

# 工业机器人与比较优势

## ——基于跨国制造业数据的实证分析

刘灿雷 姜丽 高超

**摘要：**以工业自动化、智能化为趋势的新一轮技术革命是影响国家间竞争与分工格局的重要因素。本文利用2005—2018年国家—行业层面工业机器人数据和国际贸易数据，实证考察了工业机器人对一国制造业出口比较优势的影响及其潜在作用机制。本文的研究表明，工业机器人应用能够显著提升一国制造业出口的比较优势增长。进一步分析表明，工业机器人能够通过提升研发创新优势和产业内产品差异化两种渠道对比较优势产生正向影响；并且，工业机器人对一国出口比较优势的影响体现为“强化”效应，而非“重塑”效应。本文的研究是在新一代技术革命背景下探讨比较优势来源这一经典话题的有益尝试，为机器人与国际贸易的相关研究提供了一个新的视角，也为优化机器人产业战略布局提供了现实启示。

**关键词：**工业机器人；比较优势；研发创新优势；产品差异化

[中图分类号] F113 [文献标识码] A [文章编号] 1002-4670 (2023) 3-0158-17

### 一、引言和文献综述

作为新一轮技术革命的关键趋势，工业自动化、智能化发展成为国际竞争的新焦点，将对国际分工格局产生重大而深远的影响。工业机器人是自动化技术在传统产业生产应用中的显著表现形式。近年来，机器人应用规模在全球范围内高速增长。全球工业机器人运营存量从2015年的160余万台增长至2020年的300万台，年均增长率达到12%。2021年，全球工业机器人销售量经历新冠疫情后的强劲复苏，达到48.68万台，同比增长27%，创历史新高。<sup>①</sup> 为了把握新一轮技术革命的

[收稿日期] 2022-08-05

[基金项目] 对外经济贸易大学中央高校基本科研业务费专项资金资助“理解中国开放与创新的新视角：贸易中的技术流动与溢出”(22QN02)；教育部人文社会科学研究青年基金项目“中国企业的跨地区投资研究：基于制度环境和非正式制度的双重考察”(20YJC790026)

[作者信息] 刘灿雷：对外经济贸易大学国家对外开放研究院、国际经济研究院副研究员；姜丽：对外经济贸易大学国际经济研究院硕士研究生；高超（通讯作者）：西南财经大学国际商学院讲师，电子信箱：chaogao1990@163.com

<sup>①</sup>数据来源：国际机器人联合会（IFR）发布的《2021年世界机器人报告》以及《欧洲、亚洲和美洲的机器人销量激增》。

历史机遇，各国政府纷纷将工业自动化、智能化发展作为重要战略。截至2020年12月，已有39个国家和地区出台了人工智能相关政策，世界主要经济体正持续加强人工智能战略布局。<sup>①</sup>在2021年国务院发布的《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》中，明确将智能制造与机器人技术作为提升制造业核心竞争力的领域<sup>②</sup>，其意义不言而喻。

在主要经济体人口老龄化加剧的背景下，机器人融入传统产业体系会对经济发展，尤其是以劳动力为主要生产要素的传统生产方式产生何种影响，成为学术界研究的热点。大量文献探讨了机器人对劳动力市场可能造成的影响，认为机器人对人类劳动力存在不可忽视的替代作用（Autor et al.，2003<sup>[1]</sup>；Acemoglu and Restrepo，2018<sup>[2]</sup>）。这意味着机器人作为新兴技术的重要载体，逐渐成为一种生产要素被应用到生产过程中，而面临劳动力有效供给不足挑战的国家可以利用机器人来弥补或替代劳动要素供给，同时获得更高的生产力增长，从而可能在产业竞争中取得一定的优势。由于人口老龄化和劳动力成本递增带来的挑战，发达国家在多数情况下具有比发展中国家更强烈的动机去发展和应用机器人，以达到“机器换人”的目的。

那么，在此基础上形成的机器人应用水平差异会对国际分工格局产生怎么样的影响？毕竟机器人作为一种可以替代劳动力的新型生产要素，可能是一国未来要素禀赋及比较优势的重要来源。作为理解国际分工的核心概念和国际贸易学科的传统基石，比较优势及其相关研究始终处在新古典贸易理论的核心领域（Costinot et al.，2015）<sup>[3]</sup>。长期以来，以李嘉图模型（Ricardian model）和赫克歇尔—俄林模型（Heckscher-Ohlin model）为代表的传统比较优势理论强调，劳动生产率和劳动力、资本等传统要素禀赋差异是国家间贸易模式和比较优势形成的基本原因，构成了国际贸易理论长期发展的坚实基础。近年来，大量研究关注到非传统因素对比较优势的驱动作用，为这一经典理论打开了新的思路。例如，Nunn（2007）<sup>[4]</sup>将有关比较优势来源的探讨延伸至制度因素方面，研究发现契约制度的有效实施是一国比较优势的重要来源；Cai和Stoyanov（2016）<sup>[5]</sup>将有关比较优势来源的探讨与人口学联系起来，提出人口老龄化导致的技能禀赋差异也是比较优势的来源之一。基于比较优势理论的新进展，可以发现比较优势实际上来源于国家间支持不同行业生产时所需条件的差异（Chor，2010）<sup>[6]</sup>。因此，本文结合工业机器人在国家间的快速扩张和应用差异，提出工业机器人可能是通过影响一国比较优势，进而推动国际生产分工格局演变的一个新的因素。当然，已有不少研究将机器人与国际贸易相互联系，但既有文献主要从进出口表现和全球价值链的视角研究机器人对于国际贸易的影响，并未考察工业机器人作为比较优势新来源的可能。鉴于此，本文试图在已有文献的基础上，研究工业机器人究竟会对比较优势产生何种影响，力图在新一代技术革命背景下为探讨比较优势来源这一经典话题做出有益尝试，也为机器人产业发展的经济影响研究提供一个新的视角。

①数据来源：中国信息通信研究院发布的《全球人工智能战略与政策观察（2020）——共筑合作新生态》。

②资料来源：[http://www.gov.cn/xinwen/2021-03/13/content\\_5592681.htm](http://www.gov.cn/xinwen/2021-03/13/content_5592681.htm)。

具体而言,本文利用2005—2018年国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)工业机器人数据和法国国际信息与前景研究中心世界贸易数据库(CEPII BACI),构建了一个同时包含工业机器人信息和贸易信息的国家—行业层面数据集,从而基于国家、行业间机器人应用差异和出口比较优势变化,实证考察工业机器人对一国制造业出口比较优势的影响。在方法上,由于工业机器人通过发展并充分显现其经济效应需要较长时间,本文同时采用长差分方法(Long Differences)和堆叠差分方法(Stacked Differences),这样既能更好地反映这种长期影响,又能缓解随时间变化的因素对本文识别的干扰。此外,本文还采用工具变量法处理模型潜在的内生性问题,并通过一系列稳健性检验,确保核心结论稳健。在此基础上,本文采用显示性技术创新优势指数(Revealed Technological Advantage, RTA)和显示性比较优势指数(Revealed Comparative Advantage, RCA)分解方法,分析了工业机器人影响比较优势的潜在机制,并借鉴Bahar和Rapoport(2018)<sup>[7]</sup>的比较优势扩展指标,进一步考察工业机器人应用究竟是使一国原本的出口比较优势更加突出,还是使一国在原本不具有比较优势的产业中取得比较优势,即其影响是“强化”还是“重塑”了一国的比较优势,明确了工业机器人对比较优势的影响效应。

本文研究的边际贡献主要体现在以下三个方面。第一,丰富了比较优势来源的相关研究。当前,关于比较优势来源的实证研究在传统比较优势理论的基础上不断延伸,并将讨论拓展至非传统因素范畴。一些文献从产品市场制度(Levchenko, 2007<sup>[8]</sup>; Nunn, 2007)、金融市场制度(Beck, 2003<sup>[9]</sup>; Manova, 2008<sup>[10]</sup>)、劳动力市场制度(Costinot, 2009<sup>[11]</sup>; Cuñat and Melitz, 2012<sup>[12]</sup>)等不同角度探讨了制度因素对比较优势的決定作用;另一些文献则关注了非传统要素禀赋对比较优势的影响,提出老龄化(Cai and Stoyanov, 2016)、水资源(Debaere, 2014)<sup>[13]</sup>和性别比(Do et al., 2016)<sup>[14]</sup>等因素也是一国形成比较优势的重要原因。基于机器人的现实发展,本文研究利用国家、行业间机器人应用差异考察了工业机器人对于一国比较优势的決定作用,并由此提出工业机器人作为一种新工业革命时代的生产要素已成为比较优势的重要来源。

第二,拓展了机器人和人工智能经济影响的相关研究,为机器人与国际贸易的相关研究提供了一个新的分析视角。现有关机器人和人工智能经济效应的研究聚焦于对劳动力市场的影响,包括机器人对劳动力需求(Acemoglu and Restrepo, 2018)、劳动力结构(Autor et al., 2003)和收入分配(Hemous and Olsen, 2022)<sup>[15]</sup>等诸多方面的影响。尽管不同学者对于机器人对劳动力市场的综合作用多有争议,但是机器人对人类劳动力具有替代效应却是基本共识。本文以此为基础,进一步研究工业机器人作为可以替代劳动力的生产要素会对一国比较优势产生何种影响。显然,本文与机器人和国际贸易方面的研究密切相关。已有研究从不同视角探讨机器人应用对国际贸易的影响:一是从进出口表现的视角,关注发达国家机器人应用对发达国家自身乃至发展中国家进出口表现的影响(Artuc et al., 2019<sup>[16]</sup>; Stemmler, 2019<sup>[17]</sup>; Faber, 2020<sup>[18]</sup>; Kugler et al., 2020<sup>[19]</sup>);二是从全球价值链的视角,关注机器人应用对不同层面个体参与全球价值链分工的影响(刘斌和潘

彤, 2020<sup>[20]</sup>; 吕越等, 2020<sup>[21]</sup>; 何宇等, 2021<sup>[22]</sup>)。与这些研究的视角不同, 本文着重考察工业机器人对一国比较优势的影响, 有助于我们直观理解工业自动化对国家间国际竞争力和全球生产分工格局的重要作用及其潜在机制。

第三, 为我国优化机器人产业战略布局提供了现实启示。本文的研究关注工业机器人对比较优势的影响, 发现工业机器人的应用是一国国际竞争力提升的重要原因, 而研发创新优势提升和产业内产品差异化是工业机器人提升比较优势的两种重要渠道。这不仅有助于深刻理解机器人战略对于应对我国人口老龄化程度不断加剧与国际竞争形势日趋复杂等挑战的重要意义, 还为通过把握机器人和人工智能发展的战略机遇, 以实现建设创新型国家和世界科技强国的战略目标提供了重要启示。

## 二、识别策略及数据说明

### (一) 计量模型与变量说明

本文考察工业机器人应用对一国比较优势的影响。借鉴 Acemoglu 和 Restrepo (2020)<sup>[23]</sup>的做法, 本文同时采用长差分方法和堆叠差分方法构建基准模型。就研究问题而言, 由于比较优势的決定因素, 如要素禀赋、技术进步等条件在短期内难以改变, 具有较强的持续性, 机器人的影响可能不是立竿见影的 (Graetz and Michaels, 2018)<sup>[24]</sup>。因此, 在研究此类问题时, 更适合采用长差分模型进行识别。考虑到比较优势和机器人应用可能受到随时间变化的国家、行业等共同趋势的影响, 并且, 不同的应用阶段内, 相同规模的机器人扩张可能产生有差别的影响效应, 而这些干扰在长差分模型中难以得到处理。为了避免上述问题对识别产生的混淆作用, 本文同时采用堆叠差分方法, 通过控制时间固定效应将随时间变化的国家、行业趋势纳入考虑, 以增强结果的稳健性。具体地, 计量模型如 (1) 式所示:

$$\Delta RCA_{c,i,(t_0,t_1)} = \beta_0 + \beta_1 \Delta Robots_{c,i,(t_0,t_1)} + \gamma Controls + \alpha + \eta + \varepsilon \quad (1)$$

其中,  $c, i, t_0, t_1$  分别表示国家、行业、期初年份和期末年份,  $\Delta$  表示指标从  $t_0$  到  $t_1$  的变化。  $\varepsilon$  为随机扰动项。本文以不同的差分处理方式和固定效应来区别长差分模型与堆叠差分模型。在采用长差分模型时,  $\Delta$  表示对变量在长区间内的期末值与期初值进行的差分,  $\alpha$  和  $\eta$  分别表示行业固定效应和国家固定效应, 以控制和吸收不随时间变化的国家特征和行业特征的影响; 在采用堆叠差分模型时, 将数据由长区间简单分成两段相对均匀连续子区间, 此时的  $\Delta$  表示分别计算变量在两段子区间内期末与期初的差分值, 形成两期面板数据,  $\alpha$  和  $\eta$  则分别表示国家—年份固定效应和行业—年份固定效应, 以控制和吸收随时间变化的国家特征和行业特征的影响。<sup>①</sup>

被解释变量  $\Delta RCA_{c,i,(t_0,t_1)}$  表示在  $t_0-t_1$  内  $c$  国家  $i$  行业比较优势的变化。本文采用 Balassa (1965)<sup>[25]</sup> 的 RCA 指数衡量比较优势, 计算方法如 (2) 式:

$$RCA_{c,i} = \frac{ex_{c,i} / \sum_i ex_{c,i}}{\sum_c ex_{c,i} / \sum_c \sum_i ex_{c,i}} \quad (2)$$

①即便采用不同时间窗口 (例如 5 年窗口和 10 年窗口) 的多期堆叠差分, 也不影响本文的估计结果。

其中,  $ex_{c,i}$  表示  $c$  国家  $i$  行业的出口额。若  $RCA \geq 1$ , 表明  $c$  国家在  $i$  行业具有比较优势; 若  $RCA < 1$ , 表明  $c$  国家在  $i$  行业不具有比较优势。

核心解释变量  $\Delta Robots_{c,i,(t_0,t_1)}$  表示在  $t_0-t_1$  内  $c$  国家  $i$  行业工业机器人使用密度的变化。在机器人应用水平的测度方面, 现有文献大多采用 Graetz 和 Michaels (2018) 及 Acemoglu 和 Restrepo (2020) 这两种做法, 它们分别是计算每百万个工作小时的机器人存量和每千名就业人员的机器人存量。考虑到各国工人平均工作时长可能存在较大差异, 本文采用前者的做法。为避免就业的内生变化影响, 本文仅使用 2000 年就业数据进行测算。具体定义如 (3) 式所示:

$$Robots_{c,i,t}^H = \frac{Stock_{c,i,t}}{H_{c,i,2000}} \quad (3)$$

其中,  $Stock_{c,i,t}$  为  $t$  年  $c$  国家  $i$  行业的机器人存量,  $H_{c,i,2000}$  为 2000 年  $c$  国家  $i$  行业员工的总工作时长。

*Controls* 表示其他控制变量, 分为两类: 一是国家—行业层面期初特征, 采用差分区间内初始年份的相关特征衡量。具体包括: (1) 行业规模 ( $\ln emp_0$ ), 以就业人数衡量。(2) 贸易开放度 ( $openness_0$ ), 以出口总额占行业增加值比重衡量。(3) 劳动生产率 ( $\ln pro_0$ ), 以行业增加值除以就业人数衡量。(4) 初始比较优势 ( $\ln RCA_0$ )。二是影响比较优势的其他变化, 其中控制了 ( $dChinashock$ ) 的影响, 即以一国从中国进口的进口额变化衡量。现有研究表明, 中国的开放对全球生产格局演变产生了重要作用, 来自中国的进口竞争效应在制造业当中尤为明显 (Autor et al., 2013)<sup>[26]</sup>。

## (二) 数据和描述

本文使用的数据主要包括三个方面: (1) 工业机器人数据, 来源于 IFR 工业机器人数据库; (2) 贸易数据, 来源于 CEPII BACI 数据库; (3) 就业数据, 来源于世界投入产出表 2016 版社会经济账户数据 (WIOD SEA 2016)。考虑到 2005 年起机器人供应商首次向 IFR 报告了按国家、行业或应用分类的综合数据, 本文选取 2005 年作为实证研究的起点, 以 2005—2018 年为长区间、以 2005—2012 年和 2012—2018 年为两个连续的子区间, 分别计算估计长差分模型与堆叠差分模型所需的差分变量。<sup>①</sup> 并且, 由于工业机器人仍主要用于制造业 (IFR, 2021)<sup>[27]</sup>, 本文仅保留制造业行业样本进行后续分析。<sup>②</sup> 为了进行跨国分析, 以得到一个同时包含工业机器人信息和贸易信息的国家—行业层面数据集, 本文首先参照 IFR 行业分类标准和 Stemmler (2019) 的做法, 将数据库的行业代码统一至 IFR 行业分类标准。<sup>③</sup> 其次, 清理数据库中存在的异常值和缺失值<sup>④</sup>, 再对数据库进行匹配。本文计算其他控制

①即便包含更早年份样本或者调整起始年份为 2006 年, 也不影响本文的估计结果。

②即便包含非制造业行业样本, 也不影响本文的估计结果。

③限于篇幅, 具体的行业代码转换关系并未列出, 读者可登录对外经济贸易大学学术刊物部网站“刊文补充数据查询”栏目查阅、下载。

④在 CEPII BACI 数据库中剔除缺失值和双边进口额或出口额小于 0 的观测值; 在 WIOD 数据库中剔除缺失值和就业人数或工作时间小于 0 的观测值; 并借鉴 Acemoglu 和 Restrepo (2020) 的做法, 在 IFR 数据库中剔除俄罗斯和日本两个国家的样本。

变量所需数据也全部来自 CEPII BACI 数据库和 WIOD 数据库。最终, 本文实证研究中使用了 2005—2018 年 37 个国家 13 个制造业行业的相关数据<sup>①</sup>。本文中的所有指标均取自然对数。

图 1 刻画了 2005—2018 年 37 个国家比较优势变化与机器人使用密度变化之间的关系。其中, 图 1 (a) 包括 IFR 行业分类下的 13 个制造业行业, 图 1 (b) 仅保留机器人应用主导行业, 即 2018 年机器人使用密度最高的 4 个行业<sup>②</sup>。如图 1 所示, 比较优势变化与机器人使用密度变化之间存在显著的正相关关系, 且这种正相关关系在主导行业中表现得更加明显。

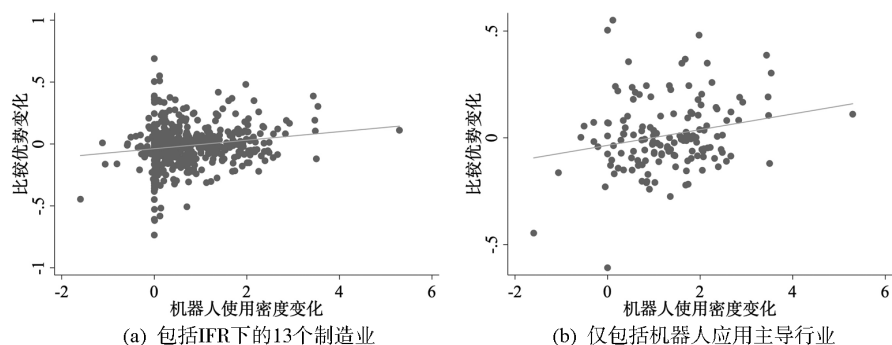


图 1 比较优势变化与机器人使用密度变化散点图 (2005—2018 年)

### 三、估计结果及分析

#### (一) 基准回归估计结果

本文的基准回归估计结果如表 1 所示。第 (1) 和第 (2) 列为长差分模型的 OLS 估计结果, 控制了行业固定效应和国家固定效应; 第 (3) 和第 (4) 列为堆叠差分模型的 OLS 估计结果, 控制了行业—年份固定效应和国家—年份固定效应。表 1 的估计结果显示, 第 (1) 和第 (2) 列机器人使用密度变化的估计系数至少在 1% 的水平上显著为正。该结果表明, 在控制了一系列国家—行业层面期初特征、中国进口冲击以及行业固定效应和国家固定效应后, 机器人应用的增加显著提升了一国出口比较优势的正向变化, 即在其他条件一定时, 一国在机器人应用

<sup>①</sup>37 个国家具体包括: 澳大利亚、奥地利、比利时、巴西、保加利亚、加拿大、克罗地亚、捷克共和国、丹麦、爱沙尼亚、芬兰、法国、德国、希腊、匈牙利、印度尼西亚、爱尔兰、意大利、韩国、拉脱维亚、立陶宛、马耳他、墨西哥、荷兰、挪威、波兰、葡萄牙、罗马尼亚、印度、斯洛伐克、斯洛文尼亚、西班牙、瑞典、瑞士、土耳其、英国、美国。在 WIOD 数据库覆盖的 42 个国家 (地区) 中, 中国因劳动力工作小时数指标缺失被剔除, 中国台湾因贸易数据缺失被剔除, 塞浦路斯因工业机器人数据缺失被剔除, 俄罗斯和日本因工业机器人数据质量问题被剔除。13 个制造业行业具体包括: 食品和饮料、纺织品和服装、木材产品、纸张和印刷、医药和其他化学品、橡胶和塑料制品、矿产品、基本金属、金属产品、工业机械、计算机和电子、电气设备和机械、汽车和运输设备。

<sup>②</sup>2018 年机器人使用密度最高的 4 个行业为: 汽车和运输设备行业、橡胶和塑料制品行业、电气设备和机械行业、计算机和电子行业。

程度较高的行业中能够获得更高的比较优势增长。第(3)和第(4)列采用堆叠差分模型将随时间变化的国家、行业趋势纳入考虑,其核心解释变量的估计系数在5%的水平上显著为正,再次表明工业机器人的应用有利于一国比较优势的增长。

表1 基准模型估计结果

变量	Long Differences, 2005—2018		Stacked Differences, 2005—2012 & 2012—2018	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$
$d\ln Robots^H$	0.043 *** (0.014)	0.044 *** (0.012)	0.027 ** (0.012)	0.034 *** (0.011)
$\ln emp_0$		-0.061 (0.040)		-0.008 (0.007)
$openness_0$		-0.071 * (0.037)		-0.011 *** (0.004)
$\ln pro_0$		-0.026 (0.044)		0.011 (0.010)
$dChinashock$		0.057 ** (0.022)		0.039 *** (0.014)
$\ln RCA_0$		-0.033 (0.090)		-0.109 *** (0.027)
行业固定效应	是	是	否	否
国家固定效应	是	是	否	否
行业—年份固定效应	否	否	是	是
国家—年份固定效应	否	否	是	是
N	481	481	962	962
adj. R <sup>2</sup>	0.153	0.266	0.153	0.229

注:括号中为聚类到国家层面的稳健标准误差,\*\*\*、\*\*和\*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著。下表同。

## (二) 稳健性检验<sup>①</sup>

### 1. 替换核心指标

本文采用贸易竞争优势指数(Trade Special Coefficient, TC)替换RCA指数,  $TC = (ex - im) / (ex + im)$ , 其中  $ex$  表示国家—行业层面进口额,  $im$  表示出口额; 采用Acemoglu和Restrepo(2020)的方法计算每千名就业人员的机器人存量以测度机器人应用水平,并替换基准回归中的核心解释变量指标。估计结果如表2所示。表2的估计结果说明基准回归的结论并不因替换核心指标而改变,即工业机器人应用的增加显著提升了一国比较优势正向变化的结论是具有稳健性的。

<sup>①</sup>除了正文中报告的稳健性检验,本文还进行了安慰剂检验,读者可登录对外经济贸易大学学术刊物部网站“刊文补充数据查询”栏目查阅、下载。

表2 稳健性检验：替换核心指标

变量	Long Differences, 2005—2018			Stacked Differences, 2005—2012 & 2012—2018		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$d\ln TC$	$d\ln RCA$	$d\ln TC$	$d\ln TC$	$d\ln RCA$	$d\ln TC$
$d\ln Robots^H$	0.064 *** (0.014)			0.042 *** (0.014)		
$d\ln Robots^L$		0.039 *** (0.011)	0.058 *** (0.012)		0.030 *** (0.009)	0.035 *** (0.012)
N	481	481	481	962	962	962
adj. R <sup>2</sup>	0.410	0.266	0.412	0.351	0.229	0.351

注：长差分模型和堆叠差分模型的控制变量设定分别与表1第(2)列和第(4)列相同，下表同。

## 2. 考虑离群值干扰

为了考察离群值对基准回归估计结果是否存在显著影响，本文分别剔除机器人使用密度最高的国家（韩国）和行业（汽车和运输设备），并参考 Acemoglu 和 Restrepo (2020) 的做法，分别采用中位数回归方法和稳健回归（Robust Regression）方法对基准模型进行估计。表3列(1) — (4)、列(5) — (8) 依次为剔除韩国、剔除汽车和运输设备行业、运用中位数回归和运用稳健回归的估计结果。如表3所示，四组回归中核心解释变量的估计系数均显著为正，表明本文的研究结论依然稳健。

表3 稳健性检验：考虑异常值干扰

变量	Long Differences, 2005—2018				Stacked Differences, 2005—2012 & 2012—2018			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$	$d\ln RCA$
$d\ln Robots^H$	0.046 *** (0.014)	0.042 *** (0.013)	0.033 *** (0.008)	0.043 *** (0.009)	0.033 *** (0.012)	0.029 ** (0.012)	0.024 *** (0.005)	0.029 *** (0.008)
N	468	444	481	481	936	888	962	962
adj. R <sup>2</sup> / Pseudo R <sup>2</sup>	0.266	0.255	0.247	0.444	0.226	0.244	0.211	0.410

注：对于中位数回归，采用准 R<sup>2</sup> (Pseudo R<sup>2</sup>) 度量其拟合优度。

## 3. 控制交互影响

考虑机器人应用可能存在的溢出效应以及对因果识别的混淆作用，本文构造机器人使用密度的加权指标分别衡量其他国家或者其他行业应用工业机器人带来的潜在外部冲击，考察个体间的交互影响是否存在并进一步控制此类潜在溢出效应的干扰。

(1) 国家间交互影响。参考 Stemmler (2019) 的做法，结合产品相似度指数



(Finger and Kreinin, 1979)<sup>[28]</sup>, 构造指标如(4)式所示:

$$Robots_{c,i,t}^{for} = \sum_{c'} SX_{c',c',i,2000} s_{c',i,2000} \frac{Stock_{c',i,t}}{H_{c',i,2000}},$$

$$SX_{c',c',i,2000} = \sum_i \min[X_{c,i,2000}, X_{c',i,2000}] \quad (4)$$

指标包含三个部分:  $SX_{c,c',i,2000}$  表示2000年c和c'两国在i行业的编码协调制度(Harmonized System, HS)当中的6分位产品相似度,以衡量双边出口竞争程度。其中,  $X_{c,i,2000}$  为2000年c国i行业出口占该国总出口比重,  $X_{c',i,2000}$  则是同年c'国i行业出口占该国总出口比重。  $s_{c',i,2000}$  表示2000年c'国i行业出口占行业总出口比重,衡量国外出口市场影响力。第三部分与基准模型中  $Robots_{c,i,t}^H$  的构造一致,表示t年c'国i行业每百万个工作小时的机器人存量,以衡量c'国i行业的工业机器人应用水平。由此,  $Robots_{c,i,t}^{for}$  的值越大,表示外国工业机器人应用对本国可能产生的溢出效应越强。

(2) 行业间交互影响。本文利用WIOD数据库2000年世界各国投入产出表,构造上游机器人应用关联指标和下游机器人应用关联度指标,具体如下:

$$Robots_{c,i,t}^{up} = \sum_j \frac{Stock_{world,j,t}}{H_{world,j,2000}} \times input\_share_{c,i,j,2000} \times import\_share_{c,i,2000} \quad (5)$$

其中,  $Stock_{world,j,t}/H_{world,j,2000}$  表示t年时,上游j行业的世界机器人使用密度,以衡量j行业的机器人应用水平。  $input\_share_{c,i,j,2000}$  表示2000年i行业流向下游k行业的中间投入品占i行业流出全部中间投入品的份额,以衡量j行业作为i行业上游的关联度。  $import\_share_{c,i,2000}$  表示2000年i行业的全部中间投入品当中进口中间投入品的份额,以衡量i行业生产的进口依赖度。以这两个份额作为权重,可以计算出上游行业使用工业机器人对i行业生产的潜在影响。同理可得,下游机器人应用关联度指标为:

$$Robots_{c,i,t}^{down} = \sum_k \frac{Stock_{world,k,t}}{H_{world,k,2000}} \times output\_share_{c,i,k,2000} \times export\_share_{c,i,2000} \quad (6)$$

其中,  $Stock_{world,k,t}/H_{world,k,2000}$  表示t年下游k行业的世界机器人使用密度,以衡量k行业的机器人应用水平。  $output\_share_{c,i,k,2000}$  表示2000年流向下游k行业的中间投入品占i行业流出全部中间投入品的份额,以衡量k行业作为i行业下游的关联度。  $export\_share_{c,i,2000}$  表示2000年i行业的流出全部中间投入品中出口中间投入品的份额,以衡量i行业生产的出口依存度。以这两个份额作为权重,可以计算出下游行业使用工业机器人对i行业销售的潜在影响。

表4为控制交互影响后的估计结果。表4第(1)和第(4)列仅控制国家间交互影响,第(2)和第(5)列仅控制行业间交互影响,第(3)和第(6)列同时控制国家间和行业间交互影响。如表4所示,在模型中控制国家间、行业间交互影响后,核心解释变量的估计系数仍然显著为正,这与基准回归估计结果一致,表明本文的核心结论在考虑并控制交互影响后依然成立。

表 4 稳健性检验：控制交互影响

变量	Long Differences, 2005—2018			Stacked Differences, 2005—2012 & 2012—2018		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>dlnRCA</i>	<i>dlnRCA</i>	<i>dlnRCA</i>	<i>dlnRCA</i>	<i>dlnRCA</i>	<i>dlnRCA</i>
<i>dlnRobots<sup>H</sup></i>	0.042 *** (0.013)	0.042 *** (0.012)	0.040 *** (0.013)	0.033 *** (0.011)	0.032 *** (0.011)	0.031 *** (0.011)
<i>dlnRobots<sup>for</sup></i>	-0.070 (0.102)		-0.048 (0.092)	-0.060 (0.085)		-0.044 (0.082)
<i>dlnRobots<sup>up</sup></i>		0.166 *** (0.057)	0.164 *** (0.056)		0.126 ** (0.049)	0.123 ** (0.051)
<i>dlnRobots<sup>down</sup></i>		-0.044 (0.083)	-0.043 (0.082)		-0.033 (0.074)	-0.033 (0.074)
N	481	481	481	962	962	962
adj. R <sup>2</sup>	0.265	0.278	0.277	0.228	0.233	0.232

## (三) 内生性与工具变量

本文的估计结果可能存在双向因果问题导致的内生性：一方面，机器人的应用可能有利于一国比较优势的提升；另一方面，各国也许更倾向于在本国具有比较优势的产业应用机器人，以巩固和强化其比较优势。此类内生性问题会干扰本文估计结果的一致性。对于上述问题，本文尝试选取合理的工具变量，并采用两阶段最小二乘（2SLS）回归进行克服。本文引入行业内其他国家工业机器人使用密度均值的变化作为工具变量。具体定义如（7）式所示：

$$IV_{c,i,(t_0,t_1)} = \Delta Robots_{-c,i,(t_0,t_1)}^H \quad (7)$$

$\Delta Robots_{-c,i,(t_0,t_1)}^H$  由第  $t_1$  期与第  $t_0$  期除  $c$  国外的其他 36 个国家  $i$  行业内每百万个工作小时的机器人存量的均值对数作差分得到。由于机器人应用具有较强的行业属性，一国是否在某个行业采用工业机器人与其他国家在该行业的机器人应用情况密切相关，而行业内其他国家的机器人应用情况不会直接影响本国的比较优势，因此符合工具变量的基本条件。

表 5 2SLS 估计结果

变量	Long Differences, 2005—2018	Stacked Differences, 2005—2012 & 2012—2018
	(1)	(2)
	<i>dlnRCA</i>	<i>dlnRCA</i>
<i>dlnRobots<sup>H</sup></i>	0.033 *** (0.010)	0.025 * (0.014)
K-P rk LM 值	3.616 *	4.876 **
第一阶段 F 值	29.410	28.673
N	481	962

工具变量的 2SLS 回归估计结果见表 5。为确保工具变量的有效性，本文进行了以下两项检验：一是不可识别检验，采用 Kleibergen-Paap rk LM 统计量检验工具变量的秩条件是否成立，即工具变量是否可识别。二是弱工具变量检验，参照 Staiger 等（1997）<sup>[29]</sup> 的标准，利用第一阶段 F 统计量加以判断，若第一阶段 F 值大于 10，则不存在弱工具变量问题。表 5 的估计结果显示，核心解释变量  $d\ln Robots^H$  均在 1% 的水平上显著为正，K-P rk LM 检验拒绝了不可识别的原假设，且第一阶段 F 值皆大于 10，表明该工具变量通过检验。以上结果表明，工业机器人对比较优势的正向作用显著而稳健。

#### 四、拓展讨论<sup>①</sup>

##### （一）研发创新机制

首先，贸易比较优势主要来源于国家间在相同产品中的生产率差异，技术创新与生产率提升之间的因果关系显然成立。另一方面，包括工业机器人在内的工业自动化、智能化技术，一是能够大大提升设备精度和稳定性，为研发创新创造更好的条件；二是能够促使模仿和学习活动越来越多地由机器完成，有利于研究人员专注研发创新（Aghion et al., 2018）<sup>[30]</sup>。因此，本文提出工业机器人影响比较优势的一个可能机制是机器人应用提高了一国在特定行业内的技术研发创新优势，从而促进该国比较优势的发展。本文采用显示性技术创新优势（RTA）指数衡量技术研发创新优势，以进一步检验上述机制。该指标由 Soete（1987）<sup>[31]</sup> 提出，类似于基准模型中使用的 RCA 指数。计算公式如（8）式所示：

$$RTA_{c,i} = \frac{patent_{c,i} / \sum_i patent_{c,i}}{\sum_c patent_{c,i} / \sum_c \sum_i patent_{c,i}} \quad (8)$$

其中， $patent_{c,i}$  表示  $c$  国家发明人在  $i$  行业的专利申请数。本文使用的专利申请数据为世界经合组织（OECD）数据库的美国专利和商标局（USPTO）登记数据（Bahar et al., 2020）<sup>[32]</sup>，参考 Lybbert 和 Zolas（2014）<sup>[33]</sup> 将专利分类转换至 IFR 行业分类。

表 6 报告了研发创新优势提升机制的检验结果。与本文预期相符，第（1）和第（2）列回归结果的核心解释变量估计系数显著为正，即工业机器人显著提高了一国在特定行业的研发创新优势。这表明，机器人可以通过促进行业内技术研发和应用对比较优势产生正向作用，验证了机器人与比较优势的作用渠道。

##### （二）产品差异化机制

为了探究机器人应用影响 RCA 的主要机制，本文借鉴 Redding 和 Weinstein（2017）<sup>[34]</sup>、Xu（2019）<sup>[35]</sup> 的做法，分解出口国—进口国层面 HS 6 分位产品的价

<sup>①</sup>考虑到本文工具变量的数据维度降至行业—年份层面，与基准模型的核心解释变量相比，包含有效信息的含量有限。因此，本节机制作用的分析选择采用与基准模型回归一致的 OLS 估计。

格指数，进而计算各国 RCA 分解指数<sup>①</sup>，如（9）式所示：

$$\begin{aligned} \ln RCA_{c,i,t} \approx & \ln(RCA_{c,i,t}^P) + \ln(RCA_{c,i,t}^{QS}) + \ln(RCA_{c,i,t}^S) + \ln(RCA_{c,i,t}^N) \\ & + \ln(RCA_{c,i,t}^{QD}) + \ln\left[\frac{N_{c,i,t}/N_{c,t}}{N_{i,t}/N_t}\right] + \ln[RCA_{c,i,t}(S, \tilde{w}, L)] \end{aligned} \quad (9)$$

下标  $c, i, t$  分别表示出口国、行业和年份。根据 Xu (2019) 的划分，RCA 指数分解结构中的前四项指数为供给侧因素，依次为平均价格比较优势、平均质量比较优势、价格分散程度比较优势和产品种类比较优势；后三项为需求侧因素，依次为平均偏好比较优势、平均市场规模比较优势和目的国数量比较优势。如前文所述，工业机器人主要应用于制造业的生产环节；而在研究比较优势的決定因素时，也通常从供给侧因素考虑（贺灿飞和陈韬，2021）<sup>[36]</sup>。基于此，本文选取 RCA 分解指数中的供给侧部分进行工业机器人对比较优势影响作用的机制探讨。

表 6 机制分析：研发创新优势提升

变量	Long Differences, 2005—2018	Stacked Differences, 2005—2012 & 2012—2018
	(1)	(2)
	$d\ln RTA$	$d\ln RTA$
$d\ln Robots^H$	0.078 * (0.039)	0.068 ** (0.032)
N	481	962
adj. $R^2$	0.018	0.060

RCA 指数分解的机制检验结果如表 7 所示。被解释变量均取自 RCA 指数分解的供给侧部分，依次为平均价格比较优势变化、平均产品质量比较优势变化、价格分散程度比较优势变化和产品种类比较优势变化，其他设定与基准模型一致。表 7 的回归结果显示，第（3）和第（7）列的核心解释变量估计系数显著为正，说明工业机器人应用使得国家在特定行业的价格分散程度的比较优势显著提高。价格分散程度比较优势增长，表示该国在特定行业的质量调整后产品价格的分散程度相对提高得更快，这使得消费者能够更容易地从该国的低吸引力产品替换至其高吸引力的产品，从而增加对该国产品的需求（Redding and Weinstein, 2017）。而 Hotman 等（2016）<sup>[38]</sup>指出，产品的吸引力（Appeal）来自两个方面，一是供给侧的产品差异，二是需求侧的消费者偏好差异。因此，该结果表明工业机器人的应用有助于一国在特定行业内的产品差异化，从而对该国比较优势发挥正向影响。这与工业机器人的特点是一致的，2021 年世界机器人报告（World Robotics 2021 Report）提出，

①限于篇幅，具体的 RCA 指数分解过程未列出，读者可登录对外经济贸易大学学术刊物部网站“刊文补充数据查询”栏目查阅、下载。本文在计算 RCA 分解指数所需产品替代弹性数据时采用 Broda 和 Weinstein (2006)<sup>[37]</sup>的 HS 6 分位产品替代弹性估计数据，产品出口价格数据则来自于 CEPII 贸易产品单位价格（Trade Unit Values, TUV）数据库。

工业机器人支持以批量生产的单位成本进行个性化生产。吴义爽等 (2016)<sup>[39]</sup> 的案例也表明, 数据化、智能化的生产技术使企业能够为消费者提供多样化的产品, 同时实现大规模生产, 获得成本领先与差异化的双重优势。

表7 机制分析: RCA 指数分解

变量	Long Differences, 2005—2018				Stacked Differences, 2005—2012 & 2012—2018			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	$d\ln RCA^P$	$d\ln RCA^Q$	$d\ln RCA^S$	$d\ln RCA^N$	$d\ln RCA^P$	$d\ln RCA^Q$	$d\ln RCA^S$	$d\ln RCA^N$
$d\ln Robots^H$	-0.030 (0.186)	0.162 (0.148)	0.061*** (0.022)	-0.010 (0.010)	-0.073 (0.155)	0.133 (0.135)	0.037** (0.015)	-0.007 (0.008)
N	468	468	468	468	936	936	936	936
adj. $R^2$	0.150	0.031	0.284	0.198	0.153	0.002	0.166	0.072

### (三) 比较优势“强化”或“重塑”

本文验证了工业机器人对一国比较优势变化产生正向作用。需要进一步探讨和检验的是, 机器人带来的这股推动力量是“强化”还是“重塑”了一国比较优势? 所谓“强化”效应是指, 工业机器人使一国原本的出口比较优势更加突出; 而“重塑”效应则表示, 工业机器人使一国在原本不具有比较优势的产业中取得比较优势。一方面, 工业自动化、智能化会对国际生产方式和决策带来深刻影响。机器人可以提高生产率、降低成本, 促使生产者倾向于在本国而非离岸生产 (Kugler et al., 2020)。Korinek 和 Stiglitz (2021)<sup>[40]</sup> 指出, 工业自动化具备节约资源和劳动力的特点, 这意味着它将弱化许多发展中国家的比较优势, 并使其贸易条件恶化。机器人和人工智能等新技术载体的出现可能导致发展中国家再难依靠廉价劳动力优势进入全球价值链 (Rodrik, 2018)<sup>[41]</sup>。另一方面, 以机器人和人工智能为代表的自动化、智能化技术对现有生产模式和分工格局的颠覆需要经历漫长的过程。Acemoglu 等 (2022)<sup>[42]</sup> 利用 2010—2018 年美国空缺职位的详细信息分析人工智能对美国劳动力市场的影响, 结果显示, 尽管人工智能正在取代一部分人的工作任务, 但这种影响还太小, 无法改变总体就业模式。因此, 要说工业机器人对比较优势产生重塑作用也许还为时过早。

为了探究这一问题, 本文参考 Bahar 和 Rapoport (2018) 的做法, 构造比较优势扩展指标  $newRCA$ , 分析工业机器人是否能够改变一国比较优势, 使其在原本不具有比较优势的行业中取得比较优势。然而, 按照 Bahar 和 Rapoport (2018) 设定比较优势扩展指标的取值规则进行筛选, 结果显示不存在满足条件的观测值。<sup>①</sup> 本文在进一步尝试了以 0.2 或 0.5 作为第  $t_0$  期 RCA 阈值的取值规则后, 均未得到任何满足条件的观测值。上述尝试已初步表明, 目前工业机器人对比较优势的“重

<sup>①</sup>Bahar 和 Rapoport (2018) 设定比较优势扩展指标的取值规则为: 若第  $t_0$  期  $RCA=0$ , 且第  $t_1$  期  $RCA$  不小于 1, 则取值为 1, 否则取值为 0。

塑”效应可能并未形成。尽管如此，本文还是将标准进一步放松，采用以1为第 $t_0$ 期RCA阈值的取值规则。具体而言，构造一个二元变量 $newRCA$ ，用于衡量 $t_0-t_1$ 期间 $c$ 国家 $i$ 行业的比较优势变化，其取值规则为：若 $RCA_{c,i,t_0} < 1$ ，且 $RCA_{c,i,t_1} \geq 1$ ，则变量取1，表示在这段时期内 $c$ 国家在原本不具有比较优势的 $i$ 行业中取得了比较优势；否则取0，表示在这段时期内 $c$ 国家未能取得新的比较优势。<sup>①</sup>

关于工业机器人是否重塑比较优势的回归估计结果如表8所示。表8的估计结果显示，尽管第(2)列回归估计结果的核心解释变量估计系数在1%水平上显著为正，但第(1)列核心解释变量估计系数未能通过统计显著性检验，结合在回归估计之前的指标调整过程，本文暂时无法得到工业机器人对一国比较优势具有“重塑”效应的稳健结论，即工业机器人给各国带来的更可能是对其已有比较优势的“强化”作用，而无法促使一国取得更多新的比较优势。这一结果也与2020年世界发展报告(World Development Report, WDR)的分析结论相符，即工业机器人应用尚未重塑国际分工(World Bank, 2020)<sup>[43]</sup>。

表8 机制分析：强化还是重塑？

变量	Long Differences, 2005—2018	Stacked Differences, 2005—2012 & 2012—2018
	(1)	(2)
	$newRCA$	$newRCA$
$d\ln Robots^H$	0.012 (0.019)	0.053*** (0.019)
N	481	962
adj. R <sup>2</sup>	0.028	0.062

## 五、结论与政策启示

机器人作为引领产业自动化、智能化的关键技术，将深刻影响全球经济发展和国家间竞争格局，本文从国家—行业层面研究工业机器人对一国制造业出口比较优势产生了何种影响。首先，本文参考Acemoglu和Restrepo(2020)的研究方法，构建长差分模型与堆叠差分模型，利用2005—2018年IFR工业机器人数据、CEPII BACI贸易数据和2000年WIOD经济社会数据，考察工业机器人对一国出口比较优势的影响。通过一系列稳健性检验和工具变量方法，确保核心结论稳健。在此基础上，本文采用RTA指数和RCA分解方法分析工业机器人影响比较优势的潜在机制，进一步明确了工业机器人对比较优势的影响是“强化”效应还是“重塑”效应。本文研究表明：第一，工业机器人能够显著提升一国制造业出口比较优势增

<sup>①</sup>以0.2或0.5作为第 $t_0$ 期RCA阈值的取值规则：若第 $t_0$ 期 $RCA < 0.2$ ，且第 $t_1$ 期RCA不小于1，则取值为1，否则取值为0。以0.5为阈值的取值规则与之类似。

长,该结论具有稳健性。第二,研发创新优势提升和产业内产品差异化是工业机器人提升比较优势的两种重要渠道。第三,工业机器人对一国出口比较优势的影响是“强化”效应,而非“重塑”效应。

本文的研究为我国优化机器人产业发展战略提供了现实启示。当前,中国经济已经转向高质量发展阶段,完全有机会、也有必要抓住新一轮技术革命和产业革命的重大机遇,在提升国内产业链韧性的同时构建更高水平的国际循环。本文研究表明工业机器人有助于增强一国产业生产的国际竞争力,可以通过提升产业研发创新优势和产品差异化水平强化制造业出口比较优势。这意味着,一方面,加快推动机器人产业发展,对于推动我国国家竞争力整体跃升和跨越式发展,以迈向全球贸易竞争格局中的更高位置具有重要意义;另一方面,制定符合我国产业发展目标和竞争优势的“机器人+”应用布局策略,促进产业融合创新,势必在更大程度上带动产业升级和经济转型,有助于深入践行创新驱动发展战略,进一步实现我国建设创新型国家和世界科技强国的战略目标。

#### [参考文献]

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] COSTINOT A, DONALDSON D, VOGEL, et al. Comparative Advantage and Optimal Trade Policy [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2015, 130 (2): 659-702.
- [4] NUNN N. Relationship-specificity, Incomplete Contracts, and the Pattern of Trade [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2007, 122 (2): 569-600.
- [5] CAI J, STOYANOV A. Population Aging and Comparative Advantage [J]. *Journal of International Economics*, 2016, 102: 1-21.
- [6] CHOR D. Unpacking Sources of Comparative Advantage: A Quantitative Approach [J]. *Journal of International Economics*, 2010, 82 (2): 152-167.
- [7] BAHAR D, RAPOPORT H. Migration, Knowledge Diffusion and the Comparative Advantage of Nations [J]. *The Economic Journal*, 2018, 128 (612): F273-F305.
- [8] LEVCHENKO A A. Institutional Quality and International Trade [J]. *The Review of Economic Studies*, 2007, 74 (3): 791-819.
- [9] BECK T. Financial Dependence and International Trade [J]. *Review of International Economics*, 2003, 11 (2): 296-316.
- [10] MANOVA K. Credit Constraints, Equity Market Liberalizations and International Trade [J]. *Journal of International Economics*, 2008, 76 (1): 33-47.
- [11] COSTINOT A. On the Origins of Comparative Advantage [J]. *Journal of International Economics*, 2009, 77 (2): 255-264.
- [12] CUÑAT A, MELITZ M J. Volatility, Labor Market Flexibility, and the Pattern of Comparative Advantage [J]. *Journal of the European Economic Association*, 2012, 10 (2): 225-254.
- [13] DEBAERE P. The Global Economics of Water: Is Water a Source of Comparative Advantage? [J]. *American Economic Journal: Applied Economics*, 2014, 6 (2): 32-48.

- [14] DO Q T, LEVCHENKO A A, RADDATZ C. Comparative Advantage, International Trade, and Fertility [J]. *Journal of Development Economics*, 2016, 119: 48-66.
- [15] HEMOUS D, OLSEN M. The Rise of the Machines: Automation, Horizontal Innovation and Income Inequality [J]. *American Economic Journal: Macroeconomics*, 2022, 14 (1): 179-223.
- [16] ARTUC E, CHRISTIAENSEN L, WINKLER H. Does Automation in Rich Countries Hurt Developing Ones? Evidence from the U. S. and Mexico [R]. *World Bank Working Paper*, 2019, No. 8741.
- [17] STEMLER H. Automated Deindustrialization: How Global Robotization affects Emerging Economies – Evidence from Brazil [R]. *CEGE Discussion Papers*, 2019, No. 382.
- [18] FABER M. Robots and Reshoring: Evidence from Mexican Labor Markets [J]. *Journal of International Economics*, 2020, 127: 103384.
- [19] KUGLER A D, KUGLER M, RIPANI L, et al. U. S. Robots and Their Impacts in the Tropics: Evidence from Colombian Labor Markets [R]. *Washington D. C. : NBER Working Paper*, 2020, No. 28034.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets [J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128 (6): 2188-2244.
- [24] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at Work [J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100 (5): 753-768.
- [25] BALASSA B. Trade Liberalisation and “Revealed” Comparative Advantage [J]. *The Manchester School*, 1965, 33 (2): 99-123.
- [26] AUTOR D H, DORN D, HANSON G H. The China Syndrome: Local Labor Market Effects of Import Competition in the United States [J]. *American Economic Review*, 2013, 103 (6): 2121-2168.
- [27] IFR. *World Robotics 2021 Report* [R]. *Frankfurt: International Federation of Robotics*, 2021.
- [28] FINGER J M, KREININ M E. A Measure of “Export Similarity” and Its Possible Uses [J]. *The Economic Journal*, 1979, 89 (356): 905.
- [29] STAIGER D, STOCK J H, WATSON M W. The NAIRU, Unemployment and Monetary Policy [J]. *Journal of Economic Perspectives*, 1997, 11 (1): 33-49.
- [30] AGHION P, JONES B F, JONES C I. *Artificial Intelligence and Economic Growth* [C]. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. *University of Chicago Press*, 2018: 237-282.
- [31] SOETE L. The Impact of Technological Innovation on International Trade Patterns: The Evidence Reconsidered [J]. *Research Policy*, 1987, 16 (2): 101-130.
- [32] BAHAR D, CHOUDHURY P, RAPOPORT H. Migrant Inventors and the Technological Advantage of Nations [J]. *Research Policy*, 2020, 49 (9): 103947.
- [33] LYBBERT T J, ZOLAS N J. Getting Patents and Economic Data to Speak to Each Other: An ‘Algorithmic Links with Probabilities’ Approach for Joint Analyses of Patenting and Economic Activity [J]. *Research Policy*, 2014, 43 (3): 530-542.
- [34] REDDING S, WEINSTEIN D. Aggregating from Micro to Macro Patterns of Trade [R]. *NBER Working Paper*, 2017, No. 24051.
- [35] XU M. Accounting for Revealed Comparative Advantage: Economic Complexity Redux [R]. *Society for Economic Dynamics Meeting Paper*, 2019, No. 179.
- [36] 贺加飞, 陈韬. 供给侧路径、需求侧路径与出口比较优势提升 [J]. *中国工业经济*, 2021 (10): 98-116.



- [37] BRODA C., WEINSTEIN D. E. Globalization and the Gains from Variety [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2006, 121 (2): 541-585.
- [38] HOTTMAN C J, REDDING S J, WEINSTEIN D E. Quantifying the Sources of Firm Heterogeneity [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2016, 131 (3): 1291-1364.
- [39] 吴义爽, 盛亚, 蔡宁. 基于互联网+的大规模智能定制研究——青岛红领服饰与佛山维尚家具案例 [J]. *中国工业经济*, 2016 (4): 127-143.
- [40] KORINEK A, STIGLITZ J E. Artificial Intelligence, Globalization, and Strategies for Economic Development [R]. NBER Working Paper, 2021, No. 28453.
- [41] RODRIK D. New Technologies, Global Value Chains, and Developing Economies [R]. NBER Working Paper, 2018, No. 25164.
- [42] ACEMOGLU D, AUTOR D, HAZELL J, et al. Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies [J]. *Journal of Labor Economics*, 2022, 40 (S1): S293-S340.
- [43] WORLD BANK. World Development Report 2020: Trading for Development in the Age of Global Value Chains [R]. Washington D. C. : World Bank Group, 2020.

## Industrial Robots and Comparative Advantage —An Empirical Analysis Based on Cross-country Manufacturing Data

LIU Canlei JIANG Li GAO Chao

**Abstract:** The new round of technological revolution trend with industrial automation and intelligence is an important factor affecting the pattern of global competition and specialization. This paper empirically examines the impact of industrial robots on a country's comparative advantage and its potential mechanisms, using country-industry level data on industrial robots and international trade data between 2005 and 2018. In this paper, we find that industrial robots can significantly improve the growth of a country's comparative advantage in manufacturing industries. Further study shows that industrial robots have a positive impact on comparative advantage by improving technological innovation advantage and intra-industry product differentiation. Moreover, the impact of industrial robots on a country's comparative advantage is reflected on "strengthening" effect, rather than "reshaping" effect. This paper can be a beneficial attempt to explore the source of comparative advantage under the background of the new wave of technological revolution. This paper also provides a new perspective for the research of robots and international trade, and implications for optimizing the strategic layout of the robot industry.

**Keywords:** Industrial Robots; Comparative Advantage; Technological Innovation Advantage; Product Differentiation

(责任编辑 白光)