

# 人工智能对全球价值链分工位置的双重影响

周洺竹 蔡建红 张志彤

**【摘要】**文章采用 IFR 提供的工业机器人跨国跨行业安装数据,考察人工智能对全球价值链(GVC)分工位置的影响、作用机制及其溢出效应。研究发现:(1)人工智能整体上能够“独善其身”,促进所在国家、所在行业 GVC 分工位置的攀升,但是这种促进作用主要体现于技术接受度较高的国家、自动化高的行业、竞争激烈的行业和生产类 GVC;(2)人工智能对 GVC 分工位置的提升作用不仅通过提升行业生产率和创造新劳动实现,还包括提高产品质量,但是质量效应的发挥因行业产品质量平均水准和波动程度而呈现出异质性;(3)人工智能也能够一定程度上“兼济天下”,对其他国家、其他行业的 GVC 分工位置产生横向和前向溢出效应,但是后向溢出效应并不存在。文章拓展了人工智能在贸易领域的研究,有助于厘清人工智能为 GVC 攀升带来的机遇。

**【关键词】**人工智能;GVC 分工位置;机器人;溢出效应

**【作者简介】**周洺竹(1995-),女,山东临沂人,山东大学经济学院博士研究生;蔡建红(1971-),女,山东平度人,山东大学经济学院、山东大学人工智能与经济研究中心教授,博士生导师;张志彤(1999-)(通讯作者),女,山东滨州人,山东大学经济学院博士研究生(济南 250100)。

**【原文出处】**《财经研究》(沪),2022.10.34~48,93

**【基金项目】**国家社会科学基金重大招标项目(17ZDA040,18ZDA078);国家社会科学基金一般项目(21BJY097)。

## 一、引言

近年来,全球价值链(Global Value Chain, GVC)已成为国际生产最重要的组织形式之一。据《2019 年全球价值链报告》统计,超过 2/3 的国际贸易是通过参与 GVC 完成的,GVC 分工体系的重要性可见一斑。除 GVC 参与程度外,其分工位置也越发受到关注(Antràs 和 Chor, 2021),这主要是因为 GVC 分工位置不仅影响一国在贸易中的获利能力,而且能决定该国对 GVC 的控制程度与“经济话语权”(唐宜红和张鹏杨, 2018)。因此,如何更好地提升在 GVC 中的分工位置,成为世界各国共同的努力方向。令人欣喜的是,智能化时代的到来为 GVC 分工位置攀升带来了崭新的历史机遇。人工智能作为新一轮科技发展中最有前途的技术之一,不仅为全球生产创造出新模式,而且不断推动“传统制造”向“智能制造”转型(Goldfarb 和 Treffer, 2018)。人工智能在生产中的

运用主要是通过工业机器人(以下简称机器人)来实现的(Bessen 等, 2019),无论是美国的制造业复兴计划和“工业互联网”战略、德国的工业 4.0 战略,还是“中国制造 2025”计划等,均将机器人放在战略性的核心位置,机器人使用成为推动人工智能普及的重要一环。

从已有研究来看,关于 GVC 影响因素的讨论主要涉及内在特征和外在环境等层面,鲜有文献将包括机器人在内的人工智能纳入其中。在内部特征方面,要素禀赋和技术创新均能显著影响 GVC。一方面,考虑到一国要素禀赋在 GVC 分工中的作用,世界各国不断致力于实现产业升级,改变要素禀赋,这有助于提升其在 GVC 分工体系中的位置(苏杭等, 2017);另一方面,提升技术创新水平是实现要素驱动向创新驱动转变、改变“低端锁定”现象的关键(Sturgeon 和 Kawakami, 2011)。在外部环境方面,贸

易成本、制度环境和外商投资等同样是影响GVC不可或缺的因素。Aichele和Heiland(2018)表明,贸易成本变化能够在一定程度上解释2000–2007年间世界国内增加值比率下降的原因。同理,诸如贸易壁垒等增加贸易成本的因素,会对GVC分工位置的攀升产生显著负面影响(王孝松等,2017);反之,诸如贸易自由化等减少贸易成本的因素,则可促进GVC参与度(毛其淋和许家云,2019)。与之相比,制度环境的作用备受争议。以Antràs等(2012)为代表的学者表明,制度环境的改善与熟练劳动力的增加会将制造业锁定在低端产业价值链;但是以戴翔和刘梦(2018)为代表的学者却认为,人才、技术和制度之间的适宜性匹配在中国制造业GVC攀升进程中发挥了重要作用。此外,外商投资可以通过增加对上游企业原材料的需求和下游企业国内中间品的需求,实现GVC的参与和升级(Kee和Tang,2016)。

尽管关于GVC影响因素的研究已较为丰富,但令人遗憾的是,囿于数据可得性,人工智能之于GVC到底意味着什么,却鲜有学者涉及。在为数不多的研究中,吕越等(2020)、刘斌和潘彤(2020)均肯定了机器人使用对GVC参与的促进作用,但是前者仅考察了中国企业,后者虽然采用跨国制造业数据,却又未考虑人工智能的技术溢出特征。为此,本文以人工智能在生产中的实现技术——机器人为例,考察了机器人对GVC分工位置的影响及其溢出效应。研究发现,人工智能依托生产率提高、劳动力投入增加和产品质量提升等作用渠道,能够做到“独善其身”,促进所在国家、所在行业GVC分工位置的攀升,还能够通过缓解同行业间的侵蚀性竞争、降低上游行业供给的中间品性价比,发挥“兼济天下”的作用,对其他国家、其他行业的GVC分工位置产生横向和前向溢出效应。

本文可能的边际贡献在于:其一,在影响机制方面,与已有研究不同,本文首次量化了产品质量这一作用渠道,并发现人工智能的质量效应因各行业产品质量的平均水准和波动程度不同而呈现出异质性。严格的质量标准是加入GVC的先决条件之一,机器人往往用于承担一系列重复性高和容错率低的工作,以减少生产误差,实现更高精度,提高产品质

量(DeStefano和Timmis,2021)。如果这种对质量的改进作用未被准确捕获,就会造成对人工智能经济效应的低估(Korinek和Stiglitz,2017)。其二,在研究视角方面,本文不仅考察了机器人对所在国家、所在行业GVC分工位置的影响,还考察了机器人对其他国家、其他行业GVC的横向和纵向溢出效应与机理,为全面理解机器人技术的经济效应提供了新的证据。

## 二、理论分析与研究假说

### (一)人工智能对GVC分工位置的影响效应

首先,人工智能作为科学技术的最新产物,带来了科技的高效和生产的个性,对生产率的提升作用已得到国内外学者的普遍认可(Graetz和Michaels,2018;杨飞和范从来,2020)。一方面,人工智能在生产中的运用主要是通过机器人来实现的,而机器人与劳动力在生产中的角色不同,具有各自的生产优势(王永钦和董雯,2020),其中机器人主要用来从事一系列重复性、低技术含量的工作,在部分环节替代了人力,有效降低了生产成本,实现了生产环节的机械化和自动化,可以达到提高生产效率的目的(Acemoglu和Restrepo,2019);另一方面,机器人作为资本投入的形式之一,不仅能形成当期的生产优势,更能实现长期的资本积累,深化技术进步,提高原有自动化任务中的机器生产率,实现在较长时期的生产率增长(Acemoglu和Restrepo,2018a;李磊等,2021)。而生产率在国际生产分工中举足轻重,不同的生产率水平决定了各国或地区嵌入GVC分工体系的位置差异。已有研究也表明提高劳动生产率有助于GVC分工位置的攀升,且生产率较高的国家会从事生产的后期阶段,位于GVC较高的环节;而生产率较低的国家则可能位于GVC较低的环节,从事进口资本或者技术密集型生产环节(Costinot等,2013;刘斌和潘彤,2020)。基于此,本文提出如下研究假设:

H1:人工智能会通过提高生产率来实现GVC分工位置的攀升。

其次,与生产率效应形成鲜明对比的是,学者们对于人工智能的劳动力市场效应(特别是就业效应)众说纷纭、意见不一。“替代论”认为,机器人主要从事一系列重复性、低技术含量的工作,承担以前由劳动力执行的任务,因此会替代低技能劳动力,造成失

业现象(Graetz 和 Michaels, 2018; 孔高文等, 2020)。“创造论”则认为, 人工智能的使用能带来经济增长, 产生新任务, 而人类在新的和更复杂的任务中具有相对优势, 从而劳动力需求会增加(Acemoglu 和 Restrepo, 2018a)。尽管两种观点争执不下, 但是学者们逐渐认同两种效应都会改变生产的任务内容与劳动力, 最后的总效应由两者综合决定。相关研究也表明, 处于中间层的程式化岗位、生产性工人、管理人员、低技能的劳动者更容易被替代(Graetz 和 Michaels, 2018; 李磊等, 2021), “机器换人”无疑降低了无谓的生产成本损失; 与此同时, 机器人的使用更加强调生产中特定的工人技能, 需要更多与之相辅相成的工作, 如经理、技术科学家或非生产工人, 这些高技能工作岗位的就业增加, 带动了人力资本的提升(Meltzer, 2018; Bonfiglioli 等, 2020)。毋庸置疑, 无论是哪种效应, 都会带来劳动力要素投入的变化, 改变行业的竞争优势, 从而影响其嵌入 GVC 分工体系(吕越等, 2020)。据此, 本文提出:

H2: 人工智能可以通过影响劳动力投入(替代或创造就业)实现 GVC 分工位置的攀升。

最后, 与劳动、资本等传统生产要素不同, 作为技术进步的产物, 人工智能将“智造”嵌于生产环节, 成为推动国民经济“高质量发展”的重要力量(王钦和董雯, 2020)。一方面, 以机器人为典型代表的智能化技术, 能够使生产环节更加高效、生产标准更加统一、产品稳定性和准确性也更高, 从而带来产品质量的提升; 同时, 机器人通常比非自动化机器需要更高质量的投入, 对高级生产要素的需求更大, 高质量要素相互碰撞, 使生产过程事半功倍, 生产出的最终产品也拥有更高的质量。DeStefano 和 Timmis(2021)的最新研究也证实了机器人确实有助于提升产品质量。另一方面, 严格的质量标准往往是嵌入 GVC 的先决条件, 产品质量加固了各经济主体的竞争力, 不仅有利于各国在已有的生产环节中更广泛、更深层次地参与 GVC 分工(DeStefano 和 Timmis, 2021), 而且有效带动后续生产环节分布在高附加值区域, 实现向高端价值链的攀升, 最终有助于摆脱“低端锁定”的困局, 实现高质量发展(郑江淮和郑玉, 2020)。因此, 本文提出:

H3: 人工智能能够提升行业产品质量, 进而促进 GVC 分工位置的攀升。

## (二) 人工智能对 GVC 分工位置的溢出效应

Goldfarb 和 Trefler(2018)率先将人工智能的经济效应拓展到贸易领域, 强调人工智能对贸易的规模效应、竞争效应、知识创造和知识扩散等均会带来深远的影响。在有关 GVC 的研究中, 吕越等(2020)、刘斌和潘彤(2020)已经初涉该领域, 发现人工智能可以促进价值链分工, 但是并未考虑人工智能溢出的技术特点。事实上, Acemoglu 等(2020)采用法国数据, 发现采用机器人技术的企业降低了成本, 并以牺牲竞争对手为代价进行扩张。无独有偶, Faber(2020)也发现美国使用机器人会显著降低墨西哥国内的就业, 即机器人使用会产生离岸业务回流。这些研究说明, 人工智能具有明显的技术溢出特性, 因此在研究其对 GVC 的影响时, 有必要将溢出效应考虑在内。

机器人偏向性技术进步的特征使它们被应用到生产时, 扭曲原有的市场结构, 产生生产要素的流动, 由于产业间关联效应的存在, 引致了产业链上下游行业生产环节的调整, 从而对其他行业产生溢出效应(孔高文等, 2020; 杨飞和范从来, 2020)。根据世界投入产出表, 各个国家、各个行业之间几乎都存在着投入和产出的联系, 这也导致某行业安装机器人可能通过“连锁效应”关联到其他主体, 从而影响其他国家或行业的 GVC 分工位置。因此, 某行业使用机器人不仅仅“独善其身”, 对自身的 GVC 分工位置产生影响, 而且有可能产生“兼济天下”的溢出效应。而且, 这种溢出效应可以进一步分为横向溢出效应和纵向溢出效应, 前者反映本行业使用机器人对其他国家同行业 GVC 分工位置的影响, 后者则反映了本行业使用机器人对同国家其他行业 GVC 分工位置的影响。基于此, 本文提出如下研究假设:

H4: 人工智能有可能对其他国家或其他行业产生“兼济天下”的溢出效应。

## 三、典型事实

### (一) 数据来源

本文使用的数据是 2000–2014 年“国家—行业—年度”三维数据, 来自国际机器人联合会数据库(IFR)、UIBE GVC Indicators 数据库和世界投入产出数据库

(WIOD)。其中,IFR提供了1993年以来机器人的安装数据,覆盖多个国家的多个行业类别,为当前研究机器人提供了全面且细化的数据;UIBE GVC Indicators提供了有关增加值贸易核算和GVC的测算数据;2016版WIOD数据库涵盖了2000—2014年43个国家(地区)的世界投入产出表和基础经济数据。

由于上述三个数据库中的行业代码并不完全一致,本文根据行业释义将其统一为WIOD数据库使用的ISIC Rev.4代码,涉及C01—C56共56个行业,并将C56(域外组织和机构的活动)予以删除,最终得到41个国家(地区)、55个行业、15年的数据,观测值共33825个。

### (二)机器人在各国各行业的安装情况<sup>①</sup>

从1993—2018年全世界和三大主要市场(亚洲、欧洲、美洲)机器人的安装流量情况来看,除个别年份存在波动外,全世界和三大主要市场每年安装的机器人数量整体上呈明显的上升态势,其中亚洲市场的安装数量远远高于其他市场,近年来已占据世界安装总量的2/3。相同的增长之势还出现在国家和行业范围内。就国家而言,报告期内日本机器人存量位居世界首位,而中国自2013年已成为全球机器人安装流量最多、增速最快的国家,这两个国家为亚洲成为世界第一的机器人市场贡献了绝对力量;就行业而言,安装数量位居前五位的行业均属于制造业范畴,据IFR数据显示,制造业机器人的数量已经占到总数量的80%以上。

### (三)GVC分工位置指标

本文的被解释变量是世界各国、各行业在GVC中的分工位置。从已有研究来看,GVC分工位置的衡量指标多种多样,考察角度也各有侧重,本文参照Antràs等(2012)和Fally(2012)的做法,采用GVC上游度指数来表征,<sup>②</sup>选取理由如下:一方面,上游度从产出角度出发,在一定程度上显示了各行业对整体国民经济的带动作用(Fally, 2012),而本文在考察人工智能对GVC分工位置影响的基础上,还基于整体视角考察了人工智能所带来的溢出效应,与上游度的经济含义最为吻合;另一方面,上游度能够较好地揭示生产和贸易模式的演变,在GVC研究中已经得到了广泛应用(唐宜红和张鹏杨, 2018; Antràs和Chor,

2021)。当然,考虑到GVC分工位置指标的多样性,本文在稳健性检验中也使用了其他位置类指标进行替换,以期得到更加可信的结论。从理论上讲,行业*i*的上游度是其从作为投入品进入生产阶段到最终需求所要经历的阶段数的加权平均值,上游度指数越大,表明该生产环节距离最终消费越远,越接近上游;反之,则越接近下游(Antràs等, 2012; 唐宜红和张鹏杨, 2018)。

## 四、基准回归与拓展分析

### (一)模型设定

为了考察人工智能对GVC分工位置的影响,构建基准回归模型如下:

$$\text{Pos\_up}_{ijt} = \alpha_0 + \alpha_1 \times \text{AIF}_{ijt} + \alpha_2 Z + \delta_i + \lambda_j + \varphi_t + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

其中,*t*、*j*和*i*分别表示年份、行业和国家;Pos\_up<sub>ijt</sub>代表上游度指数,衡量*i*国*j*行业*t*年在GVC体系中的分工位置;AIF<sub>ijt</sub>是本文的核心解释变量,反映了人工智能的应用程度,采用机器人安装流量的对数表示;Z代表控制变量,如上文分析,回归同时控制了年份、行业和国家固定效应(δ<sub>*i*</sub>、λ<sub>*j*</sub>和φ<sub>*t*</sub>);ε<sub>ijt</sub>为随机扰动项。

参照王孝松等(2017)代表性文献,选取如下控制变量:行业规模(Size),以行业总产出衡量;要素产出(FS),以各行业单位产出的劳动报酬表示;中间品使用状况(II),以各行业中间投入衡量;资本劳动比(KL),以各行业资本存量和劳动人数之比衡量;资本深化(CD),以各行业资本存量与行业增加值之比衡量(杨飞和范从来, 2020);劳动力成本(Wage),以各行业劳动力人均工资表示。相关变量经对数处理后纳入回归。<sup>③</sup>

### (二)基准回归结果

表1列(1)汇报了式(1)的估计结果,AIF回归系数在1%的水平上显著为正,说明以机器人技术为代表的人工智能显著促进了各国、各行业GVC分工位置的攀升。考虑到各行业机器人安装数量与其GVC分工位置之间可能存在逆向因果关系,即位于相对上游的国家和行业,越有可能安装机器人来夯实其在GVC分工体系中的竞争优势,因此本文尝试采用两阶段最小二乘法(2SLS)进行估计,以加强结论的可信度。

对于工具变量,选取了如下两个:一是各国居民

专利申请量(L\_IVPAT),考虑到专利数量并不能立刻见效,故进行滞后一期处理,专利数据来自世界银行。专利申请数量能够反映一国的科技发展状况及其对科技的重视程度,与各国人工智能的发展密切相关,满足相关性要求;且居民专利申请数量属于居民或企业自身的创新行为,滞后一期的处理使其不会影响当期各行业在GVC分工体系的位置,满足排他性标准。二是参考Acemoglu和Restrepo(2020)、Artuc等(2018)的做法,使用相似收入国家行业层面的机器人安装情况(L\_IVAIF),考虑到行业之间可能存在溢出效应,也进行了滞后一期处理,使其在反映人工智能情况的同时,保持较好的排他性。表1的列(2)和列(4)汇报了第一阶段的回归结果,工具变量的回归系数均在1%的水平上显著为正,表明工具变量和核心解释变量间存在正相关关系,且Kleibergen-Paap rk F值远大于临界值16.38,排除弱工具变量的问题;列(3)和列(5)依次汇报了第二阶段的结果,在消除内生性问题后,AIF的估计系数仍显著为正,证实了基准结论。

表1

基准回归结果

|                | OLS                | 工具变量1:L_IVPAT      |                    | 工具变量2:L_IVAIF      |                    |
|----------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
|                | (1)                | (2)                | (3)                | (4)                | (5)                |
| AIF            | 0.009*** (3.205)   |                    | 0.071** (2.138)    |                    | 0.120*** (3.258)   |
| Size           | -0.358*** (-4.325) | 0.210*** (6.735)   | -0.336*** (-4.315) | 0.160*** (5.606)   | -0.397*** (-4.245) |
| FS             | 0.144 (1.603)      | -0.184*** (-5.491) | 0.148 (1.579)      | -0.128*** (-4.176) | 0.175* (1.766)     |
| II             | 0.255*** (5.108)   | -0.091*** (-3.008) | 0.237*** (5.465)   | -0.005 (-0.165)    | 0.273*** (4.972)   |
| KL             | 0.125** (2.183)    | -0.208*** (-5.676) | 0.132** (2.344)    | -0.165*** (-5.041) | 0.153** (2.356)    |
| CD             | -0.099** (-2.343)  | 0.264*** (7.009)   | -0.119*** (-2.701) | 0.217*** (6.526)   | -0.130*** (-2.580) |
| Wage           | -0.158** (-2.142)  | 0.337*** (8.690)   | -0.173** (-2.335)  | 0.226*** (6.444)   | -0.203** (-2.331)  |
| L_IVPAT        |                    | 0.009*** (7.824)   |                    |                    |                    |
| L_IVAIF        |                    |                    |                    | 0.140*** (27.796)  |                    |
| 年份、行业与国家固定效应   | 控制                 | 控制                 | 控制                 | 控制                 | 控制                 |
| KP(F-stat)     |                    | 61.216             |                    | 772.622            |                    |
| R <sup>2</sup> | 0.369              | 0.527              | 0.418              | 0.531              | 0.350              |
| N              | 31222              | 26944              | 26944              | 29142              | 29142              |

注:括号内数值为t值;回归系数的标准误为稳健标准误;\*\*\*、\*\*和\*分别表示1%、5%和10%的显著性水平。如无特别说明,后续各表均对控制变量、年份固定效应、行业固定效应和国家固定效应进行了控制。下同。

### (三)稳健性检验<sup>④</sup>

1. 更换核心变量。为了增强结果的稳健性,避免由于变量测度产生的估计偏差,本文更换GVC分工位置和人工智能的衡量指标。参照Wang等(2017)的做法,以前向价值链生产步长Plv和后向价值链生产步长Ply重新定义各行业在GVC中的分工位置,<sup>⑤</sup>生产步长虽不是直接衡量位置的指标,但其表示最初中间品投入与最终品生产之间的“距离”,能够间接反映GVC分工位置的变化。另外,以机器人安装存量AIS和机器人密度Density(Graetz和Michaels, 2018)重新衡量人工智能情况。无论采用何种衡量方式,其结论均与前文保持一致。

2. 改变样本范围。虽然IFR报告了日本和俄罗斯的机器人安装数据,但是这些国家的数据经历了重大的重新分类,可能导致其报告的数字不具有横向和纵向可比性。因此,本文参照Acemoglu和Restrepo(2018b)的做法,剔除这两个国家的样本观测值后再次回归。结果显示,在剔除日本和俄罗斯样本后,机器人对GVC分工位置的促进作用仍然成立。

3. 更换估计方法：多时点 DID。为了进一步解决基准模型中可能存在的内生性问题，本文构造了多时点 DID 模型，将各国各行业安装机器人作为事件冲击，定义  $D_u$  和  $D_t$  分别为行业是否安装机器人的组别虚拟变量和时间虚拟变量。与此同时，考虑到  $D_t$  为二值虚拟变量，而 GVC 分工位置的变化可能并非只由是否安装机器人所致，而可能归因于同期其他因素，故本文还采用 AIF 与  $D_u$  进行交互，不仅可以解决时间虚拟变量的内生性问题，而且还体现了外部冲击的力度变化。回归结果再次证实了基准结论的稳健性。

4. 更换估计方法：PSM-DID。考虑到行业使用人工智能受到自身发展情况的影响，并非完全外生，必然会出现“自选择”问题，为此本文采用倾向得分匹配结合倍差法(PSM-DID)的方法，先为每一个使用机器人的行业找到与之最具备可比性、但未使用机器人的行业后，再进行 DID 分析。估计结果仍支持安装机器人对 GVC 分工位置的促进作用。

5. 分位数回归。基准回归是建立在均值回归之上的，其结果反映了行业机器人安装量对 GVC 分工位置的平均效果。然而，若机器人安装的分布不对称，这种平均效果就不能全面刻画其对 GVC 分工位置的影响。相比之下，分位数回归不仅能在 GVC 整体分布上呈现机器人的影响，而且不受 GVC 异常值的影响，对误差项分布也没有很强的假设条件。分位数的估计结果仍与基准回归保持一致，且我们发现 AIF 系数估计值随分位点的增大而下降。可能的原因在于行业位于 GVC 低端位置时，拥有更广阔的增长空间，机器人安装的促进作用更大；而行业 GVC

分工位置较高时，其技术已近乎饱和，机器人的促进作用则相对有限。

(四)异质性检验

1. 国家技术接受度。作为科学技术的最新产物，人工智能的应用与推广并非一蹴而就，而是取决于各国的接受程度与普及速度(Bonfiglioli 等, 2020)，各国对技术的接受程度并不相同，使得机器人的作用可能存在异质性。由于信息通信技术本身具备技术进步的特性，并可以与其他生产要素产生互补性，引致后续技术进步和结构优化(张三峰和魏下海, 2019)，因此本文以信息通信技术数据作为技术接受程度的代理变量，将样本国家分为技术接受度(ICT)高、低两个子样本。ICT 数据选取国际电信联盟发布的移动蜂窝订阅数量。选择这一变量是因为，与机器人等人工智能技术类似，移动蜂窝也是新技术发展进程中的产物之一，对其订阅数量能够在一定程度上反映新技术在各国的普及速度；另外，拥有广泛移动蜂窝订阅数量或者大规模安装机器人的国家，在引进新技术时，通常也拥有较适宜的技术与之匹配，否则难以消化新技术(余泳泽和张先轸, 2015)。

根据表 2 列(1)可知， $AIF \times ICT$  估计系数显著为正，表明人工智能对技术接受度更高的国家 GVC 分工位置攀升的促进作用更加明显。可能原因有二：其一，对新技术包容性强的国家会率先使用机器人投入生产，先行优势使其迅速建立起新生产模式，更快发挥机器人的经济效应；其二，信息通信技术发达的国家，绝大部分属于发达经济体，机器人普及有效解决了这些国家劳动力数量有限的瓶颈问题，而快速的人口结构变化又带来了更广泛的机器人或自动

表 2 异质性考察

|                  | 国家技术接受程度       | 行业自动化程度            | 行业竞争程度           | GVC 类型           |
|------------------|----------------|--------------------|------------------|------------------|
|                  | (1)            | (2)                | (3)              | (4)              |
| $AIF \times ICT$ | 0.011*(1.919)  | 0.139*** (3.497)   | 0.039*** (8.418) | 0.021*** (2.614) |
| $AIF \times Aut$ |                |                    |                  |                  |
| $AIF \times Com$ |                |                    |                  |                  |
| $AIF \times Gvc$ |                |                    |                  | 0.021*** (2.614) |
| AIF              | -0.000(-0.056) | -0.130*** (-3.260) | -0.001(-0.242)   | -0.011(-1.368)   |
| $R^2$            | 0.369          | 0.369              | 0.369            | 0.369            |
| N                | 31222          | 31222              | 31222            | 31222            |

化技术使用,能有效缓解人口红利衰弱所带来的冲击(Acemoglu 和 Restrepo, 2018b; 陈彦斌等, 2019),由此产生的促进作用也更为明显。

2. 行业自动化程度。一方面,作为生产过程的重要投入要素,资本和劳动发挥着不同的作用,其要素配比影响着生产的效率和产品的性质,机器人的投入改变了原有的资本劳动配比,会影响各行业嵌入GVC分工体系的位置;另一方面,作为新型的生产要素,机器人将智能化和自动化引入生产,革新了生产方式,创造了新生产模式(王永钦和董雯, 2020),其渗透程度也影响着机器人效应的发挥。借鉴Acemoglu等(2020)的做法,本文以可调整的机器人渗透率(APR指数)作为划分标准,将行业分为高、低自动化行业,并构建反映自动化程度的虚拟变量(Aut)与AIF的交互项。APR指数能够反映资本对劳动的替代程度,较大的APR指数表明资本替代劳动的程度高,机器人的普及率更广,相应的行业自动化水平较高。

根据表2列(2)的结果可知,交互项系数显著为正,表明在自动化程度高的行业中,人工智能对GVC分工位置的提升效应更为显著。一方面,人工智能能够增加资本积累,将“智能”元素融入生产环节,有效提高生产的智能化和自动化程度,从而使生产过程中资本相对于劳动变得更加重要,资本回报率提升明显(陈彦斌等, 2019);另一方面,新的自动化设备能降低生产成本,产生生产率效应,深化自动化技术进步,提高原有自动化任务中的机器生产率(Acemoglu 和 Restrepo, 2018a),故在自动化程度较高的行业促进作用更加显著。

3. 行业竞争程度。技术进步往往是非中性的,即使行业内各个企业均使用机器人,也可能产生收益的差别,生产率高的“龙头企业”、拥有规模和技术优势的大型企业往往增益更多(Autor 等, 2020)。换言之,行业竞争程度能够带来经济主体的市场势力和收益的不同(王永钦和董雯, 2020),可能影响这种非中性的增益效果。本文借鉴杨飞和范从来(2020)的做法,计算行业价格加成率作为行业竞争程度(Com)的代理变量,以其中位数作为划分标准,将行业分为竞争程度高、低两个子样本,将Com与AIF相乘并纳入模型。

表2列(3)的结果显示,AIF×Com的系数估计值显著为正,表明与竞争程度低的行业相比,人工智能更易影响竞争程度高的行业GVC分工位置。在高竞争性行业,更多的企业有动力在生产中使用机器人以降低生产成本,致使该行业的产品价格下降、需求增加,从而扩大生产规模(王永钦和董雯, 2020);同时,在竞争性低、集中度较高的行业中,人工智能带来的益处不能平等惠及每个企业,新一轮智能技术具有明显的规模偏向,对拥有规模和技术优势的大型经济主体增益更多(Autor 等, 2020),产生内部差异,甚至产生马太效应,不利于行业GVC的提升,故相较于竞争程度低的行业,人工智能的促进效应在竞争程度高的行业中更大。

4. GVC类型。在本文中,机器人覆盖的55个行业既包括生产类行业,也包括服务类行业,其生产方式各具特点,与人工智能技术的融合程度也有所差别(郭凯明, 2019)。同时,不同于生产类的机器人,服务业中的机器人个性化和专业化明显,需要特殊定制,这些差异可能带来异质性影响。根据麦肯锡全球研究院2019年报告对行业价值链的分类方法,本文将样本中的55个行业分为生产类GVC与服务类GVC,并构建是否为生产类GVC行业的虚拟变量(Gvc)与核心解释变量的交互项,以考虑不同GVC行业安装机器人带来的影响。

根据表2列(4)中交互项的系数可知,相较于服务类GVC行业,生产类GVC行业安装机器人带来的GVC攀升效果更显著。究其原因,一方面,现阶段机器人大多安装在生产类GVC行业,服务类行业安装数量很少,且服务贸易存在较多壁垒,导致发展中国家生产受限、发达国家决策改变,不利于GVC分工体系的完善(刘斌和赵晓斐, 2020);另一方面,机器人的安装和使用虽然能够替代劳动力,但并不能实现“无人化”(Faber, 2020),特别是不同于生产类的机器人,服务业中的机器人需要特殊定制,投入高、产出低,增益效果差。因此,当机器人安装数量增加时,该类价值链难以有效地将技术创新转化为全球化增长的动力。

## 五、影响机制

人工智能有利于各国、各行业在GVC体系中分工位置的提升,而这一促进作用背后的影响机制如

何,尚待进一步考察。与吕越等(2020)的研究不同,本文认为人工智能影响GVC分工位置的途径至少包括三个方面:行业生产率(Prod)、劳动力投入(Labor)和产品质量(Quality)。同时,为了克服传统三步法中介效应检验存在的内生性问题,本文参考Liu和Lu(2015)的做法,在机制检验的每一步均嵌入工具变量进行处理,具体模型构建如下:

$$M_{ijt} = b_0 + b_1 \times AIF_{ijt} + b_2 Z_t + \delta_i + \lambda_j + \varphi_i + \varepsilon_{ijt} \quad (2)$$

$$Pos\_up_{ijt} = c_0 + c_1 \times M_{ijt} + c_2 Z_t + \delta_i + \lambda_j + \varphi_i + \varepsilon_{ijt} \quad (3)$$

其中, $M_{ijt}$ 分别表示行业生产率、劳动力投入和质量。

(一)行业生产率

前文的理论假说已经表明,生产率可能是人工智能促进GVC分工位置攀升的机制之一。参照王孝松等(2017)的做法,选取人均增加值指数来衡量行业生产率。根据表3列(1)的结果可知,人工智能显著促进了行业生产率的提高;而列(2)的结果进一步表明,行业生产率的提高显著促进了其GVC分工位置的攀升。这和预期一致,表明人工智能的生产率效应确实存在,从而验证了研究假说H1。

(二)劳动力投入

正如已有文献所述,人工智能对就业的总效应取决于替代效应和创造效应的大小,但不同技能的劳动力对机器人使用的敏感程度可能并不相同,这就使得机器人对劳动力市场的影响不仅仅体现在数量层面,还体现在劳动力质量层面。使用就业人数占总人数的比重衡量劳动力投入,以检验劳动力数量变化在机器人影响GVC分工位置中的作用。由表3列(3)可知,人工智能的使用显著扩大了各国、各行业的就业水平,创造效应带来的就业大于因替代效应带来的失业;列(4)的估计结果则进一步说明,劳动力投入的增加带来GVC的攀升。究其原因,一方面,机

器人使用的替代效应主要体现在替代低技能劳动力(Bonfiglioli等,2020;孔高文等,2020),而创造效应则更多地带来高技能工人就业增加,如经理、技术科学家或非生产工人(Meltzer,2018;Bonfiglioli等,2020)。<sup>⑥</sup>通过替代低技能劳动力和创造高技能劳动力就业,机器人有效地提升了行业的人力资本水平,优化了劳动力质量结构,这对于嵌入GVC分工体系至关重要(吕越等,2020)。另一方面,对劳动力的创造使原有的生产要素配比改变,配合智能化设备的使用,更容易将增加的“人口红利”转化为“人才红利”,从而实现GVC的攀升(戴翔和刘梦,2018)。上述结果支持了研究假说H2,即人工智能可以通过影响劳动力投入(主要是创造新就业)来实现GVC分工位置的攀升。

(三)产品质量

尽管人工智能可能通过其他机制变量影响到质量,进而影响GVC分工位置,但也可以直接通过质量发挥作用,故与已有文献不同,本文首次将产品质量也纳入作用渠道,产品质量以单位产出的增加值衡量。同时,为了增强结论的可信性,本文还借鉴Manova和Yu(2017)的做法,以单位价值表示产品质量,并选取各国、各行业的增加值价格和产出价格分别表征行业产品的单位价值。<sup>⑦</sup>表3列(5)和列(6)的估计结果支持产品质量是机器人实现各国、各行业GVC分工位置攀升的途径,论证了研究假说H3。

虽然提高产品质量是人工智能促进GVC分工位置攀升的途径,但是这并不意味着所有行业都会走上以质量取胜的道路。为探究哪些行业更能把握住人工智能所带来的质量效应,本文从质量的平均水准和波动程度两个角度入手,以期更全面理解人工智能的质量效应。根据各行业产品质量均值的分位数水平,将行业划分为低质量(<50%)、中等质量(50%—

表3 影响机制

|     | 行业生产率Prod           |                    | 劳动力占比Labor          |                   | 产品质量Quality         |                    |
|-----|---------------------|--------------------|---------------------|-------------------|---------------------|--------------------|
|     | (1)Prod             | (2)Pos_up          | (3)Labor            | (4)Pos_up         | (5)Quality          | (6)Pos_up          |
| AIF | 0.141***<br>(5.083) |                    | 0.043***<br>(3.050) |                   | 0.011***<br>(6.498) |                    |
| M   |                     | 0.486**<br>(2.285) |                     | 1.645*<br>(1.949) |                     | 5.788**<br>(2.142) |
| N   | 26944               | 26944              | 26944               | 26944             | 26944               | 26944              |

注:此处本文选取居民专利申请数量的滞后一期作为工具变量;人工智能对GVC分工位置的影响和内生性处理部分,不再额外报告;受限于篇幅,仅报告第二阶段的回归结果,第一阶段结果省略。

90%)、高质量(>90%)三个组别。表4列(1)—列(3)显示,低质量和高质量组的系数显著为正,而中等质量组的系数却显著为负,这表明由于质量的差异,出现了偏向两端的生模式,质量高的行业倾向于使用机器人继续夯实优势,质量低的行业致力于利用机器人的质量效应摆脱“低端锁定”的困境。观其系数大小,低质量组的系数明显大于基准回归(0.009)和高质量组(0.005),表明低质量组能够最大限度地发挥人工智能的提质作用,这也在一定程度上肯定了质量机制的存在。与此同时,后两列报告了根据质量方差中位数分组的结果,方差反映了质量的波动程度,波动程度大代表行业的生产不稳定,产品流程未形成完备规模。根据回归结果可知,质量波动小的行业往往能利用机器人提升质量,而波动程度大的行业生产不够稳定,生产环节有待完善,使用机器人还不能充分发挥其优势。

在上述分析基础上,本文参照Liu和Lu(2015)的处理方法,对上述三条作用机制进行了比较,即根据各机制变量效应与总效应的差距值(三个机制分别为0.0025、0.0003和0.0637)判断其作用程度,发现机器人主要通过促进劳动力投入影响GVC分工位置,其次是提高生产率,最后是提高产品质量。尽管这三种机制的作用程度有大小之分,但其系数差距的较小量级表明在机器人实现GVC分工位置攀升的过

程中,生产率、劳动力和产品质量均发挥了重要作用。

## 六、溢出效应

### (一)是否存在溢出效应

正如上文研究假说H4所述,某行业使用机器人可能对其他国家或其他行业的GVC分工位置产生横向或纵向溢出效应。参照Acemoglu等(2020)的做法,本文构建模型(4)来检验机器人使用过程中产生的横向溢出效应和纵向溢出效应:

$$\text{Pos\_up}_{ijt} = \gamma_0 + \gamma_1 \text{AIF}_{ijt} + \gamma_2 \text{AIH}_{ijt} + \gamma_3 \text{AIV}_{ijt} + \gamma \text{Z} + \delta_i + \lambda_j + \varphi_i + \varepsilon_{ijt} \quad (4)$$

其中,  $\text{AIH}_{ijt} = \sum_j m_j \times \sum_{i' \neq i} S_{ji'} \times \text{AI}_{i'jt}$ , 是除本国*i*之外的其他国家同一行业安装机器人的流量指标,*s*和*m*表示*i*国的产出在行业*j*中的份额; $\text{AIV}_{ijt} = \sum_i m_j \times \sum_{i' \neq i} S_{ji'} \times \text{AI}_{i'jt}$ , 表示本国除本行业*j*之外的其他行业安装机器人的指标,*s*和*m*代表*j*行业在*i*国中的产出份额;其他设定同模型(1)。

表5列(1)—列(3)的结果显示,无论是单独考虑还是同时考虑横向溢出效应和纵向溢出效应,AIH的系数始终显著为正,AIV的系数始终显著为负,表明某行业使用机器人对他国同一行业产生了正向溢出效应,而对本国其他行业产生了负向溢出效应。考虑到可能的逆向因果内生性问题,即某行业在GVC中的位置越高,越有可能带来横向溢出效应与纵向溢出效应,本文还选取工具变量进行处理。根

表4 人工智能质量效应的进一步检验

|                | 质量平均水准           |                  |                  | 质量波动程度        |                  |
|----------------|------------------|------------------|------------------|---------------|------------------|
|                | < 50%            | 50%—90%          | > 90%            | 波动程度大         | 波动程度小            |
|                | (1)              | (2)              | (3)              | (4)           | (5)              |
| AIF            | 0.035*** (4.184) | -0.007* (-1.799) | 0.005*** (4.359) | 0.001 (0.754) | 0.009*** (4.868) |
| R <sup>2</sup> | 0.952            | 0.992            | 0.998            | 0.998         | 0.993            |
| N              | 2689             | 15546            | 12986            | 15317         | 15905            |

表5 是否存在溢出效应的检验

|                | (1)              | (2)                | (3)                | (4)              | (5)                | (6)                |
|----------------|------------------|--------------------|--------------------|------------------|--------------------|--------------------|
| AIH            | 0.088*** (3.231) |                    | 0.087*** (3.218)   | 0.112*** (3.150) |                    | 0.111*** (3.142)   |
| AIV            |                  | -0.218*** (-4.287) | -0.216*** (-4.275) |                  | -0.262*** (-3.467) | -0.260*** (-3.453) |
| AIF            | 0.010*** (3.405) | 0.009*** (3.099)   | 0.010*** (3.304)   | 0.010*** (3.286) | 0.009*** (3.006)   | 0.010*** (3.231)   |
| KP(F-stat)     |                  |                    |                    | 80035.196        | 36416.432          | 18204.207          |
| R <sup>2</sup> | 0.369            | 0.369              | 0.369              | 0.362            | 0.362              | 0.362              |
| N              | 31222            | 31222              | 31222              | 29142            | 29142              | 29142              |

注:工具变量选取关键解释变量的滞后期;篇幅所限,后三列仅报告第二阶段的估计结果,第一阶段备索。下同。

据表5列(4)—列(6)的结果,估计系数的符号和显著性未发生改变,再次证实两种溢出效应的存在。

(二)为何存在溢出效应

1. 横向溢出效应。Acemoglu等(2020)发现,企业采用机器人技术后,在对自身产生积极就业效应的同时,却会对同行业竞争对手的就业产生负面溢出效应。进一步扩展至国际市场,同一行业提供的往往是相似或相同产品,在需求疲软的情况下,这种同业竞争就会演变为侵蚀性竞争(侯欣裕等,2020),此时各行业必然会采取相应措施,以冲抵侵蚀性竞争的影响。而安装机器人的诸多好处夯实和加强了自身的竞争优势,带来产品生产的差异化,改变原有的同业竞争状态。换言之,这种同行业的竞争效应决定了机器人的使用不仅仅影响本行业GVC的分工位置,而且有可能对其他国家同行业的GVC分工位置产生横向溢出效应。

参考侯欣裕等(2020)的做法,本文计算了行业层面的产品重合度指标(SIC)作为同业竞争的表征,以考察同业竞争在横向溢出中的作用。表6列(1)的结果显示,在使用工具变量消除内生性后,AIH通过了1%显著性水平检验,表明了横向溢出效应的存在;列(2)和列(3)的结果显示,安装机器人能够显著降低行业产品的重合度,降低侵蚀性竞争压力,不断提升

各行业在GVC中的分工位置,以保持在同业中的竞争优势。

2. 纵向溢出效应。尽管机器人对本国其他行业产生了负向溢出效应,但考虑到生产中的上下游关系可能干扰此效应,本文采用完全消耗系数和完全分配系数 $\theta_{ijt}$ 作为权重,进一步区分了行业间的上下游关系,将溢出效应分解为前向溢出效应和后向溢出效应,构建包含紧密程度的机器人数量指标,即 $AIV_{ijt} = \sum_{j \neq i} \theta_{ijt} \times AI_{ijt}$ ,以探析上(下)游行业使用机器人对下(上)游行业GVC的影响。其中,以前者为权重时,AIV衡量上游行业机器人安装数量;以后者为权重时,AIV衡量下游行业机器人安装数量。

机器人之所以有可能对上下游行业产生溢出效应,主要在于:就前向溢出效应来说,上游行业为下游行业提供和服务所需的中间品,而上游行业使用机器人后,可能改变供给中间品的状况,进而影响下游行业的GVC分工位置;就后向溢出效应来说,下游行业在使用机器人的过程中不断提高生产效率,有可能改变对上游行业产品或服务的需求数量,促使上游行业改变要素投入及其产出数量,进而改变其嵌入GVC的分工位置。

表7列(1)和列(2)的估计结果显示,考察前向溢出效应和后向溢出效应时,AIV的估计系数分别显

表6 横向溢出效应影响渠道

|                | (1)Pos_up           | (2)SIC                 | (3)Pos_up             |
|----------------|---------------------|------------------------|-----------------------|
| AIH            | 0.112***<br>(3.150) | -0.421***<br>(-13.443) |                       |
| AIF            | 0.010***<br>(3.286) | 0.010***<br>(3.025)    | 0.013***<br>(3.607)   |
| SIC            |                     |                        | -0.265***<br>(-3.061) |
| R <sup>2</sup> | 0.362               | 0.442                  | 0.329                 |
| N              | 29142               | 29142                  | 29142                 |

注:机制分析采用和上文一致的工具变量方式分析,工具变量选取关键解释变量的滞后期。下同。

表7 纵向溢出效应及其影响渠道

|                | 溢出效应                 |                     | 影响渠道                 |                     |                       |                    |                    |                     |
|----------------|----------------------|---------------------|----------------------|---------------------|-----------------------|--------------------|--------------------|---------------------|
|                | 前向溢出                 | 后向溢出                | 前向溢出                 | 后向溢出                | 影响渠道(For_M)           | Pos_up             | 影响渠道(Back_M1)      | 影响渠道(Back_M2)       |
|                | (1)                  | (2)                 | (3)                  | (4)                 | (5)                   | (6)                | (7)                | (8)                 |
| AIV            | -0.051**<br>(-2.113) | -0.021(-1.280)      | -0.086**<br>(-2.138) | -0.023(-0.989)      | -0.034***<br>(-3.289) |                    | -0.002(-1.003)     | 0.002(0.255)        |
| AIF            | 0.009***<br>(3.217)  | 0.009***<br>(3.219) | 0.009***<br>(3.086)  | 0.009***<br>(3.082) | -0.007***<br>(-6.770) | 0.027**<br>(2.489) | 0.001**<br>(2.335) | 0.006***<br>(8.095) |
| For_M          |                      |                     |                      |                     |                       | 2.545*<br>(1.814)  |                    |                     |
| R <sup>2</sup> | 0.369                | 0.369               | 0.362                | 0.362               | 0.403                 | 0.181              | 0.553              | 0.720               |
| N              | 31222                | 31222               | 29142                | 29142               | 29142                 | 29142              | 28978              | 29142               |

注:由于并不存在后向溢出效应,第三步的机制分析不具有意义,故未进行报告。

著为负和不显著,表明某国某行业机器人的安装和使用,不利于其下游行业的GVC分工位置攀升,而对其上游行业的GVC无影响,即存在负的前向溢出效应,而不存在后向溢出效应。

进一步解读产生纵向溢出效应的潜在原因。一方面,引入行业中间品价格(For\_M)考察前向溢出效应产生的原因,鉴于价格指标的最大优势在于它能同时反映成本和质量双特征,即中间品价格不仅反映成本,也可作为中间品质量的代理变量(Manova和Yu,2017),故能够反映上游行业提供中间品的“性价比”;另一方面,引入行业的资本投入(Back\_M1)和劳动力投入(Back\_M2)考察后向溢出的机制,以此作为下游行业安装机器人引致上游行业改变自身生产的代理变量,资本投入以资本报酬占比表征,劳动力投入沿用前文指标。

表7列(3)和列(4)的结果显示,在使用了工具变量后,仍存在负的前向溢出效应,且不存在后向溢出效应。究其原因,尽管上文已表明人工智能存在生产率效应和质量效应,但自动化的好处并不必然导致产品价格下跌,消费者(此时为下游行业)的部分收益会被加价所抵消(Bonfiglioli等,2020),即上游行业安装机器人的好处并不能完全转嫁至下游,中间品性价比的下降,对下游行业的GVC产生负面的溢出效应,这与列(5)和列(6)的回归结果相一致;列(7)和列(8)的结果显示,Back\_M1和Back\_M2的系数均不显著,表明下游行业使用机器人后,并不会产生足够的需求促进上游行业的GVC分工位置攀升,故不存在后向的溢出效应,这可能是因为样本期间机器人安装尚处初期,还不足以引致上游行业规模变动。

## 七、结论与启示

本文通过合并WIOD数据库、UIBE GVC Indicators数据库和IFR机器人安装数据库,采用2000–2014年跨国、跨行业的机器人和GVC数据,考察了以机器人为代表的人工智能对GVC分工位置的影响及其作用渠道,并重点考察了这一影响在“独善其身”的同时,能否对其他国家、其他行业的GVC带来溢出效应,即能否“兼济天下”。研究结果表明:其一,人工智能有利于相关国家和行业在GVC体系中分工位置的攀升,即存在“独善其身”的促进效应,且这一结果在进

行内生性处理、更换变量、改变样本范围、更换估计方法、分位数回归等稳健性检验之后依然成立。其二,人工智能对GVC分工位置的促进作用因国家、行业和GVC类型不同而存在异质性,对技术接受程度较高的国家、自动化高的行业、竞争激烈的行业和生产类价值链的提升作用更为明显。其三,人工智能不仅可以通过提高行业生产率和创造新劳动,而且还可通过提升产品质量促进GVC分工位置的攀升,位于质量平均水平两端和质量方差波动较小的行业更倾向于发挥人工智能的质量效应。其四,人工智能对GVC分工位置的影响存在“兼济天下”的促进效应,其中横向溢出效应的存在主要是缓解产品重合度而引发同业侵蚀性竞争所致;上游行业使用人工智能对下游行业产生的负面前向溢出效应,主要在于供给的中间品性价比降低,而下游行业使用机器人对上游行业并不存在后向溢出效应。

根据上述研究结论,本文可以得到的政策启示主要有:在对内以国内“内循环”扩大内需,对外以“双循环”有序发展的今天,中国需要以“智造”代替“制造”,充分把握人工智能时代的崭新机遇,摆脱“低端锁定”的困局。首先,鉴于人工智能的使用能够显著提升GVC的分工位置,因此中国加快人工智能、大数据、5G等“新基建”的投入可谓明智之举;同时,考虑到这种作用具有行业异质性,政府应根据各个行业的特点适时调整,建立健全激励智能设备应用的政策体系,通过财政补贴、税收优惠等经济手段精准施策,有的放矢地推进人工智能在高自动化行业、高竞争程度行业和生产类GVC行业的率先应用。其次,应高度重视对智能化的研发和创新,既要加大研发力度,把握人工智能发展的关键核心技术,着力解决技术“卡脖子”难题,也要增加对基础性研究的重视,为新技术的普及创造良好的环境。再次,尽管机器人可能带来就业的增加(尤其是高技能劳动力的就业),但是在“机器换人”和摆脱GVC“低端锁定”的过程中,人工智能对劳动力的替代效应仍需防范。政府应制定相关教育、就业政策,健全人才培养体系,培育与人工智能相匹配的就业人才团队,以充分发挥人工智能的经济效益。同时,进一步完善失业人员保障体系,加大对教育和就业再培训的引

导和投入,鼓励通过培训、实践等方式提高低技能劳动者的素质和工作能力,帮助他们实现再就业,平衡好提升GVC分工位置和低技能劳动者就业之间的关系。最后,由于人工智能在一定程度上具有“兼济天下”的溢出特点,中国应当利用“一带一路”经贸合作、自贸区建设等跨国交流平台,促进高素质劳动力、高新技术等先进生产要素在国际间的充分流动,强化国家之间的科技研发合力,营造有利于科技创新和智能应用的良好制度环境,共建共享人工智能领域的最新成果,为世界各国在国际舞台上共同发展继续贡献中国力量。

#### 注释:

①限于篇幅,此处省略了机器人在世界、主要市场、国家和行业范围内的安装情况。如有需要,可参看工作论文版本。

②计算公式为 $Pos_{up_i}=1 \times F_i/Y_i+2 \times \sum_{j=1}^N d_{ij}F_j/Y_i+3 \times \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N d_{ik}d_{kj}F_j/Y_i+4 \times \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N d_{il}d_{lk}d_{kj}F_j/Y_i+\dots$ 其中, $Y_i$ 表示行业*i*的总产出, $F_j$ 表示*j*行业作为最终需求的产出; $d_{ij}$ 表示生产每单位最终产品*j*所需要用到*i*行业的产出,等式右边的数字(1—4)为权重,表示距离最终产品的“距离”。

③限于篇幅,此处删除了详细的描述性统计结果;若有需要,可向作者索取或参见本文的工作论文版本。

④限于篇幅,未展示稳健性检验结果;若有需要,可向作者索取或参见本文的工作论文版本。

⑤数据来自UIBE GVC Indicators数据库,计算公式为:

$Plv=\frac{\hat{V}BBY}{\hat{V}BY}=G\mu'$ ,  $Pl_y=\frac{VBBY}{VB\hat{Y}}=\mu B$ 。其中, $V$ 、 $B$ 和 $Y$ 分别为增加值系数矩阵、列昂惕夫逆矩阵和总产出矩阵, $\mu'$ 是 $1 \times N$ 的单位向量, $G$ 为高斯逆矩阵。

⑥鉴于2016版WIOD数据库并未报告与劳动力技能相关的数据,故为论证该观点的成立,我们重新匹配了2013版WIOD数据,对高技能、中技能、低技能劳动报酬及其工作时数进行了分析。结果显示,使用机器人后,高技能劳动力的报酬占比和工时数占比均出现显著上升,而低技能劳动力的报酬占比和工时数显著减少。这一结果与预期结论相符,也与已有文献保持一致,证实了机器人使用对低技能劳动力的替代效应和对高技能劳动力的创造效应。限于篇幅,人工智能对不同技能劳动力的影响的回归结果未报告;若有需要,可向作者索取或参见本文的工作论文版本。

⑦限于篇幅,以单位价值表示产品质量的回归结果未报告;若有需要,可向作者索取或参见本文的工作论文版本。

#### 参考文献:

- [1]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.
- [2]戴翔,刘梦.人才何以成为红利——源于价值链攀升的证据[J].中国工业经济,2018,(4):98-116.
- [3]郭凯明.人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J].管理世界,2019,(7):60-77.
- [4]侯欣裕,陈璐瑶,孙浦阳.市场重合、侵蚀性竞争与出口质量[J].世界经济,2020,(3):93-116.
- [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]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):104-118.
- [7]刘斌,潘彤.人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究[J].数量经济技术经济研究,2020,(10):24-44.
- [8]刘斌,赵晓斐.制造业投入服务化、服务贸易壁垒与全球价值链分工[J].经济研究,2020,(7):159-174.
- [9]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.
- [10]毛其淋,许家云.贸易自由化与中国企业出口的国内附加值[J].世界经济,2019,(1):3-25.
- [11]苏杭,郑磊,牟逸飞.要素禀赋与中国制造业产业升级——基于WIOD和中国工业企业数据库的分析[J].管理世界,2017,(4):70-79.
- [12]唐宜红,张鹏杨.中国企业嵌入全球生产链的位置及变动机制研究[J].管理世界,2018,(5):28-46.
- [13]王孝松,吕越,赵春明.贸易壁垒与全球价值链嵌入——以中国遭遇反倾销为例[J].中国社会科学,2017,(1):108-124.
- [14]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,(10):159-175.
- [15]杨飞,范从来.产业智能化是否有利于中国益贫式发展?[J].经济研究,2020,(5):150-165.
- [16]余泳泽,张先轾.要素禀赋、适宜性创新模式选择与全要素生产率提升[J].管理世界,2015,(9):13-31.
- [17]张三峰,魏下海.信息与通信技术是否降低了企业能源消耗——来自中国制造业企业调查数据的证据[J].中国工

业经济, 2019, (2): 155-173.

[18]郑江淮, 郑玉. 新兴经济大国中间产品创新驱动全球价值链攀升——基于中国经验的解释[J]. 中国工业经济, 2020, (5): 61-79.

[19]Acemoglu D, Lelarge C, Restrepo P. Competing with robots: Firm-level evidence from France[J]. AEA Papers and Proceedings, 2020, 110: 383-388.

[20]Acemoglu D, Restrepo P. Artificial intelligence, automation and work[R]. NBER Working Paper No. 24196, 2018a.

[21]Acemoglu D, Restrepo P. Demographics and automation [R]. NBER Working Paper No. 24421, 2018b.

[22]Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3-30.

[23]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128 (6): 2188-2244.

[24]Aichele R, Heiland I. Where is the value added? Trade liberalization and production networks[J]. Journal of International Economics, 2018, 115: 130-144.

[25]Antràs P, Chor D. Global value chains[R]. NBER Working Paper No. 28549, 2021.

[26]Antràs P, Chor D, Fally T, et al. Measuring the upstreamness of production and trade flows[J]. American Economic Review, 2012, 102(3): 412-416.

[27]Artuc E, Bastos P, Rijkers B. Robots, tasks and trade[R]. Policy Research Working Paper No. 8674, 2018.

[28]Autor D, Dorn D, Katz L F, et al. The fall of the labor share and the rise of superstar firms[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2020, 135(2): 645-709.

[29]Bessen J E, Goos M, Salomons A, et al. Automatic reaction—What happens to workers at firms that automate?[EB/OL]. <https://ssrn.com/abstract=3328877>, 2019-01-01.

[30]Bonfiglioli A, Crinò R, Fadinger H, et al. Robot imports and firm-level outcomes[R]. CESifo Working Paper No. 8741, 2020.

[31]Costinot A, Vogel J, Wang S. An elementary theory of global supply chains[J]. The Review of Economic Studies, 2013, 80(1): 109-144.

[32]Destefano T, Timmis J. Robots and export quality[R]. World Bank Policy Research Working Paper No. 9678, 2021.

[33]Faber M. Robots and reshoring: Evidence from Mexican labor markets[J]. Journal of International Economics, 2020, 127: 103384.

[34]Fally T. Production staging: Measurement and facts[R]. Working Paper, 2012.

[35]Goldfarb A, Trefler D. AI and international trade[R]. NBER Working Paper No. 24254, 2018.

[36]Graetz G, Michaels G. Robots at work[J]. The Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753-768.

[37]Kee H L, Tang H W. Domestic value added in exports: Theory and firm evidence from China[J]. American Economic Review, 2016, 106(6): 1402-1436.

[38]Korinek A, Stiglitz J E. Artificial intelligence and its implications for income distribution and unemployment[R]. NBER Working Paper No. 24174, 2017.

[39]Liu Q, Lu Y. Firm investment and exporting: Evidence from China's value-added tax reform[J]. Journal of International Economics, 2015, 97(2): 392-403.

[40]Manova K, Yu Z H. Multi-product firms and product quality[J]. Journal of International Economics, 2017, 109: 116-137.

[41]Meltzer J P. The impact of artificial intelligence on international trade[R]. Working Paper, 2018.

[42]Sturgeon T J, Kawakami M. Global value chains in the electronics industry: Characteristics, crisis, and upgrading opportunities for firms from developing countries[J]. International Journal of Technological Learning Innovation and Development, 2011, 4(1-3): 120-147.

[43]Wang Z, Wei S J, Yu X D, et al. Characterizing global value chains: Production length and upstreamness[R]. NBER Working Paper No. 23261, 2017.