

工业机器人应用对全球价值链分工地位的影响

——来自跨国面板数据的经验证据

黄亮雄 林子月 王贤彬 肖霞

内容提要:在全球范围内日益增强的“机器换人”趋势,不仅促进当前全球化的生产组织方式和经营管理模式变革,还对全球价值链的动态演化产生重大影响。本文运用双边随机前沿分析法,测算全球价值链议价能力指数,选取2002—2019年71个经济体12个行业的面板数据,结合理论推导和实证分析,检验工业机器人应用对全球价值链分工地位的影响效应。研究结果表明,工业机器人应用对经济体各行业全球价值链分工地位有正向促进作用,且在一系列稳健性检验后,结论依然成立。究其机制,工业机器人应用通过提高全要素生产率和优化资源配置提高全球价值链分工地位。异质性分析结果表明,该效用在资本相对充裕、制度环境相对稳定的经济体和资本密集型行业上表现得更为明显。本文深化了对于工业机器人应用如何影响全球价值链分工地位的理解,为制造业智能化发展、现代化产业体系建设提供理论指导和政策参考。

关键词:工业机器人应用 全球价值链分工地位 议价能力指数 全要素生产率 资源配置 制造业智能化

中图分类号:F114.1

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2024)02-0041-29

一、问题提出

伴随着经济全球化的不断演进,每个国家基于自身的资源禀赋和比较优势深度参与全球价值链分工体系,从事特定生产环节并获取利益配额^[1]。经过多年的持续发展,发达国家利用其资本和技术优势占据全球价值链主导地位,参与价值链中的高附加值生产环节,全球价值链分工地位较高^[2]。发展中国家依靠廉价劳动力和加工贸易,参与价值链中的低附加值生产环节,全球价值链分工地位较低,容易陷入“低端锁定”

收稿日期:2023-08-31;修回日期:2023-12-18

基金项目:国家自然科学基金面上项目“中国对外直接投资推动全球价值链重构:基于共建‘一带一路’背景的研究”(72073047);国家自然科学基金面上项目“中国政府创新目标规划的创新效应研究:理论机制、实证识别与政策设计”(72273052);中央高校基本科研业务费重点项目“工业机器人应用改变国际贸易不平等:机制与效应”(QNZD202304)

作者简介:黄亮雄 华南理工大学经济与金融学院教授、博士生导师,广州,510006;

林子月 华南理工大学经济与金融学院博士研究生,通信作者;

王贤彬 暨南大学经济学院副教授、博士生导师,广州,510632;

肖霞 华南理工大学经济与金融学院博士研究生。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

的发展困境^[3]。其中,全球价值链分工地位是影响国家或地区参与全球经济活动所获利益配额的一个重要因素,能在一定程度上反映国家或地区的国际竞争力。随着国际竞争日趋激烈,各国所处的全球价值链分工地位越发受到各界关注。

为提高生活品质,促进经济社会可持续发展,工业机器人在人类生产生活中的应用日益广泛^[4-5]。工业机器人融合了机械、电子、传感器、无线通信、声音识别、图像处理和人工智能等领域的先进技术,涉及多学科,是一个国家科技发展水平和国民经济现代化、信息化的重要标志。目前,工业机器人作为人工智能技术应用的重要代表之一,已然成为世界强国重点发展的高科技技术,是世界公认的核心竞争力之一。工业机器人的应用不仅会深刻改变各国的比较优势,促进全球化生产组织方式和管理模式变革,还会推动全球价值链的动态演化,带动国际产业竞争格局的变革^[6-7]。为抓住工业机器人技术带来的发展机遇,世界主要经济体将工业机器人作为抢占科技产业竞争的前沿和焦点,前所未有地重视工业机器人的应用与发展,加紧谋划布局。例如,美国2022年发布的新一版《关键和新兴技术清单》包括自主系统和机器人的内容;日本在2021年发布的《2021科技创新白皮书》中提出,到2050年创造出能够自主学习、行动、与人共生的机器人;法国在2021年投资8亿欧元发展机器人产业;欧盟在2020年发布的《欧洲工业新战略》中,将机器人作为未来欧洲工业具有战略性的关键技术。

就中国而言,在全面建成社会主义现代化强国的当下,为实现经济高质量发展,更好满足人民对美好生活的向往,中国产业亟需迈向全球价值链中高端。重视工业机器人的研发和应用,正是这当中的关键抓手。党的十九大报告指出,“加快发展先进制造业,推动互联网、大数据、人工智能和实体经济深度融合”。在这一过程中,大力发展机器人产业是重要着力点之一。《“十四五”工业机器人产业发展规划》明确了“到2025年,我国成为全球工业机器人技术创新策源地、高端制造集聚地和集成应用新高地”的目标。工业机器人的应用与普及,在推动人类社会进步的同时,还对全球价值链分工体系产生深远影响。因此,分析工业机器人应用对经济体全球价值链分工地位的影响效应,探索背后的作用机制,能够为中国产业迈向全球价值链中高端,推进制造业智能化发展、现代化产业体系建设提供有益的理论指导和政策参考。

在此背景下,本文匹配国际工业机器人联合会(IFR)全球工业机器人数据库的工业机器人数据、法国国际展望与信息研究中心的CEPII-BACI六位码进出口产品数据、世界银行的世界发展指标(WDI)和全球治理指标(WGI)数据库以及联合国工业发展组织(UNIDO)数据库,形成全球71个经济体^①12个行业^②2002—2019年的三维跨国面板数据,检验工业机器人应用对全球价值链分工地位的影响效应,剖析作用机制并进行异质性分析。本文余下部分的结构如下:第二部分是文献综述与研究假设;第三部分是实证策略与数据说明;第四部分是实证分析,包括基准回归和稳健性检验;第五部分是机制检验;第六部分是异质性分析;第七部分是结论与政策建议。

① 71个经济体分别是:阿根廷、阿联酋、阿曼、埃及、爱尔兰、爱沙尼亚、奥地利、澳大利亚、巴基斯坦、巴西、白俄罗斯、保加利亚、比利时、冰岛、波兰、波黑、丹麦、德国、俄罗斯、法国、菲律宾、芬兰、哥伦比亚、韩国、荷兰、加拿大、捷克、卡塔尔、科威特、克罗地亚、拉脱维亚、立陶宛、罗马尼亚、马耳他、马来西亚、美国、秘鲁、摩尔多瓦、摩洛哥、墨西哥、南非、挪威、葡萄牙、日本、瑞典、瑞士、塞尔维亚、沙特阿拉伯、斯洛伐克、斯洛文尼亚、泰国、突尼斯、土耳其、乌克兰、乌兹别克斯坦、西班牙、希腊、新加坡、新西兰、匈牙利、伊朗、以色列、意大利、印度、印尼、英国、越南、智利、中国、中国澳门地区、中国香港地区。

② 12个行业分别是:木材和家具制造,纸和纸制品制造,化学产品制造,橡胶、塑料制品制造(非汽车类),玻璃、陶瓷、石材、矿产品制造(非汽车类),基本金属制造,金属制品制造(非汽车类),电子电气设备制造,工业机械制造,汽车制造,其他运输设备制造,其他制造业。

二、文献综述与研究假设

(一) 文献综述

1. 工业机器人的影响效应

已有许多研究分析了工业机器人应用对经济增长的影响,但目前并未达成一致结论。部分研究发现工业机器人应用促进经济增长。其中原因是,人工智能具有渗透性、替代性、协同性和创造性四项技术-经济特征,使其能够促进经济发展^[8]。杨光和侯钰(2020)基于阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo, 2018)^[9]提出的多任务模型,结合理论和实证对其进行佐证,发现工业机器人可通过提高全要素生产率促进经济增长^[10]。刘洋等(2023)运用动态随机一般均衡(DSGE)模型得到相似结论,发现工业智能化能够促进经济总产出^[11]。但部分研究发现工业机器人应用并未促进经济增长。计算机、互联网技术的进步并未如预期那般,提高生产率并促进经济增长^[12-13]。这是因为,工业机器人促进自动化部门生产率相对快速增长的同时,导致非自动化部门相对成本不断提升,从而不利于整体经济的增长^[14]。如果政府不控制使用工业机器人部门的规模,资本将会大量流向这些部门,引发收入不平等,导致经济发展陷入停滞^[11, 15-16]。

部分研究分析了工业机器人应用对劳动力市场的影响。首先是工业机器人应用对就业的影响效应研究。可归纳为生产力效应、替代效应和就业创造效应,但这三种效应孰强孰弱,还未达成统一结论^[17-20]。若从长期来看,当资本的使用成本相对于工资足够低时,所有职业将被自动化,反之,自动化就会有一定的界限^[21-22]。其次是工业机器人应用对收入的影响效应研究。工业机器人属于“技能偏向型技术进步”,导致就业极化现象发生,加剧收入不平等^[20, 23-24]。由工业机器人等技术进步带来的收入增加部分主要流向高等和低等技能劳动者,而非中等技能劳动者,不过这种极化现象不会持续太久^[25-26]。

2. 全球价值链分工地位的影响因素

如何测算地区/产业的全球价值链分工地位,是当前研究全球价值链的重要话题。目前构建的指标可分为两大类,一类基于出口产品国内增加值视角,一类基于出口产品技术含量视角。前者采用增加值贸易框架^[27-30],运用跨国投入-产出表构建全球价值链长度、全球价值链参与度等指标^[31-32];后者往往构建出口复杂度等指标^[33-34]。二者受限于跨国投入-产出表,所能展现的经济体、部门和年份相对较少^①。为弥补这一不足,本文基于出口产品价格视角,构建全球价值链分工地位衡量指标。该视角基于传统国际贸易理论,把国际贸易类比为买卖双方价格配比问题。若一国能以较高价格出口产品,则该国全球价值链分工地位较高;若以较低价格出口产品,则该国全球价值链分工地位较低^[35-36]。为观察经济体各部门的出口价格谈判能力,本文遵循李等人(Li et al., 2022)^[37]、黄亮雄等(2023)^[38]的做法,引入双边随机前沿分析模型^[39-40],试图控制其他条件不变,构建全球价值链议价能力指数。为全球价值链分工地位的测算提供新思路,丰富全

① 目前主要使用的跨国投入-产出表包括:(1)欧盟的世界投入-产出数据 WIOD,涵盖 43 个国家(地区)、56 个部门,目前更新至 2014 年;(2)经济合作与发展组织的全球投入-产出表 OECD-ICIO 2021,涵盖 67 个国家(地区)、45 个部门,目前更新至 2018 年;(3)美国普渡大学的全球贸易分析项目(GTAP)数据库 GTAP-ICIO,涵盖 121 个国家(地区)、43 个部门,目前更新至 2011 年;(4)联合国贸易和发展组织开发的全球投入-产出数据库 UNCTAD-Eora,涵盖 190 个国家(地区)、21 个部门,目前更新至 2021 年;(5)日本亚洲经济研究所的亚洲国际投入-产出表 AIHOT,涵盖 10 个国家(地区)、75 个部门;(6)亚洲开发银行的 ADB-MRIO2022,涵盖 47 个国家(地区)、35 个部门,目前更新至 2021 年。就目前的版本看,上述投入-产出表存在一定不足,或是更新速度较慢,或是涵盖的国家(地区)较少,或是涵盖的部门较少。这使得构建出来的指标难以分析更细分的产业,难以贴近最新情况。

球价值链分工地位的测算指标,这正是本文的重要创新点之一。

影响全球价值链分工地位的因素众多。包括技术创新^[41]、融资约束^[42]、集聚经济^[43]、进出口质量^[44]、关税减让^[45]、贸易摩擦^[46]、区域贸易协定^[32]、对外直接投资^[47]等因素。其中,对外直接投资可促进经济体全球价值链分工地位攀升的主要原因是,对外直接投资具有边际产业转移、逆向技术溢出、市场内部化三大效应^[48]。

“机器换人”趋势在全球范围内日益增强,对全球价值链的动态演化产生了重大影响^[6-7]。因此,工业机器人应用对全球价值链分工地位的影响效应引起了学术界的广泛关注。德巴克等(De Backer et al., 2018)以国内增加值占出口的比重、相对比较优势、全球价值链前后参与度表征国家全球价值链,研究发现工业机器人是创造更高产品质量和生产效率、促进全球价值链攀升的重要驱动力^[6]。刘斌和潘彤(2020)基于跨国行业层面进行分析,采用增加值贸易框架测算全球价值链参与度、全球价值链分工地位指标,构建38个出口国-37个出口市场-19个制造业行业2000—2015年的跨国面板数据,研究发现工业机器人应用可通过降低贸易成本、促进技术创新、优化资源配置,从而提升全球价值链分工地位^[49]。石喜爱等(2018)以出口复杂度表征全球价值链分工地位,利用中国2005—2015年省级面板数据,研究发现工业机器人的应用促进制造业全球价值链攀升^[50]。吕越等(2020)则从更微观的角度,基于企业层面,采用出口国外附加值率衡量企业的价值链嵌入程度,选取2000—2013年的中国企业数据,研究发现工业机器人的应用能够降低企业成本、提高企业生产率,从而提高中国企业的全球价值链嵌入以及全球价值链分工地位^[51]。通过模型推导也可得到相似结论,如吕越等(2023)在异质性企业出口决策模型中引入工业机器人,研究发现工业机器人应用促进国家全球价值链网络深化^[52]。值得注意的是,周洛竹等(2022)发现工业机器人应用具有双重影响效应,不仅影响自身的全球价值链分工地位,还可通过横向和纵向溢出效应影响其他国家、其他行业的全球价值链分工地位^[53]。其中纵向溢出效应又可分为上下游效应,即工业机器人应用对上下游行业全球价值链分工地位的影响^[19,38,54]。考虑到工业机器人的应用与发展在发展中国家和发达国家之间存在一定差距,一些研究探讨了工业机器人应用对全球价值链重构的影响^[38,55-56]。

归纳上述文献,可以发现已有研究大多具有三个特点。(1)度量全球价值链分工地位的指标主要基于增加值贸易框架、出口复杂度。但二者受限于跨国投入-产出表,所能展现的国家(地区)、部门和年份较少^[27-30,33]。本文创造性地从出口产品价格视角出发,构建全球价值链议价能力指数,衡量经济体的全球价值链分工地位。本文的研究为全球价值链分工地位的测算提供新思路,丰富全球价值链分工地位的衡量指标^[37-38]。(2)已有研究主要通过实证分析探讨工业机器人应用对全球价值链的影响^[49-51]。本文结合理论推导与实证检验,分析发现工业机器人应用能够提升全要素生产率、优化资源配置,从而提高全球价值链分工地位。因此,本文的研究更具科学性和可靠性。(3)关于工业机器人应用对全球价值链分工地位影响效用的现有研究,更多的是基于全球多个国家、一国国内多个地区或企业的分析,行业层面的全球数据分析较少^[38,52-53]。本文构建全球71个经济体12个行业2002—2019年的跨国三维面板数据,从中观层面拓宽该话题的分析样本,使得本文所展现的结论更具全球一般性。除机制探讨外,本文还从经济体和行业两个维度进行异质性分析,进一步提高了本文研究的全面性。

(二) 研究假设

全要素生产率和资源配置效率是促进全球价值链分工地位攀升的重要驱动力^[11,57]。为简易起见,本文参考田毕飞和陈紫若(2017)^[58]的做法,将全球价值链分工地位表述为如下形式:

$$GVC_position = F(TFP, MP, Z) \quad (1)$$

其中, $GVC_position$ 为全球价值链分工地位, TFP 为全要素生产率, MP 为资源边际产出, Z 代指一系列除全要素生产率 TFP 、资源边际产出 MP 之外的影响全球价值链分工地位的因素,如对外直接投资、基础设施等。

全要素生产率的提升可促进全球价值链分工地位攀升。从企业层面来看,一方面,全要素生产率的提升可以有效降低生产和运营成本,提高利润水平,从而衍生出成本红利和低成本优势,使得企业有更多资金可用于改进其产品生产流程或更新其制造工艺,进而促进出口产品质量提升,提高产品在国际贸易中的竞争力^[59];另一方面,全要素生产率提升后,企业对高技能劳动力的需求以及雇佣增加,促进企业人力资本结构的优化,提升企业整体的生产和管理水平^[60],进而有效促进企业全球价值链分工地位的攀升。从经济体层面来看,全要素生产率的提升有效增加社会总产出,促进经济增长,从而提高经济体国际竞争力,促进全球价值链分工地位攀升^[10-11]。基于此,全要素生产率和全球价值链分工地位之间的关系可表达为如下形式:

$$\frac{\partial GVC_position}{\partial TFP} > 0 \quad (2)$$

资源配置效率的提高可促进全球价值链分工地位攀升。在社会经济发展过程中,需求的无限性与资源的稀缺性之间一直存在着矛盾。如何合理配置有限的、相对稀缺的资源,最大程度地减少资源耗费,提高资源使用率,获取最佳效益,是关乎经济体经济发展成败的重要影响因素^[38,61]。当经济体资源配置效率提升时,表明在资源投入既定下,社会总产出提高的同时减少了资源浪费,有利于实现生产效益最大化和效率最优化,从而有效提升各行业参与国际贸易的比较优势,最终促进全球价值链分工地位的攀升^[62-63]。同时,各经济体对既有资源的配置方式得到优化、低效率方式被矫正后,所获利益配额随之提升,必然推动经济体全球价值链分工地位的攀升^[38,49]。基于此,资源配置效率和全球价值链分工地位之间的关系可表达为如下形式:

$$\frac{\partial GVC_position}{\partial MP} > 0 \quad (3)$$

为了检验工业机器人应用对全要素生产率 TFP 、资源边际产出 MP 的影响,本文基于阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2018)^[9]、杨光和侯钰(2020)^[10]构造的模型框架,假设整个经济由各种不同的任务(行业)组成,并且所有的任务 x 都属于 $[N-1, N]$ 的连续区间。在此假定下,即使经济系统中增加新任务,也不会影响区间的长度。假定每种任务 x 的生产函数均为柯布-道格拉斯(Cobb-Douglas)形式,那么总产出等于所有任务产出的总和,即:

$$\ln Y = \int_{N-1}^N \ln y(x) dx \quad (4)$$

其中, Y 代表总产出, $y(x)$ 代表每个任务的产出,任务区间为 $[N-1, N]$ 。每个企业为完成任务 x ,面临着使用工业机器人进行生产,或是使用劳动力进行生产的选择。本文将使用工业机器人进行生产的任务 x

放入区间 $[N-1, I]$,使用劳动力进行生产的任务 x 放入区间 $[I, N]$ 。那么,每个任务的生产函数可描述为如下形式:

$$y(x) = \begin{cases} \gamma_m(x)k(x)^\alpha m(x)^{1-\alpha}, & \text{如果 } x \in [N-1, I] \\ \gamma_l(x)k(x)^\alpha l(x)^{1-\alpha}, & \text{如果 } x \in [I, N] \end{cases} \quad (5)$$

其中, k 为资本存量的使用量, l 为劳动力的使用量, m 为工业机器人的使用量, γ_m 、 γ_l 分别对应使用工业机器人进行生产和使用劳动力进行生产的生产效率,一般而言, $\gamma_m > \gamma_l$ 。

用 $p(x)$ 表示每个任务的价格,在完全竞争市场条件下,价格取决于成本, $p(x)$ 的表达形式如下:

$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{\gamma_m(x)} \left(\frac{R}{\alpha}\right)^\alpha \left(\frac{P_m}{1-\alpha}\right)^{1-\alpha}, & \text{如果 } x \in [N-1, I] \\ \frac{1}{\gamma_l(x)} \left(\frac{R}{\alpha}\right)^\alpha \left(\frac{W}{1-\alpha}\right)^{1-\alpha}, & \text{如果 } x \in [I, N] \end{cases} \quad (6)$$

那么,在市场出清条件下,可分别求出相应的资本存量、工业机器人、劳动力的收入占总产出的份额:

$$\frac{RK}{Y} = \alpha \quad (7)$$

$$\frac{P_m M}{Y} = (1-\alpha)(I-N+1) \quad (8)$$

$$\frac{WL}{Y} = (1-\alpha)(N-I) \quad (9)$$

其中, R 为资本利息, P_m 为工业机器人价格, W 为劳动力工资, K 为资本存量的总使用量, L 为劳动力的总使用量, M 为工业机器人的总使用量。结合式(5)一式(9)可求得:

$$y(x)p(x) = Y \Rightarrow p(x) = \frac{Y}{y(x)} \Rightarrow \ln p(x) = \ln Y - \ln y(x) \Rightarrow \int_{N-1}^N \ln p(x) dx = \int_{N-1}^N \ln Y dx - \int_{N-1}^N \ln y(x) dx = 0 \quad (10)$$

将式(6)一式(9)代入 $\int_{N-1}^N \ln p(x) dx = 0$ 并化简,即可求得整体的生产函数为^①:

$$Y = AK^\alpha \left(\frac{M}{I-N+1}\right)^{(1-\alpha)(I-N+1)} \left(\frac{L}{N-I}\right)^{(1-\alpha)(N-I)} \quad (11)$$

其中, $A = \exp\left(\int_{N-1}^I \ln \gamma_m(x) dx + \int_I^N \ln \gamma_l(x) dx\right)$,即各个部门加总的技术水平,一般来说 $A \left(\frac{1}{I-N+1}\right)^{(1-\alpha)(I-N+1)} \left(\frac{1}{N-I}\right)^{(1-\alpha)(N-I)}$ 可被视为全要素生产率 TFP 。观察全要素生产率的表达式可以发现,全要素生产率内生于使用工业机器人进行生产的比例。当越多的任务被工业机器人生产时,全要素生产率就越高,由此可得:

$$TFP' = \frac{\partial TFP}{\partial I} > 0 \quad (12)$$

工业机器人应用促进技术革新,可提高全要素生产率水平。工业机器人应用提高了使用中间产品生产最终品的生产效率,属于效率增进型技术创新^[64]。工业机器人应用使得生产过程自动化和智能化,节约了

① 因篇幅有限,具体推导过程略。

劳动成本,属于劳动节约型技术创新^[21]。郭凯明(2019)认为工业机器人是新一轮科技革命的战略技术,具有溢出带动性很强的“头雁”效应^[65]。杨光和侯钰(2020)研究发现,工业机器人促进经济增长的重要机制渠道正是工业机器人应用能够提升全要素生产率^[10]。刘洋等(2023)构建新凯恩斯动态随机一般均衡模型,研究发现工业智能化促进经济体技术创新、全要素生产率水平提升^[11]。本文认为,工业机器人应用可促进全要素生产率提升的原因可能有两个:(1)工业机器人应用替代中低技能劳动力后将加速人力资本升级^[66],升级后的人力资本与资本技能有效结合,充分促进企业创新、全要素生产率水平提升^[8]; (2)工业机器人投入生产时运用的“人力替代”“人机交互”等智能数控操作,有利于企业生产结构改革,优化企业生产流程,从而提高全要素生产率水平^[67]。考虑到全要素生产率的提升可促进全球价值链分工地位提升,而全要素生产率内生于工业机器人的使用比例,结合式(2)、式(12)可得:

$$\frac{\partial GVC_position}{\partial I} = \frac{\partial GVC_position}{\partial TFP} \cdot \frac{\partial TFP}{\partial I} > 0 \quad (13)$$

基于此,本文提出研究假设 1:工业机器人应用可促进全要素生产率提高,从而促进经济体的全球价值链分工地位攀升。

将 $TFP = A \left(\frac{1}{I - N + 1} \right)^{(1-\alpha)(I-N+1)} \left(\frac{1}{N - I} \right)^{(1-\alpha)(N-I)}$ 代入式(11),可得:

$$Y = TFP \cdot K^\alpha M^{(1-\alpha)(I-N+1)} L^{(1-\alpha)(N-I)} \quad (14)$$

对式(14)求导,可求得资本边际产出 MP_K 、劳动力边际产出 MP_L :

$$MP_K = \frac{\partial Y}{\partial K} = TFP \cdot \alpha K^{\alpha-1} M^{(1-\alpha)(I-N+1)} L^{(1-\alpha)(N-I)} \quad (15)$$

$$MP_L = \frac{\partial Y}{\partial L} = TFP \cdot K^\alpha M^{(1-\alpha)(I-N+1)} (1 - \alpha) (N - I) L^{(1-\alpha)(N-I)-1} \quad (16)$$

为了探讨工业机器人应用对资本边际产出 MP_K 、劳动力边际产出 MP_L 的影响,对式(15)和式(16)分别求导得:

$$\frac{\partial MP_K}{\partial I} = \alpha K^{\alpha-1} M^{(1-\alpha)(I-N+1)} L^{(1-\alpha)(N-I)} [TFP' + TFP(1 - \alpha)(\ln M - \ln L)] \quad (17)$$

$$\frac{\partial MP_L}{\partial I} = K^\alpha M^{(1-\alpha)(I-N+1)} (1 - \alpha) L^{(1-\alpha)(N-I)-1} \{ TFP'(N - I) + TFP[(N - I)(1 - \alpha)(\ln M - \ln L) - 1] \} \quad (18)$$

上文指出全要素生产率 TFP 内生于工业机器人使用比例,比例增加可提高全要素生产率,由此可知 $TFP' > 0$ 。那么,式(17)和式(18)在资本 K 和劳动力 L 投入既定的情况下,当工业机器人使用量 M 增加到一定程度时,有 $\frac{\partial MP_K}{\partial I} > 0$ 、 $\frac{\partial MP_L}{\partial I} > 0$, 否则 $\frac{\partial MP_K}{\partial I} < 0$ 、 $\frac{\partial MP_L}{\partial I} < 0$ 。这表明,当工业机器人使用量 M 达到一定门槛值后,在资本 K 和劳动力 L 投入既定不变情况下,资本边际产出 MP_K 、劳动力边际产出 MP_L 也会随着工业机器人应用比例的提高而提高。换言之,当工业机器人使用量 M 达到一定门槛值后,工业机器人的应用会促进资本、劳动力配置效率的提升;否则,不利于资本、劳动力配置效率的提升。

在工业机器人投入初期,若企业采用“机器换人”战略,必然伴随着生产设备的更换,造成企业固定资产的损耗,降低资本配置效率^[68]。同时,工业机器人作为通用技术,要应用到生产过程中需要大量的次级创新,但在工业机器人投入初期,缺乏相关配套措施,导致工业机器人对资源配置效率的提升作用无法实现^[69]。当工业机器人使用量达到一定门槛后,工业机器人的应用将会提升要素的配置效率。对于劳动力要素配置,由于工业机器人的替代效应,导致工人失业,为了再次就业,工人将会被动或主动地提升自身的职业素质和技能水平;同时,应用工业机器人进行生产时,需要雇佣大量有技术的工人,这将有利于企业实现就业结构的升级与优化,使得企业的整体生产和管理水平都得到提高,从而提升劳动力要素配置效率^[70-71]。对于资本要素配置,工业机器人的应用有助于企业精准控制与预测经济活动,从而节约资本投入;同时,能够快速获取消费者的需求信息,做出更为准确的生产响应,提高资本使用效率^[49,63]。吕越等(2020)运用2000—2013年的中国企业数据,通过实证检验证明工业机器人的应用能够降低企业成本、提高企业要素配置效率,从而提升企业参与全球价值链的分工地位^[51]。类似地,吕越等(2023)结合模型推导与实证分析,在异质性企业出口决策模型中引入工业机器人,研究发现工业机器人应用能够有效缓解资源错配,提升资源配置效率^[52]。考虑到资源配置效率提高可提升全球价值链分工地位,工业机器人应用达到一定门槛后能够优化资本、劳动力的配置,当工业机器人使用量达到一定门槛值后,结合式(3)、式(17)和式(18)可得工业机器人应用比例与全球价值链分工地位之间的关系:

$$\frac{\partial GVC_position}{\partial I} = \frac{\partial GVC_position}{\partial MP_K} \cdot \frac{\partial MP_K}{\partial I} > 0 \quad (19)$$

$$\frac{\partial GVC_position}{\partial I} = \frac{\partial GVC_position}{\partial MP_L} \cdot \frac{\partial MP_L}{\partial I} > 0 \quad (20)$$

基于此,本文提出研究假设2:工业机器人使用量达到一定门槛值后,要素配置效率随着工业机器人应用的推广得到提升,从而促进经济体全球价值链分工地位的攀升。

三、实证模型、变量与数据

(一) 实证模型

针对本文研究的核心问题——各行业工业机器人应用对其全球价值链分工地位的影响效应,本文参考杨光和侯钰(2020)^[10]、刘斌和潘彤(2020)^[49]的做法,构建如下计量模型:

$$chain_{ejt} = \beta_0 + \beta_1 robot_{ejt} + X'\lambda + \eta_e + \xi_j + \theta_t + \varepsilon_{ejt} \quad (21)$$

其中,下标 e 表示经济体, j 表示行业, t 表示年份。被解释变量 $chain$ 表示经济体各行业的全球价值链议价能力指数,是本文采用双边随机前沿分析模型^[39-40]构建所得的指标,用于衡量经济体各行业的全球价值链分工地位。该指数越高,表示行业的全球价值链分工地位越高。 $robot$ 表示行业工业机器人应用存量。 X 表示其他控制变量。 η_e 、 ξ_j 和 θ_t 分别表示经济体固定效应、行业固定效应和年份固定效应。 ε_{ejt} 为随机扰动项。

系数 β_1 的符号和大小衡量了工业机器人应用对全球价值链分工地位的影响。如果 β_1 显著大于0,那么工业机器人的应用促进经济体各行业全球价值链分工地位的攀升;如果 β_1 显著小于0,那么工业机器人的应用抑制经济体各行业全球价值链分工地位的攀升;如果 β_1 不显著,那么工业机器人的应用对经济体各行业

的全球价值链分工地位不产生影响。若本文的研究假设 1 成立,即工业机器人的应用促进经济体各行业全球价值链分工地位的攀升,那么此时, β_1 显著大于 0。

(二) 变量与数据

1. 被解释变量

本文的被解释变量是经济体各行业全球价值链分工地位的衡量指标。正如上文所言,以往基于出口产品国内增加值、出口产品技术含量视角的测算指标非常丰富,但是包含的国家(地区)、部门和年份相对较少^[27-30,33]。基于此,本文遵循李等人(2022)^[37]、黄亮雄等(2023)^[38]的做法,从出口产品价格视角出发,构建全球价值链议价能力指数,以此表征经济体各行业的全球价值链分工地位^[35-36]。该指数的构建思路为:把国际贸易类比为进出口双方价格配比问题,采用双边随机前沿分析模型^[39-40],利用 2002—2019 年 CEPII-BACI 六位码进出口产品数据和 WDI 数据库,测算经济体因其所处全球价值链分工地位在出口产品时获得的净剩余,以此作为该产品的全球价值链议价能力指数。该指数越高,表示产品所处的全球价值链分工地位为其带来的出口价格谈判能力以及净剩余越高,意味着该出口产品的全球价值链分工地位越高。

在国际贸易中,出口方总想获得更高的出口价格,进口方总想获得更低的进口价格,最终出口价格由进出口双方谈判达成。在有效控制其他条件不变的情况下,经济体所处的全球价值链分工地位越高,则其出口价格谈判能力越高,在国际贸易中所获的净剩余越多。假定在国际贸易中,出口方出口多种产品,并具有多个进口方,则出口方某产品的最终出口价格 P 可表达为如下形式:

$$P = \underline{P} + \eta(\bar{P} - \underline{P}) \quad (22)$$

其中, \underline{P} 为出口方所能接受的最低出口价格, \bar{P} 为进口方所愿意支付的最高进口价格。最终出口价格由进出口双方共同决定,即二者的价格决定能力相加为 1。在给定进出口双方基本特征情况下,由于进出口双方所处的全球价值链分工地位不同,假设此差异为出口方带来的价格决定能力为 $\eta(0 \leq \eta \leq 1)$, 为进口方带来的价格决定能力则是 $1 - \eta$, $\eta(\bar{P} - \underline{P})$ 反映了出口价格达成后出口方所获剩余。为了反映出口方的议价能力,本文首先给定进出口双方的基本特征 x , 在不考虑进出口双方全球价值链分工地位的高低对最终出口价格的影响下,达成的出口价格即为基准价格 $\mu(x)$, $\underline{P} \leq \mu(x) \leq \bar{P}$ 。那么 $\mu(x) - \underline{P}$ 表示最终出口价格达成后出口方的预期剩余, $\bar{P} - \mu(x)$ 表示进口方的预期剩余。而进出口双方中,哪一方能够夺取更多的剩余,取决于其所处全球价值链分工地位为其带来的议价能力。由此,将式(22)改写成如下形式:

$$P = \mu(x) + \eta[\bar{P} - \mu(x)] - (1 - \eta)[\mu(x) - \underline{P}] \quad (23)$$

上式由三部分组成,第一部分 $\mu(x)$ 为给定进出口双方特征 x 情况下,不考虑进出口双方所处全球价值链分工地位差异而达成的出口价格,即基准价格;第二部分 $\eta[\bar{P} - \mu(x)]$ 是出口方通过夺取进口方预期剩余的一部分来提高最终出口价格,即出口方基于其全球价值链分工地位带来的议价能力而夺取到的剩余;第三部分 $(1 - \eta)[\mu(x) - \underline{P}]$ 是进口方通过夺取出口方预期剩余的一部分来降低最终出口价格,即进口方基于其全球价值链分工地位带来的议价能力而夺取到的剩余。净剩余 $NS = \eta[\bar{P} - \mu(x)] - (1 - \eta)[\mu(x) - \underline{P}]$ 可用于描述出口方因其所处全球价值链分工地位与进口方之间的差异而影响最终出口价格的综合效应。 NS 越大,表明出口方相比于进口方的议价能力越高,全球价值链分工地位越高。

由于进出口双方所处的全球价值链分工地位差异对出口价格的影响是双边的,因此,本文构建双边随

机前沿分析模型:

$$P_i = \mu(x_i) + \zeta_i, \zeta_i = w_i - u_i + v_i \quad (24)$$

其中, i 为 HS 六位编码产品, $\mu(x_i) = x_i' \beta$, β 为待估参数向量, x_i' 为进出口双方基本特征, 包括进出口双方各产品的特征因素。 $w_i = \eta_i [\bar{P}_i - \mu(x_i)]$ 为出口方通过价格谈判所获剩余, $u_i = (1 - \eta_i) [\mu(x_i) - \bar{P}_i]$ 为进口方通过价格谈判所获剩余, v_i 为随机干扰项。通过双边随机前沿分析法, 得到出口方净剩余:

$$NS_i = w_i - u_i \quad (25)$$

计算出 HS 六位编码出口产品每年获得的净剩余后, 以该产品出口总值占出口方总出口值的比值为权重, 求得经济体所有出口产品所获净剩余的加权平均值, 以此作为各经济体的全球价值链议价能力指数, 并使用该指数折现透视经济体所处的全球价值链分工地位。若将 HS 六位编码出口产品的净剩余加权平均到二位码行业层面, 即可得到经济体二位码行业的全球价值链议价能力指数, 此即为本文所需的被解释变量。全球价值链议价能力指数越高, 表明经济体参与国际贸易所获利益配额越多, 行业所处的全球价值链分工地位越高。

2. 核心解释变量

本文的核心解释变量为经济体各行业的工业机器人应用存量, 该数据来源于国际工业机器人联合会全球工业机器人数据库。国际工业机器人联合会每年对全球机器人制造商进行调查, 整理调查所得数据后形成“国家-行业-时间”三维度的世界机器人数据, 包含自 1993 年起至今近 100 个国家或地区的 17 个大类行业工业机器人数据。这是目前世界范围内最权威的机器人统计数据库, 也是国内外学者进行机器人相关研究的重要数据库^[19-20, 38, 66]。

3. 其他控制变量

本文还参考以往的研究^[49, 38], 加入了一系列经济体层面和行业层面的控制变量。经济体层面的控制变量包括: (1) 经济发展水平 $pgdp$, 以各经济体 2015 年不变价美元人均生产总值 (GDP) 衡量; (2) 制度质量 $insq$, 参考考夫曼等 (Kaufmann et al., 2010)^[72] 的做法, 以世界银行关于全球治理的 6 个指标——腐败控制、政府效率、政治稳定和不存在暴力、法治规则、监管质量、话语权和问责制的平均值衡量; (3) 经济开放程度 $rtrade$, 以贸易总额占 GDP 百分比衡量; (4) 人口规模 $population$, 以人口数量衡量; (5) 外商直接投资 $rfdi$, 以外国直接投资净流入占 GDP 百分比衡量; (6) 产业结构 $rind$, 以工业增加值占 GDP 百分比衡量。行业层面的控制变量包括: (1) 行业就业人数 $empe$, 以单位人数计算; (2) 行业总增加值 va , 以单位美元计算; (3) 行业资本存量 k , 以单位美元计算; (4) 行业人均工资 $wage$, 以单位美元计算。上述经济体层面的控制变量除了制度质量所需数据来源于世界银行 WGI 数据库以外, 其余变量所需数据全部源于世界银行 WDI 数据库, 行业层面控制变量所需数据全部源于联合国工业发展组织数据库。

将经济体各行业的全球价值链议价能力指数, 与源于 IFR 数据库的核心解释变量工业机器人应用存量, 以及源于 WDI、WGI 数据库的经济体层面控制变量, UNIDO 数据库的行业层面控制变量匹配后, 得到 2002—2019 年 71 个经济体 12 个行业的三维面板数据^①。考虑到经济体各行业的全球价值链议价能力指数

① 本文运用 CEPII 和 WDI 数据库测算得到 191 个经济体 2002—2021 年 96 个 HS 二位编码行业的全球价值链议价能力指数, 与 IFR 数据库中 2002—2019 年 100 个经济体的 17 个 ISIC4 编码行业的工业机器人数据, 以及 UNIDO 数据库中的 2002—2020 年 161 个经济体 23 个 ISIC3 编码行业的数据进行匹配, 最终得到了 2002—2019 年 71 个经济体 12 个行业的三维面板数据。

有正有负,本文对所有变量进行标准化处理,计算过程如式(26)所示。

$$ZX = \frac{X - \text{均值} X}{\text{标准差} X} \quad (26)$$

表 1 汇报了主要变量的描述性统计结果。

表 1 主要变量描述性统计

变量	变量名称	数据来源	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>Zchain</i>	行业议价能力指数	本文计算所得	15 074	0.003 4	1.037 1	-4.718 7	15.313 9
<i>Zrobot</i>	行业工业机器人应用存量	IFR	15 074	0.010 6	1.040 2	-0.129 1	27.234 4
<i>Zpgdp</i>	实际人均 GDP	WDI	15 074	-0.000 1	0.999 9	-1.113 2	3.620 0
<i>Zinsq</i>	制度质量	WGI	15 074	0.000 0	1.000 0	-2.184 2	1.691 0
<i>Ztrade</i>	贸易额占 GDP 百分比	WDI	15 074	-0.000 0	1.000 0	-1.161 3	5.280 3
<i>Zpopulation</i>	人口数量	WDI	15 074	0.000 0	1.000 0	-0.352 7	6.110 3
<i>Zfdi</i>	外商直接投资占 GDP 百分比	WDI	15 062	-0.000 0	1.000 0	-2.137 9	20.608 0
<i>Zrind</i>	工业增加值占 GDP 百分比	WDI	14 858	0.000 1	1.000 0	-2.348 2	4.399 2
<i>Zempe</i>	行业就业人数	UNIDO	15 074	-0.017 8	0.994 6	-0.232 2	20.874 6
<i>Zva</i>	行业总增加值	UNIDO	15 074	-0.019 7	0.962 1	-0.304 3	19.961 0
<i>Zk</i>	行业资本存量	UNIDO	15 074	-0.007 6	1.0097	-1.478 4	57.007 6
<i>Zwage</i>	行业人均工资	UNIDO	13 189	0.019 6	1.039 8	-0.442 5	40.322 0

四、实证分析

(一) 基准回归

基准回归结果如表 2 所示^①。

表 2 基准回归结果

变量	<i>Zchain</i>		
	(1)	(2)	(3)
<i>Zrobot</i>	0.110 0 ^{***} (0.015 6)	0.109 3 ^{***} (0.015 4)	0.103 6 ^{***} (0.015 2)
常数项	0.002 3 (0.007 3)	0.007 3 (0.007 5)	0.037 8 ^{***} (0.010 9)
经济体控制变量	未控制	控制	控制

① 因篇幅有限,控制变量具体回归系数略。

表2(续)

变量	<i>Zchain</i>		
	(1)	(2)	(3)
行业控制变量	未控制	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
<i>N</i>	15 074	14 846	13 008
<i>R</i> ²	0.264 5	0.267 2	0.289 3

注:括号中为稳健标准误;***、**、*分别表示在1%、5%、10%的统计水平上显著;*N*为样本量。后表同。

表2列(1)只控制了核心解释变量,并未添加任何控制变量,列(2)添加了经济体层面的控制变量,列(3)在此基础上添加了行业层面的控制变量,这三列均同时控制年份、经济体和行业固定效应。观察表2可知,列(1)—列(3)核心解释变量行业工业机器人应用存量 *Zrobot* 的回归系数均显著为正,并通过1%统计水平检验。其中,列(3)核心解释变量的回归系数为0.103 6,意味着行业工业机器人应用存量增加1个标准值,行业的全球价值链议价能力指数就增加0.103 6个标准值。这表明,行业工业机器人应用存量的增加能够促进行业全球价值链议价能力指数提升。换言之,工业机器人应用促进经济体各行业全球价值链分工地位攀升。

(二) 稳健性检验

根据表2可知,工业机器人应用促进经济体各行业全球价值链分工地位的攀升。本文从四个方面检验该结论是否具有稳健性:(1)更换被解释变量,以出口产品数量占经济体出口产品总数量比例为权重加权所得的行业全球价值链议价能力指数,代替以出口产品总值占经济体出口总值比例为权重加权所得的行业全球价值链议价能力指数;(2)更换核心解释变量,分别以行业工业机器人应用增量、行业工业机器人应用存量密度,代替行业工业机器人应用存量;(3)更换回归样本,采用经济体层面样本代替行业层面样本;(4)考虑内生性问题,分别采用工具变量法、补充遗漏变量以及安慰剂检验。

1. 更换被解释变量

表2中的被解释变量行业全球价值链议价能力指数 *Zchain*,是以HS六位编码出口产品总值占经济体出口总值的比例为权重加权所得的平均值,此处替换被解释变量,以出口产品数量占经济体出口产品总数量的比例为权重,加权得到新的行业全球价值链议价能力指数 *Zchainq*。表3汇报了更换被解释变量的回归结果。列(1)只添加了核心解释变量,列(2)、列(3)依次添加了经济体层面、行业层面的控制变量。列(1)—列(3)均同时控制年份、经济体和行业固定效应。结果显示,无论添加控制变量与否,工业机器人应用存量 *Zrobot* 的回归系数均在1%的统计水平上显著为正。这表明,工业机器人应用存量增加提高了经济体各行业所处的全球价值链分工地位,与表2的实证回归结果一致。换言之,在将被解释变量更换为以出口产品数量占经济体出口产品总数量比例为权重加权所得的行业全球价值链议价能力指数后,工业机器人应用提高经济体各行业全球价值链分工地位的结论依然成立。

表3 稳健性检验 I: 更换被解释变量

变量	<i>Zchainq</i>		
	(1)	(2)	(3)
<i>Zrobot</i>	0.0396*** (0.0059)	0.0401*** (0.0058)	0.0457*** (0.0063)
常数项	-0.0292*** (0.0072)	-0.0343*** (0.0074)	-0.0099 (0.0081)
经济体控制变量	未控制	控制	控制
行业控制变量	未控制	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
<i>N</i>	15 074	14 846	13 008
<i>R</i> ²	0.2744	0.2753	0.2914

2. 更换核心解释变量

表2中的核心解释变量是行业工业机器人应用存量,此处更换为行业工业机器人每年的增量*Zrobotadd*,表4列(1)—列(3)汇报了更换核心解释变量后的回归结果。三列结果显示,在同时控制年份、经济体和行业固定效应后,无论添加控制变量与否,工业机器人应用增量*Zrobotadd*的回归系数均在1%的统计水平上显著为正。这表明,工业机器人应用增量增加促进行业全球价值链议价能力指数提高,与表2的回归结果一致。换言之,改变工业机器人应用的度量方法后,工业机器人应用促进全球价值链分工地位提升的结论依然成立。

除了运用行业工业机器人应用增量更换核心解释变量行业工业机器人应用存量外,本文还以经济体各行业工业机器人应用存量密度*Zrobotden*更换核心解释变量。根据IFR的测算方法,工业机器人应用存量密度等于经济体各行业工业机器人应用存量除以行业就业人数(万名)。表4列(4)—列(6)汇报了以此为核心解释变量的回归结果。观察表4可知,列(4)—列(6)核心解释变量行业工业机器人应用存量密度*Zrobotden*的回归系数均在1%的统计水平上显著为正。这表明,行业工业机器人应用存量密度增加提高行业全球价值链议价能力指数,即工业机器人应用促进行业全球价值链分工地位攀升,与表2所得结论一致。

表4 稳健性检验 II: 更换核心解释变量

变量	<i>Zchain</i>					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Zrobotadd</i>	0.1204*** (0.0171)	0.1204*** (0.0170)	0.1217*** (0.0181)			
<i>Zrobotden</i>				0.0825*** (0.0190)	0.0814*** (0.0189)	0.0935*** (0.0206)

表4(续)

变量	<i>Zchain</i>					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
常数项	0.002 3 (0.007 2)	0.007 8 (0.007 5)	0.039 3*** (0.010 9)	0.022 4*** (0.008 0)	0.034 2*** (0.010 8)	0.038 6*** (0.010 8)
经济体控制变量	未控制	控制	控制	未控制	控制	控制
行业控制变量	未控制	未控制	控制	未控制	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	15 074	14 846	13 008	13 189	13 008	13 008
<i>R</i> ²	0.267 0	0.269 8	0.291 9	0.279 3	0.283 1	0.287 7

3. 更换回归样本

表2的基准回归选取的是2002—2019年71个经济体12个行业的跨国三维面板数据,为验证基准回归所得结论的稳健性,现将分析样本从行业层面替换为经济体层面。以经济体全球价值链议价能力指数*ZchainC*为被解释变量,以经济体工业机器人应用存量数据*ZrobotC*为核心解释变量进行回归,回归结果如表5所示。列(1)、列(2)均同时控制了年份和经济体的固定效应,其中,列(1)并未添加任何控制变量,列(2)则在此基础上添加了经济体层面的控制变量。在列(1)、列(2)中,核心解释变量经济体工业机器人应用存量*ZrobotC*的回归系数均在10%的统计水平上显著为正。这表明,在经济体层面上,工业机器人应用存量增加,可提高经济体全球价值链议价能力指数。这意味着,将行业层面的分析样本替换为经济体层面后,工业机器人应用促进全球价值链分工地位攀升的结论依然存在,再次说明表2基准回归所得结论的稳健性。

表5 稳健性检验 III:从行业层面更换到经济体层面样本

变量	<i>ZchainC</i>	
	(1)	(2)
<i>ZrobotC</i>	0.062 5* (0.033 1)	0.065 2* (0.038 4)
常数项	-0.000 0 (0.010 0)	0.013 2 (0.009 7)
经济体控制变量	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制

表5(续)

变量	<i>ZchainC</i>	
	(1)	(2)
<i>N</i>	1 257	1 238
<i>R</i> ²	0.882 7	0.895 7

4. 考虑内生性问题

在表2的基准回归中,可能存在因为遗漏重要变量、逆向因果关系等引起的内生性问题。为缓解内生性问题,本文将采用三种方法进行检验。

(1) 工具变量法

逆向因果关系、遗漏变量是导致计量模型存在内生性问题的主要原因,内生性问题的存在会导致估计结果有偏,因此本文寻找了一个工具变量并采用两阶段最小二乘(2SLS)法尝试解决计量估计模型可能存在的内生性问题。参照杨光和侯钰(2020)^[10]、黄亮雄等(2023)^[38]的做法,本文计算了同一大洲经济体各行业的工业机器人存量均值 *Zmeanc*,以此作为工具变量进行回归,具体回归结果由表6呈现。

在第一阶段工具变量对行业工业机器人应用存量的回归中,列(1)工具变量同一大洲经济体各行业的工业机器人存量均值 *Zmeanc* 的回归系数在1%统计水平上显著。这表明,工具变量与行业工业机器人应用存量存在相关关系,满足相关性要求。在第二阶段的回归结果中,列(2)行业工业机器人应用存量的回归系数在1%统计水平上显著为正。这表明,运用工具变量估计所得的行业工业机器人应用存量促进行业全球价值链议价能力指数提升。换言之,工业机器人应用促进经济体各行业全球价值链分工地地位的攀升,与表2的基准回归结果一致。由此可见,采用工具变量缓解内生性问题之后,本文基准回归所得结论依旧稳健。为检验工具变量的合理性,本文首先对工具变量进行识别不足检验,从表6汇报的结果可知,Kleibergen-Paap rk LM 统计量通过1%的统计水平检验,拒绝了识别不足的原假设。其次进行弱工具变量检验,Kleibergen-Paap rk Wald *F* 值约为75,明显大于10,说明本文选取的工具变量并非弱工具变量。综合上述分析可得,本文选取的工具变量具有合理性。

表6 稳健性检验 IV: 工具变量

变量	(1)	(2)
<i>Zrobot</i>		0.444 1*** (0.081 4)
<i>Zmeanc</i>	0.387 5*** (0.047 3)	
常数项	0.369 9*** (0.111 8)	0.029 5 (0.196 9)
经济体控制变量	控制	控制
行业控制变量	控制	控制

表6(续)

变量	(1)	(2)
年份固定效应	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
<i>N</i>	13 008	13 008
Kleibergen-Paap rk <i>LM</i>		46.537 2***
Kleibergen-Paap rk Wald <i>F</i>		74.715 0

注:列(1)、列(2)的被解释变量分别为 *Zrobot* 和 *Zchain*。

(2) 补充遗漏变量

遗漏重要变量是导致计量模型存在内生性问题的三大因素之一,考虑到现实中,无法找齐并控制所有影响被解释变量的因素,在模型中引入固定效应是尤为重要且必需的。固定效应本质是一种控制变量,根据样本固定不变的特征来分组,包括可观测和不可观测的影响因素。在上述的回归中,本文除了添加一系列经济体层面和行业层面的控制变量外,还控制了年份、经济体和行业层面的固定效应。为了缓解遗漏变量对系数“一致性”的破坏,本文在表7中,继续添加了年份和行业的交乘固定效应、经济体和行业的交乘固定效应。在列(1)—列(3)中,同时控制年份、经济体、行业的固定效应,以及年份和行业的交乘固定效应。在这三列中,核心解释变量行业工业机器人存量 *Zrobot* 的回归系数均通过1%的显著性水平检验。列(4)—列(6)在前三列基础上添加了经济体和行业交乘固定效应,三列中核心解释变量的回归系数均至少在5%的统计水平上显著为正,与基准回归结果一致。这表明,在补充遗漏变量后,行业工业机器人应用存量促进行业全球价值链议价能力指数提升的效应依旧存在,工业机器人应用促进行业全球价值链分工地位攀升的结论具有稳健性。

表7 稳健性检验 V: 补充遗漏变量

变量	<i>Zchain</i>					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Zrobot</i>	0.113 5*** (0.015 5)	0.113 0*** (0.015 4)	0.108 1*** (0.015 4)	0.023 9*** (0.007 2)	0.021 7*** (0.007 2)	0.016 9** (0.007 2)
常数项	0.002 2 (0.007 3)	0.007 3 (0.007 5)	0.039 1*** (0.011 0)	0.003 2 (0.002 8)	0.008 0*** (0.002 9)	0.034 5*** (0.004 6)
经济体控制变量	未控制	控制	控制	未控制	控制	控制
行业控制变量	未控制	未控制	控制	未控制	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制

表7(续)

变量	Zchain					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
年份×行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体×行业固定效应	未控制	未控制	未控制	控制	控制	控制
N	15 074	14 846	13 008	15 074	14 846	12 993
R ²	0.274 6	0.278 0	0.301 0	0.896 7	0.897 8	0.911 6

(3) 安慰剂检验

表 2 基准回归所得的工业机器人应用促进经济体全球价值链分工地位攀升的结论,可能是某种无法观测和捕捉的因素引起的结果。换言之,虽然本文在回归模型添加了一系列控制变量,以及年份、经济体和行业固定效应,但可能并不足以捕捉到全部影响因素,更多的特征可能无法观测。有可能是工业机器人应用和全球价值链分工地位均同时受到某个因素影响,从而使得它们呈现表 2 的回归结果,而不是因为工业机器人应用与全球价值链分工地位之间存在因果关系,这是典型的内生性问题。为了排除上述可能,本文构造反事实的安慰剂检验:在现有数据的基础上,随机给经济体各行业分配工业机器人应用存量数值,再进行回归,并观察行业工业机器人应用存量的系数。伪处理组随机生成,因此,若表 2 基准回归所得结论成立,则 $Zrobot$ 将不会对模型的被解释变量产生影响,即 $Zrobot$ 的回归系数不显著,安慰剂处理变量的回归系数不会显著偏离零点;反之,若 $Zrobot$ 的回归系数显著偏离零点,则说明模型设定存在识别偏误。

图 1 展现了自助法(bootstrap)随机抽取了 500 次、1 500 次以及 2 000 次后行业工业机器人应用存量 $Zrobot$ 的回归系数的核密度分布估计。观察图 1 可以发现,随机生成处理组的工业机器人应用存量 $Zrobot$ 的回归系数没有显著偏离零点。同时,表 2 基准回归所得的实际估计系数为 0.103 6,在安慰剂检验所得的估计系数中明显属于异常值。这说明,本文的估计结果并没有产生严重偏误,工业机器人应用促进经济体各行业全球价值链分工地位攀升的结论是稳健的,工业机器人应用对全球价值链分工地位的正向影响的因果关系成立。

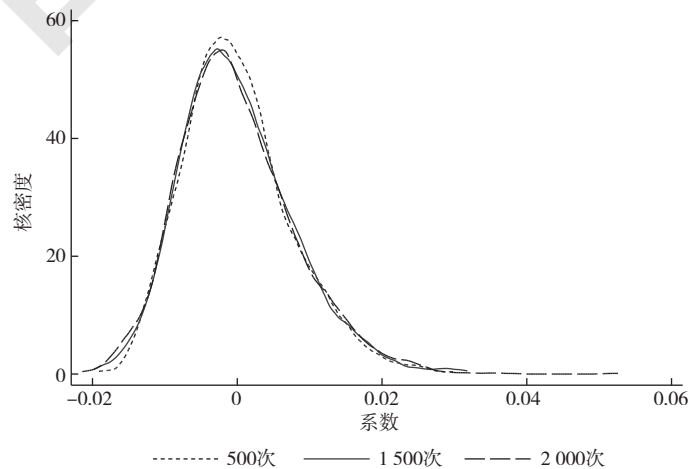


图 1 稳健性检验 VI: 安慰剂检验

五、机制检验

在机制分析部分,本文将进一步探讨工业机器人应用如何影响经济体各行业的全球价值链分工地位,分析其内部作用机制。前文结合理论模型的推导结果以及现有研究,认为工业机器人应用可通过提升各行

业全要素生产率、资源配置效率,从而促进各行业全球价值链分工地位攀升。为验证这两个渠道,本部分分别以各行业全要素生产率和资源配置效率为被解释变量,各行业工业机器人应用存量为核心解释变量,检验工业机器人应用对二者的影响。

(一) 提高全要素生产率水平

全要素生产率是衡量经济体技术创新水平的重要指标^[11,52]。目前测算全要素生产率的方法主要有 OP 法、LP 法以及一步估计法。OP 法通过两步估计法克服内生性问题^[73]; LP 法以 OP 法为基础,对其进一步完善^[74];考虑到 OP 法和 LP 法的生产函数估计在第一阶段存在共线性问题,阿克贝里等(Akerberg et al.,2015)对这两种方法进行修正,缓解了这两种方法在估计上的不可识别性和内生性问题,以提高估计结果的准确性^[75];伍德里奇(Wooldridge,2009)则提出用一步估计法克服内生性问题^[76]。本文采用修正后的 OP 法和 LP 法^[75]以及一步估计法^[76],测算经济体各行业的全要素生产率,并以此作为被解释变量进行回归,回归结果见表 8。

表 8 列(1)—列(3)的被解释变量分别是采用修正后的 OP 法和 LP 法以及一步估计法测算所得的全要素生产率,核心解释变量是行业工业机器人应用存量 *Zrobot*。这三列均添加了经济体层面和行业层面的控制变量,以及年份、经济体和行业固定效应。从表 8 汇报的回归结果可知,行业工业机器人应用存量 *Zrobot* 的回归系数在这三列中均显著为正,并通过 1% 的统计水平检验。这表明,工业机器人应用存量促进经济体各行业全要素生产率提升、技术创新水平提高,与已有研究^[21,65] 所得结论一致。工业机器人应用于生产活动时,不仅通过淘汰中低等技能劳动者加速企业人力资本升级,推动企业生产结构改革,优化企业生产流程,还促进大量次级创新,催生新产品新业态,提高企业全要素生产率水平。而生产率水平较高的企业倾向于雇佣更高技能的劳动力,这进一步提高企业整体的生产和管理水平,促进产品生产流程改进、制造工艺更新,进而提升企业整体出口产品质量,提高产品在国际贸易中的竞争力,最终促进经济体各行业全球价值链分工地位的攀升^[59-60]。

表 8 机制检验 I:全要素生产率水平

变量	(1)	(2)	(3)
<i>Zrobot</i>	0.0587*** (0.0153)	0.0596*** (0.0151)	0.0559*** (0.0140)
常数项	-0.0101 (0.0123)	-0.0196*** (0.0072)	-0.0077 (0.0082)
经济体控制变量	控制	控制	控制
行业控制变量	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
<i>N</i>	11370	11370	11370
<i>R</i> ²	0.7781	0.8626	0.8160

注:列(1)—列(3)被解释变量分别为采用修正后的 OP 法、LP 法以及一步估计法测算所得的经济体各行业全要素生产率。

(二) 提高配置效率

资源配置效率的高低衡量了企业在生产过程中将投入要素有效转换为产出的程度^[77]。在社会经济发展过程中,需求的无限性与资源的稀缺性之间一直存在着矛盾。如何合理配置有限的、相对稀缺的资源,最大程度地减少资源耗费,提高资源使用率,获取最佳效益,一直是学术界的重要议题。为检验工业机器人应用对经济体各行业资源配置效率的影响,本文参考蒲阿丽和李平(2019)^[78]、刘斌和潘彤(2020)^[49]的做法,计算各行业劳动力配置效率、资本配置效率以及总体资源配置效率。随后,分别以它们作为被解释变量,行业工业机器人应用存量作为核心解释变量进行回归,回归结果如表9所示。

表9列(1)—列(3)同时控制了年份、经济体和行业的固定效应,以及经济体层面、行业层面的控制变量。在这三列中,行业工业机器人应用存量 $Zrobot$ 的回归系数均显著为正,并至少通过5%的统计水平检验。这表明,工业机器人应用提高经济体各行业劳动力、资本以及总体的配置效率,促进资源配置优化。其中可能的原因是,工业机器人的应用淘汰了低技能劳动者,促进企业人力资本升级,提高企业整体的生产和管理水平。同时,工业机器人通过智能控制和精准管理,避免了生产过程中的资源浪费;通过数据收集、分析处理能力,更为精准地把握消费者的需求变化,有利于企业迅速且正确地做出响应,从而有效提升要素的资源配置效率^[38,49,63]。换言之,在劳动力、资本投入要素既定的情况下,应用工业机器人可提高资源配置效率,增加社会总产出,提高生产效率的同时降低单位产出成本,进而有效提升各行业在国际贸易中的比较优势,促进各行业全球价值链分工地位的攀升。

表9 机制检验II:配置效率

变量	(1)	(2)	(3)
$Zrobot$	0.005 2** (0.002 2)	0.007 8** (0.003 1)	0.008 1*** (0.002 5)
常数项	0.009 3 (0.010 8)	0.045 9*** (0.010 6)	0.032 3*** (0.010 4)
经济体控制变量	控制	控制	控制
行业控制变量	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
N	12 437	12 437	12 437
R^2	0.071 6	0.222 7	0.160 0

注:列(1)—列(3)被解释变量分别为各行业劳动力配置效率、资本配置效率以及总体资源配置效率。

六、异质性分析

接下来,本文从经济体和行业两个维度进行异质性分析,考察工业机器人应用对经济体各行业的全球

价值链分工地位影响效应,在不同条件下是否存在差异,从而更深刻地剖析其背后的特征规律。在经济体维度,主要关注资源禀赋和制度质量差异;在行业维度,重点关注行业资本密集型、劳动密集型的属性差异,以及12个行业之间的差异。

(一) 经济体异质性

1. 资源禀赋

以各经济体资本形成总额与劳动力数量之间的比值衡量各经济体的资源禀赋。若比值小于所有经济体资源禀赋的中位数则划分为劳动相对充裕经济体,若等于或大于中位数则划分为资本相对充裕经济体。表10汇报了以此作为划分标准的分组回归结果,列(1)—列(3)是劳动相对充裕经济体的行业分析样本,列(4)—列(6)是资本相对充裕经济体的行业分析样本。在这六列中,均同时控制年份、经济体和行业固定效应。列(1)、列(4)只添加了核心解释变量,列(2)、列(5)以及列(4)、列(6)则依次添加了经济体层面、行业层面的控制变量。

观察表10汇报的结果可得,在劳动相对充裕的经济体中,列(3)核心解释变量工业机器人应用存量 *Zrobot* 的回归系数只在10%的统计水平上显著为正;在资本相对充裕的经济体中,列(6)工业机器人应用存量 *Zrobot* 的回归系数在1%的统计水平上显著为正。采用费舍尔组合检验(抽样1000次)计算得到列(3)和列(6)的组间系数差异检验 *P* 值为0.0420,在5%水平上显著,证实了列(3)和列(6)的系数差异在统计上的显著性。这表明,工业机器人应用促进经济体各行业全球价值链分工地位攀升的效应,在资本相对充裕经济体行业中更为明显。根据要素禀赋理论可知,劳动相对充裕的经济体,劳动要素价格相对较小,资本要素价格相对较高;资本相对充裕的经济体,资本要素价格相对较低,劳动要素价格相对较高。因此,对于劳动相对充裕的经济体而言,劳动力成本相对较低,企业使用工业机器人替代劳动力进行生产,采取“机器换人”战略的激励较低;对于资本相对充裕的经济体而言,劳动力成本相对较高,资本价格相对较低,工业机器人属于资本的一种,相比于劳动力,企业应用工业机器人进行生产更具有比较优势,“机器换人”激励较大。同时,资本相对充裕的经济体,往往经济较为发达,工业机器人应用推广的程度更高。因此,工业机器人应用促进经济体各行业全球价值链分工地位攀升的影响效应,在资本相对充裕的经济体行业中表现得更为明显。

表10 经济体异质性分析 I :资源禀赋

变量	<i>Zchain</i>					
	劳动相对充裕经济体			资本相对充裕经济体		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Zrobot</i>	0.1032** (0.0475)	0.1074** (0.0482)	0.0664* (0.0399)	0.1154*** (0.0136)	0.1147*** (0.0134)	0.1181*** (0.0140)
常数项	-0.0794*** (0.0119)	-0.1118 (0.2083)	-0.2934 (0.2481)	0.0672*** (0.0096)	-0.3092** (0.1355)	-0.2833** (0.1421)
经济体控制变量	未控制	控制	控制	未控制	控制	控制

表10(续)

变量	Zchain					
	劳动相对充裕经济体			资本相对充裕经济体		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
行业控制变量	未控制	未控制	控制	未控制	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	6 729	6 717	5 960	8 345	8 129	7 048
<i>R</i> ²	0.220 3	0.221 4	0.241 4	0.307 7	0.313 1	0.340 9

2. 制度质量

本文选用腐败控制、政府效率、政治稳定和不存在暴力、法治规则、监管质量、话语权和问责制六个指标的均值衡量经济体整体的制度质量水平^[72]。若均值小于所有经济体制度质量水平的中位数则划分为制度质量较低的经济体,若等于或大于中位数则划分为制度质量较高的经济体。分组进行回归,表 11 汇报了具体的回归结果。其中,前三列是制度质量较低的经济体行业分析样本,后三列是制度质量较高的经济体行业分析样本。在这两组中,均同时控制了年份、经济体和行业固定效应。

重点关注列(3)和列(6)工业机器人应用存量 *Zrobot* 的回归系数,前者只在 10%的统计水平上显著为正,后者则在 1%的统计水平上显著为正。列(3)和列(6)的组间系数差异检验 *P* 值为 0.072 0,在 10%水平上显著,证实了列(3)和列(6)的系数差异在统计上的显著性。这表明,工业机器人应用存量促进行业全球价值链议价能力指数提升的效应,相比于制度质量较低的经济体,在制度质量较高的经济体行业中表现得更为明显。其中可能合理的解释是,工业机器人的应用与推广需要良好稳定的制度环境作为支撑。制度质量较低的经济体,契约监督和执行情况通常较差,导致资源配置的扭曲程度较高,企业推广应用工业机器人的风险和成本较高,阻碍工业机器人应用可提升全要素生产率水平、优化资源配置效用的发挥,进而不利于经济体各行业全球价值链分工地位的攀升。制度质量较高的经济体,监督机制较为完善,知识产权保护力度较高,履约过程中的摩擦相对较少,企业发展推广工业机器人的成本和风险相对较小,有利于发挥工业机器人可提升全要素生产率和资源配置效率的作用,进而有利于经济体各行业全球价值链分工地位的攀升^[38,79]。因此,工业机器人应用提高经济体各行业全球价值链分工地位的影响效应,在制度质量较高的经济体行业中更为明显。

表 11 经济体异质性分析 II:制度质量

变量	Zchain					
	制度质量较低经济体			制度质量较高经济体		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Zrobot</i>	0.109 9**	0.112 1**	0.071 7*	0.106 6***	0.107 5***	0.117 9***
	(0.045 9)	(0.046 1)	(0.038 7)	(0.013 4)	(0.013 2)	(0.014 3)

表11(续)

变量	Zchain					
	制度质量较低经济体			制度质量较高经济体		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
常数项	-0.068 4*** (0.011 3)	-0.022 1 (0.097 2)	-0.106 0 (0.116 8)	0.071 3*** (0.009 9)	-0.473 5*** (0.178 4)	-0.608 3*** (0.203 4)
经济体控制变量	未控制	控制	控制	未控制	控制	控制
行业控制变量	未控制	未控制	控制	未控制	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	7 436	7 244	6 323	7 638	7 602	6 685
R ²	0.204 7	0.208 2	0.226 9	0.342 6	0.344 9	0.374 3

(二) 行业异质性

1. 劳动密集型和资本密集型行业

本文匹配经济体各行业全球价值链议价能力指数、IFR 数据库的工业机器人应用存量、UNIDO 数据库的行业层面控制变量之后,共得到 12 个行业。接下来的异质性检验中,本文将这 12 个行业划分为劳动密集型行业和资本密集型行业^①,并分组进行回归,结果如表 12 所示。其中,列(1)—列(3)是劳动密集型行业样本,列(4)—列(6)是资本密集型行业样本,这六列均同时控制年份、经济体和行业固定效应。

在列(3)劳动密集型行业样本中,核心解释变量工业机器人应用存量 *Zrobot* 的回归系数在 10% 的统计水平上显著为负。在列(4)—列(6)资本密集型行业样本中,核心解释变量的回归系数为正,通过 1% 显著性水平检验。列(3)和列(6)的组间系数差异检验 *P* 值为 0.000 0,在 1% 水平上显著,证实了列(3)和列(6)的系数差异在统计上的显著性。这表明,工业机器人应用促进全球价值链分工地位攀升的效应,主要体现在资本密集型行业。其中的原因可能是,在劳动密集部门,资本要素相对稀缺,劳动价格相对较低;在资本密集部门,劳动要素相对稀缺,劳动价格相对较高。因此,相比于劳动密集部门,资本密集部门更有激励采用“机器换人”战略。同时,高资本投入行业、高技术行业的生产工序本身就更为适合自动化、智能化的大批量生产,工业机器人的应用与普及范围自然更为广泛^[38,67,80]。而工业机器人应用能够提高经济体各行业全要素生产率水平和资源配置效率,从而有效促进行业全球价值链分工地位的攀升^[19-20,51-52]。因此,采用“机器换人”战略的激励相对更高的资本密集型行业,更有可能实现全球价值链升级,提高全球价值链分工地位。

① 劳动密集型行业包括木材和家具制造,纸和纸制品制造;资本密集型行业包括化学产品制造,橡胶、塑料制品制造(非汽车类),玻璃、陶瓷、石材、矿产品制造(非汽车类),基本金属制造,金属制品制造(非汽车类),电子电气设备制造,工业机械制造,汽车制造,其他运输设备制造,其他制造业。

表 12 行业异质性分析 I :劳动密集型行业和资本密集型行业

变量	Zchain					
	劳动密集型行业			资本密集型行业		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Zrobot	-0.225 2 ** (0.088 5)	-0.314 5 ** (0.149 8)	-0.240 8 * (0.128 1)	0.108 8 *** (0.016 0)	0.108 8 *** (0.015 8)	0.104 0 *** (0.015 5)
常数项	-0.167 4 *** (0.011 2)	-0.175 5 *** (0.019 4)	-0.234 8 *** (0.043 0)	0.028 0 *** (0.008 5)	0.033 3 *** (0.008 7)	0.069 0 *** (0.011 8)
经济体控制变量	未控制	控制	控制	未控制	控制	控制
行业控制变量	未控制	未控制	控制	未控制	未控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	2 511	2 473	1 916	12 563	12 373	11 092
R ²	0.372 8	0.387 3	0.464 0	0.274 8	0.277 5	0.296 5

2.12 个行业对比

继探讨工业机器人应用对全球价值链分工地位影响效用在劳动密集型行业、资本密集型行业的差异性表现后,本文将 12 个行业分组进行回归,进一步探讨各行业之间的异质性。分别以各行业全球价值链议价能力指数 *Zchain* 为被解释变量,工业机器人应用存量 *Zrobot* 为核心解释变量,同时添加经济体层面和行业层面的控制变量,年份、经济体和行业的固定效应后进行回归,回归结果如表 13 所示。

分析表 13 回归结果可知,工业机器人应用存量 *Zrobot* 的回归系数在 1% 统计水平上显著为正的产业共有 3 个,分别是木材和家具制造(行业 1)、橡胶、塑料制品制造(非汽车类)(行业 4)、玻璃、陶瓷、石材、矿产品制造(非汽车类)(行业 5);工业机器人应用存量 *Zrobot* 的回归系数至少在 10% 的统计水平上显著为负的行业共有 3 个,分别为纸和纸制品制造(行业 2)、工业机械制造(行业 9)、其他制造业(行业 12)。由此可见,工业机器人应用对全球价值链分工地位有正向促进效应的行业,包括劳动密集、资本密集的制造业;工业机器人应用对全球价值链分工地位有反向抑制效应的行业,包括劳动密集型行业和技术密集型行业。对于技术密集型行业,工业机器人目前只能替代惯例性的操作工序,由于高技能劳动者的操作工序较为复杂,“机器换人”难度较高,导致工业机器人应用促进行业全球价值链分工地位攀升的效应难以得到发挥。对于劳动密集型行业,若能抓住工业机器人的发展机遇,运用新技术替代旧技术、智能型技术替代劳动力,将有助于实现转型升级、塑造新的竞争优势,从而提高全球价值链分工地位。

表 13 行业异质性分析 II：12 个行业对比

行业	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Zrobot</i>	0.527 8*** (0.187 6)	-0.330 6* (0.171 1)	0.033 1 (0.103 7)	0.015 9*** (0.002 8)	0.117 7*** (0.023 2)	-0.114 3 (0.156 5)
常数项	0.389 7 (0.387 6)	-0.269 0*** (0.020 2)	0.063 7*** (0.016 5)	-0.149 7*** (0.002 3)	-0.269 6*** (0.005 8)	0.153 9*** (0.031 6)
经济体控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	740	1 171	1 148	1 134	966	1 124
<i>R</i> ²	0.861 9	0.834 0	0.969 1	0.826 3	0.832 6	0.823 7
行业	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Zrobot</i>	0.005 8 (0.005 2)	0.025 0 (0.019 6)	-0.050 9*** (0.016 4)	-0.000 4 (0.002 8)	-0.202 1 (0.141 1)	-0.017 4*** (0.006 4)
常数项	-0.211 8*** (0.003 3)	1.400 1*** (0.032 3)	-0.186 3*** (0.009 5)	-0.022 1*** (0.006 4)	-0.130 2*** (0.015 3)	-0.201 7*** (0.002 2)
经济体控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
经济体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	1 119	1 174	1 133	1 135	1 016	1 133
<i>R</i> ²	0.885 7	0.908 2	0.874 4	0.867 1	0.824 5	0.723 3

注：列(1)—列(12)分别为 12 个行业的子样本。

七、结论与政策建议

促进产业不断向全球价值链中高端迈进是中国全面建成社会主义现代化强国的必要举措。现如今，“机器换人”趋势在全球范围内日益增强，工业机器人的推广与发展促进现行的全球化生产组织方式和管理模式变革，推动全球价值链动态演进。在此背景下，探讨工业机器人应用对全球价值链分工地位的影响效应具有重要意义。本文运用双边随机前沿分析模型，基于 2002—2019 年 CEPII-BACI 六位码进出口产品数据和 WDI 数据库，核算经济体各行业全球价值链议价能力指数，以此衡量各行业的全球价值链分工地位；并

将其与 IFR 数据库公布的经济体各行业工业机器人数据、WDI 和 WGI 数据库的经济体层面控制变量、UNIDO 数据库的行业层面控制变量匹配,构建 2002—2019 年全球 71 个经济体 12 个行业的跨国三维面板数据,检验工业机器人应用对全球价值链分工地位的影响效应。研究表明,工业机器人应用促进经济体各行业全球价值链分工地位的攀升。该结论具有稳健性,在更换被解释变量、核心解释变量、回归样本,考虑内生性问题后,结论依旧成立。究其机制,工业机器人的应用与普及会提升经济体各行业全要素生产率水平、资源配置效率,从而促进经济体各行业全球价值链分工地位的攀升。进一步地,本文通过异质性分析发现,工业机器人应用对全球价值链分工地位的影响效应主要体现在资本相对充裕、制度环境较为稳定的经济体行业,以及资本密集型行业。基于此,本文提出以下政策建议:

第一,深度推广工业机器人应用,培育壮大工业机器人产业,为经济发展注入新动能。工业机器人作为人工智能的重要代表,驱动着新一轮科技革命和产业变革,影响着国际分工格局、全球价值链分工体系。中国必须牢牢把握世界工业机器人发展机遇,结合自身定位和比较优势制定发展战略,大力推进工业机器人发展。推进工业机器人基础理论研究和关键共性技术开发,构建深度学习系统和大数据库,创建开放协同的工业机器人科技创新体系。加快培育具有重大引领带动作用的工业机器人产业,促进机器人与各产业领域深度融合,形成数据驱动、人机协同、跨界融合、共创分享的智能经济形态。充分利用现有资金,发挥财政投入、政策激励的引导作用以及市场配置资源的主导作用,撬动企业、社会加大投入,形成财政资金、金融资本、社会资本多方支持工业机器人发展的新格局。

第二,制定完善相关措施,为发挥工业机器人应用可提升全要素生产率、优化要素供给和配置的效用,提供政策支撑。促进经济体各行业全要素生产率水平、资源配置效率提升是工业机器人应用促进全球价值链分工地位攀升的两大重要渠道。科技创新作为全要素生产率提升的重要驱动力,中国应当全面缩小关键核心技术与世界领先水平的差距,强化前沿科技创新,推进工业智能化,抢抓新一轮科技革命和产业变革带来的“换道超车”机遇。同时,推进企业全流程智能管理,助力企业提高技术创新能力和研发能力,积极发展运营新模式、新业务,鼓励企业采用成熟的数字化与智能制造技术,提升整体生产率。为优化资源配置,应当建立统一开放、竞争有序的现代市场体系,解决好市场竞争不公平、监管不到位问题,实现资源根据价值规律进行交易和流动,优化资源配置效率,降低经济活动中不必要的非生产性资源消耗。

第三,统筹布局工业机器人创新平台,培养学习能力,为工业机器人的应用与普及提供配套基础设施、人才、制度和环境支撑。工业机器人应用对经济体各行业全球价值链分工地位的正向促进效应,并非在所有样本中都成立。为了促进工业机器人与其他产业深度融合,中国应当建设布局工业创新平台,强化对工业机器人研发应用的基础支撑,构建泛在安全高效的智能化基础设施体系,推动智能企业发展平台构建。利用和培养学习能力,提升学习比较优势,培养高水平创新人才和团队,加大人才引进力度,完善工业机器人研发应用教育体系,加强人才储备和梯队建设,大力加强员工培训。制定促进工业机器人发展的法律法规和伦理规范,推进技术标准框架体系研究,加强工业机器人领域的知识产权保护,健全工业机器人技术创新、专利保护与标准化互动支撑机制,建立工业机器人安全监管和评估体系,夯实工业机器人发展的社会基础。

参考文献:

- [1] KRUGMAN P, COOPER R N, SRINIVASAN T N. Growing world trade: causes and consequences[J]. *Brookings Papers on Economic Activity*, 1995, (1): 327-377.
- [2] 戴翔, 宋婕. “一带一路”倡议的全球价值链优化效应——基于沿线参与国全球价值链分工地位提升的视角[J]. *中国工业经济*, 2021(6): 99-117.
- [3] 刘维林. 劳动要素的全球价值链分工地位变迁——基于报酬份额与嵌入深度的考察[J]. *中国工业经济*, 2021(1): 76-94.
- [4] 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, 54(7): 47-63.
- [5] 林熙, 刘啟仁, 冯桂媚. 智能制造与绿色发展: 基于工业机器人进口视角[J]. *世界经济*, 2023, 46(8): 3-31.
- [6] DE BACKER K, DESTEFANO T, MENON C, et al. Industrial robotics and the global organisation of production[Z]. *OECD Science, Technology and Industry Working Papers No. 2018/03*, 2018.
- [7] 聂飞, 胡华璐, 李磊. 中国 FTA 战略、价值链重塑与制造业企业工序智能化[J]. *国际贸易问题*, 2023(5): 88-102.
- [8] 蔡跃洲, 陈楠. 新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业[J]. *数量经济技术经济研究*, 2019, 36(5): 3-22.
- [9] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Modeling automation[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2018, 108: 48-53.
- [10] 杨光, 侯钰. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长[J]. *中国工业经济*, 2020(10): 138-156.
- [11] 刘洋, 韩永辉, 王贤彬. 工业智能化能兼顾促增长和保民生吗? [J]. *数量经济技术经济研究*, 2023, 40(6): 69-90.
- [12] SOLOW R M. We'd better watch out[J]. *The New York Times Book Review*, 1987, 7: 36.
- [13] COWEN T. *The great stagnation: how America ate all the low-hanging fruit of modern history, got sick, and will (eventually) feel better*[M]. New York: Dutton, 2011.
- [14] BAUMOL W J. Macroeconomics of unbalanced growth: the anatomy of urban crisis[J]. *American Economic Review*, 1967, 57(3): 415-426.
- [15] GASTEIGER E, PRETTNER K. A note on automation, stagnation, and the implications of a robot tax[Z]. *Freie Universität Berlin School of Business & Economics Discussion Paper No. 2017/17*, 2017.
- [16] 何小钢, 朱国悦, 冯大威. 工业机器人应用与劳动收入份额——来自中国工业企业的证据[J]. *中国工业经济*, 2023(4): 98-116.
- [17] AUTOR D H, LEVY F, MURNANE R J. The skill content of recent technological change: an empirical exploration[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4): 1279-1333.
- [18] 陈昊, 闫雪凌, 杨立强. 对外贸易与制造业机器人使用: 行业开放促进技术进步的新证据[J]. *统计研究*, 2021, 38(3): 44-57.
- [19] 王永钦, 董雯. 工业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.
- [20] 王永钦, 董雯. 人机之间: 机器人兴起对中国劳动者收入的影响[J]. *世界经济*, 2023, 46(7): 88-115.
- [21] 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.
- [22] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Artificial intelligence, automation and work[Z]. *NBER Working Paper No. 24196*, 2018.
- [23] AUTOR D H, KATZ L F, KEARNEY M S. The polarization of the U. S. labor market[J]. *American Economic Review*, 2006, 96(2): 189-194.
- [24] 何小钢, 刘叩明. 机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据[J]. *数量经济技术经济研究*, 2023, 40(4): 52-71.
- [25] AUTOR D H. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3): 3-30.
- [26] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3-30.
- [27] WANG Z, POWERS P, WEI S J. Value chains in East Asian production networks—an international input-output model based analysis[Z]. *USITC*

Working Paper No. 2009-10-C, 2009.

- [28] WANG Z, WEI S J, ZHU K F. Quantifying international production sharing at the bilateral and sector levels [Z]. NBER Working Paper No. 19677, 2013.
- [29] KOOPMAN R, POWERS W, WANG Z, et al. Give credit where credit is due: tracing value added in global production chains [Z]. NBER Working Paper No. 16426, 2010.
- [30] KOOPMAN R, WANG Z, WEI S J. Tracing value-added and double counting in gross exports [J]. *American Economic Review*, 2014, 104(2): 459-494.
- [31] CHOR D, MANOVA K, YU Z H. Growing like China: firm performance and global production line position [J]. *Journal of International Economics*, 2021, 130: 103445.
- [32] 彭水军, 吴腊梅. RCEP 的贸易和福利效应: 基于全球价值链的考察 [J]. *经济研究*, 2022, 57(8): 98-115.
- [33] HAUSMANN R, HWANG J, RODRIK D. What you export matters [Z]. NBER Working Paper No. 11905, 2006.
- [34] 李小平, 彭书舟, 肖唯楚. 中间品进口种类扩张对企业出口复杂度的影响 [J]. *统计研究*, 2021, 38(4): 45-57.
- [35] FONTAGNÉ L, GAULIER G, ZIGNAGO S, et al. Specialisation across varieties within products and North-South competition [J]. *Economic Policy*, 2008, 23(53): 51-91.
- [36] 倪红福, 龚六堂, 夏杰长. 什么削弱了中国出口价格竞争力? ——基于全球价值链分行业实际有效汇率新方法 [J]. *经济学(季刊)*, 2019, 18(1): 367-392.
- [37] LI F Y, LIN Z Y, HUANG L X, et al. Environmental regulation and global value chain division position: analysis based on global transnational data [J]. *Energy Policy*, 2022, 168: 113101.
- [38] 黄亮雄, 林子月, 王贤彬. 工业机器人应用与全球价值链重构——基于出口产品议价能力的视角 [J]. *中国工业经济*, 2023(2): 74-92.
- [39] KUMBHAKAR S C, PARMETER C F. The effects of match uncertainty and bargaining on labor market outcomes: evidence from firm and worker specific estimates [J]. *Journal of Productivity Analysis*, 2009, 31(1): 1-14.
- [40] 卢洪友, 连玉君, 卢盛峰. 中国医疗服务市场中的信息不对称程度测算 [J]. *经济研究*, 2011, 46(4): 94-106.
- [41] PIETROBELLI C, RABELLOTTI R. Global value chains meet innovation systems: are there learning opportunities for developing countries? [J]. *World Development*, 2011, 39(7): 1261-1269.
- [42] LU Y, SHI H M, LUO W, et al. Productivity, financial constraints, and firms' global value chain participation: evidence from China [J]. *Economic Modelling*, 2018, 73: 184-194.
- [43] CAINELLI G, GANAU R, GIUNTA A. Spatial agglomeration, global value chains, and productivity. Micro-evidence from Italy and Spain [J]. *Economics Letters*, 2018, 169: 43-46.
- [44] 韩亚峰, 王全良, 赵叶. 价值链重塑、工序智能化与企业出口产品质量 [J]. *产业经济研究*, 2022(4): 114-126.
- [45] 高越, 魏俊华. RCEP 关税减让与制造业价值链地位变化: 基于动态递归 CGE 模型的测算 [J]. *世界经济研究*, 2023(6): 43-59.
- [46] 王聪, 林桂军. “双反”调查与上市公司全球价值链参与——来自美国对华“双反”调查的经验证据 [J]. *国际金融研究*, 2019(12): 85-93.
- [47] 聂飞, 李磊. 制造业企业对外直接投资、去工业化及其对全球价值链分工地位的影响 [J]. *国际贸易问题*, 2022(3): 160-174.
- [48] 聂飞. 价值链重塑视角下的中国企业对外直接投资和智能化 [J]. *国际贸易问题*, 2023(1): 108-123.
- [49] 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, 37(10): 24-44.
- [50] 石喜爱, 李廉水, 程中华, 等. “互联网+”对中国制造业价值链攀升的影响分析 [J]. *科学学研究*, 2018, 36(8): 1384-1394.
- [51] 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.
- [52] 吕越, 谷玮, 尉亚宁, 等. 人工智能与全球价值链网络深化 [J]. *数量经济技术经济研究*, 2023, 40(1): 128-151.
- [53] 周洛竹, 蔡建红, 张志彤. 人工智能对全球价值链分工位置的双重影响 [J]. *财经研究*, 2022, 48(10): 34-48.

- [54] AUTOR D, SALOMONS A. Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share[Z]. NBER Working Paper No. 24871, 2018.
- [55] United Nations Conference on Trade and Development. Robots and industrialization in developing countries[Z]. UNCTD Policy Brief No. 50, 2016.
- [56] 何宇,陈珍珍,张建华. 人工智能技术应用与全球价值链竞争[J]. 中国工业经济, 2021(10): 117-135.
- [57] 宋建,王静. 生产补贴提升全球价值链分工了么——基于生产分割视角的考察[J]. 国际贸易问题, 2020(6): 93-110.
- [58] 田毕飞,陈紫若. 创业与全球价值链分工地位: 效应与机理[J]. 中国工业经济, 2017(6): 136-154.
- [59] AGRAWAL A, MCHALE J, OETTL A. Finding needles in haystacks: artificial intelligence and recombinant growth[Z]. NBER Working Paper No. 24541, 2018.
- [60] KUGLER M, VERHOOGEN E. Prices, plant size, and product quality[J]. The Review of Economic Studies, 2012, 79(1): 307-339.
- [61] 易子榆,魏龙,蔡培民. 数据要素如何重构全球价值链分工格局: 区域化还是碎片化[J]. 国际贸易问题, 2023(8): 20-37.
- [62] DACHS B, KINKEL S, JÄGER A. Bringing it all back home? Backshoring of manufacturing activities and the adoption of Industry 4.0 technologies[J]. Journal of World Business, 2019, 54(6): 101017.
- [63] COCKBURN I M, HENDERSON R, STERN S. The impact of artificial intelligence on innovation: an exploratory analysis[R]//AGRAWAL A, GANS J, GOLDFARB A. The economics of artificial intelligence: an agenda. Chicago: University of Chicago Press, 2019: 115-146.
- [64] AGHION P, HOWITT P. The economics of growth[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 2008.
- [65] 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, 35(7): 60-77.
- [66] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [67] 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(9): 104-119.
- [68] 李廉水,鲍怡发,刘军. 智能化对中国制造业全要素生产率的影响研究[J]. 科学学研究, 2020, 38(4): 609-618.
- [69] AGHION P, ANTONIN C, BUNEL S. The power of creative destruction: economic upheaval and the wealth of nations[M]. Cambridge, MA: Belknap Press, 2021.
- [70] 魏下海,张沛康,杜宇洪. 机器人如何重塑城市劳动力市场: 移民工作任务的视角[J]. 经济学动态, 2020(10): 92-109.
- [71] 王泽宇. 企业人工智能技术强度与内部劳动力结构转化研究[J]. 经济学动态, 2020(11): 67-83.
- [72] KAUFMANN D, KRAAY A, MASTRUZZI M. The worldwide governance indicators: methodology and analytical issues[Z]. World Bank Policy Research Working Paper No. 5430, 2010.
- [73] OLLEY G S, PAKES A. The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry[J]. Econometrica, 1996, 64(6): 1263-1297.
- [74] LEVINSOHN J, PETRIN A. Estimating production functions using inputs to control for unobservables[J]. The Review of Economic Studies, 2003, 70(2): 317-341.
- [75] ACKERBERG D A, CAVES K, FRAZER G. Identification properties of recent production function estimators[J]. Econometrica, 2015, 83(6): 2411-2451.
- [76] WOOLDRIDGE J M. On estimating firm-level production functions using proxy variables to control for unobservables[J]. Economics Letters, 2009, 104(3): 112-114.
- [77] 胡文国,吴栋. 资源配置效率指标体系的构建及我国不同性质工业企业资源配置效率的比较分析[J]. 当代经济科学, 2007(3): 7-13.
- [78] 蒲阿丽,李平. 出口、市场化与资源配置效率的行业异质性分析[J]. 改革, 2019(9): 93-102.
- [79] LEVCHENKO A A. Institutional quality and international trade[J]. The Review of Economic Studies, 2007, 74(3): 791-819.
- [80] VOM LEHN C. Labor market polarization, the decline of routine work, and technological change: a quantitative analysis[J]. Journal of Monetary Economics, 2020, 110: 62-80.

Impact of Industrial Robot Applications on GVC Division Position

—Empirical Evidence from Cross-country Panel Data

HUANG Liangxiong¹, LIN Ziyue¹, WANG Xianbin², XIAO Xia¹

(1. South China University of Technology, Guangzhou 510006;

2. Jinan University, Guangzhou 510632)

Abstract: The increasing trend of “machine replacement” globally will not only profoundly change the comparative advantage of each economy and transform the current global production organization and management modes, but also promote the dynamic evolution of the global value chain (GVC) and drive the change of the international industrial competition pattern. Based on cross-country data, this paper studies the effect of industrial robot applications on the GVC division position of various industries.

This paper uses the bilateral stochastic frontier analysis model and the CEPII BACI six-digit coded trade data and data from WDI from 2002 to 2019 to measure the industry-level GVC bargaining power index of 71 economies. A higher index indicates a higher GVC division position in the industry. After matching the calculated index with the industrial robot data from the International Federation of Robotics (IFR) and the control variable data from WGI, WDI, and UNIDO databases, the cross-country three-dimensional panel data of 12 industries in 71 economies from 2002 to 2019 are obtained. The multi-task model is constructed and the theoretical model derivation results are combined with empirical analyses to test the effect of industrial robot applications on the GVC division position.

The findings reveal that industrial robot applications can promote the GVC division position of various industries. This conclusion is robust and remains valid after a series of robustness tests. Based on the multi-task model, it indicates that industrial robot applications can elevate the GVC division position by improving the total factor productivity and the efficiency of labor and capital allocation when the usage reaches a certain threshold. The mechanism analysis shows that industrial robot applications can improve total factor productivity and resource allocation efficiency of various industries to elevate the GVC division position of various industries. Furthermore, the positive promotion of industrial robots to the GVC division position is mainly reflected in capital-intensive industries with relatively abundant capital and relatively stable institutional environments.

The possible contribution of this paper lies in the following aspects. It uses the bilateral stochastic frontier analysis method to construct the bargaining power index of GVC, which provides a new way to calculate the GVC division position and enriches its measurement index. Combined with a multi-task model and empirical tests, it explores the impact of industrial robot applications on the GVC division position from the medium level and offers a policy direction for promoting China's industry to continuously move towards the middle and high positions of the GVC. The findings deepen the understanding of how the application of industrial robots affects the GVC division position and provide theoretical guidance and policy reference for the intelligent development of the manufacturing industry and the construction of modern industrial systems.

Keywords: industrial robot application; GVC division position; bargaining power index; total factor productivity; resource allocation; manufacturing intelligence

责任编辑:周 斌