531(电弧焊接机器人)、847950(多功能机器人)、851521(电阻焊接机器人)及851580(激光焊接机器人)。

③根据核心被解释变量特征性分析可以推断,本文研究模型可能存在城乡收入差距在本文考察期前已然表现出加剧趋势的逆向因果关系,使得本文结论可能无法区分工业机器人的城乡收入差距效应与城乡收入差距本身存在的变化趋势之间的关系。为此,笔者基于杜文强的研究^[29],提出了一个“反事实条件”,缓解模型可能存在的因果问题。

④为进一步确保估计结果的可靠性,本文还采用了另外三种方式进行稳健性检验,分别是剔除直辖市样本^[29]、缩尾处理^[28]和中长期效应检验。三类稳健性检验结果均证实前文的估计结果是稳健可靠的。其中,值得关注的是,剔除直辖市样本处理后,核心解释变量系数通过了5%的显著性检验,与基准检验中1%的显著性水平相比有所下降,这在一定程度上印证了前文变量特征性分析结论的科学性,即中国直辖市区域的机器人渗透水平较高,其在工业机器人加剧城乡收入差距的作用机制中表现出举足轻重的影响作用。然而,4个直辖市数据的增删并未改变二者作用方向,可知在不考虑直辖市数据条件下,工业机器人应用依旧引致城乡收入差距显著扩大,推定本文的核心考察结论具有较强可靠性。限于篇幅,略去这三类稳健性检验的具体结果,留存备案。

2000—2006 年城乡收入差距的回归结果,其中核心解释变量的估计系数并不显著,故前期中国城乡收入差距的加深不随后期工业机器人渗透度的增加而表现出显著变化,即二者间不具备趋势相关性,表明本文基准检验结果不存在由逆向因果关系引致的偏差。

表 4 多维检验结果

	反事实分析		高劳动收入份额	低劳动收入份额	2007—2010 年	2011—2017 年
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>robA</i>	0.0020 (0.5858)		0.0127 *** (3.7056)	0.0075 (1.1716)	0.0169 ** (2.1407)	0.0088 ** (2.0474)
<i>robB</i>		0.0007 (1.0048)				
控制变量	Y	Y	Y	Y	Y	Y
<i>C</i>	0.4700 *** (2.8632)	0.4598 *** (2.9286)	0.0278 (0.4528)	0.1216 * (1.8678)	0.1446 *** (4.1807)	-0.1144 * (-1.6849)
OBS	217	217	195	208	124	279
R ²	0.9631	0.9634	0.9575	0.9079	0.9964	0.9345
时间	Y	Y	Y	Y	Y	Y
地区	Y	Y	Y	Y	Y	Y

3. 异质性检验

鉴于地区间发展水平的差异使得不同地区制造业具有异质性要素特征,本部分拟对异质性条件下工业机器人应用与城乡收入差距间作用机制进行刻画。首先,基于钞小静和周文慧按照劳动收入份额高低对中国地区的分类标准^[19],将处于劳动收入份额平均值以上及以下的区域分别划分为高劳动收入份额和低劳动收入份额地区。其次,2011 年德国首次提出“工业 4.0”概念^[28],以加速提升工业机器人应用水平^[22]。中国工业机器人安装量也从 2011 年开始表现出迅猛增长的趋势。据此,将 2011 年作为中国人工智能技术实现由低速向高速跨越式变迁的阶段“里程碑”。故借鉴闫雪凌等、韦东明等及刘红英等的研究^[22,28,20],以 2011 年作为时期分界点进行异质性检验。

表 4 中列(3)、列(4)报告了工业机器人应用对城乡收入差距在异质性区域内的回归结果。相比于低劳动收入份额区域,工业机器人的城乡收入差距效应在高劳动收入份额区域内较为显著。上述现象出现的原因可能在于:工业机器人应用有助于促进制造业企业实现生产过程智能化及自动化,从而激发资本要素的积累,使劳动要素收入比例下降,引致工业机器人应用具有显著的要素偏向性,促使异质性要素间的收入差距不断加深。而农村地区就业者的劳动收入占比较大,使高劳动收入份额区域内的城乡收入差距效应较低劳动收入份额区域更为显著,这也进一步验证了钞小静和周文慧有关人工智能技术降低劳动收入份额的核心研究结论以及异质性检验结论^[19]。列(5)、列(6)报告了“工业 4.0”概念提出前后时期的回归结果,核心解释变量的作用符号及显著性水平并未发生明显变化,即工业机器人应用对收入差距的加剧作用不因该项政策的提出而改变。

(四) 作用渠道及拓展分析

1. 作用渠道分析

本部分进一步利用中介检验模型,剖析就业技术结构高级化和资本利润率在二者间的中介效应。本文将就业人员中受过高等教育(大学专业及以上学历)的从业者视为高技能劳动力,其余人员视为中低技能劳动力^①,将高技能劳动力与中低技能劳动力的比值作为就业技能结构高级化水平(*ES*)的代理变量;此外,作为资本积累能力的表现,资本利润率能够在一定程度上反映制造业企业资本要素的收益

①接受过较高水平教育的劳动力能够凭借其一定的知识基础及较强的学习能力,缩短接受新技术与新环境的时间,使得劳动力受教育程度成为衡量技能水平高低的重要标志^[30]。

水平,本文借鉴陈仲常和吴永球的研究^[31]及陈晓华和刘慧对于变量的处理思路^[32],构建如下模型:

$$CR_{pt} = (R_{pt}/K_{pt}) / (\sum R_{pt} / \sum K_{pt}) \quad (4)$$

式中, CR_{pt} 表示资本要素的相对利润率, R_{pt} 表示规上工业企业利润总额, K_{pt} 为物质资本总量, CR_{pt} 越大则资本要素的相对利润率越高,即资本要素收益水平越高,故笔者将模型(4)测度结果作为资本利润率(CR)的代理变量。参照江艇的研究^[33],为减轻逐步回归法存在的弊端问题,本文基于如下模型,进行两步回归法检验:

$$ES_{pt} = \alpha_1 + \alpha_{12}rob_{pt} + \beta_1 X_{pt} + \gamma_p + \gamma_t + \varepsilon_{pt} \quad (5)$$

$$CR_{pt} = \alpha_1 + \alpha_{12}rob_{pt} + \beta_1 X_{pt} + \gamma_p + \gamma_t + \varepsilon_{pt} \quad (6)$$

其中, ES 与 CR 为中介变量,即就业结构高级化水平和资本要素利润率。表5中列(3)至列(6)报告了工业机器人应用对两大中介变量的回归结果。工业机器人渗透水平的作用系数显著为正,且均通过了至少1%的显著性水平检验,故工业机器人应用有助于提高就业技术结构高级化水平和资本利润率,进而对城乡收入差距带来负面冲击,这在一定程度上再次验证了钞小静和周文慧的分析结论^[19]以及本文假设2。

表5 作用渠道检验结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>incT</i>	<i>incT</i>	<i>ES</i>	<i>ES</i>	<i>CR</i>	<i>CR</i>
<i>robA</i>	0.0103 *** (2.9934)	0.0120 *** (3.1411)	0.0460 *** (4.1844)	0.0400 *** (3.8423)	0.2543 *** (4.5175)	0.2369 *** (4.1567)
控制变量	N	Y	N	Y	N	Y
<i>C</i>	0.1012 *** (33.6268)	0.0632 *** (4.7401)	0.1718 *** (15.4178)	0.2118 *** (4.9310)	0.6639 *** (12.0869)	0.5574 ** (2.0288)
OBS	403	403	403	403	403	403
R ²	0.9328	0.9388	0.9035	0.9112	0.7294	0.7494
时间	Y	Y	Y	Y	Y	Y
地区	Y	Y	Y	Y	Y	Y

2. 拓展分析

产业结构变动对中国在内的发展中国家实现经济高质量增长的积极作用逐渐成为学界深耕的热点。制造业与服务业“双轮驱动”的新经济模式,推进制造业服务优化与服务业制造化呈现新动态。而工业机器人应用有助于压缩时空距离,使二者间有机集聚水平的提升成为可能。本部分进一步刻画工业机器人应用与产业结构和产业协同集聚之间的复杂关系。

本文参考干春晖等的测度方法^[34],将第三产业增加值与第二产业增加值之比作为产业结构服务化水平($industry_TS$)代理变量,基于重新定义的泰尔熵刻画产业结构的合理化指数($industry_TL$),利用熵权法与主成分分析法^①测度出产业结构综合得分($industry_EM$, $industry_PCA$)。参考陈建军等^[35]构建的产业协同集聚指数衡量产业协同集聚水平,测度方法如下:

$$agg_ser_{pt} = (FW_{pt}/FW_t) / (P_{pt}/P_t) \quad (7)$$

$$agg_man_{pt} = (ZZ_{pt}/ZZ_t) / (P_{pt}/P_t) \quad (8)$$

$$agg_coll_{pt} = 1 - \frac{|agg_ser_{pt} - agg_man_{pt}|}{agg_ser_{pt} + agg_man_{pt}} + |agg_ser_{pt} + agg_man_{pt}| \quad (9)$$

式中, agg_ser_{pt} 与 agg_man_{pt} 分别代表区位熵法构建的生产性服务业集聚和制造业集聚指数,

^①基于产业结构服务化指数、产业结构合理化指数、三产占比和技术成果市场化指数,利用熵权法和主成分分析法测度产业结构综合得分。限于篇幅,略去具体指标权重及贡献率,留存备案。

FW_{pt}/FW_t 与 ZZ_{pt}/ZZ_t 分别是 p 地区 t 年生产性服务业和制造业的就业份额, P_{pt}/P_t 表示 p 地区 t 年的就业份额, agg_coll_{pt} 即为协同集聚指数。表6报告了上述分析结论,核心解释变量的系数均显著为正,且均在至少 10% 的显著性水平上稳健成立,即工业机器人应用有助于提升产业服务化、合理化指数,并有助于推进产业协同集聚水平提升。

表6 拓展分析检验结果

	industry_TS	industry_TL	industry_EM	industry_PCA	产业协同集聚	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
robA	0.0456 *	0.0837 ***	0.0149 ***	0.0942 ***	0.0332 ***	0.1009 *
	(1.6877)	(8.7842)	(4.8274)	(3.8180)	(2.8667)	(1.7326)
控制变量	Y	Y	Y	Y	Y	Y
C	1.4720 ***	0.4090 ***	0.1004 ***	0.3632 ***	2.5065 ***	3.4716 ***
	(8.7324)	(8.1614)	(7.2313)	(2.7666)	(37.2663)	(18.6288)
OBS	403	403	403	403	403	403
R ²	0.9507	0.9690	0.9616	0.9652	0.9725	0.9698
时间	Y	Y	Y	Y	Y	Y
地区	Y	Y	Y	Y	Y	Y
KP rk LM	N	N	N	N	N	19.603 ***
KP rk WF	N	N	N	N	N	26.886

五、结论性评述

缓解中国以城乡收入差距为主的结构性矛盾和提高制造业生产过程的智能化水平,既是中国实现经济高质量增长及和谐发展的重要途径,也是推动高水平共同富裕战略的重要支撑。本文在科学测度 2007—2019 年间中国 31 个省级区域工业机器人渗透度及城乡居民收入差距的基础上,从多维视角刻画工业机器人应用与城乡收入差距间的作用渠道,得到的结论主要有:首先,工业机器人应用加剧中国城乡居民收入差距,该结论在基准检验、多维内生性检验、更换核心变量检验、动态检验、反事实分析法、剔除可能存在的异常值检验、缩尾处理和中长期效应检验中均稳健成立。此外,工业机器人应用规模将呈现持续扩大趋势,故城乡收入差距将持续承受来自机器人应用领域的压力,甚至表现出日益增加的态势,因而有效处理机器人应用的收入分配效应能为高质量增长和共同富裕战略的协同共进提供重要支撑。其次,工业机器人应用通过促进就业技术结构高级化和提升资本要素利润率两个渠道,扩大城乡居民收入差距,且工业机器人应用在高劳动收入份额区域内的城乡收入差距效应较为显著。最后,人工智能技术有利于激发制造业产业结构服务化及合理化演进动力,并助力生产性服务业与制造业协同集聚水平的提升。制造业作为国民经济的重要支柱,摆脱其在世界分工中的“低端锁定”地位具有重要的战略意义^[36]。

提升农村低水平劳动力收入份额,化解城乡居民收入差距这一结构性矛盾,是优化收入分配制度的重要目标。本文对于平抑工业机器人为城乡收入差距带来负面冲击具有深远的政策启示。其一,加强政府干预,共享人工智能技术的“时代红利”。紧密跟踪并正确预判工业机器人应用对社会发展与经济增长的动态影响,合理把控工业机器人在制造业生产过程中的应用水平。引导工业机器人大规模应用于低劳动收入份额区域,打造跨区域工业机器人产业集群。其二,提升城乡收入居民水平,优化收入分配格局。提高农业生产资源的配置效率,促进农业产业结构专业化、规模化及智能化发展,实现传统农业向现代化农业的转型升级。强化农村低收入家庭的转移支付力度,调整财政教育支出结构及比例,将福利倾斜于以农村居民为主体的低收入家庭。其三,深化人力资本,稳定中低技能劳动力就业水平。一是加大科学教育领域的基础性投资。提升工业机器人相关领域学科建设水平,扩大人工智能方向高等

教育规模。二是强化劳动力技能性培训。挖掘人工智能化时代亟须的素质和技能,拓宽未就业人才及企业部分已就业人才针对性的技能提升和智能化转岗渠道。三是适当放宽低技术就业者的从业要求,基于失业补助、失业保险等救济模式,完善具有针对性的失业保障政策,缓解技术进步引致的摩擦性失业。

本文将工业机器人为主要应用的人工智能技术与居民城乡收入差距相结合,量化描绘了工业机器人应用对收入差距的影响,具有一定的创新性和前沿性。然而,仍可使用更优化的工具变量及多样性计量方法,降低其可能存在的内生性风险,提升研究结果的科学性。此外,考虑到本文的研究是基于省级层面,在数据允许的情况下,仍可进一步将分析维度细化至市级或企业层面。以上均是有待深入研究和进一步拓展的方向。

参考文献:

- [1]曹静,周亚林. 人工智能对经济的影响研究进展[J]. 经济学动态,2018(1):103-115.
- [2]周广肃,丁相元. 工业机器人应用对城镇居民收入差距的影响[J]. 数量经济技术经济研究,2022(1):115-131.
- [3]Frey C B, Osborne M A. The future of employment;How susceptible are jobs to computerisation[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2017 (1): 254-280.
- [4]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs; Evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020(6): 2188-2244.
- [5]Graetz G, Michaels G. Robots at work[J]. Review of Economics and Statistics, 2018 (5): 753-768.
- [6]Acemoglu D, Lelarge C, Restrepo P. Competing with robots: Firm-level evidence from France[J]. AEA Papers and Proceedings, 2020 (5): 383-388.
- [7]Acemoglu D, Restrepo P. The race between man and machine; Implications of technology for growth, factor shares, and employment [J]. American Economic Review, 2018 (6): 1488-1542.
- [8]陈彦斌,林晨,陈小亮. 人工智能、老龄化与经济增长[J]. 经济研究,2019(7):47-63.
- [9]王文. 数字经济时代下工业智能化促进了高质量就业吗[J]. 经济学家,2020(4):89-98.
- [10]DeCanio S J. Robots and humans-complements or substitutes? [J]. Journal of Macroeconomics, 2016 (1): 280-291.
- [11]陈昌兵. 各地区居民收入基尼系数计算及其非参数计量模型分析[J]. 数量经济技术经济研究,2007(1):133-142.
- [12]王少平,欧阳志刚. 我国城乡收入差距的度量及其对经济增长的效应[J]. 经济研究,2007(10):44-55.
- [13]陆雪琴,文雁兵. 偏向型技术进步、技能结构与溢价逆转——基于中国省级面板数据的经验研究[J]. 中国工业经济,2013(10):18-30.
- [14]Barro R J. Inequality and growth in a panel of countries[J]. Journal of Economic Growth, 2000 (1): 5-32.
- [15]Galor O, Moav O. From physical to human capital accumulation;Inequality in the process of development[J]. Review of Economic Studies, 2004(4): 1001-1026.
- [16]Perotti R. Growth, Income distribution, and democracy: What the data say[J]. Journal of Economic Growth, 1996 (2): 149-187.
- [17]黄先海,金泽成,余林徽. 出口、创新与企业加成率:基于要素密集度的考量[J]. 世界经济,2018(5):125-146.
- [18]Aghion P H. Growth and unemployment[J]. Review of Economic Studies, 1994 (3): 477-494.
- [19]钞小静,周文慧. 人工智能对劳动收入份额的影响研究——基于技能偏向性视角的理论阐释与实证检验[J]. 经济与管理研究,2021(2):82-94.
- [20]刘红英,朱琪. 人工智能发展会扩大收入差距吗——理论假说与省级证据[J]. 云南财经大学学报,2022(6):1-14.
- [21]Berg A, Buffie E F, Zanna L-F. Robots, growth, and inequality: The robot revolution could have negative implications for equality [J]. Finance and Development, 2016(3): 10-13.
- [22]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(1):74-87.
- [23]龙飞扬,殷凤. 制造业全球生产分工深化能否提升出口国内增加值率[J]. 国际贸易问题,2021(3):32-48.
- [24]江永红,张本秀. 人工智能影响收入分配的机制与对策研究[J]. 人文杂志,2021(7):58-68.
- [25]陈晓华,刘慧,张若洲. 高技术复杂度中间品进口会加剧制造业中间品进口依赖吗? [J]. 统计研究,2021(4):16-29.
- [26]刘慧,彭榴静,陈晓华. 生产性服务资源环节偏好与制造业出口品国内增加值率[J]. 数量经济技术经济研究,2020(3):86-104.

- [27] 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.
- [28] 韦东明,顾乃华,韩永辉. 人工智能推动了产业结构转型升级吗——基于中国工业机器人数据的实证检验[J]. 财经科学,2021(10):70-83.
- [29] 杜文强. 工业机器人应用促进了产业结构升级吗?——对2006—2016年中国284个地级市的实证检验[J]. 西部论坛,2022(1):97-110.
- [30] Haltiwanger J, Jarmin R S, Miranda J. Who creates jobs? Small vs. large vs. young[J]. Review of Economics and Statistics, 2013(2): 347-361.
- [31] 陈仲常,吴永球. 中国工业部门资本利润率变动趋势及原因分析[J]. 经济研究,2005(5):96-106.
- [32] 陈晓华,刘慧. 要素价格扭曲、价格加成与制造业生产技术革新[J]. 科学学研究,2018(10):1758-1769.
- [33] 江艇. 因果推断经验研究中的中介效应与调节效应[J]. 中国工业经济,2022(5):100-120.
- [34] 干春晖,郑若谷,余典范. 中国产业结构变迁对经济增长和波动的影响[J]. 经济研究,2011(5):4-16.
- [35] 陈建军,刘月,邹苗苗. 产业协同集聚下的城市生产效率增进——基于融合创新与发展动力转换背景[J]. 浙江大学学报(人文社会科学版),2016(3):150-163.
- [36] 陈晓华,邓贺,陈航宇. 服务业开放与制造业出口技术复杂度[J]. 南京审计大学学报,2022(5):90-100.

[责任编辑:高婷]

Will the Application of Industrial Robots Exacerbate China's Urban-rural Income Gap?

CHEN Xiaohua¹, DENG He², DU Wen¹

(1. School of Economics and Management, Zhejiang Sci-tech University, Hangzhou 310018, China;

2. College of Business, Shanghai University of Finance and Economics, Shanghai 200433, China)

Abstract: Based on the data of Industrial robots in China released by IFR database, this paper scientifically measured the level of industrial robot application and income gap between urban and rural areas in 31 provincial regions in China from 2007 to 2019. Furthermore, the mechanism of industrial robot application on urban-rural income gap is described in detail. The result show that, the application of industrial robots has significantly aggravated the income gap between urban and rural areas in China. Therefore, effectively dealing with the urban-rural income gap effect of robot application can provide important support for the coordinated progress of high-quality growth and common prosperity strategy. The application of industrial robots will aggravate the income gap between urban and rural residents in China through two channels: improving the advanced level of employment technology structure and capital profit margin. Moreover, the application of industrial robots in regions with high labor income share has a significant effect on the urban-rural income gap. The application of industrial robot is beneficial to stimulate the evolution power of servitization and rationalization of industrial structure. It also has a catalytic effect on the collaborative agglomeration of manufacturing and producer services. Therefore, the Chinese government should timely and accurately predict the dynamic impact of industrial robot applications on China's current and future economic and social development for a long period of time. While enjoying the dividends of the era of artificial intelligence, we must also stabilize its negative impact on the urban-rural income gap.

Key Words: industrial robot; urban-rural income gap; industrial structure; co-agglomeration; artificial intelligence; industrial economy; income distribution; common prosperity