

制造业智能化与企业出口产品质量： 来自中国的微观证据

刘文革, 耿景珠, 杜明威

(辽宁大学 国际经济政治学院, 辽宁 沈阳 110036)

摘要: 随着第四次工业革命的到来, 工业机器人的使用成为制造业智能化的重要表征, 并对出口贸易产生了愈发深远的影响。研究使用中国2000—2014年行业层面的机器人应用数据、企业层面的机器人进口数据以及中国企业和产品层面的两类微观数据, 检验工业机器人对出口产品质量的影响。企业和产品层面的实证结果均表明, 工业机器人的使用能够显著促进中国出口产品质量升级。且在考虑工具变量的因果识别、样本选择偏误及多重稳健性检验后依然成立。基于进口工业机器人的准自然实验同样稳健, 且促进效应随引进时间递增。机制分析表明, 工业机器人主要通过全要素生产率提振、企业创新能力增强和劳动要素升级三个渠道提高企业出口产品质量。

关键词: 工业机器人; 出口产品质量; 制造业智能化; 企业和产品层面

中图分类号: F74 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-2154(2023)01-0053-17

DOI: 10.14134/j.cnki.cn33-1336/f.2023.01.005

Manufacturing Intelligence and Firms' Export Product Quality: Micro Evidence from China

LIU Wenge, GENG Jingzhu, DU Mingwei

(School of International Economics and International Relations, Liaoning University, Shenyang 110036, China)

Abstract: With the advent of the fourth industrial revolution, the application of industrial robots has become an important indicator of the intelligentization of the manufacturing industry, and has had an increasingly profound impact on export trade. Based on China's industry-level robot application data, the enterprise-level robot import data, Chinese industrial enterprise data and customs product data from 2000 to 2014, this paper examines the impact of industrial robots on the quality of the exported products. The empirical results from the enterprise level and the product level are consistent. The results show that the application of industrial robots can significantly promote the quality upgrading of China's export products. It still holds after considering causal identification of instrumental variables, sample selection bias and multi-robustness test. Quasi-natural experiments based on imported industrial robots are also robust, and the promotion effect increases with time. Mechanism analysis shows that industrial robots mainly improve the quality of export products through three channels: total factor productivity boost, enterprise innovation capability enhancement, and labor factor upgrading.

Key words: industrial robot; export product quality; intelligent manufacturing; enterprise and product level

收稿日期: 2022-09-27

基金项目: 国家社会科学基金重大专项课题“完善社会主义市场经济体制研究”(18VJ024); 辽宁省兴辽英才计划项目“新国际政治经济学建设”(XLYC2002042)

作者简介: 刘文革, 男, 教授, 博士生导师, 经济学博士, 主要从事国际贸易和地缘政治经济学研究; 耿景珠, 女, 博士研究生, 主要从事国际贸易研究; 杜明威(通讯作者), 男, 副教授, 经济学博士, 主要从事国际贸易及数字经济方面研究。

一、引言

入世以来,中国凭借出口导向战略和劳动要素丰裕的比较优势实现了奇迹般的经济腾飞,也在近年内成为全球第一货物贸易大国和第一制造业大国。然而,中国企业“高”量低“质”的出口粗放增长模式始终为国内外实践部门和理论部门所诟病。与此同时,随着中国劳动力价格的提升、人口老龄化的迫近以及其他发展中国家的“低端嵌入”,中国制造业劳动要素丰裕的比较优势也日趋势弱。在此背景下,中共中央国务院在2019年发布的《关于推进贸易高质量发展的指导意见》提出,“加强质量管理,积极采用先进技术和标准,提高产品质量,推动一批重点行业产品质量整体达到国际先进水平。”这意味着,通过出口产品质量的升级来进一步推动出口贸易的可持续发展已经成为中国制造业转型升级的重要动力和任务。

而随着全球“机器人革命”的序幕拉开,工业机器人(Industrial Robots)在中国制造业智能化转型的过程中扮演着愈发重要的角色。大量已有研究文献表明,具备可重编程性(Reprogrammable)、自动控制性(Automatically Controlled)和多任务目标性(Multipurpose)的工业机器人,能够有效提高企业全要素生产率、降低产品产出价格、缓解人口老龄化的负面影响、创造高技术劳动岗位^[1-3]。自2006年起,国务院及各部委连续发布《国家中长期科学和技术发展规划纲要》、《关于推进工业机器人产业发展的指导意见》及《机器人产业发展规划》等多项指导文件,以此来大规模推进中国制造业的智能化转型。根据国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)的统计数据,中国自2016年以来工业机器人的安装量超过全球总量的20%,现已位居全球第一大工业机器人使用国。那么,在制造业智能化的驱动下,大量工业机器人投入中国的制造业中,能否有效地促进中国企业出口产品质量的提升?究竟通过怎样的渠道机制影响中国企业的出口产品质量?在产品层面是否同样具有显著影响?对于不同类型的企业或产品是否存在差异性影响?

既有文献分别考察了出口产品质量的影响因素以及工业机器人应用的经济效应。一方面,众多学者从贸易自由化^[4-5]、中间品投入^[6-8]、政府补贴^[9-10]、融资约束^[11-12]、环境管制^[13]、劳动力价格扭曲^[14]等方面对出口产品质量的影响因素及作用机制进行了探讨。另一方面,相关文献重点考察了工业机器人对劳动力就业^[15-18]、收入分配^[19-21]、制造业发展质量^[22]及经济增长^[23]等方面的影响效应。本文更为关注的是工业机器人贸易效应的相关研究。该类文献主要考察了工业机器人使用对进口需求^[24]、价值链分工^[25-27]以及出口产品质量^[28-29]的影响效应。例如,吕越等(2020)和 Alguacil 等(2020)分别基于中国和西班牙的微观企业数据,深入探索了工业机器人使用对企业出口贸易利益和价值链嵌入的影响及作用机制^[26-27]。蔡震坤和綦建红(2021)利用机器人进口数据衡量中国企业层面的工业机器人应用,从而分析工业机器人对出口产品质量的影响^[29]。

本文可能的边际贡献在于:第一,从研究视角来看,既有研究主要从国内制造业发展和国际市场比较两种维度进行考察。例如,唐晓华和迟子茗(2021)从国内视角出发,考察了工业智能化对制造业各细分行业发展质量的影响^[22];DeStefano 和 Timmis(2021)利用国家—行业层面的数据实证检验了工业机器人使用对发达国家和发展中国家出口产品质量的差异化影响^[28]。本文则从中国微观出口的视角出发,基于企业和产品两类微观数据实证检验了制造业智能化对中国出口产品质量的影响效应,丰富了此类研究的经验证据。第二,从研究数据来看,本文充分考虑了工业机器人进口无法全面反映工业机器人的投入问题,^①以及企业的产品进口与出口产品质量存在较为明显的内生性问题^[31-32]。因此与蔡震坤和綦建红(2021)的研究不同,本文参考 Graetz 和 Michaels(2018)以及吕越等(2020)的思路^[2,26],主要使用 IFR 提供的工业机器人安装量来衡量制造业智能化水平,并且基于 IFR 工业机器人数据和海关产品数据构建了更为微观的产品层面研究样本。第三,从内生性问题的处理来看,本文综合利用工具变量法(IV)、Heckman 两阶段模型和渐进式 DID 模型进行因果推断,降低可能存在的双向因果和样本选择偏误问题。第四,从作用机制来看,本文聚焦企业层面深入挖掘了制造业智能化影响出口产品质量的内在机制,包括全要素生产率提振、

^①根据王林辉等(2022)的研究,工业机器人投入 = 工业机器人进口 + 国内工业机器人产量 - 工业机器人出口^[30]。

企业创新能力增强和劳动要素升级三个渠道,并通过微观数据对上述机制进行检验。

二、理论机制分析

在充分考虑工业机器人的智能化属性(Intelligent)、自学习属性(Self-Learning)、任务替代效应(Task Substitution)及就业创造效应(Job Creation)的基础上,结合既有相关文献,本文提出工业机器人应用主要通过“提高企业生产率”、“驱动企业创新”和“推动劳动要素升级”三种渠道影响企业出口产品质量。

其一,工业机器人能够通过提高企业的生产率,进而提升企业出口产品质量。根据IFR的定义,工业机器人是一类具备可重编程性(Reprogrammable)、自动控制性(Automatically Controlled)和多任务目标性(Multipurpose)的智能化设备。一方面,工业机器人作为第四次工业革命以来物化性技术进步的典型代表,其自身的智能化属性无疑会优化生产流程、提高作业精度及产品合格率,进而提升企业生产效率;另一方面,企业引进并使用工业机器人在一定程度上可以视为一种资本投资,长期的资本积累及自动化深化同样可以带来企业生产效率的改善^[18]。回顾已有研究,Autor和Salomons(2018)、Acemoglu和Restrepo(2017)、杨光和侯钰(2020)、李磊等(2021)基于行业跨国面板数据或企业微观数据的实证研究同样支撑上述观点,即工业机器人使用对全要素生产率存在明显的促进效应^[33,34,23,18]。结合Hallak和Sivadasan(2013)的出口产品质量决定理论,企业生产率的提高能够有效促进企业出口产品质量升级^[9]。因此,综合上述分析,本文认为企业生产过程中引入工业机器人,能够刺激企业全要素增长率的提振,进而促进企业出口产品质量的提升。

其二,工业机器人的应用能够驱动企业创新,从而提高企业出口产品质量。一方面,工业机器人本身就是一种凝聚技术创新的新型生产设备,企业采用工业机器人会改变原有生产流程及加工方式,从而实现工艺创新及产品创新^[35-36]。另一方面,《中国工业机器人产业发展白皮书》(2020)指出,工业机器人发展已经处于由机器智能到人工智能的演化阶段,不同于传统的自动化技术,目前已有大量工业机器人具备自学习属性,在进行作业的同时能够采集、储存和分析生产过程中各环节所产生的数据,不仅能精确识别复杂化生产过程中存在的问题,帮助企业对生产模式进行创新优化,还能为企业未来研发创新及模拟尝试提供丰富的数据支持,降低创新成本,进而有效提高创新效率和创新产出^[37]。根据Glass和Wu(2007)以及施炳展和邵文波(2014)的研究,强化企业的创新能力是推动企业效率改进、提高企业出口产品质量的重要渠道^[38-39]。据此,本文认为企业引入工业机器人能够对企业创新产生积极的正向影响,进而推动企业出口产品质量升级。

其三,工业机器人在通过资本深化推动生产率提升的同时,还能够推动劳动要素升级,优化企业雇佣结构,从而对企业出口产品质量产生积极的正向影响。一方面,在任务模型的分析框架下,劳动力与自动化技术在不同工作环节中具有各自的比较优势^[40]。当某一生产环节具备单一化、重复性、高强度等特征时,自动化技术的使用相对于劳动力会更具有比较优势,此时两者存在明显的替代关系^[41,17]。由此可知,工业机器人的应用无疑能够帮助企业减少对低技能劳动力的需求,优化企业的雇佣结构。另一方面,以工业机器人为代表的智能化设备在取代企业部分低技能劳动岗位的同时,还进一步扩大了企业对同智能化技术应用相匹配的高技能劳动力的需求^[18,41]。这不仅能提高企业雇用拥有专业背景的高技能劳动力的人数,还能够“倒逼”并激励原有的低技能劳动力积极参加相关学习培训,共同促进企业的劳动要素升级。根据已有研究,劳动要素升级或人力资本结构高级化能够显著促进企业出口产品质量的提升^[42-43]。综上,本文认为工业机器人的使用有利于企业的劳动要素升级,进而能够帮助企业实现出口产品质量的提升。

三、研究设计

(一) 计量模型设定

本文在Acemoglu和Restrepo(2020)的研究基础上^[44],构建如下计量模型来检验人工智能对中国企业

出口产品质量的影响:

$$Quality_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln Robot_{jt} + \sum Control_{iklt} + \gamma_i + \eta_j + \delta_k + \tau_t + \varepsilon_{iklt} \quad (1)$$

其中, i 代表企业, j 代表行业, k 代表地区, t 代表年份。 $Quality_{it}$ 表示企业 i 第 t 年的出口产品质量, $\ln Robot_{jt}$ 表示行业 j 第 t 年的人工智能水平, $Control_{iklt}$ 表示其他控制变量, 包括企业年龄、企业规模、企业资本密集度, 以及行业集聚水平。此外, γ_i 为企业固定效应, η_j 为行业固定效应, δ_k 为省份固定效应, τ_t 为年份固定效应, ε_{iklt} 表示随机误差项。

(二) 指标与数据说明

1. 企业出口产品质量 (Quality)。本文根据 Khandelwal 等 (2013) 和施炳展 (2014) 提出的需求信息推测法来测度微观产品层面的出口产品质量^[45-46], 并最终将出口价值为权重将其加总到企业层面。其基本思想在于控制产品出口价格后, 质量越高的出口产品能够占据更大的市场份额。首先, 对需求函数两边分别取对数, 并进行整理:

$$\ln q_{icft} + \sigma \ln p_{icft} = \psi_{ct} + \nu_{icft} \quad (2)$$

其中, q_{icft} 表示企业 i 在第 t 年所生产的产品 f 对 c 国的出口数量, p_{icft} 则为该产品的出口价格。 $\nu_{icft} = (\sigma - 1) \ln \lambda_{icft}$ 为包含了产品质量 λ_{icft} 这一重要信息的随机误差项, $\psi_{ct} = \ln E_{ct} - \ln P_{ct}$ 为包含了产品出口目的国和时间的二维虚拟变量。有鉴于 OLS 估计忽略了产品种类的差异化特征以及质量与价格之间的内生性问题。为此, 按照施炳展和邵文波 (2014) 的方法进行如下处理^[39]: 其一, 引入国内市场规模需求控制产品种类的差异化特征, 选择各省份实际 GDP 作为市场规模需求的代理变量; 其二, 选择除出口目的国 (c 国) 外产品 f 的平均出口价格作为 p_{icft} 的工具变量处理内生性问题。此外, σ 的取值参考 Broda 和 Weinstein (2006) 的研究^[47]。进行上述处理后, 式 (2) 可进一步表示为:

$$\ln \hat{\lambda}_{icft} = \frac{\hat{\nu}_{icft}}{\sigma - 1} = \frac{\ln q_{icft} - \ln \hat{q}_{icft}}{\sigma - 1} \quad (3)$$

进一步地, 参照施炳展 (2014) 的做法^[46], 对式 (3) 进行标准化处理, 并以出口额为权重整理得到中国企业层面的出口产品质量:

$$Quality_{it} = \frac{export_{icft}}{\sum_{icft \in \Omega} export_{icft}} r \ln \hat{\lambda}_{icft} \quad (4)$$

其中, $export_{icft}$ 代表企业 i 在第 t 年所生产的产品 f 对 c 国的出口额, Ω 代表企业 i 在第 t 年生产的所有产品对所有国家的出口集合, $Quality_{it}$ 即为企业 i 第 t 年的出口产品质量。

2. 机器人密度 (lnRobot)。参照 Acemoglu 和 Restrepo (2020) 及吕越等 (2020) 的研究思路^[16,26], 选取 IFR 公布的中国各行业当年工业机器人的安装数量测度行业 j 在第 t 年的工业机器人密度, 并取其自然对数。此外, 考虑到工业机器人的安装调试与其投入生产活动期间存在一定的时滞效应, 本文在稳健性检验中选取行业 j 在第 t 年的工业机器人存量对数衡量其在当年的人工智能水平。

3. 其他控制变量。借鉴 Cheng 等 (2019) 和吕越等 (2020) 既有文献的做法^[48,26], 本文在计量模型中加入如下变量控制企业及行业的各项特征: ①企业年龄 ($\ln age$), 计算方法为企业当年年份减去该企业成立年份, 并参照既有文献加 1 后取自然对数; ②企业规模 ($\ln scale$), 选择企业固定资产合计的自然对数进行衡量; ③企业资本密集度 ($\ln kl$), 选择企业固定资产年均余额与员工人数比值的自然对数进行衡量; ④企业人力资本密度 ($human$), 借鉴梁上坤 (2016) 以及刘行和赵晓阳 (2019) 的做法利用企业员工人数与营业收入之比来衡量^[49-50]; ⑤行业集聚水平 (hhi), 选择行业层面赫芬达尔指数进行衡量, 计算方法为: $hhi = \sum_{i=1}^n (total_sale_{ij} / \sum_{j=1}^n total_sale_{ij})^2$, 其中 $total_sale_{ij}$ 是 j 行业中 i 企业的营业收入。

(三) 数据来源与描述性统计

本文实证分析主要使用如下四套数据: 第一套数据为 2000—2014 年的中国工业企业数据, 用以计算企业和行业层面的控制变量以及后文机制分析中所使用的全要素生产率 (tfp) 等相关变量; 第二套数据为中

国海关总署提供的企业—产品层面交易数据,该数据包含了中国所有进出口企业的每一条贸易信息,在本文中用以计算中国企业的出口产品质量;第三套数据为 IFR 提供的世界工业机器人数据,该数据提供了1993—2018年期间全球75个国家(地区)各行业的工业机器人数量,在本文中用以衡量中国各行业的人工智能水平;第四套数据为中国国家知识产权局(SIPO)发布的专利数据库,该数据记载了1985年以来在国家知识产权局申请及公开的所有发明专利、外观设计专利和实用新型专利,在后文的机制分析中用以衡量中国企业的创新水平。

本文数据处理及匹配的主要思路如下:首先,借鉴 Brandt 等(2012)的思路^[51],剔除总产出、工业增加值、营业收入、固定资产合计、企业成立年份、员工人数为负或缺失的样本,并且对2000—2014年的15年截面数据进行跨期匹配,根据企业名称、法人代码、邮政编码、电话号码等识别信息整理合并成面板数据集;其次,为了更精确地测度企业—产品层面的出口产品质量,参照施炳展和邵文波(2014)的做法仅保留了中国海关进出口数据中的制造业样本^[39],剔除了其中信息损失、出口价值链小于50美元、出口数量小于1、初级品、资源品的产品样本,剔除了中间贸易代理商和无工具变量的企业样本;^①再次,参考吕越等(2020)的方法整理工业机器人数据中的行业与《国民经济行业分类》(GB2)的行业对照表^[26],并将其匹配到中国工业企业数据库中;^②进一步地,对工业企业数据和专利数据的企业名称进行数据清洗,并以整理后的企业名称为桥梁逐年匹配两套数据;最后,为了获得更大样本的中国工业企业与海关企业匹配数据,参考 Yu (2015)的方法将整理后的企业数据按照企业名称、邮编及电话号码后7位进行两轮次匹配^[52],任一轮次匹配成功则纳入面板数据集。在按照上述思路整理面板数据后,得到了本文研究所用面板数据,描述性统计信息见表1。

表1 描述性统计

变量	变量含义	观测值	平均数	标准差	最小值	最大值
<i>Quality</i>	企业出口产品质量	442123	0.6754	0.1324	0.0048	1.0000
<i>lnRobot</i>	机器人密度	442123	3.1864	3.2184	0.0000	9.9574
<i>lnage</i>	企业年龄	442123	2.2480	0.6626	0.0000	5.1874
<i>lnscale</i>	企业规模	442123	9.1866	1.8848	0.0000	19.0262
<i>lnkl</i>	企业资本密集度	442123	3.8059	1.4110	-6.2653	15.6873
<i>human</i>	企业人力资本密度	442123	0.0061	0.1363	0.0000	89.0000
<i>hhi</i>	行业集聚水平	442123	0.0125	0.0275	0.0000	1.0000

四、实证结果分析

(一) 基准回归

表2汇报了本文基准回归结果。表2中第(1)列控制了企业层面的控制变量以及企业固定效应和年份固定效应,从中能够看到本文核心解释变量 *lnRobot* 的估计系数在1%的水平上显著为正,说明工业机器人的使用能够显著促进中国企业出口产品质量的提升。在此基础上,第(2)列进一步控制了行业集聚水平和行业固定效应;第(3)列在第(2)列的基础上加入了省份固定效应。从第(2)列和第(3)列中能够看到, *lnRobot* 的估计系数仍在1%的水平上显著为正,即在控制多维度影响因素后,工业机器人的使用对中国企业出口产品质量仍有显著的促进作用。这一结论也从微观企业层面印证了 DeStefano 和 Timmis(2021)的观点,即工业机器人有利于发展中国家出口产品质量升级^[28]。

① 本文将不同年份的海关 HS-6位码统一到 HS1996版本。

② 本文将不同年份的国民经济行业分类代码统一到 GB/T4754-2002标准。

表2 基准回归结果

	(1)	(2)	(3)
<i>lnRobot</i>	0.0038 *** (0.0014)	0.0040 *** (0.0016)	0.0040 *** (0.0016)
<i>lnage</i>	0.1830 *** (0.0155)	0.1835 *** (0.0155)	0.1835 *** (0.0155)
<i>lnscale</i>	0.0961 *** (0.0053)	0.0961 *** (0.0053)	0.0958 *** (0.0053)
<i>lnkl</i>	-0.0644 *** (0.0045)	-0.0644 *** (0.0045)	-0.0641 *** (0.0045)
<i>human</i>	-0.1675 (0.1068)	-0.1672 (0.1068)	-0.1672 (0.1068)
<i>hhi</i>		-0.6517 *** (0.1612)	-0.6548 *** (0.1613)
<i>cons</i>	5.6835 *** (0.0475)	5.6893 *** (0.0476)	5.6909 *** (0.0476)
企业固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
行业固定效应	否	是	是
省份固定效应	否	否	是
样本量	442123	442123	442123
R^2	0.6360	0.6361	0.6361

注:括号内为聚类到企业层面的稳健标准误; *、**、*** 分别表示在10%、5%、1%水平上显著,下同。

(二) 稳健性检验

1. 内生性问题。本文基准回归中使用了工业机器人密度作为核心解释变量检验其对出口产品质量的影响,然而这一结果可能会与企业本身的经营决策或行业整体发展状况相关,进而使得估计结果存在内生性偏误。例如,当某行业中大量企业的出口产品质量实现升级,该行业中其他企业为保证在国际市场中的竞争力,可能会通过增加工业机器人的使用来提高其出口产品质量,而同时出口产品质量实现升级的企业也会进一步增加工业机器人的使用降低其边际成本,即出口产品质量的升级也有可能引起行业工业机器人密度的增加。为了有效解决这种双向因果关系所引致的内生性问题,本文采用工具变量和两阶段最小二乘法(IV-2SLS)进行稳健性检验。在工具变量的选取上,本文利用美国同行业的工业机器人密度(*lnRobot_US*)作为中国机器人密度的工具变量。选取该工具变量的主要原因如下:一方面,中国凭借“世界工厂”的关键作用位居全球价值链“枢纽”地位,而美国则处于全球价值链“链主”地位,两国之间价值链联系较深,上下游之间企业的序贯分工紧密,因此中美两国在制造业环节中的工业机器人密度具有较强的相关性,即满足工具变量与内生变量的相关性假设;另一方面,由于美国的工业机器人密度显然无法直接影响到中国的出口产品质量,因此可以认定本文工具变量选择满足外生性假设。

表3第(1)列和第(2)列分别报告了本文2SLS的第一阶段和第二阶段回归结果。从第(1)列中能够看到,工具变量 *lnRobot_US* 的估计系数在1%的水平上显著为正,说明美国各行业的工业机器人使用能够显著提升中国各产业的工业机器人使用。这也证明了,本文选择的工具变量与内生变量之间存在显著的正相关关系。进一步地,从第(2)列中能够看到,核心解释变量 *lnRobot* 的估计系数依然在1%的水平上显著为正,说明本文基准估计结果稳健。此外,Kleibergen-Paap rk LM 统计量在1%水平上显著拒绝原假设,再次说明本文工具变量选择通过识别不足检验;Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量大于10%水平上的临界值,说明通过弱识别检验。

2. 样本选择偏误。有鉴于在基准回归时仅使用了出口企业的样本,这就导致了在排除非出口企业时

违背了高斯—马尔科夫随机抽样假定,使得本文基准回归出现样本选择偏误问题(Selection Bias)。为了纠正该问题,本文利用 Heckman 两阶段模型对全样本进行稳健性检验。第一步,参考王海成等(2019)的方法构建出口选择模型^[53],被解释变量为企业出口选择(*EX*),若企业当期进行出口则 *EX* 为1,反之则为0,利用 Probit 模型估计企业选择出口的概率,并计算逆米尔斯比率(*IMR*);第二步,建立修正后的出口质量模型,将第一步中得到的 *IMR* 作为解释变量加入影响企业出口产品质量的计量方程中,利用双向固定效应模型进行估计。此外,为保证 Heckman 两阶段模型能够有效识别,需要在第一阶段加入额外的排他性约束变量,该变量仅能影响出口决策模型,而不能影响出口质量模型。因此,本文在第一阶段回归中加入上一期企业的出口决策(*L. EX*)作为排他性变量进行估计。

表3中第(3)列和第(4)列分别报告了第一阶段和第二阶段回归结果,其中第二阶段模型控制了企业固定效应和年份固定效应。从第(3)列中能够看到,ln*Robot* 的估计系数显著为正,说明工业机器人的使用能够有效提升企业出口的概率。由第(4)列回归结果可知,*IMR* 在1%的显著性水平上拒绝原假设,说明本文基准回归存在样本选择偏误,通过 Heckman 两阶段模型进行修正是必要的;同时,核心解释变量 ln*Robot* 的估计系数在10%的显著性水平上为正,且估计系数大小与基准回归结果接近,说明在纠正样本选择问题后本文基本结论依然成立。

表3 稳健性检验 (I)

	(1)	(2)	(3)	(4)
	ln <i>Robot</i>	<i>Quality</i>	<i>EX</i>	<i>Quality</i>
ln <i>Robot</i>		0.0168 *** (0.0036)	0.0084 *** (0.0004)	0.0026 * (0.0016)
ln <i>Robot_US</i>	0.3879 *** (0.0029)			
<i>L. EX</i>			1.6570 *** (0.0020)	
<i>IMR</i>				-0.1205 *** (0.0042)
Kleibergen-Paap rk LM 统计量		6982.010 [0.0000]		
Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量		8190.359 {16.38}		
样本量	442123	442123	2908796	323931
控制变量	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	否	是
年份固定效应	是	是	否	是

注:Kleibergen-Paap rk LM 统计量用以检验工具变量是否为识别不足(under identification),中括号内为该统计量的 P 值;Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量用以检验工具变量是否为弱识别(weak identification),大括号内为 Stock-Yogo 检验在 10% 水平上的临界值。

3. 基于机器人进口的准自然实验。前文研究中工业机器人密度指标来源于 IFR 提供的行业数据,该指标能够充分反映中国各行业工业机器人的安装及使用情况,但与此同时,也使得本文研究忽略了行业内不同企业之间是否使用工业机器人的差异性。为此,本文综合借鉴李磊等(2021)的方法^[18],并参考《2007年海关统计商品分类与投入产出部门分类对照表》,从中国海关数据库中识别出“84695010、84795090和84864031”工业机器人进口产品,并将其匹配到中国工业企业数据中。^①进一步地,为了严谨地

①与蔡震坤和蔡建红(2021)选择“84864031”“84289040”“85152120”“85153120”“85158010”“84248920”“84795090”“84795010”共8种 HS-8位产品不同,本文按照李磊等(2021)的做法,仅选取了严格符合工业机器人定义的 HS-8位产品^[18,29]。

考察不同企业之间是否使用工业机器人的差异性问题,本文借鉴 Angrist 和 Pischke(2014)以及余静文等(2021)的方法构建如下渐进式双重差分(Time-varying DID)模型^[54,55]:

$$Quality_{it} = \beta_0 + \beta_1 imRob \times After_{it} + \sum Control_{ijkt} + \gamma_i + \eta_j + \delta_k + \tau_t + \varepsilon_{ijkt} \quad (5)$$

其中, $imRob$ 为组别虚拟变量,若企业进口工业机器人,则 $imRob$ 取1(即处理组),否则取0(即对照组); $After$ 为时间虚拟变量,在企业首次进口工业机器人之前取0,进口工业机器人之后取1。此外,其他变量设定均与基准回归相同。由于企业进口工业机器人的时间在样本期间内是随机的,因此本文 DID 设定并不存在统一的冲击年份, $imRob \times After$ 为本文的渐进式 DID 交互项,其估计系数 β_1 即为本文关注的工业机器人使用效果,若 $\hat{\beta}_1 > 0$ 则说明工业机器人能够显著促进企业出口产品质量的提升。需要注意的是,渐进式 DID 同样必须满足处理组与对照组之间的平行趋势假设。为此本文借鉴 Beck 等(2010)的思路^[56],设定如下计量模型:

$$Quality_{it} = \beta_0 + \beta_1 \sum_{p=-5}^{p=8} imRob \times After_{it}^p + \sum Control_{ijkt} + \gamma_i + \tau_t + \varepsilon_{ijkt} \quad (6)$$

其中, p 为企业进口工业机器人的相对期数,当 $p \geq 0$ 时,即为企业首次进口工业机器人当年及之后的年份;当 $p < 0$ 时,即为企业首次进口工业机器人之前的年份。估计结果绘制在图1当中。

表4报告了双重差分模型的估计结果。其中,第(1)列仅控制了企业固定效应和年份固定效应, $imRob \times After$ 的估计系数在1%的水平上显著为正,说明企业进口工业机器人能够显著促进其出口产品质量的提升。在此基础上,第(2)~(4)列分别增加了企业层面控制变量、行业层面控制变量和行业固定效应、省份固定效应, $imRob \times After$ 的估计系数依然在1%的水平上显著为正。进一步地,从图1中能够看到,在企业进口工业机器人之前, $imRob \times After$ 的估计系数均不显著,而在企业首次进口工业机器人第2年之后, $imRob \times After$ 的估计系数开始显著为正,说明本文渐进 DID 满足平行趋势假定,且从估计系数大小中能够看到,其影响效应呈逐年递增趋势。可能的解释原因在于:一方面,企业从进口工业机器人到投入使用的过程需要一定时间的安装及调试过程,且同时需要从国内外引进相应的配套设施和高技术劳动力来适应工业机器人的智能化生产模式,因此工业机器人进口对企业出口产品质量的正向影响存在一定的时滞效应;另一方面,在工业机器人大量投入使用后,企业便会开始逐渐淘汰较为陈旧的生产设备,加速推进劳动要素结构升级,并且孕育创新产出,进而使得工业机器人所引致的促进效应逐年递增。

4. 更多稳健性检验。本文基准回归所选取的样本时间区间在2000—2014年间。在此区间内,金融危机(2008—2009年)的负面冲击使得中国企业的出口产品质量出现了大幅度下降,从而弱化工业机器人对出口产品质量的影响效应^[57]。因此,为避免这一阶段异常时期样本对估计结果的影响,本文参照王雅琦和余森杰(2020)的做法剔除了2008—2009年内所有观察样本量并进行再检验^[58]。由表5第(1)列的估计结果能够看出,本文基准回归结果依然稳健,并且 $\ln Robot$ 的估计系数大于基准回归结果,发现工业机器人密度对出口产品质量的影响进一步加强。

进一步地,更换核心解释变量和被解释变量的测度方法。具体方法如下:首先,借鉴吕越等(2020)的方法^[26],采用中国各行业工业机器人存量的对数($\ln Robot_{op}$)作为核心解释变量机器人密度的替代变量进行再检验;其次,参考 Fan 等(2015)的做法^[31],改变式(3)中的产品替代弹性,令 $\sigma = 5$,并重新计算出口产品质量,经标准化处理后得到 $Quality_F$,并使之作为被解释变量进行稳健性检验。估计结果分别报告在表5的第(2)列和第(3)列。从中能够看到,在更换解释变量与被解释变量的测定方法后,本文估计结果依然稳健。

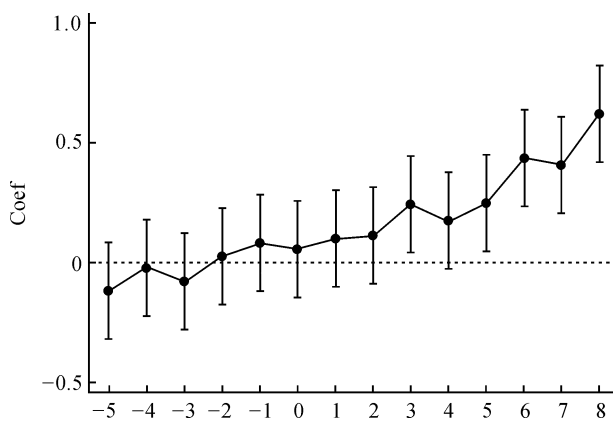


图1 平行趋势检验

表4 稳健性检验(II)

	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>impRob × After</i>	0.2624 *** (0.0510)	0.2493 *** (0.0511)	0.2443 *** (0.0510)	0.2444 *** (0.0510)
<i>lnage</i>		0.1498 *** (0.0144)	0.1481 *** (0.0145)	0.1480 *** (0.0145)
<i>lnscale</i>		0.1247 *** (0.0050)	0.1249 *** (0.0051)	0.1247 *** (0.0051)
<i>lnkl</i>		-0.0924 *** (0.0044)	-0.0924 *** (0.0044)	-0.0921 *** (0.0044)
<i>human</i>		-0.1505 (0.1092)	-0.1491 (0.1084)	-0.1492 (0.1084)
<i>hhi</i>			-0.4012 *** (0.1540)	-0.4065 *** (0.1541)
<i>cons</i>	6.8066 *** (0.0007)	5.6631 *** (0.0445)	5.6674 *** (0.0448)	5.6694 *** (0.0448)
企业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
行业固定效应	否	否	是	是
省份固定效应	否	否	否	是
样本量	453709	446587	443422	443422
<i>R</i> ²	0.6036	0.6059	0.6063	0.6063

考虑到可能的遗漏变量问题,本文在基准回归的基础上进一步控制了企业的研发投入,参考毛其淋和许家云(2018)利用企业研发支出额与营业收入之比来衡量该指标^[59]。①回归结果报告在表5的第(4)列中,能够发现 *lnRobot* 的估计系数依然显著为正。

此外,为保证估计结果不受极端值的影响,本文对所有连续变量进行5%的缩尾处理,并进行再检验。估计结果报告在表5的第(5)列,能够看到核心解释变量机器人密度的估计系数依然显著为正,再次说明本文估计结果稳健。

表5 稳健性检验(III)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	<i>Quality</i>	<i>Quality</i>	<i>Quality_F</i>	<i>Quality</i>	<i>Quality</i>
<i>lnRobot</i>	0.0058 *** (0.0016)		0.0106 *** (0.0014)	0.0117 *** (0.0025)	0.0040 *** (0.0016)
<i>lnRobot_op</i>		0.0112 *** (0.0018)			
<i>R&D</i>				-0.4985 * (0.2549)	
控制变量	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是	是
样本量	354938	442123	442123	130991	442123
<i>R</i> ²	0.6250	0.6362	0.6067	0.6575	0.6361

①由于企业研发支出额在中国工业企业数据库中存在大量年份样本缺失的问题,在将企业研发投入纳入回归时使用的样本年份为2001年、2005—2007年、2010年。

五、作用机制检验

基于前文的理论机制分析,本文认为工业机器人的使用主要通过全要素生产率提振、企业创新能力增强和劳动要素升级三个渠道提高中国企业的出口产品质量。在此基础上,本文将对上述三个渠道机制进行实证检验。

(一) 全要素生产率提振渠道

企业的生产效率是出口产品质量的重要内生决定因素,而工业机器人的使用也能够通过这一渠道有效促进企业出口产品质量的升级。为此,本文使用LP方法估计了企业全要素生产率($\ln tfp$),并对这一渠道机制进行实证检验。有鉴于2007年之后的中国工业企业数据库缺少工业增加值和中间品投入两项估计全要素生产率的重要指标,因此本文借鉴余森杰等(2018)的思路^[60],综合利用工资、产出和折旧信息测度上述指标。^①基于此,借鉴吕越等(2020)的思路构建如下计量模型^[26]:

$$\ln tfp_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln Robot_{jt} + \sum Control_{ijkt} + \gamma_i + \eta_j + \delta_k + \tau_t + \varepsilon_{ijkt} \quad (7)$$

$$Quality_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln Robot_{jt} + \beta_2 \ln tfp_{it} + \sum Control_{ijkt} + \gamma_i + \eta_j + \delta_k + \tau_t + \varepsilon_{ijkt} \quad (8)$$

表6的第(1)列和第(2)列报告了全要素生产率提振渠道的检验结果。从第(1)列中能够看到, $\ln Robot$ 的估计系数显著为正,说明工业机器人的使用能够显著促进企业的全要素生产率的提高。根据第(2)列回归结果可知, $\ln tfp$ 的估计系数同样显著为正,这意味着工业机器人的使用能够通过全要素生产率提振的渠道显著促进企业出口产品质量的提升。

(二) 企业创新能力增强渠道

如前文理论分析部分所述,工业机器人的使用能够提升企业的创新能力,进而提高企业的出口产品质量。正如Aghion等(2005)指出,专利作为重要的知识资产能够从创新产出的视角有效地度量企业的创新能力^[61]。为此,本文将专利数据库匹配到前文所使用的面板数据集中,选择企业专利申请数量衡量企业的创新能力,并按照现有文献的通常做法对其加1后取自然对数($\ln innovation$)。进一步地,构建如下计量模型:

$$\ln innovation_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln Robot_{jt} + \sum Control_{ijkt} + \gamma_i + \eta_j + \delta_k + \tau_t + \varepsilon_{ijkt} \quad (9)$$

$$Quality_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln Robot_{jt} + \beta_2 \ln innovation_{it} + \sum Control_{ijkt} + \gamma_i + \eta_j + \delta_k + \tau_t + \varepsilon_{ijkt} \quad (10)$$

企业创新能力增强渠道的检验结果报告在表6的第(3)列和第(4)列中。从第(3)列中可知, $\ln Robot$ 的估计系数显著为正,表明工业机器人的使用能够显著增强企业的创新能力。而从第(4)列中可知, $\ln innovation$ 的估计系数同样显著为正,说明工业机器人的使用能够通过企业创新能力增强的渠道显著提升其出口产品质量。

(三) 劳动要素升级渠道

正如Acemoglu和Restrepo(2020)所指出,工业机器人革命所孕育的新业态和新模式催生了大批量的技术密集型工作职位^[16]。本文理论机制部分也同样表明,工业机器人的使用能够促使企业在生产过程中投入能够与之相匹配的高端劳动力,采取高素质劳动力与工业机器人相结合的方式替代低端劳动力的投入,进而促进企业产品质量的提升。因此,本文综合参考Xu和Lu(2009)、施炳展等(2013)、吕越和邓利静(2020)的做法^[62-64],利用企业人均工资的自然对数($\ln pwage$)来衡量企业的劳动要素升级。选取该指标的主要原因在于,高端劳动力与中低端劳动力直接存在较大的技能差异,企业通过雇用高端劳动力的方式进

^①具体估计方法详见余森杰等(2018)的研究。此外,工业增加值这一指标在2001年和2004年同样面临缺失问题,本文根据现有文献做法利用“工业增加值=工业总产值-中间投入+增值税”这一会计准则进行计算。

行劳动要素升级则必须提供更高的工资水平^[62,65]。①据此,本文构建如下计量模型检验这一渠道机制:

$$\ln pwage_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln Robot_{jt} + \sum Control_{ijkt} + \gamma_i + \eta_j + \delta_k + \tau_i + \varepsilon_{ijkt} \quad (11)$$

$$Quality_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln Robot_{jt} + \beta_2 \ln pwage_{it} + \sum Control_{ijkt} + \gamma_i + \eta_j + \delta_k + \tau_i + \varepsilon_{ijkt} \quad (12)$$

劳动要素升级渠道的检验结果报告在表6的第(5)列和第(6)列中。从第(5)列中能够看到,lnRobot的估计系数1%的水平上显著为正,说明工业机器人能够显著优化企业的劳动要素结构。进一步地,从第(6)列中能够看到,lnpwage的估计系数同样在1%的水平上显著为正,说明劳动要素结构的优化能够显著提高企业的出口产品质量,这也同Khandelwal(2010)的研究结果相一致^[66]。上述回归结果说明工业机器人的使用能够通过劳动要素升级的渠道显著提高中国企业的出口产品质量。

表6 机制检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	lnfp	Quality	lninnovation	Quality	lnpwage	Quality
lnRobot	0.0035 *** (0.0008)	0.0042 ** (0.0020)	0.0037 *** (0.0009)	0.0034 ** (0.0016)	0.0007 *** (0.0002)	0.0043 ** (0.0020)
lnfp		0.1836 *** (0.0059)				
lninnovation				0.0139 *** (0.0035)		
lnpwage						0.1959 *** (0.0265)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	414852	414852	414852	414852	414852	414852
R ²	0.9031	0.6571	0.5965	0.6419	0.7445	0.6555

六、异质性分析

(一) 企业层面异质性分析

1. 区分企业所有制。考虑到企业所有制的显著差异,工业机器人的使用对出口产品质量的影响可能存在异质性影响,为此本文将样本区分为国有企业和非国有企业,并分别进行回归。估计结果报告在表7的第(1)列和第(2)列中。考虑到拆分样本的严谨性,在具体检验过程中,采用费舍尔组间差异检验(Fisher's Permutation test)比较组间系数差异,并进行1000次自抽样(Bootstrap)计算经验P值。②从中能够看到,无论是国有企业还是非国有企业,工业机器人的使用均能够显著提高企业的出口产品质量。进一步地,经验p值在1%的水平上显著,说明组间差异具有统计显著性。观察其系数大小,发现工业机器人对国有企业出口产品质量的影响要大于非国有企业,差异的真实值为0.021。可能的解释原因在于,国有企业的劳动力受教育年限高于非国有企业^[67],大量的高技术劳动力储备能够快速与工业机器人相匹配,能够有效地释放工

①事实上,企业员工平均受教育年限或企业拥有硕士研究生员工人数等指标同样可以反映企业的劳动要素升级,但由于中国工业企业数据的局限性,本文仅利用企业人均工资反映劳动要素升级。

②本文在区分企业所有制、区分企业所属地区、区分企业技术密集度三部分异质性检验中均进行了费舍尔组间差异检验,并行1000次自抽样。

业机器人的生产率效应和创新产出效应,进而更有利于国有企业的出口产品质量升级。

2. 区分企业所属地区。有鉴于东部沿海地区是中国出口贸易增长奇迹的关键所在,那么工业机器人的使用是否会因企业所属地区的差异而对出口产品质量产生异质性影响?为此,本文将样本区分为东部地区企业和中西部地区企业,并分别进行回归。^①从表7的第(3)列和第(4)列中能够看到,工业机器人的使用对东部地区和中西部地区的企业出口产品质量均有显著的正向效应。观察其系数大小,工业机器人对中西部地区企业的影响更为显著,且影响效应更大,真实差异为0.015,且经验 p 值在10%的水平上显著。对此本文做出如下解释:由于东部地区产业集聚更为明显,更能够吸引劳动力要素的跨区域流入,相对而言,而工业机器人的大量安装能够有效地填补中西部地区劳动要素流出的弊端,进而更有效地促进其出口产品质量的提升。

3. 区分企业技术密集度。工业机器人作为尖端科技,大量的安装使用是否会冲击技术密集型企业的出口产品质量?为此本文借鉴江静等(2007)的方法^[68],将样本划分为劳动密集型企业和非劳动密集型企业,并分别进行回归。从表7第(5)列中能够看到,在劳动密集型企业中, $\ln Robot$ 的估计系数在1%的水平上显著为正;与之不同,从第(6)列中能够看到在非劳动密集型企业中, $\ln Robot$ 的估计系数不显著。这意味着,工业机器人的使用显著推动了劳动密集型企业的出口产品质量提升,但却对非劳动密集型企业的出口产品质量并无显著的影响。此外,经验 p 值在1%的水平上显著,说明组间差异具有统计显著性。可能的解释原因在于:一方面,由于中国的劳动密集型企业在全球价值链中长期扮演着“世界工厂”的重要角色,因此凭借在加工制造环节中的庞大市场份额,劳动密集型企业中的“机器换人”能够有效发挥增加型机器人与增倍型机器人之间的互补作用,^②在利用增加型机器人替代低端劳动要素的同时,充分发挥了对高端劳动要素的劳动增进效应^[69],从而提升出口产品质量;而对于资本密集型企业而言,由于中国此类企业长期以来并未实现在价值链两端应有的获利能力^[70-71],受限于大量的沉没成本投入,无法充分发挥增倍型机器人在学习算法和人工智能环境下得到的数据挖掘能力,因此尚未达到能够通过工业机器人提升出口产品质量的阶段。

表7 企业层面异质性分析

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	国有企业	非国有企业	东部地区	中西部地区	劳动密集型	非劳动密集型
$\ln Robot$	0.0239*** (0.0087)	0.0033** (0.0016)	0.0033** (0.0016)	0.0181*** (0.0061)	0.0167*** (0.0026)	-0.0002 (0.0021)
系数差异 经验 p 值	-0.021*** 0.000		0.015* 0.080		-0.017*** 0.000	
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	22535	417543	405048	35976	194417	246236
R^2	0.6504	0.6394	0.6321	0.6782	0.5836	0.6619

^①根据国家统计局发布的分类标准,东部地区包括:北京市、天津市、上海市、河北省、江苏省、浙江省、福建省、山东省、广东省、海南省、辽宁省;中部地区包括:山西省、吉林省、黑龙江省、安徽省、江西省、河南省、湖北省、湖南省;西部地区包括:重庆市、四川省、贵州省、云南省、陕西省、甘肃省、青海省、宁夏回族自治区、内蒙古自治区、广西壮族自治区、新疆维吾尔自治区。

^②增加型机器人是指能够可完全替代人类工人的工业机器人;增倍型机器人是指基于人工智能和机器学习催生的工业机器人,表现为对劳动者生产效率的提升。

(二) 产品层面异质性分析

前文实证检验了工业机器人对不同类型企业出口产品质量的异质性影响。那么工业机器人对不同类型产品的出口产品质量是否同样存在异质性影响?为此,本文利用2000—2016年海关产品出口贸易数据,聚焦更为微观的产品层面异质性。首先,基于 Brandt 等(2017)的方法将 HS-6分位码与《国民经济行业分类》GB4分位码进行识别对照^[72],并借鉴毛其淋(2019)的思路^[73],以 GB2为中介,将 IFR 工业机器人数据和中国海关产品数据进行匹配。其次,借鉴施炳展(2014)的方法^[46],以不同产品的企业出口贸易额为权重,将式(4)计算的出口产品质量加总到 HS-6位码产品层面并进行重新估计,具体模型如下:

$$Quality_{ft} = \beta_0 + \beta_1 \ln Robot_{ft} + \sum Control_{ft} + \gamma_f + \eta_j + \tau_t + \varepsilon_{ft} \quad (13)$$

其中, $Quality_{ft}$ 表示出口产品 f 在第 t 年的质量, γ_f 为 HS-6位码产品固定效应, $Control_{ft}$ 为其他控制变量, ε_{ft} 为随机误差项。在控制变量的选取上,参考王孝松等(2014)的做法^[74],选取 HS-2行业层面的产品内分工指数(IPT)、产业内贸易指数(IIT)和显示性比较优势(RCA)进行控制。具体而言,计算方法分别如下:

$IPT_j = \frac{import_j^{inter}}{export_j}$; $IIT_j = 1 - \frac{|export_j - import_j|}{export_j + import_j}$; $RCA_j = \frac{export_j / export}{export_j^{ALL} / export^{ALL}}$ 。其中, $export_j$ 表示中国 j 行业的出口额, $export_j^{ALL}$ 表示全世界 j 行业的出口额, $export$ 表示中国总出口额, $export^{ALL}$ 表示全世界的出口总额, $import_j$ 表示 j 行业的进口额, $import_j^{inter}$ 表示 j 行业的中间品进口额。此外,其他变量设定与本文基准回归相同。估计结果报告在表8的第(1)列中,能够看到 $\ln Robot$ 的估计系数显著为正,说明在更为微观的产品视角下,制造业智能化同样能够显著推动中国出口产品质量提升。

表8 产品层面异质性分析

	(1)	(2)	(3)	(4)
$\ln Robot$	0.0085 ** (0.0039)	-0.0031 (0.0038)	0.0052 (0.0042)	0.0019 (0.0044)
$\ln Robot \times diff$		0.0069 * (0.0037)		
$\ln Robot \times low$			0.0081 * (0.0042)	
$\ln Robot \times inter$				0.0119 *** (0.0041)
IPT	-0.0390 * (0.0201)	-0.0216 (0.0135)	-0.0356 * (0.0203)	-0.0329 (0.0200)
IIT	0.0034 (0.0614)	0.0052 (0.0414)	0.0019 (0.0615)	0.0115 (0.0617)
RCA	0.0210 * (0.0109)	0.0024 (0.0084)	0.0255 ** (0.0113)	0.0150 (0.0110)
$cons$	7.4223 *** (0.0475)	7.5653 *** (0.0335)	7.4136 *** (0.0480)	7.4275 *** (0.0473)
产品固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
样本量	24325	24325	24325	24325
R^2	0.4392	0.6684	0.4394	0.4395

注:括号内为聚类到产品层面的稳健标准误; *、**、*** 分别表示在10%、5%、1%水平上显著。

1. 区分产品差异性的异质性分析。本文参考 Rauch(1999)的方法^[75],按照 SITC-4位码将出口产品划分为差异产品和非差异产品,^①非差异产品包括标准产品和同质产品,并以此构建虚拟变量 $diff$,若出口产品为差异产品则 $diff$ 取1,反之则取0。进一步地,在式(13)的基础上加入交互项 $\ln Robot \times diff$ 检验制造业智能化对差异产品和非差异产品的异质性影响。估计结果报告在表8的第(2)列中,能够看到交互项 $\ln Robot \times diff$ 的估计系数在10%的水平上显著为正,这说明工业机器人的使用对差异产品的促进效应更为明显。这可能是由于差异产品在国际市场上的不可替代性较强^[76],因而工业机器人所带来的智能化转型更有利于拓展差异产品的生产任务边界,进而更有利于该类产品的出口产品质量升级。

2. 区分产品技术水平的异质性分析。借鉴 Lall(2000)的做法^[77],将出口产品划分为低技术产品和高技术产品,并构建虚拟变量 low ,若出口产品为低技术产品,则 low 取1,反之为0。在式(13)的基础上,本文加入交互项 $\ln Robot \times low$ 检验制造业智能化对不同技术水平产品的异质性影响。根据第(3)列结果, $\ln Robot \times low$ 的估计系数同样显著为正,表明工业机器人对低技术产品出口产品质量的促进效应更明显。可能的解释原因在于,工业机器人对低技术劳动力的替代效应更强^[15],因此对低技术产品质量升级的促进效应也更为有效。

3. 区分产品属性的异质性分析。根据联合国 BEC 分类法将出口产品划分为中间品和最终品,并以此构建虚拟变量 $inter$,若出口产品为中间品则 $inter$ 取1,否则取0。在式(13)的基础上,本文加入交互项 $\ln Robot \times inter$ 检验制造业智能化对中间品和最终品出口产品质量的异质性影响。根据第(4)列估计结果, $\ln Robot \times inter$ 的估计系数在1%的水平上显著,这意味着工业机器人的使用更有利于促进中间品的出口产品质量升级。主要原因在于,中间品出口是全球价值链贸易的重要表征^[78],而工业机器人对价值链嵌入的促进效应使得中国的中间品出口与上下游生产环节的联系更为紧密,进而更有利于促进该类产品的质量升级。

七、结论与政策启示

基于制造业智能化转型和加快迈向贸易强国双重背景,本文利用2000—2014年中国工业企业数据、中国海关产品数据、中国专利数据和世界工业机器人数据深入探讨了工业机器人使用对中国企业出口产品质量的影响及其作用机制。主要研究结论如下:第一,工业机器人的使用能够显著促进企业出口产品质量的升级,该结论在处理内生性问题、样本选择偏误、剔除金融危机影响、考虑异常值问题以及更换核心变量测度指标后依然稳健,此外,基于进口工业机器人的准自然实验同样稳健,且促进效应随引进时间递增;第二,机制研究表明,工业机器人的使用主要通过全要素生产率提振、企业创新能力增强和劳动要素升级三个渠道提高中国企业的出口产品质量;第三,异质性分析研究表明,工业机器人的使用更有利于促进国有企业、中西部地区企业和劳动密集型企业的出口产品质量升级,更为微观层面的产品异质性检验结果表明,工业机器人的使用更有利于差异产品、低技术产品和中间产品的质量升级。

本文结论具有如下政策启示:第一,继续积极推进工业机器人产业化应用,为我国攻坚制造业智能化转型和出口高质量发展添薪续力。当前,全球范围内机器换人已呈浪潮之势,我国人口红利正逐步缩减,在此情形下推进机器人与制造业生产的加速融合渗透,提高企业的全要素生产率,促进出口产品质量的升级,推动“中国智造”产品在国际市场的崛起。第二,制定合理化补贴政策,减轻技术密集型企业或私营企业推进机器换人过程中的投资压力。一方面,对于购置机器人的企业设置差异化补贴政策。另一方面,扶持一批可提供租赁及其他延伸服务的机器人租赁企业,为存在较大融资压力的私营企业和较大沉没成本的技术密集型企业减轻推进机器换人生产模式的后顾之忧,同时也可解决机器换人过程中可能面临的技术、人才储备不足等问题。第三,大力加强工业机器人应用技能人才培养,提高劳动力对智能化产业新业态的

^①本文参考 Rauch(1999)的方法将 SITC rev. 2与 HS1996进行对接,转换码来自联合国贸易统计网站:<https://unstats.un.org/unsd/trade/classifications/correspondence-tables.asp>。

适应能力。一方面,加强产学研融合,鼓励智能化企业同有条件的高等院校开展合作,积极培养与人工智能相关的复合型应用人才。另一方面,组织被工业机器人替代的失业劳动力进行智能化再培训学习,缓解工业机器人对低技术劳动力的冲击,并优化劳动要素市场结构。第四,提高我国机器人产业的研发创新能力,推动国产机器人提质增效。客观而言,我国虽是工业机器人应用第一大国,但是在工业机器人核心零部件的研发及制造方面仍存在较强的进口依赖,长期而言仍掣肘于西方发达国家,且不利于我国机器人产业发展及制造业智能化升级。因此,加强国产机器人及核心零部件的研发创新刻不容缓,进一步加大研发投入力度,培育和引聚高端技术人才,争取早日实现从机器人应用大国到机器人创新大国的智能化转变。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753-768.
- [3] 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.
- [4] AMITI M, KHANDELWAL A K. Import competition and quality upgrading[J]. *Review of Economics and Statistics*, 2013, 95(2): 476-490.
- [5] FAN H, LI Y A, YEAPLE S R. On the relationship between quality and productivity: evidence from China's accession to the WTO[J]. *Journal of International Economics*, 2018, 110: 28-49.
- [6] BAS M, STRAUSS-KAHN V. Input-trade liberalization, export prices and quality upgrading[J]. *Journal of International Economics*, 2015, 95(2): 250-262.
- [7] 祝树金, 钟腾龙, 李仁宇. 中间品贸易自由化与多产品出口企业的产品加成率[J]. *中国工业经济*, 2018(1): 41-59.
- [8] 刘啟仁, 铁瑛. 企业雇佣结构、中间投入与出口产品质量变动之谜[J]. *管理世界*, 2020(3): 1-23.
- [9] HALLAK J C, SIVADASAN J. Product and process productivity: implications for quality choice and conditional exporter premia[J]. *Journal of International Economics*, 2013, 91(1): 53-67.
- [10] 张杰, 翟福昕, 周晓艳. 政府补贴、市场竞争与出口产品质量[J]. *数量经济技术经济研究*, 2015(4): 71-87.
- [11] 张杰. 金融抑制、融资约束与出口产品质量[J]. *金融研究*, 2015(6): 64-79.
- [12] 许明. 市场竞争、融资约束与中国企业出口产品质量提升[J]. *数量经济技术经济研究*, 2016(9): 40-57.
- [13] 高翔, 何欢浪. 清洁生产、绿色转型与企业产品质量升级[J]. *统计研究*, 2021(7): 64-75.
- [14] 王明益, 戚建梅. 我国出口产品质量升级: 基于劳动力价格扭曲的视角[J]. *经济学动态*, 2017(1): 77-91.
- [15] GRAETZ G, MICHAELS G. Is modern technology responsible for jobless recoveries? [J]. *American Economic Review*, 2017, 107(5): 168-173.
- [16] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [17] 王永钦, 董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据[J]. *经济研究*, 2020(10): 159-175.
- [18] 李磊, 王小霞, 包群. 机器人的就业效应: 机制与中国经验[J]. *管理世界*, 2021(9): 104-119.
- [19] DECCANIO S J. Robots and humans-complements or substitutes? [J]. *Journal of Macroeconomics*, 2016, 49: 280-291.
- [20] AGHION P, JONES B F, JONES C I. Artificial intelligence and economic growth[R]. NBER Working Paper, No. 23928, 2017.
- [21] 陈利锋, 钟春平, 李良艳. 机器人、劳动收入份额与货币政策[J]. *财贸经济*, 2021(2): 103-118.
- [22] 唐晓华, 迟子茗. 工业智能化对制造业高质量发展的影响研究[J]. *当代财经*, 2021(5): 102-114.
- [23] 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.
- [24] FABER M. Robots and reshoring: evidence from Mexican labor markets[J]. *Journal of International Economics*, 2020, 127: 103384.
- [25] 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.
- [26] 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.
- [27] ALGUACIL M, LOTURCO A, MARTINE-ZARZOSO I. What is so special about robots and trade? [EB/OL]. (2020-12-29)

- [2022-09-27]. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3756787.
- [28] DESTEFANO T, TIMMIS J. Robots and export quality[EB/OL]. (2021-05-27) [2022-09-27]. <https://openknowledge.worldbank.org/entities/publication/206f3e55-165e-5e2b-816f-827e1ca952f4>.
- [29] 蔡震坤, 蔡建红. 工业机器人的应用是否提升了企业出口产品质量——来自中国企业数据的证据[J]. 国际贸易问题, 2021(10):17-33.
- [30] 王林辉, 姜昊, 董直庆. 工业智能化会重塑企业地理格局吗[J]. 中国工业经济, 2022(2):137-155.
- [31] FAN H, LI Y A, YEAPLE S R. Trade liberalization, quality, and export prices[J]. Review of Economics and Statistics, 2015, 97(5):1033-1051.
- [32] BAS M, STRAUSS-KAHN V. Input-trade liberalization, export prices and quality upgrading[J]. Journal of International Economics, 2015, 95(2):250-262.
- [33] AUTOR D, SALOMONS A. Is automation labor-displacing? productivity growth, employment, and the labor share[EB/OL]. (2018-07-26) [2022-09-27]. <https://www.nber.org/papers/w24871>.
- [34] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Secular stagnation? the effect of aging on economic growth in the age of automation[J]. American Economic Review, 2017, 107(5):174-179.
- [35] LECHEVALIER S, NISHIMURA J, STORZ C. Diversity in patterns of industry evolution: how an intrapreneurial regime contributed to the emergence of the service robot industry[J]. Research Policy, 2014, 43(10):1716-1729.
- [36] SACHS J D, BENZELL S G, LAGARDA G. Robots: curse or blessing? A basic framework[EB/OL]. (2015-04-13) [2022-09-27]. <https://www.nber.org/papers/w21091>.
- [37] CONG LW, XIED, ZHANG L. Knowledge accumulation, privacy, and growth in a data economy[J]. Management Science, 2021, 67(10):6480-6492.
- [38] GLASS A J, WU X. Intellectual property rights and quality improvement[J]. Journal of Development Economics, 2007, 82(2):393-415.
- [39] 施炳展, 邵文波. 中国企业出口产品质量测算及其决定因素——培育出口竞争新优势的微观视角[J]. 管理世界, 2014(9):90-106.
- [40] 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.
- [41] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2):3-30.
- [42] 许家云. 海归与企业出口行为:来自中国的微观证据[J]. 金融研究, 2018(2):118-134.
- [43] 喻美辞, 蔡宏波. 出口产品质量与技能溢价:理论机制及中国证据[J]. 统计研究, 2019(8):60-73.
- [44] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand[J]. Cambridge Journal of Regions, Economy and Society, 2020, 13(1):25-35.
- [45] KHANDELWAL A K, SCHOTT PK, WEI S J. Trade liberalization and embedded institutional reform: evidence from Chinese exporters[J]. American Economic Review, 2013, 103(6):2169-2195.
- [46] 施炳展. 中国企业出口产品质量异质性:测度与事实[J]. 经济学(季刊), 2014(1):263-284.
- [47] BRODA C, WEINSTEIN D E. Globalization and the gains from variety[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2006, 121(2):541-585.
- [48] CHENG H, JIA R, Li D, et al. The rise of robots in China[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2):71-88.
- [49] 梁上坤. 股权激励强度是否会影晌公司费用黏性[J]. 世界经济, 2016(6):168-192.
- [50] 刘行, 赵晓阳. 最低工资标准的上涨是否会加剧企业避税? [J]. 经济研究, 2019(10):121-135.
- [51] BRANDT L, VAN B J, ZHANG Y. Creative accounting or creative destruction? Firm-level productivity growth in Chinese manufacturing[J]. Journal of Development Economics, 2012, 97(2):339-351.
- [52] YU M. Processing trade, tariff reductions and firm productivity: evidence from Chinese firms[J]. The Economic Journal, 2015, 125(585):943-988.
- [53] 王海成, 许和连, 邵小快. 国有企业改制是否会提升出口产品质量[J]. 世界经济, 2019(3):94-117.
- [54] ANGRIST J D, PISCHKE J S. Mastering metrics: The path from cause to effect[M]. New Jersey: Princeton University Press,

- 2014; 178-205.
- [55] 余静文,彭红枫,李濛西. 对外直接投资与出口产品质量升级:来自中国的经验证据[J]. 世界经济,2021(1):54-80.
- [56] BECK T, LEVINE R, LEVKOV A. Big bad banks? The winners and losers from bank deregulation in the United States[J]. The Journal of Finance, 2010, 65(5):1637-1667.
- [57] 王雅琦,张文魁,洪圣杰. 出口产品质量与中间品供给[J]. 管理世界,2018(8):30-40.
- [58] 王雅琦,余森杰. 进口、产品质量和出口价格汇率传递率[J]. 经济学(季刊),2020(3):847-874.
- [59] 毛其淋,许家云. 外资进入如何影响了本土企业出口国内附加值? [J]. 经济学(季刊),2018(4):1453-1488.
- [60] 余森杰,金洋,张睿. 工业企业产能利用率衡量与生产率估算[J]. 经济研究,2018(5):56-71.
- [61] AGHION P, BLOOM N, BLUNDELL R, et al. Competition and innovation: An inverted-U relationship[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2005, 120(2):701-728.
- [62] XU B, LU J. Foreign direct investment, processing trade, and the sophistication of China's exports[J]. China Economic Review, 2009, 20(3):425-439.
- [63] 施炳展,王有鑫,李坤望. 中国出口产品品质测度及其决定因素[J]. 世界经济,2013(9):69-93.
- [64] 吕越,邓利静. 全球价值链下的中国企业“产品锁定”破局——基于产品多样性视角的经验证据[J]. 管理世界,2020(8):83-98.
- [65] KREMER M. The O-ring theory of economic development[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1993, 108(3):551-575.
- [66] KHANDELWAL A. The long and short (of) quality ladders[J]. The Review of Economic Studies, 2010, 77(4):1450-1476.
- [67] 程虹,刘三江,罗连发. 中国企业转型升级的基本状况与路径选择——基于 570 家企业 4794 名员工入企调查数据的分析[J]. 管理世界,2016(2):57-70.
- [68] 江静,刘志彪,于明超. 生产者服务业发展与制造业效率提升:基于地区和行业面板数据的经验分析[J]. 世界经济,2007(8):52-62.
- [69] PHELPS E, BOJILOV R, HOON H T, et al. Dynamism: the values that drive innovation, job satisfaction, and economic growth[M]. Harvard University Press, 2020.
- [70] SHEN J H, DENG K, TANG S. Re-evaluating the ‘smile curve’ in relation to outsourcing industrialization[J]. Emerging Markets Finance and Trade, 2021, 57(5):1247-1270.
- [71] 高翔,黄建忠,袁凯华. 价值链嵌入位置与出口国内增加值率[J]. 数量经济技术经济研究,2019(6):41-61.
- [72] BRANDT L, VAN B J, WANG L, ZHANG Y. WTO accession and performance of Chinese manufacturing firms[J]. American Economic Review, 2017, 107(9):2784-2820.
- [73] 毛其淋. 人力资本推动中国加工贸易升级了吗? [J]. 经济研究,2019(1):52-67.
- [74] 王孝松,施炳展,谢申祥,赵春明. 贸易壁垒如何影响了中国的出口边际? ——以反倾销为例的经验研究[J]. 经济研究,2014(11):58-71.
- [75] RAUCH J E. Networks versus markets in international trade[J]. Journal of International Economics, 1999, 48(1):7-35.
- [76] BRODA C, WEINSTEIN DE. Globalization and the gains from variety[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2006, 121(2):541-585.
- [77] LALL S. The technological structure and performance of developing country manufactured exports, 1985-98[J]. Oxford Development Studies, 2000, 28(3):337-369.
- [78] 张志明,杜明威,耿景珠. 中国对美加征反制关税的进口贸易效应——基于双重差分模型的检验[J]. 统计研究,2021(9):34-44.



(责任编辑 郭宝才 王 权)