

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

黄亮雄，林子月，王贤彬

[摘要] 在百年未有之大变局中,全球正经历着“机器换人”浪潮,为发展中国家打破由发达国家主导的分工体系,推动全球价值链重构提供了契机。本文立足于发展中经济体,运用双边随机前沿模型,基于2009—2019年CEPII BACI六位码进出口产品数据和世界银行WDI数据库,核算全球33个发展中经济体和33个发达经济体的全球价值链议价能力指数,衡量其全球价值链分工地位,并检验发展中经济体与发达经济体间工业机器人应用水平差异对二者之间全球价值链议价能力指数差异的影响。结果表明,发展中经济体与发达经济体之间工业机器人应用水平差异的缩小,显著降低了二者之间的全球价值链分工地位差异,推动全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构。从机制看,发展中经济体缩小与发达经济体的工业机器人应用水平差异,能够显著降低其与发达经济体在技术水平上的差异,增加新企业进入数量,从而降低与发达经济体间的全球价值链分工地位差异。进一步发现,工业机器人应用能够通过上下游行业关联产生更大的全球价值链重构效果。本文为发展中经济体更好地应用工业机器人突破与发达经济体对立的二元结构,改善全球价值链不利地位,实现“弯道超车”提供了政策启示。

[关键词] 工业机器人应用； 全球价值链重构； 议价能力指数； 上下游外溢效应

[中图分类号]F424 **[文献标识码]**A **[文章编号]**1006-480X(2023)02-0074-19

一、引言

全球价值链(Global Value Chains, GVC)分工模式的出现与发展改变了国际分工格局(苏丹妮等,2020),但当前的全球价值链分工体系由发达国家发起和主导,发展中国家处于不利或被动地位,其在全球价值链获得的分工利益明显少于发达国家,全球价值链分工利益分配失衡的问题凸显。在百年未有之大变局中,发展中国家亟需、也正在努力尝试打破失衡格局,推动全球价值链朝着更有利于发展中国家的方向重构。吹响新时代新征程号角、迈向社会主义现代化强国建设的中

[收稿日期] 2022-07-17

[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”(批准号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”(批准号72273052)。

[作者简介] 黄亮雄,华南理工大学经济与金融学院副教授,博士生导师,经济学博士;林子月,华南理工大学经济与金融学院硕士研究生;王贤彬,暨南大学经济学院副教授,博士生导师,经济学博士。通讯作者:王贤彬,电子邮箱:wangxianbin123@163.com。感谢匿名评审专家和编辑部的宝贵意见,文责自负。

国,同样亟需推动全球价值链重构。本文立足发展中国家,探索推动全球价值链重构的力量,契合党的二十大报告所指出的坚定支持和帮助广大发展中国家加快发展的要求。^①

当前,全球正经历“机器换人”的浪潮,人工智能已成为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,加快发展新一代人工智能是事关中国能否抓住新一轮科技革命和产业变革机遇的重大战略问题。作为人工智能的代表,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,涉及多门学科,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。工业机器人不仅持续替代人类工作岗位,还会改变世界范围内的生产组织方式与经营管理模式,对全球价值链的动态演化产生重大影响,甚至改变发展中国家和发达国家二元对立下的全球价值链失衡格局,推动全球价值链重构(何宇等,2021)。科技水平和生产活跃程度是影响全球价值链分工地位的重要因素(Acemoglu and Restrepo, 2018a; Aghion et al., 2021)。一些发达国家利用其在科技方面的领先地位垄断人工智能的核心技术,保持生产活跃度和产业竞争力,并借此在全球价值链分工获取更多优势与利益。然而,发展中国家也正积极在工业机器人应用上实现“弯道超车”。国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)的数据显示,2019年中国、印度的工业机器人存量分别达78.3万台、2.63万台,位居世界第1位、第10位。这表明,发展中国家正在抓住工业机器人技术带来的发展机遇,有望突破与发达国家对立的二元结构,重构全球价值链。由此,发展中国家如何抓住此次机遇重构全球价值链,成为重要的研究问题。本文通过匹配IFR数据库的工业机器人数据、CEPII BACI六位码进出口产品数据和世界银行世界发展指标(WDI)数据库,形成全球33个发展中经济体2009—2019年的面板数据,检验工业机器人应用对全球价值链重构的影响及其作用机制。

与以往的研究相比,本文的边际贡献在于:一是立足发展中经济体的立场,拓宽了有关全球价值链重构影响因素的研究领域。现有文献已经关注到发展中经济体与发达经济体二元对立下,发展中经济体在全球价值链中处于被动或不利地位(吕越等,2018),也注意到发展中经济体对提升自身在全球价值链分工地位、推动全球价值链朝着更有利于发展中经济体方向重构的急迫诉求与探索(戴翔和宋婕,2021)。然而,对于发展中经济体如何推动全球价值链重构,更多是定性的理论研究,缺乏定量的实证检验(王岚和李宏艳,2015),更忽视了工业机器人应用产生的影响。本文结合“机器换人”背景,立足发展中经济体,实证检验工业机器人应用对全球价值链重构的影响,既拓宽了有关全球价值链重构影响因素的研究领域,也为发展中经济体抓住工业机器人应用的机遇、突破与发达经济体对立的二元结构,改善全球价值链不利地位提供新的政策着力点。二是创新性地通过捕捉发展中经济体与发达经济体在全球价值链分工地位上的差异来透视全球价值链重构的方向。以往文献对于全球价值链分工地位的指标刻画,一般采用出口产品国内增加值和出口产品技术含量视角,指标的覆盖面、细致性和时效性有待提高。本文尝试采用出口产品价格视角,将国际贸易类比为买卖双方配比价格问题,引入双边随机前沿分析模型(Kumbhakar and Parmeter, 2009; 卢洪友等,2011),以六位码进出口产品数据,构建全球价值链议价能力指数,度量经济体分工地位,指标更具时效性、覆盖性和细致性。在此基础上,本文采用发展中经济体议价能力指数与发达经济体议价能力指数的比值,捕捉全球价值链重构的变动方向。三是加深了工业机器人应用的效应分析。关于工业机器人应用的效应分析日渐丰富,但文献多集中于对劳动力市场和经济增长等方面的影响。

^① 参见习近平:《高举中国特色社会主义伟大旗帜 为全面建设社会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告》,北京:人民出版社,2022年,第62页。

响(Acemoglu and Restrepo, 2018a, 2018b; 同雪凌等, 2020), 虽然现有文献也开始讨论工业机器人应用对全球价值链分工的影响(Calì and Presidente, 2021), 但并未深入对比发展中经济体与发达经济体的差异, 也没有升华到对全球价值链重构的分析(UNCTAD, 2016; 何宇等, 2021)。本文则创新性地检验发展中经济体与发达经济体间工业机器人应用水平差异对二者全球价值链分工地位差异的影响, 深入研究工业机器人应用对全球价值链重构的影响。

余文结构安排如下: 第二部分是文献综述, 以及基于理论分析提出研究假说; 第三部分是研究设计; 第四部分是基准回归、稳健性检验和机制分析; 第五部分是行业检验; 第六部分为结论与启示。

二、文献综述与理论分析

全球价值链重构是全球生产再配置, 国际分工再调整的过程, 其表现是多方面的。全球价值链的中间产品供应在结构上可以分为若干层级, 每个层级存在若干供应商, 全球价值链重构分为垂直和水平两种方式, 垂直重构是指供应链中层级数量的减少, 水平重构是特定层级中供应商数量的减少(Milberg and Winkler, 2010)。沿着这一思路, 田文等(2015)认为, 全球价值链重构表现为原先形成全球价值链比较优势的因素发生变化, 从而导致产品生产的不同阶段出现收缩与异地迁移, 全球价值链各阶段的收缩是垂直重构, 产业转移是水平重构。

发展中国家与发达国家在全球价值链分工地位的相对变化, 是全球价值链重构的重要表现。重构全球价值链本质上是国际市场重新分工、全球经济体系重新洗牌的过程, 最核心的表现是新兴经济体国家及其企业从价值链低端向高端位置移动, 发生地位和角色的改变, 推动全球价值链重构的主体是新兴经济体国家及企业, 而不是占主导地位的发达国家及跨国企业(毛蕴诗等, 2015)。打破全球价值链分工及利益分配的失衡, 关键在于发展中国家摆脱长期的全球价值链低端锁定位置, 缩小与发达国家在全球价值链分工地位的差异(吕越等, 2018; 戴翔和宋婕, 2021)。由此, 本文把全球价值链重构表现为发展中经济体与发达经济体在全球价值链分工地位差异的变化。如果发展中经济体与发达经济体在全球价值链分工地位的差异在缩小, 则全球价值链朝着更有利发展中国家的方向重构; 如果该差异在扩大, 则全球价值链朝着不利于发展中国家的方向重构。

影响全球价值链重构的因素众多, 禀赋变动、技术变革和制度重构是三大关键力量。其中, 技术变革的影响包括微观和宏观层面。在微观层面, 技术存在于企业每一价值生产的活动中, 技术变革会促使产品价值链结构出现断层或重组, 使得生产环节的附加值发生变化。在宏观层面, 当发生全球范围内的技术变革时, 由于各国的技术支撑和制度环境不同, 导致技术变革对不同国家产生的影响不一, 由此对国际政治、经济格局产生深刻影响, 改变国家力量对比, 从而改变其在全球价值链中的分工地位, 且全球价值链的重构往往伴随着国际经贸规则的重塑。

工业机器人的应用能够促进技术革新, 提高经济体参与全球价值链的分工地位, 并对全球价值链结构产生影响。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(Aghion and Howitt, 2008); 使得生产过程更自动化和智能化, 节约了劳动成本(Acemoglu and Restrepo, 2018a); 在机器与工人之间形成互补式替代效应, 具有技术溢出效应(宋旭光和左马华青, 2019); 还能通过替代劳动力要素投入和提高生产效率, 提高企业的全球价值链分工地位(吕越等, 2020)。

与此同时, 工业机器人的引入, 既对劳动力产生替代, 也促进产业发生裂变。信息技术的应用

一旦进入普及和融合的新阶段,将催生大量新技术、新产业、新业态,开创新一轮产业裂变的新格局。人工智能是信息技术的重要领域,机器人是人工智能的重要标志。工业机器人的推广也促进着产业裂变,一方面促进新企业涌入已有产业内部,另一方面促进产业间和新产业的企业形态出现。技术变革具有创造性破坏的力量,工业机器人应用属于技术变革的一种,其应用能够取缔和淘汰传统高耗能、低效率生产部门,为传统产业和新兴中小型企业赋能(Aghion et al., 2021)。企业进入、成长与退出的兴衰演变是市场选择与经济增长的重要微观基础,新企业进入更是维持与提升产业竞争力的重要推动力(Arkolakis, 2011)。新企业进入数量越多,市场竞争更为激烈,表现更活跃,该产业的竞争力越高。工业机器人应用的推广,能够促进产业裂变,催生新产业、新业态和新模式,提高产业竞争力,提高全球价值链分工地位(刘斌和潘彤, 2020)。事实上,应用工业机器人更多的企业,其绩效往往更好。

工业机器人应用能促进发展中经济体全球价值链分工地位的攀升,若发展中经济体抓住人工智能浪潮,发展和推广工业机器人技术,缩小与发达经济体应用水平的差异,那么二者之间在全球价值链分工地位的差异也将缩小,从而实现全球价值链重构。由此,本文提出:

假说1:发展中经济体与发达经济体间工业机器人应用水平差异的减小能显著降低二者之间在全球价值链分工地位的差异,推动全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构。

工业机器人应用对行业的影响具有异质性。工业机器人能够替代劳动力执行生产任务,提高生产活动的智能化和自动化程度,更多生产任务可用资本代替劳动完成,使得产业部门朝着资本密集型方向发展,生产过程中资本相对于劳动更加重要,提高了资本回报率从而促进资本积累(陈彦斌等, 2019; 王林辉等, 2020)。同时,智能技术的高资本投入,使得人工智能、工业机器人等技术在不同要素密集型行业的使用程度存在差异,在资本密集型行业的应用程度更高(Lehn, 2020)。那么,相对于劳动密集型行业,工业机器人应用促进资本密集型行业全球价值链分工地位攀升的影响更为显著。就发展中国家而言,其实力不足以在所有行业全面推行工业机器人应用,要实现“弯道超车”,只能着力于重点行业。大多数发展中国家都是劳动相对充裕,在劳动密集型行业上具有比较优势,于是,其在劳动密集型行业上推行“机器换人”的动机并不强烈。并且,工业机器人应用对资本密集型行业的价值链分工地位影响更大,发展中国家也更倾向于在资本密集型行业应用工业机器人(王永钦和董雯, 2020; 李磊等, 2021)。由此,本文提出:

假说2a:发展中经济体以工业机器人应用推动全球价值链重构具有行业异质性,更有可能发生在资本密集型行业。

工业机器人应用还具有上下游外溢效应,即各行业应用工业机器人除了对本行业的全球价值链分工地位产生影响,还会给其上下游行业带来影响(王永钦和董雯, 2020)。工业机器人应用首先会促进自身产业生产率提高,然后通过产业关联效应影响其他产业(Autor and Salomons, 2018),从而推动宏观经济增长(杨光和侯钰, 2020)。按照向下游产业和向上游产业传导的方向,可以分为前向关联效应和后向关联效应(Antràs et al., 2012)。前向关联效应是指产业智能化引起本产业生产率的提高,降低下游产业中间投入品价格,提高下游企业所获利润,导致下游产业产出增加;后向关联效应则是指产业智能化通过提升本产业生产率增加了对上游行业的产品需求(Acemoglu et al., 2015)。发展中国家的实力不足以在所有行业全面推行工业机器人应用,其会选取关键行业进行突破,而行业选取需要考虑上下游外溢效应。发展中国家往往根据自身的特点,结合全球价值链的竞争情况,着力推动某些行业的工业机器人应用。由此,本文提出:

假说2b:工业机器人应用推动全球价值链重构具有上下游溢出效应,即发展中经济体各行业

应用工业机器人,不仅能缩小本行业全球价值链分工地位与发达经济体的差距,还能推动该行业的上下游行业全球价值链分工地位朝着更有利于发展中经济体的方向重构。

三、研究设计

1. 实证模型

本文采用全球跨经济体面板数据,立足发展中经济体,检验工业机器人应用对全球价值链重构的影响,即分析发展中经济体与发达经济体工业机器人应用水平的差异,能否影响二者之间的全球价值链议价能力指数的差异。本文参考马艳等(2020)、刘斌和潘彤(2020),构建以下计量模型:

$$lchain_{it} = \beta_0 + \beta_1 lrobot_{it} + X'\gamma + \lambda_i + \eta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,下标*i*代表发展中经济体, *t*代表年份,本文按照联合国公布的发达经济体列表,以此区分发展中经济体和发达经济体。被解释变量 *lchain* 表示发展中经济体全球价值链议价能力指数与发达经济体之间的差异程度,即二者之间全球价值链议价能力指数的比值,再取对数。该比值增大,表示发展中经济体与发达经济体全球价值链分工地位的差异缩小,全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构;该比值减小,表示发展中经济体与发达经济体的全球价值链分工地位的差异扩大,全球价值链朝着更不利于发展中经济体的方向重构。*lrobot* 为发展中经济体工业机器人密度与发达经济体之间的差异,取对数,其中,工业机器人密度等于工业机器人存量除以每万名工业就业人数。*X* 为其他控制变量,取对数。 λ_i 和 η_t 分别是个体、年份固定效应。 ε_{it} 为随机扰动项。

系数 β_1 的符号和大小衡量发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用水平差异对全球价值链重构的影响。如果 β_1 显著大于 0,说明发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用水平差异的缩小能够促进二者之间全球价值链议价能力指数差异的缩小,即促进全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构;如果 β_1 显著小于 0,说明二者之间工业机器人应用水平差异的缩小会加大二者在全球价值链议价能力指数上的差异,即加剧发展中经济体与发达经济体在全球价值链上的差异;如果 β_1 不显著,说明发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用水平差异对二者之间的全球价值链议价能力指数差异没有影响,对全球价值链重构没有影响。在研究假说成立的条件下, β_1 将显著大于 0。

2. 数据说明

(1) 经济体划分。本文的分析突显全球价值链运行中发展中经济体和发达经济体的二元结构,首先划分发展中经济体与发达经济体。本文基于数据的获得性,根据《联合国发布的全球发展报告(2010年)》(PNUD, 2010)的分类标准,划分发展中经济体与发达经济体。^① 本文的样本包括 33 个

^① 《联合国全球发展报告(2010年)》划分的发展中经济体包括:中国、印度、印度尼西亚、伊朗、科威特、马来西亚、阿曼、巴基斯坦、菲律宾、沙特阿拉伯、泰国、土耳其、乌兹别克斯坦、越南、白俄罗斯、波斯尼亚和黑塞哥维那、保加利亚、克罗地亚、拉脱维亚、立陶宛、摩尔多瓦、罗马尼亚、塞尔维亚、乌克兰、俄罗斯、埃及、摩洛哥、突尼斯、墨西哥、巴西、哥伦比亚、秘鲁、委内瑞拉;发达经济体包括:日本、韩国、中国香港、以色列、卡塔尔、新加坡、阿拉伯联合酋长国,奥地利、捷克共和国、丹麦、芬兰、法国、德国、希腊、匈牙利、冰岛、爱尔兰、意大利、荷兰、挪威、波兰、斯洛伐克共和国、西班牙、瑞典、瑞士、英国、爱沙尼亚、马耳他、斯洛文尼亚,加拿大、美国、澳大利亚、新西兰。

发达经济体和33个发展中经济体。

(2)被解释变量。本文的被解释变量 $lchain$ 是反映发展中经济体与发达经济体之间的全球价值链议价能力指数的差异指标,计算方法可表示为:

$$lchain_i = \ln\left(\frac{chain_i}{Weightchain_i} + 1\right) \quad (2)$$

其中, $chain_i$ 为发展中经济体*i*在*t*年的全球价值链议价能力指数; $Weightchain_i$ 为33个发达经济体在*t*年的议价能力指数的加权平均值,权重是某发达经济体GDP与发达经济体GDP总和的比值。下文计算发达经济体核心解释变量以及控制变量的加权平均值时,均使用此权重。

由于构建的全球价值链议价能力指数($chain$)越大,表明经济体在全球价值链分工的地位越高。同时,本文选取的发展中经济体平均来说其议价能力指数低于发达经济体,于是,变量 $lchain$ 越大,意味着发展中经济体与发达经济体的全球价值链分工地位差异越小,全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构;变量 $lchain$ 越小,意味着发展中经济体与发达经济体的全球价值链分工地位差异越大,全球价值链朝着更不利于发展中经济体的方向重构。

需要指出的是,经济体的全球价值链议价能力指数($chain$)是本文采用双边随机前沿分析模型(Kumbhakar and Parmeter, 2009; 卢洪友等, 2011)计算所得,该指数越高,表示该经济体的全球价值链分工地位就越高。目前,测算全球价值链分工地位的方法,主要基于出口产品国内增加值视角和出口产品技术含量视角,前者采用增加值贸易框架(Wang et al., 2013; Koopman et al., 2014),运用跨国投入—产出表,构建包括全球价值链分工地位指数、全球价值链关联指数、全球价值链参与度等指标;后者往往构建出口复杂度指标(Hausmann et al., 2006; 邱斌等, 2012; 余振等, 2018)。但由于受到跨国投入—产出表的局限性,上述指标所能展现的经济体、部门和年份都较少,全面性、细致性和时效性有所不足。^① 本文则采用出口产品价格视角,构建全球价值链议价能力指数表征一国或地区的总体全球价值链分工地位,该指数仅采用到经济体的国际贸易与宏观变量数据,其覆盖范围更广、更细致、更具时效性以及更新速度更快。

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,而最终出口价格则是由进出口双方谈判达成的共同结果。在有效控制其他条件不变的情况下,经济体在全球价值链中所处的分工地位越高,则其在出口价格方面的谈判能力就越强,那么在产品交易中获得的净剩余就越大。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 可表示为:

$$P = \underline{P} + \eta(\bar{P} - \underline{P}) \quad (3)$$

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,也就是二者决定价格的能力相加为1。在给定进出口双方基本特征情况下,由于进出口双方全球价值链分工地位不同,给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获得的剩

^① 目前主要使用的跨国投入—产出表包括:欧盟的世界投入—产出数据“WIOD”,涵盖43个经济体,56个部门;经济合作与发展组织的全球投入—产出表“OECD-ICIO2018”,涵盖64个经济体,34个部门;美国普渡大学的GTAP数据库“GTAP-ICIO”,涵盖121个经济体,43个部门;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个经济体,26个部门;日本亚洲经济研究所的亚洲国际投入—产出表“AIHOT”,涵盖10个经济体,75个部门;亚洲开发银行的“ADB-MRIO2018”,涵盖62个经济体,35个部门。

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,所达成的出口价格也就是基准价格为 $\mu(x)$:
 $P \leq \mu(x) \leq \bar{P}$ 。那么, $(\mu(x) - P)$ 代表最终出口价格达成后出口方的预期剩余, $(\bar{P} - \mu(x))$ 代表进口方的预期剩余。而进出口双方中,哪一方能够夺取更多的剩余则是依赖于他们在全球价值链分工中的地位以及议价能力。由此,将式(3)改写为:

$$P = \mu(x) + \eta(\bar{P} - \mu(x)) - (1 - \eta)(\mu(x) - P) \quad (4)$$

式(4)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,不考虑进出口双方全球价值链分工地位的不同而达成的出口价格,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,也就是出口方通过基于其全球价值链分工地位的议价能力而获得的剩余;第三部分 $(1 - \eta)(\mu(x) - P)$ 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,也就是进口方通过基于其全球价值链分工地位的议价能力而获得的剩余。净剩余 $NS = \eta(\bar{P} - \mu(x)) - (1 - \eta)(\mu(x) - P)$ 可用于描述出口方与进口方因全球价值链分工地位不同而影响最终出口价格的综合效应,同时 NS 越大,表明出口方相比于进口方的全球价值链地位越高。

由于全球价值链分工地位的不同对出口价格的影响是双边的,构建双边随机前沿模型:

$$P_i = \mu(x_i) + \xi_i, \xi_i = w_i - u_i + v_i \quad (5)$$

其中, $\mu(x) = x'_i \beta$, β 为待估参数向量, x'_i 为进出口双方基本特征,包括进出口双方在各产品中的特征因素。其中, $w_i = \eta_i(\bar{P}_i - \mu(x_i)) \geq 0$ 表示出口方通过价格谈判所获剩余, $u_i = (1 - \eta_i)(\mu(x_i) - P_i)$ 表示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,得到净剩余:^①

$$NS = w_i - u_i \quad (6)$$

计算得到出口的HS6位编码产品每年获得的净剩余 NS 之后,以该产品出口总值占出口方总出口值的比值为权重,求得所有出口产品所获净剩余的加权平均值,以此为各国的全球价值链议价能力指数,并使用该指数来体现其在全球价值链中的分工地位。这就是本文用于测度经济体全球价值链分工地位的议价能力指数(*chain*),该指数越高,表示出口方相比于进口方夺取剩余的能力越高,说明出口方的议价能力越大,其相比进口国在全球价值链的分工地位越高。

(3)核心解释变量。本文核心解释变量*lrobot*是反映发展中经济体与发达经济体工业机器人应用差异的指标。计算方式与式(2)相同,所使用的权重也相同。其中,根据IFR的测算方法,经济体工业机器人应用密度(*robot*)等于经济体工业机器人存量除以工业就业人数(万名),经济体工业机器人存量数据来源于国际工业机器人联合会IFR数据库。IFR成立于1987年,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/地区—行业—时间”层面的世界机器人数据,包含自1993年起至今近100个经济体的17个大类行业工业机器人数据。这是目前世界范围内较为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(Acemoglu and Restrepo, 2018a, 2018b; 王永钦和董雯, 2020; 闫雪凌等, 2020)。

(4)其他控制变量。本文还参考刘斌和潘彤(2020)等研究,加入了一系列控制变量,采用式

^① 本文还以中国作为出口方为例,报告了测度 β 参数向量以及中国获取的净剩余,具体参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

(2)的形式,均为各个发展中经济体数值与所有发达经济体该变量加权平均值的比值,并取对数,^①权重等于每年各个发达经济体的GDP除以每年所有发达经济体的GDP总和,具体控制变量为:^②①经济发展水平比值($lpgdp$)。用发展中经济体与发达经济体之间的2010年不变价美元人均GDP比值衡量二者之间经济发展水平的差异。②人口数量比值($lpopulation$)。用发展中经济体与发达经济体之间的人口数量比值衡量二者之间人口规模的差异。③产业结构比值($lbind$)。以发展中经济体与发达经济体之间的工业增加值占GDP百分比比值衡量二者之间经济体产业结构的差异。④经济开放程度比值($lrtrade$)。选取发展中经济体与发达经济体之间的贸易总额占GDP百分比比值衡量二者之间经济开放程度的差异。⑤消费结构比值($lrconsump$)。以发展中经济体与发达经济体之间的最终消费支出占GDP百分比比值衡量二者之间消费水平的差异。⑥制度质量比值($linsq$)。参考Kaufmann et al.(2010),选用世界银行关于全球治理的6个指标,即腐败控制、政府效率、政治稳定和不存在暴力、法治规则、监管质量、话语权和问责制来衡量经济体制水平,经济体整体制度水平指标为六个指标的平均值,并以发展中经济体与发达经济体之间的该值比值衡量二者之间政府治理水平的差异。⑦外商直接投资比值($lrfdi$)。选取发展中经济体与发达经济体之间的外国直接投资净流入占GDP百分比比值衡量二者之间外商直接投资的差异。

在后续的稳健性检验中,本文用到的变量有,经济体工业机器人安装量密度比值($lrobot0$)、经济体工业机器人存量密度(基期就业人数)比值($lrobot1$)、进口机器人金额比值($lvalue$)。在后续的机制检验中,本文用到的变量有研究支出比值($lrea$)、专利申请数量比值($lpat$)、研究支出占GDP百分比比值($lrrea$)、人均专利申请数量比值($lppat$)、新企业注册密度比值($ldenfirm$)。在行业分析中,本文用到的变量有行业议价能力指数比值($lchainI$)、行业工业机器人存量密度比值($lrobotI$)、行业总增加值比值(lva)、行业就业人数比值($ltempe$)、资本存量比值(lk)、行业工业机器人存量比值($lrobotI0$)、产业向上游传导效应比值($lupstream$)、产业向下游传导效应比值($ldownstream$),后文中有详细解释。^②

本文将计算所得的被解释变量,即经济体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,以及源于WDI、WGI数据库的其他控制变量匹配后,形成了2009—2019年33个发展中经济体的面板数据。^③

四、实证分析

1. 基准回归

本文采用2009—2019年33个发展中经济体的全球面板数据,重在检验工业机器人应用对全球价值链重构的影响效应。基于式(1)进行回归,回归结果如表1所示。^④

^① 变量作对数处理时,加1,再取对数。

^② 数据来源说明和描述性统计参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

^③ 本文根据CEPII和WDI数据库测算得到136个经济体2009—2019年的全球价值链议价能力指数,与IFR数据库中的100个经济体2009—2019年的工业机器人存量和增量数据进行匹配,得到了2009—2019年66个经济体的面板数据。

^④ 控制变量的结果参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

表1

基准回归结果

	被解释变量: <i>lchain</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lrobot</i>	1.4150*** (0.4141)	1.3018*** (0.4262)	1.0191** (0.4398)	0.8468** (0.4272)
Constant	0.2297*** (0.0162)	1.0607** (0.4443)	2.7033*** (0.5132)	1.4611* (0.7718)
控制变量	否	是	是	是
年份/经济体固定效应	是	是	是	是
N	354	354	342	341
R ²	0.7760	0.7781	0.8541	0.8679

注:括号中为稳健标准误;***、**、*分别表示在1%、5%、10%的显著性水平。以下各表同。

表1第(1)列没有添加任何控制变量,第(2)–(4)列依次添加控制变量。在这四列中,发展中经济体与发达经济体工业机器人密度比值*lrobot*均显著为正,在第(1)、(2)列中,该变量的系数在1%的统计水平上显著为正,在第(3)、(4)列中该变量的系数在5%的统计水平上显著为正。从数值大小看,发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用密度比值*lrobot*初始小于1,当二者之间的工业机器人应用水平差异缩小时,意味着比值*lrobot*的数值增大。同理,发展中经济体与发达经济体之间的全球价值链议价能力指数比值*lchain*初始小于1,当二者之间的全球价值链议价能力指数差异缩小时,即二者之间的全球价值链分工地位差异缩小时,意味着*lchain*的数值增大。其中,第(4)列中,工业机器人应用水平差异*lrobot*的系数约为0.85,表明发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用水平的差异缩小1%,发展中经济体与发达经济体之间的全球价值链议价能力指数的差异缩小约0.85%,即发展中经济体与发达经济体工业机器人应用水平差异的缩小能够促进全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构。由此,本文的假说1得到验证。

2. 稳健性检验

表1的实证结果指出缩小发展中经济体与发达经济体间工业机器人应用差异能够降低二者在全球价值链分工地位的差异,从而推动全球价值链向更有利于发展中经济体的方向重构。为考察该结论的稳健性,本部分进行了两项稳健性检验:一是更换核心解释变量,采用工业机器人应用增量密度比值的数据,更换工业机器人存量密度的计算方式,采用基期的就业人数衡量工业机器人存量密度;二是考虑内生性问题,采用工具变量法。^①

(1)更换核心解释变量。表1中核心解释变量是发展中经济体与发达经济体工业机器人密度的差异,其中,工业机器人密度等于工业机器人存量除以就业人数(万名),表2中第(1)、(2)列的工业机器人密度用工业机器人增量除以就业人数(万名)进行替换,并按照式(2)计算得到二者之间的工业机器人增量密度比值,取对数(*lrobot0*)。两列结果显示,无论是否控制年份和个体固定效应,工业机器人增量密度比值*lrobot0*的系数均显著为正。这表明,改变工业机器人应用密度的度量方法后,发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用水平差异的缩小能够促进全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构的结论依然存在。

^① 本文还进行了更换被解释变量、更换发达经济体划分方法、更换为三维数据,进一步控制其他因素的干扰、安慰剂检验和更换为行业层面的稳健性检验,具体参见《中国工业经济》网站(<http://ciejournal.ajcass.org>)附件。

表 2 稳健性检验 I : 更换核心解释变量

	被解释变量: <i>lchain</i>			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lrobot0</i>	1.0430*** (0.1289)	0.4155*** (0.1448)		
<i>lrobot1</i>			1.3463*** (0.1784)	0.7312* (0.3861)
Constant	0.9920*** (0.2846)	1.6750** (0.7794)	1.0836*** (0.2820)	1.6045** (0.7780)
控制变量	是	是	是	是
年份/经济体固定效应	否	是	否	是
N	341	341	341	341
R ²	0.2980	0.8673	0.2964	0.8678

同时,工业机器人密度比值 *lrobot* 的变化不仅取决于工业机器人存量的增加,也可能是由于就业人数的减少。由此,在计算工业机器人密度时,本文也采用基期就业人数,即 2009 年的就业人数,形成采用基期就业人数的工业机器人密度比值 *lrobot1*,结果见第(3)、(4)列。同样地,无论是否控制年份和个体固定效应,两列用基期就业人数的工业机器人密度比值 *lrobot1* 系数均至少在 10% 统计水平上显著为正。这与表 1 的结果一致,也就是考虑到就业人数变动,改变工业机器人应用密度后,发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用水平差异的缩小能够促进全球价值链朝着更有利发展中经济体的方向重构的结论依然存在。

(2) 考虑内生性问题。在表 1 的基准回归中,可能存在遗漏重要变量、逆向因果关系等引起的内生性问题,本文将采用工具变量法进行缓解。本文寻找了两个工具变量并采用两阶段最小二乘法(2SLS)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)、李磊等(2021)的做法,本文构建了世界各经济体工业机器人密度均值减去本经济体工业机器人密度比值的对数值(*lminuw*)和进口工业机器人金额比值的对数值(*lvalue*)两个工具变量。表 3 汇报了具体的回归结果。

表 3 稳健性检验 II : 工具变量法

	<i>lrobot</i>	<i>lchain</i>	<i>lrobot</i>	<i>lchain</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lrobot</i>		1.0222** (0.4179)		6.4640* (3.7202)
<i>lminuw</i>	0.2225*** (0.0082)			
<i>lvalue</i>			0.0445* (0.0228)	
Constant	0.1524*** (0.0458)	2.1424** (0.8817)	0.0107 (0.1132)	1.0875 (1.4496)
控制变量	是	是	是	是
年份/经济体固定效应	是	是	是	是
N	344	341	336	333
R ²	0.9905	0.8677	0.8910	0.7337
LM statistic		38.6370***		4.0640**
F statistic		726.2880		3.6810

表3的第(1)、(2)列的工具变量是发展中经济体与发达经济体之间的世界各经济体工业机器人密度均值减去本经济体工业机器人密度的比值 $lminuw$, 第(3)、(4)列的工具变量为发展中经济体与发达经济体之间的进口工业机器人金额的比值 $lvalue$ 。在一阶段回归中, 即第(1)、(3)列中工具变量至少在 10% 的统计水平上显著为正, 即工具变量与发展中经济体和发达经济体之间的工业机器人密度比值成正相关关系, 工具变量满足相关性要求。

在二阶段回归结果中, 第(2)列工业机器人密度比值 $lrobot$ 的系数在 5% 统计水平上显著为正, 表明缩小发展中经济体与发达经济体之间工业机器人应用水平的差异, 能够缩小二者之间的全球价值链分工地位的差异, 促进全球价值链重构, 与表1的基准回归结果一致。Kleibergen-Paap rk LM 统计量拒绝了识别不足检验, Kleibergen-Paap rk Wald F 也显著拒绝了弱工具变量检验, 说明这个工具变量的选取是合理的。第(4)列工具变量的 Kleibergen-Paap rk LM 统计量拒绝了识别不足检验, 虽然 Kleibergen-Paap rk Wald F 小于 10, 该工具变量可能是弱工具变量, 但工业机器人密度比值($lrobot$)的系数在 10% 统计水平上显著为正, 与表1的基准回归结果一致。

3.机制分析

上文采用 2009—2019 年 33 个发展中经济体的面板数据, 实证检验了缩小发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用水平的差异, 能够显著降低二者之间全球价值链分工地位的差异, 促进全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构。本部分将进行机制检验, 探讨为何发展中经济体与发达经济体之间工业机器人应用水平差异的缩小, 能够降低二者之间全球价值链分工地位的差异。根据本文假说, 这里强调发展中经济体与发达经济体间的工业机器人应用水平差异缩小能够降低发展中经济体与发达经济体间的技术水平差距以及扩大发展中经济体相对于发达经济体新企业进入数量两大机制。^①

(1)缩小技术水平差距。研发支出和居民专利申请数量是衡量经济体技术水平的重要指标。研发支出越高, 表明经济体越重视技术创新, 研究经费投入越多的经济体能够实现技术创新的可能性更大, 技术水平往往更先进; 居民专利申请数量更高的经济体技术水平也更高。表4以发展中经济体与发达经济体之间的研发支出比值的对数值($lrea$)和居民专利申请量比值的对数值($lpat$)作为被解释变量, 二者之间的工业机器人应用差异 $lrobot$ 作为核心解释变量进行回归, 其中, 经济体的研发支出和居民专利申请量的数据来源于 WDI 数据库。

表4第(1)列的被解释变量是发展中经济体和发达经济体的研发支出比值 $lrea$, 工业机器人应用差异 $lrobot$ 的系数在 1% 统计水平上显著为正。第(2)列的被解释变量是发展中经济体与发达经济体之间的居民专利申请数量比值 $lpat$, 此时, 工业机器人应用差异 $lrobot$ 的系数为正, 且通过 1% 统计水平的显著性检验。第(1)、(2)列采用的是发展中经济体与发达经济体直接研发支出和居民专利申请数的绝对量的比值。为了显示机制的稳健性, 本文采用相对量的比值。第(3)列的 $lrrea$ 为南北经济体研究支出占 GDP 百分比的比值, 取对数; 第(4)列的 $lppat$ 为南北经济体人均专利申请量比值的对数值。同样地, 核心解释变量 $lrobot$ 的系数均为正。

^① 本文还采用中国上市公司 2009—2019 年的数据进行了进一步机制检验, 具体参见《中国工业经济》网站 (<http://ciejournal.ajcass.org>) 附件。

表 4 机制检验 I:缩小技术水平差距

	<i>lrea</i>	<i>lpat</i>	<i>lrrea</i>	<i>lppat</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>lrobot</i>	0.4121*** (0.1298)	1.5133*** (0.5024)	0.2503 (0.1652)	0.8584*** (0.2572)
Constant	0.1412 (0.1049)	0.5011 (0.3855)	0.2034 (0.3154)	-0.1946 (0.2050)
控制变量	是	是	是	是
年份/经济体固定效应	是	是	是	是
N	258	296	258	296
R ²	0.9829	0.9611	0.9358	0.9024

上述结果表明,发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人密度比值的增大,会促进二者之间的研发支出比值与居民专利申请数量比值的提高,即发展中经济体与发达经济体之间工业机器人应用水平差异的缩小,显著减少二者之间研发支出与居民专利申请数量的差异,缩小二者间技术水平的差异。技术创新能够提高生产效率,降低生产成本,同时提高产品质量,促进新产品形成,从而提高经济体的产品的国际竞争力,最终促进经济体的经济增长。这有利于经济体全球价值链分工地位的提高(Antràs and Gortari, 2020)。因此,发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用差异的缩小,能够降低二者之间的技术水平差异,从而缩小二者之间全球价值链分工地位的差异,促进全球价值链朝着更有利发展中经济体的方向重构。

(2)增加企业进入数量。企业进入、成长与退出的兴衰演变是市场选择与经济增长的重要微观基础,新企业进入更是维持与提升行业竞争力的重要推动力(Arkolakis, 2011)。新企业进入的数量越多,市场竞争更为激烈,表现活跃,该行业的竞争力也往往越高。

表 5 以发展中经济体与发达经济体之间的新企业注册密度的比值作为被解释变量,以此比较二者企业进入的规模。其中,各经济体的新企业注册密度数据来源于 WDI 数据库。表 5 第(1)列除了控制核心解释变量外,还控制了 *lpgdp*、*linsq*,在此基础上第(2)列添加了 *lpopulation*,第(3)列再添加了 *lrind*、*lrtrade*、*lrconsump* 和 *lrfdi*。此时,发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用差异 *lrobot* 的系数均在 10% 的统计水平上显著为正。由于发展中经济体与发达经济体之间新企业注册密度比值的均值小于 1,即平均而言,发展中经济体的新企业注册密度小于发达经济体。于是,发展中经济体与发达经济体之间工业机器人应用密度的差异缩小,能扩大发展中经济体企业进入的规模,促进二者在新企业注册密度上的差异缩小。

表 5 机制检验 II:增加企业进入数量

	被解释变量: <i>ldenfirm</i>		
	(1)	(2)	(3)
<i>lrobot</i>	0.4865* (0.2545)	0.4806* (0.2600)	0.4562* (0.2570)
Constant	0.5180*** (0.1248)	0.6396** (0.2902)	-0.1105 (0.4806)
控制变量	是	是	是
年份/经济体固定效应	是	是	是
N	248	248	248
R ²	0.9612	0.9612	0.9622

机器人的应用属于创新技术的推广,而技术的创新,总是伴随着企业的进入与退出,其中,退出的企业往往是由于路径依赖,不采用工业机器人进行生产,从而生产率相对下降,最终导致企业退出市场;新进入的企业,具有后发优势,不需要承担新旧技术转型成本,倾向于选择采用最新的技术进行生产,往往生产率较高(Aghion et al., 2021)。因此,工业机器人应用的推广,能够促进生产率较低的企业被淘汰,生产率较高的企业进入市场,从而促进市场整体的生产率提高,提高行业竞争力和全球价值链分工地位。那么,发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用密度差异的缩小,能够降低二者之间在新企业注册密度上的差异,从而降低二者之间全球价值链议价能力指数的差异,促进全球价值链重构。

五、行业检验

上文构建2009—2019年33个发展中经济体的面板数据,指出缩小发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用水平差距能够缩小二者之间全球价值链分工地位的差异,推动全球价值链朝着更有利于发展中经济体的方向重构。其机制在于,缩小发展中经济体与发达经济体之间的工业机器人应用水平的差距,能够缩小二者之间在技术水平、新企业进入数量的差异,从而缩小二者之间的全球价值链分工地位的差异。本部分深入到行业层面,继续考察工业机器人应用对全球价值链重构效应在行业上的表现,并剖析其背后的特征规律。

1. 行业异质性

行业层面的被解释变量是发展中经济体与发达经济体之间在各个行业上的全球价值链议价能力指数比值的对数值($lchainI$),核心解释变量为二者之间的行业工业机器人应用密度比值的对数值($lrobotI$),其他控制变量除了包括表1中的控制变量外,还添加了行业层面的控制变量,包括行业总增加值比值的对数值(lva)、行业就业人数比值的对数值($lempo$)、资本存量比值的对数值(lk)。行业工业机器人密度等于行业工业机器人存量除以行业就业人数(万名)。其中,行业层面的控制变量以及行业就业人数来源于WIOD的社会经济账户。最终,经过整理得到2009—2014年38个经济体14个行业的三维数据,^①按照联合国公布的发达经济体列表,这38个国家中包含11个发展中经济体。^②本文将这14个行业进一步划分为劳动密集型行业和资本密集型行业,^③并分组进行回归,结果如表6所示。第(1)列是劳动密集型行业样本;第(2)列是资本密集型行业样本,两列均同时控制年份、经济体和行业固定效应。

在第(1)列的劳动密集型行业样本中,核心解释变量发展中经济体与发达经济体的工业机器

^① 国际工业机器人联合会IFR细分14个行业分别为:食物和饮料制造业,纺织品制造业,木材和家具制造业,纸和纸制品制造业,基本金属制造业,金属制品制造业(非汽车类),电子电气设备制造业,工业机械制造业,汽车制造业,其他运输设备制造业,化学产品制造业,橡胶、塑料制品制造业(非汽车类),玻璃、陶瓷、石材、矿产品制造业(非汽车类),其他制造业。

^② 本文根据CEPII和WDI数据库测算得到136个经济体2009—2019年的行业全球价值链议价能力指数,与IFR数据库中的100个经济体2009—2019年的行业工业机器人存量和增量数据进行匹配,随后再与WIOD数据库中43个经济体2009—2014年的行业层面控制变量进行匹配,最终得到38个经济体2009—2014年14个行业的三维数据。

^③ 14个行业中,劳动密集型行业包括食物和饮料制造业、纺织品制造业、木材和家具制造业、纸和纸制品制造业,其余为资本密集型行业。

人应用差异 $lrobotI$ 的系数并不显著。在第(2)列资本密集型行业样本中,该核心解释变量的系数为正,并通过 1% 统计水平的显著性检验。这表明,工业机器人应用促进全球价值链重构的效应,更多体现在资本密集行业上。考虑到资本密集型行业的就业人数相对较少,从而资本密集型行业工业机器人密度相对较大,这种差异可能导致资本密集型行业与劳动密集型行业的回归结果出现差异,从而造成估计偏误。因此,本文在表 6 中以发展中经济体与发达经济体的行业工业机器人应用存量比值 $lrobotIO$ 作为核心解释变量。在第(3)列的劳动密集型行业样本中,核心解释变量系数不显著;在第(4)列资本密集型行业样本,核心解释变量的系数显著为正。这表明,工业机器人应用促进全球价值链重构的效应,更多体现在资本密集型行业上,与第(1)、(2)列的结论相同。

IFR 的工业机器人统计数据显示,在汽车、电子、金属制品等高资本投入的行业中,工业机器人的应用与普及范围更加广泛,因为这些行业的生产工序本身就适合自动化的批量生产(李磊等,2021)。在发达国家,低技术行业更少运用工业机器人,高技术行业更容易适应工业机器人(Lehn, 2020)。而工业机器人的应用能够提高行业全要素生产率,优化资源配置且降低贸易成本,从而促进资本密集或者技术密集型行业全球价值链分工地位的攀升(刘斌和潘彤,2020)。因此,更有可能采用“机器换人”战略的资本密集行业,升级全球价值链的能力更高,更有可能实现全球价值链重构。这也正是本文假说 2a 所强调的。

表 6 行业分析 I :行业异质性

	劳动密集行业	资本密集行业	劳动密集行业	资本密集行业
	(1)	(2)	(3)	(4)
$lrobotI$	0.2216 (0.2838)	0.2443*** (0.0887)		
$lrobotIO$			0.1006 (0.2316)	0.3465** (0.1664)
Constant	32.0673** (16.1915)	21.9055* (11.4628)	28.8833 (17.6231)	17.4177 (11.9643)
控制变量	是	是	是	是
年份/经济体/行业固定效应	是	是	是	是
N	342	531	384	596
R ²	0.5849	0.3496	0.5558	0.2843

2. 上下游外溢效应

另一个需要回答的问题是,各行业应用工业机器人,除了能够影响本行业的全球价值链分工地位,还能否影响其上下游行业的全球价值链分工地位?UIBE GVC Indicators 数据库在 Length_WIOD2016 中公布了产业前向、后向关联指数(Wang et al., 2013),产业前向关联是指一国某行业通过本国所有行业直接或间接完成的增加值出口,即向下游传导效应;产业后向关联是一国某行业总出口中所包含的来自本国所有行业的增加值,即向上游传导效应。为了探讨工业机器人通过产业链传导从而影响上下游行业议价能力指数,本文参照王永钦和董雯(2020)的做法,构建如下方程:

$$lchainI_{ijt} = \alpha + \beta_1 lrobotI_{ijt} + \beta_{up} lupstream_{ijt} + X'\gamma + \lambda_i + \eta_j + \kappa_t + \varepsilon_{ijt} \quad (7)$$

$$lchainI_{ijt} = \alpha + \beta_1 lrobotI_{ijt} + \beta_{down} ldownstream_{ijt} + X'\gamma + \lambda_i + \eta_j + \kappa_t + \varepsilon_{ijt} \quad (8)$$

其中, i 代表经济体, j 代表行业, t 代表年份, $lchainI$ 和 $lrobotI$ 分别是发展中经济体与发达经济体之间的各行业全球价值链议价能力指数比值与各行业工业机器人应用密度比值。系数 β_{up} 反映了发展中经济体与发达经济体之间行业 j 的工业机器人密度对其行业后向关联差异, 称为向上游传导效应差异, 系数 β_{down} 反映了发展中经济体与发达经济体之间行业 j 的工业机器人密度对其行业的前向关联差异, 称为向下游传导效应差异。 $upstream_{ijt}$ 、 $downstream_{ijt}$ 的构造方法如下:

$$upstream_{ijt} = backwards_{ijt} \times robotI_{ijt} \quad (9)$$

$$downstream_{ijt} = forward_{ijt} \times robotI_{ijt} \quad (10)$$

其中, $forward_{ijt}$ 、 $backwards_{ijt}$ 分别是 UIBE GVC Indicators 数据库在 Length_WIOD2016 中公布的产业前向、后向关联指数。

为了尽可能识别发展中经济体和发达经济体之间行业关联效应的影响渠道的差异, 本文采用以下方法对其进行验证: ① 在不控制本行业工业机器人密度比值 $lrobotI$ 情况下检验发展中经济体和发达经济体之间行业关联效应的差异。此时估计得到的回归系数既包含了通过影响本行业机器人应用水平而产生的技术溢出效应差异, 也包含了由中间品市场等非技术溢出途径带来的影响的差异。② 在控制了本行业工业机器人密度比值 $lrobotI$ 的情况下检验行业关联效应。此时得到的回归系数主要反映了由中间品市场等非技术溢出途径产生的影响的差异。

回归结果如表 7 所示。第(1)列未控制本行业工业机器人密度比值 $lrobotI$, 控制了工业机器人向上游传导效应比值 $lupstream$, 第(2)列在第(1)列基础上添加了对本行业工业机器人密度比值 $lrobotI$ 的控制。从这两列结果可知, 发展中经济体和发达经济体之间可以通过缩小二者之间工业机器人应用水平的差异, 从而缩小二者之间向上游传导效应的差异, 最终促进二者之间上游行业的全球价值链议价能力指数的差距减小, 这种效应可能主要表现为技术溢出, 而由中间品市场等途径带来的影响并不显著。第(3)列未控制本行业工业机器人密度比值 $lrobotI$, 控制了工业机器人向下游传导效应比值 $ldownstream$, 第(4)列在第(3)列基础上添加了对本行业工业机器人密度比值 $lrobotI$ 的控制。从这两列结果可知, 发展中经济体和发达经济体之间可以通过缩小二者之间工业

表 7 行业分析 II : 上下游外溢效应

	被解释变量: $lchainI$			
	(1)	(2)	(3)	(4)
$lrobotI$		0.2408 (0.1628)		0.2578 (0.1628)
$lupstream$	0.0907** (0.0438)	0.0100 (0.0757)		
$ldownstream$			0.0865** (0.0435)	0.0009 (0.0752)
Constant	20.0046* (11.5064)	20.1978* (11.5212)	19.9517* (11.5158)	20.1888* (11.5257)
控制变量	是	是	是	是
年份/经济体/行业固定效应	是	是	是	是
N	691	691	691	691
R ²	0.4769	0.4783	0.4766	0.4783

机器人应用水平的差异,从而缩小二者之间向下游传导效应的差异,最终促进二者之间下游行业的全球价值链议价能力指数的差距减小,这种效应可能主要表现为技术溢出,而由中间品市场等途径带来的影响并不显著。换言之,工业机器人应用具有上下游外溢效应,发展中经济体扩大本行业工业机器人的应用,缩小与发达经济体的差距,能推动其上下游行业的全球价值链分工地位朝着更有利发展中国家的方向重构。

工业机器人的应用能够提高本行业的生产率,降低生产成本,提高企业所获利润,从而企业扩大生产规模,加大对原材料需求。同时,生产成本下降时,价格下降,消费需求增大,即对下游产业的需求增大,这会进一步刺激企业扩大生产规模,对上游产业的需求进一步提高,最终为上下游行业带来正向效应,这与 Acemoglu et al.(2015)、王永钦和董雯(2020)的结论相似,本文的假说2b得到验证。

综合行业分析,发展中经济体与发达经济体之间工业机器人应用水平的差异缩小推动全球价值链朝着更有利发展中国家方向重构的效应,主要体现在资本密集型行业上,存在上下游外溢效应,上游行业的工业机器人应用,能对下游行业的全球价值链分工地位产生正向影响,而下游行业的工业机器人应用,也能对上游行业产生正向影响。

六、结论与启示

当前全球价值链由发达国家发起和主导,发展中国家被动参与或被卷入,处于不利或被动地位。发展中国家和发达国家间二元对立形成的全球价值链失衡,是国际政治经济秩序中的长期典型特征。随着世界各国对人工智能技术的大力支持以及发展中国家的觉醒,发展中国家试图发展工业机器人,实现“弯道超车”,突破发达国家的技术垄断,改变国际分工不平等不公正的局面。

本文运用2009—2019年33个发展中经济体的面板数据,检验工业机器人应用对全球价值链重构的影响效应。结果表明,工业机器人应用推动全球价值链朝着更有利发展中国家的方向重构。在更换核心变量、考虑内生性问题后,研究结论稳健。究其机制,发展中经济体缩小与发达经济体的工业机器人应用水平差异,显著降低二者在技术水平上的差异,增加相对于发达经济体新企业进入数量,从而降低了与发达经济体间的全球价值链分工地位差异。本文进一步发现,工业机器人应用推动全球价值链重构的效应,主要体现在资本密集型行业上。各行业工业机器人的应用,不仅能对本行业的全球价值链分工地位产生正向影响,还能对其上下游行业的全球价值链分工地位产生正向影响。基于此,本文提出以下政策启示:

第一,积极推广工业机器人的应用,提升全球价值链分工地位。虽然当前的全球价值链分工体系不尽平等与公正,但发展中经济体要拥有摆脱低端锁定的决心,凭借“机器换人”浪潮,牢牢把握工业4.0时代中的发展新机遇。应进一步加大对工业机器人技术研发及其应用平台建设的政府投资,合理引导社会资本进入智能生产的核心环节,建立智能机器人创新基地和技术孵化中心。制定实施购买机器设备税收优惠(税收抵免)、财政针对性补贴政策,建立财政资金主导、市场资金为主体的多元融资支持,完善人工智能与实体经济融合的金融支持体系等,以此促进企业实现机器人应用,助力经济体以更高水平融入全球价值链分工体系。这也是本文的核心发现,发展中经济体通过积极缩小与发达经济体工业机器人应用水平的差异,能够推动全球价值链朝着更有利发展中国家的方向重构,因此,发展中经济体务必要抓住此次“弯道超车”的机会。

第二,优化创新制度和营商环境制度,支持企业准入。提高技术水平与增加新企业进入数量,是工业机器人应用作用于全球价值链的两个关键渠道。发展中经济体应该以塑造良好的技术产业生态系统作为方向,制定实施相关政策和发展规划,优化创新制度,增加政府对基础创新领域的要素投入,降低人工智能深入研发的风险和成本,鼓励企业工业智能化研发创新,提高技术水平。同时,优化营商环境制度,构建激励机制,支持企业准入,支持应用工业机器人进行生产的企业创新研发,优化企业生产组织方式,提倡企业优化人力资本结构以增强人机互动效率,全面释放经济主体的活力,形成机器人应用与科技研发应用的协同效应,推动工业机器人产业链协同创新和应用迭代。

第三,合理设计工业机器人应用推广路径,循序渐进,突出行业及产业链节点重点。本文研究认为,发展中经济体应用工业机器人推动全球价值链重构的全面性有待加强,并不足以覆盖全部行业,主要体现在资本密集型行业上,然而工业机器人的全球价值链重构效应具有上下游外溢效应。基于发展中经济体的实力情况,在不足以全部行业推动工业机器人发明和应用的情况下,可以发挥上下游外溢效应,选择重点突破行业,继而外溢到全部行业,这需要“有效市场+有为政府”相结合,以顶层设计,铺砌合理路径;以市场运作,驱动企业积极应用机器人。企业应积极响应政府号召,结合自身特点,合理引入工业机器人,采取配套管理措施,加强员工培训和考核,从而提高生产效率,节约生产成本,最大程度地发挥出工业机器人的效用。

需要说明的是,本文构建议价能力指数以透视经济体全球价值链分工地位,指数覆盖范围更广,更细致,更具时效性且更新速度更快,这是一种新的尝试,指标的测算有待进一步优化。同时,由于数据限制,目前本文局限于二位码行业和33个发展中经济体的分析,若数据能覆盖更多的经济体,且能获悉HS六位编码行业的生产员工数据,更好匹配工业机器人和贸易的行业数据,本文的分析将更加全面细致,这些工作是未来努力的方向。

〔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,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]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.
- [4]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.
- [5]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,(4): 94-106.
- [6]李磊,王小霞,包群.工业机器人的就业效应:机制与中国经验[J].管理世界,2021,(9): 104-119.
- [7]吕越,陈帅,盛斌.嵌入全球价值链会导致中国制造的“低端锁定”吗[J].管理世界,2018,(8): 11-29.
- [8]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.
- [9]马艳,李俊,王琳.论“一带一路”的逆不平等性:驳中国“新殖民主义”质疑[J].世界经济,2020,(1): 3-22.
- [10]毛蕴诗,王婕,郑奇志.重构全球价值链:中国管理研究的前沿领域——基于SSCI和CSSCI(2002—2015年)的文献研究[J].学术研究,2015,(11): 85-93.
- [11]邱斌,叶龙凤,孙少勤.参与全球生产网络对我国制造业价值链提升影响的实证研究——基于出口复杂度的分析[J].中国工业经济,2012,(1): 57-67.
- [12]苏丹妮,盛斌,邵朝对,陈帅.全球价值链、本地化产业集聚与企业生产率的互动效应[J].经济研究,2020,(3): 100-115.
- [13]宋旭光,左马华青.工业机器人投入、劳动力供给与劳动生产率[J].改革,2019,(9): 45-54.

- [14]田文,张亚青,余珉.全球价值链重构与中国出口贸易的结构调整[J].国际贸易问题,2015,(3): 3-13.
- [15]王岚,李宏艳.中国制造业融入全球价值链路径研究——嵌入位置和增值能力的视角[J].中国工业经济,2015,(2): 76-88.
- [16]王林辉,胡晶明,董直庆.人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估[J].中国工业经济,2020,(4):97-115.
- [17]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,(10): 159-175.
- [18]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.
- [19]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.
- [20]余振,周冰惠,谢旭斌,王梓楠.参与全球价值链重构与中美贸易摩擦[J].中国工业经济,2018,(7): 24-42.
- [21]Acemoglu, D., U. Akeigit, and W. R. Kerr. Networks and the Macroeconomy: An Empirical Exploration[J]. NBER Macroeconomics Annual, 2015, 30: 273-335.
- [22]Acemoglu, D., and P. Restrepo. Artificial Intelligence, Automation and Work[R]. NBER Working Paper, 2018(a).
- [23]Acemoglu, D., and P. Restrepo. The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment[J]. American Economic Review, 2018(b), 108(6): 1488-1542.
- [24]Aghion, P., C. Antonin, and S. Bunel. The Power of Creative Destruction: Economic Upheaval and the Wealth of Nations[M]. London: The Belknap Press of Harvard University Press, 2021.
- [25]Aghion P., and P. Howitt. The Economics of Growth[M]. Massachusetts: The MIT Press, 2008.
- [26]Antràs, P., D. Chor, T. Fally, and R. Hillberry. Measuring the Upstreamness of Production and Trade Flows[J]. American Economic Review, 2012, 102(3): 412-416.
- [27]Antràs, P., and A. Gortari. On the Geography of Global Value Chains[J]. Econometrica, 2020, 88(4): 1553-1598.
- [28]Arkolakis, C. A Unified Theory of Firm Selection and Growth[R]. NBER Working Paper, 2011.
- [29]Autor, D., and A. Salomons. Is Automation Labor Share-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share[R]. NBER Working Paper, 2018.
- [30]Cali, M., and G. Presidente. Automation and Manufacturing Performance in a Developing Country [R]. Policy Research Working Paper, 2021.
- [31]Hausmann, R., J. Hwang, and D. Rodrik. What You Export Matters[R]. NBER Working Paper, 2006.
- [32]Kaufmann, D., A. Kraay, and M. Mastruzzi. The Worldwide Governance Indicators: Methodology and Analytical Issues[R]. Policy Research Working Paper, Washington, DC, 2010.
- [33]Koopman, R., Z. Wang, and S. J. Wei. Tracing Value-added and Double Counting in Gross Exports[J]. American Economic Review, 2014, 104(2): 459-494.
- [34]Kumbhakar, S. C., and C. F. Parmeter. 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.
- [35]Lehn, C. V. Labor Market Polarization, the Decline of Routine Work, and Technological Change: A Quantitative Analysis[J]. Journal of Monetary Economics, 2020, 110: 62-80.
- [36]Milberg, W., and D. Winkler. Trade Crisis and Recovery—Restructuring of Global Value Chains[R]. Policy Research Working Paper, The World Bank, 2010.
- [37]PNUD. Human Development Report 2010: The Real Wealth of Nations—Pathways to Human Development, 20th Anniversary Edition[R]. New York: United Nations Development Programme, 2010.
- [38]UNCTAD. Robots and Industrialization in Developing Countries[R]. Policy Brief, 2016.
- [39]Wang, Z., S. J. Wei, and K. F. Zhu. Quantifying International Production Sharing at the Bilateral and Sector Levels[R]. NBER Working Paper, 2013.

Industrial Robot Application and Global Value Chain Reconstruction ——Based on the Perspective of Bargaining Power of Export Products

HUANG Liang-xiong¹, LIN Zi-yue¹, WANG Xian-bin²

(1. School of Economics and Finance, South China University of Technology;

2. School of Economics, Jinan University)

Abstract: Amid changes of a magnitude not seen in a century, breaking the global value chain (GVC) division system dominated by developed countries and promoting GVC reconstruction is an urgent demand for the collective rise of developing economies. The world is experiencing an economic wave of machines replacing humans, which has a significant impact on the dynamic evolution of the GVC, and even impacts the imbalance pattern of the GVC under the binary opposition between developing economies and developed economies.

This paper compares international trade to the matching price problem of buyers and sellers, adopts the two-tier stochastic frontier model, and uses the 2009—2019 CEPII BACI six-digit import and export product data and the World Bank's WDI database to calculate the GVC bargaining power index of 33 developing economies and 33 developed economies in the world. Compared with the previous indices from the perspective of the domestic added value of export products and the perspective of the technical content of export products, the GVC bargaining power index is more timely, covering, and detailed.

Based on the position of developing economies, this paper uses the ratio of the bargaining power index of developing economies to that of developed economies, captures the change direction of GVC reconstruction, constructs panel data of 33 developing economies from 2009 to 2019, and finds that the narrowing of the difference in the application level of industrial robots between developing economies and developed economies significantly reduces the difference in the GVC division position between economies, and promotes GVC reconstruction in a more favorable direction for developing economies. The mechanism test shows that developing economies narrowing the difference in the application level of industrial robots with developed economies significantly reduces their difference in the technological level with developed economies and increases the number of new enterprises entering relative to developed economies, thereby reducing the difference in the GVC division position with developed economies. This paper further finds that the effect of industrial robot application on promoting GVC reconstruction is mainly reflected in capital-intensive industries, and there are upstream and downstream spillover effects. The application of industrial robots in various industries can not only have a positive impact on the GVC division position in the industry, but also have a positive impact on the GVC division position in its upstream and downstream industries.

The research in this paper undoubtedly broadens the research field on the influencing factors of GVC reconstruction, and also provides a new policy focus for developing economies to seize the opportunity of industrial robot application, break through the binary structure opposed to developed economies, and improve the disadvantageous GVC division position.

Keywords: industrial robot application; GVC reconstruction; bargaining power index; upstream and downstream spillover effects

JEL Classification: F02 F42 O24

[责任编辑:李鹏]