

自动化的环保力量：工业机器人应用的 减排效应

李卫兵, 李铭洋

(华中科技大学 经济学院, 武汉 湖北 430074)

摘要: 智能化转型不仅是当前制造业面临的重大变革,也是世界各国产业升级的主要趋势,更是绿色生产的重要渠道之一。区别于现有文献侧重于分析工业机器人应用的经济效应,文章旨在研究工业机器人应用对企业污染物排放行为的影响。基于局部均衡模型推导出工业机器人应用对企业污染物排放量的影响及其机理,并进行实证验证。研究表明,企业应用工业机器人能够通过全要素生产率和能源利用效率两条途径实现减排效应;工业机器人应用可以促使企业提高清洁生产水平,但对其终端治理能力的提升作用有限;同时,工业机器人类型、企业劳动力密集度、行业竞争度以及污染或能耗强度也会对工业机器人应用的减排效应产生异质性影响。研究结论为推进中国制造业智能化转型以实现经济增长与环境保护协同发展提供了理论支撑和经验证据。

关键词: 工业机器人; 减排效应; 全要素生产率; 能源利用效率; 清洁生产

中图分类号: F426 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-0150(2023)06-0088-16

一、引言

随着制造业新一轮技术革命以及《中国制造2025》行动纲要的逐步推进,机器人在中国的战略地位日益凸显。国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)的统计数据显示,中国机器人使用量增长迅速,从2013年起至今中国一直是世界上最大的工业机器人市场,2020年的安装量甚至比欧美国家的总和还高58%(International Federation of Robotics, 2021)。如此大规模地应用机器人必然会改进工业生产效率与生产方式,进而成为加速构建绿色生产制造体系的重要抓手。与此同时,几十年来的快速工业化使中国成为世界上最大的制造业国,但也带来了沉重的生态环境负担。党的二十大报告指出:“加快发展方式绿色转型,深入推进环境污染防治”。《新时代的中国绿色发展》白皮书进一步明确:“大力推行绿色生产方式,加快构建绿色低碳循环发展的经济体系,从而实现经济社会发展和生态环境保护的协调统一。”那么,在中国经济转入绿色高质量发展的背景下,工业机器人应用能否降低环境污染是一个实现制造强国并推动经济高质量发展的重要议题。

现有研究集中考察了工业机器人应用对劳动力需求(Acemoglu和Restrepo, 2018a, 2018b; 余玲铮等, 2021)、生产率(李磊和徐大策, 2020; 蔡震坤和綦建红, 2021)与经济增长等方面的影响

收稿日期: 2023-05-17

基金项目: 国家社会科学一般项目“城镇化高质量发展的时空演化机制与空间路径研究”(20BJY071)。

作者简介: 李卫兵(1976—),男,湖北鄂州人,华中科技大学经济学院教授、博士生导师;

李铭洋(1997—),男,江西南昌人,华中科技大学经济学院博士生。

(杨光和侯钰, 2020); 仅有少部分研究关注企业应用工业机器人是否有助于降低其污染物排放量, 如盛丹和卜文超(2022)与聂飞等(2022)基于IFR的行业层面数据来研究工业机器人对绿色生产的影响, 并分别提出污染的终端治理以及产业链传导两个影响机理。区别于现有文献, 本文构建了一个局部均衡模型, 推导出工业机器人应用会通过提高全要素生产率与能源利用效率来降低污染物排放量, 并且参考李磊等(2021)与Fan等(2021)的研究, 利用工业机器人进口数据在企业层面检验了工业机器人的减排效应。

本文的贡献和特色体现在以下几方面: 第一, 现有研究侧重于探讨工业机器人应用的经济效应(Acemoglu和Restrepo, 2018a, 2018b, 2019, 2020; Acemoglu等, 2020; 李磊等, 2021; 杨光和侯钰, 2020), 而本文则从环境经济学的研究视角, 揭示了企业应用工业机器人有助于通过提高清洁生产水平来降低污染物排放量, 同时还发现机器人类型、企业特征与行业特征会对工业机器人的减排效应产生差异化影响。第二, 本文参考Fan等(2021)的思路构建了一个局部均衡模型, 推导出企业应用工业机器人来替代劳动力从事生产活动会产生更少的污染物, 同时还从微观企业视角验证了其中的两个影响机理, 为工业机器人应用与环境问题的相关研究提供了更严格的经济学分析框架与微观证据。第三, 本文的研究结论表明工业智能化转型不仅能加快经济增长, 还可以提高清洁生产水平并降低污染物排放量, 因而工业智能化转型对于中国构建绿色发展体系具有重要意义。

二、理论分析与模型构建

(一) 理论分析

企业应用工业机器人可以通过提高全要素生产率和能源利用效率来减少污染排放。一方面, 工业机器人能够通过以下几个途径提高企业全要素生产率: 首先, 智能制造是制造业发展的科技前沿, 而工业机器人则是智能制造的核心技术, 代表着一种专有投资的技术进步。企业通过应用工业机器人可以获得更强的生产能力, 有效整合生产流程, 从而提高全要素生产率(李磊和徐大策, 2020; 杨光和侯钰, 2020; 蔡震坤和綦建红, 2021)。其次, 智能化发展能够带来技术溢出效应。企业在应用工业机器人时干中学, 通过模仿工业机器人中的先进技术能带动其他生产技术升级, 进而提高创新能力与全要素生产率(李丫丫和潘安, 2017; 诸竹君等, 2022)。最后, 工业机器人会产生就业极化效应, 提高对高水平劳动力的需求, 倒逼企业主动优化人力资本(王永钦和董雯, 2020), 这有助于企业提高生产效率。此外, 大量研究表明由外商直接投资、贸易自由化或产业聚集所带来的全要素生产率的提升能显著降低企业污染物排放量(陈登科, 2020; 盛斌和吕越, 2012; 苏丹妮和盛斌, 2021a, 2021b)。因此, 企业应用工业机器人可以通过多种渠道提高其全要素生产率, 从而降低污染物排放量。

另一方面, 企业应用工业机器人还有助于改进生产流程, 在加快产业升级转型的同时改善能源结构, 降低单位产出的能耗水平, 实现从化石能源向清洁能源的转变(Huang等, 2022; 张万里和宣畅, 2022)。Zhang等(2022)的研究也证实, 机器人替代劳动力不仅可以改善企业能源效率, 还能提高企业绿色生产率和市场认可度。Wang等(2022)基于多国数据的研究同样指出, 机器人与劳动力之间的技术互补与替代效应能够显著提高制造业的能源利用效率, 并且对不可再生能源的影响更为明显。能源消耗是污染排放的重要来源之一, 通过提高能源利用效率将有效改善企业清洁生产水平, 进而降低污染排放水平(步晓宁和赵丽华, 2022; 韩超等, 2020)。因此, 本文认为企业应用工业机器人能够改进生产流程, 提高能源利用效率, 从而降低污染排放水平。

(二) 模型构建

本文进一步构建一个局部均衡模型来分析企业应用工业机器人对污染物排放量的影响。假定经济体中有两个部门: 消费者提供同质化生产要素; 处于垄断竞争市场环境中的企业提供差异化产品 (Fan等, 2021), 并且在应用工业机器人时承担安装机器人的固定成本 (Acemoglu和Restrepo, 2020; Huang等, 2022)。

1. 偏好与需求。假定代表性消费者对差异化产品的偏好由不变替代弹性 (CES) 效用函数表示:

$$U = \left[\int_{i \in \Omega} q_i^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} di \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (1)$$

其中, i 表示差异化产品的种类, Ω 表示差异化产品集, q_i 表示消费者对差异化产品 i 的需求, σ ($0 < \sigma < 1$) 表示差异化产品之间的替代弹性。由效用最大化原则, 可推导出消费者对差异化产品 i 的需求函数为:

$$q_i = \frac{p_i^{-\sigma}}{P^{1-\sigma}} I \quad (2)$$

其中, p_i 表示差异化产品 i 的价格, I 表示消费者收入。不失一般性, 假设消费者将全部收入用于购买产品。从式 (2) 可以看出当价格下降或收入上升时, 消费者对产品的需求均会上升。进一步地, 差异化产品的总价格指数可以表示为:

$$P = \left[\int_{i \in \Omega} p_i^{1-\sigma} di \right]^{\frac{1}{1-\sigma}} \quad (3)$$

2. 生产。陈志远等 (2022) 在构建企业生产函数时, 将污染物视为企业生产过程中的一种投入要素, 而 Fan等 (2021) 与 Huang等 (2022) 则将机器人与劳动力同时纳入生产函数, 并将二者视为完全替代品。参考上述文献, 本文构建柯布-道格拉斯形式的生产函数, 并假定典型企业在生产中投入污染物、能源以及劳动力或工业机器人:

$$y_i = \phi_i E_i^\alpha (mS_i)^\beta (L_i + nR_i)^\gamma \quad (4)$$

其中, y_i 表示企业产出, ϕ_i 表示企业生产率, E_i 表示污染物投入, S_i 表示能源投入, L_i 表示劳动力投入, R_i 表示工业机器人投入。 α 、 β 和 γ ($0 < \alpha, \beta, \gamma < 1$ 且 $\alpha + \beta + \gamma = 1$) 分别表示污染物、清洁能源、劳动力或工业机器人占产出的份额。 n ($n > 1$) 与 m ($m > 1$) 分别表示工业机器人应用对企业全要素生产率与能源利用效率的提升作用。基于上述分析, 企业应用劳动力或工业机器人时的产出函数 (y_{li} 或 y_{ri}) 可表示为:

$$y_{li} = \phi_i E_i^\alpha S_i^\beta L_i^\gamma \quad (5a)$$

$$y_{ri} = \phi_i E_i^\alpha (mS_i)^\beta (nR_i)^\gamma \quad (5b)$$

3. 成本、价格与利润。为了简化模型, 进一步假定污染物价格 (p_e)、能源价格 (p_s)、劳动力价格 (p_l) 和工业机器人价格 (p_r) 均为外生变量。根据企业的成本最小化条件, 由式 (5a) 和式 (5b) 可推导出企业成本函数为:

$$C_{li} = y_{li} \phi_i^{-1} \alpha^{-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^\alpha p_s^\beta p_l^\gamma + f \quad (6a)$$

$$C_{ri} = y_{ri} \phi_i^{-1} m^{-\beta} n^{-\gamma} \alpha^{-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^\alpha p_s^\beta p_r^\gamma + f + f_r \quad (6b)$$

其中, f 表示企业生产过程中的固定成本, f_r 表示企业购买工业机器人的固定成本 (Fan等, 2021)。在消费者 CES 需求偏好与垄断竞争产品市场的设定下, 企业根据边际成本加成定价法 (加成率保持不变) 对产品进行定价。本文将投入劳动力或工业机器人时的产品价格 (p_{li} 或 p_{ri}) 分别设定为:

$$p_{li} = \frac{\sigma}{\sigma-1} \phi_i^{-1} \alpha^{1-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^{\alpha-1} p_s^\beta p_l^\gamma \quad (7a)$$

$$p_{ri} = \frac{\sigma}{\sigma-1} \phi_i^{-1} m^{-\beta} n^{-\gamma} \alpha^{1-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^{\alpha-1} p_s^\beta p_r^\gamma \quad (7b)$$

结合需求函数式(2),可以得出企业投入劳动力或工业机器人时的利润(π_{li} 或 π_{ri})分别为:

$$\pi_{li} = \left(\frac{\sigma}{\sigma-1} \phi_i^{-1} \alpha^{1-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^{\alpha-1} p_s^\beta p_l^\gamma \right)^{1-\sigma} P^{\sigma-1} I - f \quad (8a)$$

$$\pi_{ri} = \left(\frac{\sigma}{\sigma-1} \phi_i^{-1} m^{-\beta} n^{-\gamma} \alpha^{1-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^{\alpha-1} p_s^\beta p_r^\gamma \right)^{1-\sigma} P^{\sigma-1} I - f - f_r \quad (8b)$$

式(8a)与式(8b)表明,工业机器人价格(p_r)越低,则企业使用工业机器人的利润也越高。如果购买工业机器人的固定成本(f_r)较高,综合实力较差的企业将无法承担相应的费用,此时应用工业机器人反而会降低利润水平。只有综合实力较强的企业才能支付购买工业机器人的固定成本,并从中获取更大的收益,这也与现实情况基本一致。

4. 减排效应。本文最关注的是企业应用工业机器人能否减少污染物排放量。基于式(6a)与式(6b)的成本函数可推导出企业投入劳动力或工业机器人时对污染物的引致需求(E_{li} 或 E_{ri})分别为:

$$E_{li} = y_{li} \phi_i^{-1} \alpha^{1-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^{\alpha-1} p_s^\beta p_l^\gamma \quad (9a)$$

$$E_{ri} = y_{ri} \phi_i^{-1} m^{-\beta} n^{-\gamma} \alpha^{1-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^{\alpha-1} p_s^\beta p_r^\gamma \quad (9b)$$

假定企业投入劳动力或工业机器人时的产出水平相同(即 $y_{li} = y_{ri}$),将式(9a)除以式(9b)可以得出这两种情况下污染物排放量的比值为:

$$\frac{E_{li}}{E_{ri}} = m^\beta n^\gamma p_l^\gamma p_r^{-\gamma} \quad (10)$$

需要注意的是,只有当 $p_r^\gamma < m^\beta n^\gamma p_l^\gamma$,即投入工业机器人的边际成本低于投入劳动力的边际成本时,企业才会应用工业机器人,^①由此可以得出 $\frac{E_{li}}{E_{ri}} > 1$,表明产出相同时企业应用工业机器人将排放更少的污染物。因此,本文提出假说1来描述该结论。

假说1:企业应用工业机器人有助于降低其污染物排放量。

5. 影响机理。本文在式(4)与式(5b)中引入 m 和 n 来描述工业机器人应用对企业能源利用效率和全要素生产率的提升作用,因而将当应用工业机器人时企业对污染物的引致需求即式(9b)分别对 m 和 n 求偏导数,可以进一步验证工业机器人应用发挥减排效应的潜在机理,所求出的两个偏导数分别为:

$$\frac{\partial E_{ri}}{\partial m} = -\beta y_{ri} \phi_i^{-1} m^{-\beta-1} n^{-\gamma} \alpha^{1-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^{\alpha-1} p_s^\beta p_r^\gamma \quad (11)$$

$$\frac{\partial E_{ri}}{\partial n} = -\gamma y_{ri} \phi_i^{-1} m^{-\beta} n^{-\gamma-1} \alpha^{1-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^{\alpha-1} p_s^\beta p_r^\gamma \quad (12)$$

容易看出,式(11)中各变量均大于0,因此污染物对 m 的偏导数 $\frac{\partial E_{ri}}{\partial m}$ 小于0,表明随着工业机器人应用对企业能源利用效率的提升,企业的污染物排放量会减少。类似地,式(12)中各变量同样大于0,因此污染物对 n 的偏导数 $\frac{\partial E_{ri}}{\partial n}$ 也小于0,这意味着随着工业机器人应用对企业全要素生产率的提升,企业也会降低污染物排放量。据此,本文提出假说2与假说3来描述该结论。

假说2:工业机器人应用会通过提高企业全要素生产率发挥减排效应。

假说3:工业机器人应用会通过提高企业能源利用效率发挥减排效应。

^①由式(6a)可以得出边际成本函数 $MC_{li} = \phi_i^{-1} \alpha^{-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^\alpha p_s^\beta p_l^\gamma$ 。同理,由式(6b)可得出 $MC_{ri} = \phi_i^{-1} m^{-\beta} n^{-\gamma} \alpha^{-\alpha} \beta^{-\beta} \gamma^{-\gamma} p_e^\alpha p_s^\beta p_r^\gamma$,由 $MC_{ri} < MC_{li}$ 可得出 $p_r^\gamma < m^\beta n^\gamma p_l^\gamma$ 。

三、数据、模型与变量

(一) 数据来源与处理说明

本文所用的企业财务数据来源于《中国工业企业数据库》，污染数据来源于《工业企业污染排放数据库》。由于IFR提供的机器人安装数据并未涉及企业层面，且2013年以前中国超过70%的工业机器人需求依赖于外国进口(IFR, 2014)，本文参考李磊等(2021)、Fan等(2021)和Huang等(2022)等学者的研究设计，采用《中国海关数据库》中统计的工业机器人进口数据来衡量企业工业机器人应用情况。《中国工业企业数据库》涵盖了全部国有企业及“规模以上”非国有企业数据^①，但存在样本统计混乱和指标衡量不连续等问题。因此，本文借鉴Brandt等(2012)、李卫兵和张凯霞(2019)的思路来清洗数据并构建面板数据。此外，本文参考田巍和余淼杰(2014)的思路匹配《中国工业企业数据库》《中国海关数据库》，并参考苏丹妮和盛斌(2021a, 2021b)的思路匹配《中国工业企业数据库》《工业企业污染排放数据库》。在剔除没有污染排放信息的样本后，最终得到2000—2014年共326 742个观测值的研究样本。

(二) 模型设定

为了检验企业应用工业机器人对其污染物排放量的影响，本文设定如下模型：

$$Pollution_{ijk} = \beta_0 + \beta_1 Robot_{ijkt} + \beta Control + \mu_t + \delta_j + \nu_k + \gamma_i + \varepsilon_{ijkt} \quad (13)$$

其中，下标*i*表示企业，*j*表示企业所处的行业，*t*表示年份，*k*表示企业所处的地级市。被解释变量为企业污染物排放量(*Pollution_{ijk}*)，核心解释变量为工业机器人应用(*Robot_{ijkt}*)。控制变量(*Control*)表示一系列可能影响企业污染物排放量的企业特征变量的集合。 μ_t 、 δ_j 、 ν_k 和 γ_i 分别表示年份固定效应、行业固定效应、地区固定效应与个体固定效应， ε_{ijkt} 表示聚类到企业层面的稳健标准误。

(三) 变量选取

1. 污染物排放量。在所有类型的污染物中，大气污染的全球效应最为明显(盛斌和吕越, 2012)。本文采用二氧化硫(*SO₂*)与烟尘(*Smoke*)这两种主要大气污染物的排放量来衡量企业污染排放水平。囿于相关数据库的统计年限，本文以*SO₂*排放量为被解释变量的样本期设定为2000—2014年，而以*Smoke*排放量为被解释变量的样本期设定为2000—2013年。

2. 工业机器人应用。本文参考李磊等(2021)、Acemoglu等(2020)、Fan等(2021)和Huang等(2022)的研究，将企业进口商品中HS8位编码为84 795 010(多功能工业机器人)、84 795 090(多功能工业机器人除外的其他工业机器人)和84 864 031(IC工厂专用的自动搬运机器人)这三类商品定义为工业机器人，并依照进口数量和进口金额(按当年汇率转化为人民币计价)构建出工业机器人应用数量(*Robot_quantity*)与工业机器人应用金额(*Robot_value*)两个指标，以衡量企业应用工业机器人的情况。

3. 控制变量。本文选用企业特征变量作为控制变量，包括企业规模(*Size*)、资本密集度(*Capital*)、企业年龄(*Age*)、利润率(*Return*)、资产负债率(*Debt*)、员工人数(*Labor*)、是否为出口企业(*Export*)、是否为进口企业(*Import*)、国有企业(*SOE*)与外资企业(*FOE*)等变量。相关变量的具体定义如表1所示。

(四) 描述性统计

核心变量的描述性统计结果见表2。*SO₂*的均值为8.7024，而*Smoke*的均值为7.7740，这意味着样本企业在生产过程中平均排放6017.34千克的二氧化硫和2377.96千克的烟尘。受数据质量

^①“规模以上”指主营业务收入在500万元以上，这一标准在2011年调整为2000万元以上。

的影响,同一观测值并不一定同时统计了二氧化硫与烟尘的排放量,因而本文仅剔除了两类污染物排放量同时缺失的样本,以尽可能保留样本,这导致被解释变量与控制变量的观测值不完全相同。工业机器人应用数量的最大值为6.2577,而应用金额的最大值为18.9679,表明有的企业一年最多进口522台工业机器人,最多花费1.7284亿元用于进口工业机器人。同时本文还进行了VIF检验,结果均小于10,基本可以认为不存在严重的多重共线性问题,受限于篇幅,该结果留存备索。

表1 变量定义

变量名称	变量符号	变量定义
二氧化硫	SO_2	二氧化硫排放量(单位:千克),取对数
烟尘	$Smoke$	烟尘排放量(单位:千克),取对数
机器人数量	$Robot_quantity$	工业机器人进口数量(单位:台)加1,取对数
机器人金额	$Robot_value$	工业机器人进口金额(单位:元)加1,取对数
企业规模	$Size$	价格平减后的企业总资产(单位:元),取对数
资本密集度	$Capital$	价格平减后的企业固定资产除以工作人员数量(单位:元/人),取对数
公司年龄	Age	企业成立年数(单位:年),取对数
利润率	$Return$	价格平减后的利润总额除以价格平减后的主营业务收入
资产负债率	$Debt$	价格平减后的负债合计除以价格平减后的资产总计
员工人数	$Labor$	工作人员数量(单位:人),取对数
出口企业	$Export$	当年度出口值大于0时取值为1,否则为0
进口企业	$Import$	当年度进口值大于0时取值为1,否则为0
国有企业	SOE	企业为国有企业时取值为1,否则为0
外资企业	FOE	企业为外资企业时取值为1,否则为0

表2 核心变量的描述性统计结果

	观测值	均值	标准差	最小值	中位数	最大值
SO_2	287 956	8.7024	3.6506	0	9.5751	15.2657
$Smoke$	268 499	7.7740	3.6370	0	8.5673	14.7466
$Robot_quantity$	296 956	0.0041	0.1068	0	0	6.2577
$Robot_value$	296 956	0.0288	0.6454	0	0	18.9679
$Size$	296 956	17.9693	1.5954	13.5304	17.8309	24.8877
$Capital$	296 956	11.1213	1.2946	0.7856	11.1167	19.6460
Age	296 956	2.3588	0.7516	0	2.3026	7.6069
$Return$	296 956	0.0629	0.0667	0.0010	0.0429	0.9824
$Debt$	296 956	0.5475	0.2627	0.0001	0.5590	20.6665
$Labor$	296 956	5.6916	1.1240	0	5.6699	12.0190
$Export$	296 956	0.2712	0.4446	0	0	1
$Import$	296 956	0.2683	0.4431	0	0	1
SOE	296 956	0.1164	0.3207	0	0	1
FOE	296 956	0.1003	0.3004	0	0	1

四、基准回归结果

(一)基准回归结果

表3汇报了2000—2014年间中国工业企业应用工业机器人对其污染物排放量的影响。其中,

列(1)、(3)与列(2)、(4)分别估计工业机器人应用对二氧化硫与烟尘排放量的影响。从前两列可以看出,工业机器人应用数量每上升1%, SO_2 排放量下降0.2327%,而Smoke排放量下降0.2937%,且这两个估计系数均在1%的统计水平上显著。类似地,后两列结果表明工业机器人应用金额每上升1%, SO_2 排放量下降0.0429%,而Smoke排放量下降0.0365%。表3的回归结果一致,表明无论用哪种方式衡量工业机器人应用水平,工业机器人应用均可以显著降低企业污染物排放量。此外,工业机器人应用对污染物排放量的负向影响不仅统计意义显著,也具有较高的经济意义。具体来说,工业机器人应用数量(或应用金额)每上升一个标准差, SO_2 排放量下降2.43%(或2.70%)个标准差,而Smoke排放量下降2.92%(或2.25%)个标准差。

表3 机器人与污染物排放量

	(1)	(2)	(3)	(4)
	SO_2	Smoke	SO_2	Smoke
<i>Robot_quantity</i>	-0.2327*** (0.0897)	-0.2937*** (0.0992)		
<i>Robot_value</i>			-0.0429*** (0.0154)	-0.0365** (0.0159)
<i>Size</i>	0.1471*** (0.0162)	0.0874*** (0.0189)	0.1471*** (0.0162)	0.0874*** (0.0189)
<i>Capital</i>	0.0159 (0.0105)	-0.0105 (0.0118)	0.0160 (0.0105)	-0.0104 (0.0118)
<i>Age</i>	0.0964*** (0.0151)	0.0738*** (0.0172)	0.0963*** (0.0151)	0.0738*** (0.0172)
<i>Return</i>	-0.2221** (0.0986)	-0.4629*** (0.1129)	-0.2221** (0.0986)	-0.4639*** (0.1129)
<i>Debt</i>	0.0052 (0.0289)	-0.0426 (0.0358)	0.0050 (0.0289)	-0.0429 (0.0358)
<i>Labor</i>	0.1869*** (0.0164)	0.0847*** (0.0182)	0.1869*** (0.0164)	0.0846*** (0.0182)
<i>Export</i>	0.0242 (0.0428)	0.0367 (0.0441)	0.0245 (0.0428)	0.0368 (0.0441)
<i>Import</i>	-0.0242 (0.0434)	-0.0540 (0.0447)	-0.0239 (0.0434)	-0.0541 (0.0447)
<i>SOE</i>	-0.0092 (0.0421)	0.1753*** (0.0477)	-0.0094 (0.0422)	0.1752*** (0.0477)
<i>FOE</i>	0.0904** (0.0398)	0.2516*** (0.0433)	0.0901** (0.0398)	0.2522*** (0.0433)
<i>Constant</i>	4.6090*** (0.2467)	5.6946*** (0.2963)	4.6084*** (0.2467)	5.6942*** (0.2963)
Adjust Within R ²	0.0050	0.0021	0.0050	0.0021
Number	286 726	264 613	286 726	264 613

注:各列回归均控制了年份、行业、城市和企业固定效应。括号内为聚类到企业层面的稳健标准误。*、**、***分别代表10%、5%、1%的显著性水平。下同。

(二) 内生性问题的处理

1. 样本的自选择问题。工业机器人应用的减排效应可能受特定类型企业选择性行为的影响,例如经营绩效越好的企业越有可能应用工业机器人,同时也更有能力履行社会责任和减少污染排放。本文分别采用倾向得分匹配(PSM)法、熵平衡匹配(EB)法并结合双重差分(DID)法来进行检验。首先,本文采用PSM法将进口工业机器人的样本进行1:3最近邻匹配,并将匹配后的样本重新进行回归。从表4中Panel A的回归结果可以看出,核心解释变量的估计系数至少在5%的统计水平上显著为负,证实工业机器人应用的减排效应在小样本下依然显著。其次,本文参考Hainmueller(2012)与King和Nielsen(2019)的方法,采用EB法对样本赋权以实现变量分布的二阶矩平衡。^①表4中Panel B汇报了基于EB法处理后的回归结果,显然工业机器人应用对企业污染物排放量的影响依然显著为负。最后,本文参考李磊等(2021)的思路进行DID检验,将应用工业机器人的企业纳入实验组,并采用1:1最近邻匹配筛选没有应用工业机器人的企业纳入对照组。随后,依照匹配后的样本构建双重差分统计量($Adoption_{it}$)。其中,对于首次应用工业

^①受限于样本特征,本文无法通过EB法实现变量分布的三阶矩平衡。

机器人当年及随后年份的样本,该变量取值为1;对于之前年份的样本及没有应用工业机器人的样本,该变量取值为0。最后,将 $Adoption$ 代入式(13)中替换核心解释变量后进行回归。表4中Panel C的回归结果表明, $Adoption$ 的估计系数均在5%的统计水平上显著为负^①。综合来看,样本自选择问题并未干扰本文的核心结论。

表4 自选择问题的处理:PSM法、EB法与DID法

	(1)	(2)	(3)	(4)
	SO_2	$Smoke$	SO_2	$Smoke$
Panel A: PSM法				
$Robot_quantity$	-0.2459*** (0.0895)	-0.2987*** (0.0996)		
$Robot_value$			-0.0451*** (0.0159)	-0.0374** (0.0164)
Adjust Within R^2	0.0153	0.0116	0.0174	0.00875
Number	3 996	3 488	3 996	3 488
Panel B: EB法				
$Robot_quantity$	-0.2483*** (0.0874)	-0.2907***		
$Robot_value$			-0.0456*** (0.0154)	-0.0357** (0.0159)
Adjust Within R^2	0.0175	0.0171	0.0195	0.0144
Number	286 723	264 612	286 723	264 612
Panel C: PSM-DID法				
$Adoption$	-0.6384** (0.2814)	-0.5945** (0.2924)		
Adjust Within R^2	0.0225	0.0186		
Number	2 303	2 047		

注:篇幅所限,此处未报告控制变量回归系数,下同。

2. 遗漏变量和反向因果问题。由于工业企业数据库本身的质量问题,有效衡量企业特征的指标较为有限,因此基准回归可能存在遗漏变量问题。此外,工业机器人应用的减排效应还可能受反向因果的干扰,例如清洁生产企业的污染治理成本较低,而节约的资金可以用于进口工业机器人。为了解决这些问题,本文参考孙早和侯玉琳(2019)、王林辉等(2022)、Lewbel(2012)的处理方式,将回归残差与不包括虚拟变量的去中心化的控制变量相乘,作为工业机器人应用的工具变量,并进行两阶段最小二乘法估计(2SLS)。表5中Panel A的第二阶段回归结果显示,各解释变量的估计系数至少在5%的统计水平上显著为负,表明在控制内生性问题后,工业机器人应用对二氧化硫与烟尘排放量依旧存在显著的负向影响。Panel B的第一阶段回归结果显示,Wald F统计量均大于临界值,表明不存在弱工具变量问题;Hansen J统计量均不显著,说明工具变量都是外生的。IV检验结果证实,因遗漏变量或者反向因果关系而导致的内生性问题对核心结论也不存在显著影响。

(三)其他稳健性检验

本文还进行了如下稳健性检验,检验结果均与基准回归结果一致:^②第一,由于只有参与进出口业务的企业才会被纳入《中国海关数据库》,因而剔除未能与《中国海关数据库》匹配上的工业企业样本。第二,由于《中国工业企业数据库》在不同年份的统计过程存在一定差异,为避免数据质量下降影响回归结果,将样本期限设定在2000—2007年。第三,参考Fan等(2021)的思路,剔除电气、电子、橡胶和塑料制品制造业这四个行业,从而排除国产工业机器人的影响。第

①篇幅所限,此处未报告平行趋势检验结果。

②限于篇幅,未在文中汇报稳健性检验结果,如有需要可向作者索取。

四,剔除原国家环境保护局2002年提出的“排污交易政策示范工作”^①中的地区进行回归,并将样本限定在《酸雨控制区和二氧化硫污染控制区划分方案》中的地区再次进行回归,从而排除其他环境规制的影响。第五,增加年份和行业以及年份和城市的高维固定效应。

表5 遗漏变量与反向因果问题的处理:IV法

	(1)	(2)	(3)	(4)
Panel A: 第二阶段回归结果				
	<i>SO₂</i>	<i>Smoke</i>	<i>SO₂</i>	<i>Smoke</i>
$\widehat{Robot_quantity}$	-0.2989*** (0.1020)	-0.3404*** (0.1251)		
$\widehat{Robot_value}$			-0.0627*** (0.0191)	-0.0471** (0.0203)
Number	286 726	264 613	286 726	264 613
Panel B: 第一阶段回归结果				
	<i>Robot_quantity</i>	<i>Robot_quantity</i>	<i>Robot_value</i>	<i>Robot_value</i>
<i>Size</i> × Residual	0.1535*** (0.0427)	0.1828*** (0.0385)	0.1405*** (0.0450)	0.1430*** (0.0463)
<i>Capital</i> × Residual	0.0455 (0.0337)	0.0349 (0.0318)	0.0893** (0.0415)	0.0942** (0.0440)
<i>Age</i> × Residual	-0.1048** (0.0408)	-0.1256*** (0.0465)	-0.0457 (0.0367)	-0.0588 (0.0409)
<i>Return</i> × Residual	0.5857 (0.3570)	0.0730 (0.4194)	0.6109** (0.2546)	0.5271 (0.3299)
<i>Debt</i> × Residual	-0.9910*** (0.1950)	-1.0963*** (0.2330)	-0.9546*** (0.1301)	-0.9750*** (0.1460)
<i>Labor</i> × Residual	0.1176** (0.0513)	0.0793* (0.0466)	0.1417*** (0.0491)	0.1306*** (0.0505)
Wald F statistic	334.180	275.304	479.041	378.941
Hansen J statistic	3.310	7.651	5.363	8.603
Hansen J P-value	0.6524	0.1765	0.3732	0.1260
Number	286 726	264 613	286 726	264 613

五、机制分析

(一) 全要素生产率

工业机器人代表一种专有投资的技术进步。企业应用工业机器人可以优化生产流程,获得更高水平的生产技术与更强的生产能力,并提高全要素生产率(李磊和徐大策, 2020; 杨光和侯钰, 2020; 诸竹君等, 2022),从而降低污染物排放量(陈登科, 2020; 盛斌和吕越, 2012)。为了对此机制进行验证,本文参考李卫兵和张凯霞(2019)的思路,依照会计准则对变量缺失值进行补充和替换,并分别采用OP法与LP法计算全要素生产率(即 TFP_{OP} 和 TFP_{LP})。在计算TFP时,参考鲁晓东和连玉君(2012)的方法,将基期生产者价格指数平减后的工业增加值作为产出指标,并利用 $I_t = K_t - K_{t-1} + D_t$ 测算资本投入。其中, I_t 是 t 期投资, K_t 为 t 期资本存量, D_t 是 t 期固定资产折旧。同时,采用从业人数来衡量劳动投入,用中间产品投入作为未观测到的生产率冲击的代理变量。

然后,本文将计算出来的TFP作为被解释变量代入式(13)中进行回归,相应的结果见表6。前两列的回归结果显示,工业机器人应用数量的估计系数均在1%的统计水平上显著为正,表明工业机器人应用数量对全要素生产率有显著的正向影响。而后两列的回归结果显示,即便将解释变量替换为应用金额,工业机器人依然对全要素生产率有显著的正向影响。表6的结果一致表明,当使用更多的工业机器人时,企业可以优化生产流程,提高全要素生产率,从而降低

^①2002年国家环境保护总局办公厅印发《关于开展“推动中国二氧化硫排放总量控制及排污交易政策实施的研究项目”示范工作的通知》。

污染物排放量。

表6 工业机器人应用对企业TFP的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)
	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>	<i>TFP_LP</i>	<i>TFP_OP</i>
<i>Robot_quantity</i>	0.0511** (0.0210)	0.0884*** (0.0248)		
<i>Robot_value</i>			0.0119*** (0.0029)	0.0159*** (0.0032)
Adjust Within R ²	0.0964	0.1902	0.0965	0.1902
Number	296 537	296 537	296 537	296 537

(二) 能源利用效率

企业在应用工业机器人优化生产流程的同时,也会加快自身生产工艺的升级转型,提高能源利用效率(张万里和宣旸, 2022; Huang等, 2022),这也是企业提高清洁生产水平来降低污染物排放量的重要渠道之一(韩超等, 2020; 步晓宁和赵丽华, 2022)。为了验证这一机制,本文参考陈钊和陈乔伊(2019)的处理方式,以单位产值的能源消费量作为能源利用效率的衡量指标,分别将企业的燃料煤消费量(吨)、天然气消费量(万立方米)以及燃料油消费量(吨)除以工业增加值后乘以100调整量纲,得到燃料煤利用效率(*Coal*)、天然气利用效率(*Gas*)与燃料油利用效率(*Oil*)等指标。然后,将上述指标作为被解释变量依次代入式(13)中进行回归,结果见表7。

表7前三列中核心解释变量为工业机器人应用数量,而后三列中核心解释变量为工业机器人应用金额。列(1)的回归结果显示,工业机器人应用数量的估计系数显著为负,表明工业机器人应用数量对每单位工业增加值的燃料煤消费量存在显著的负向影响。列(2)与列(3)以天然气利用率与燃料油利用率作为被解释变量的估计结果再次证实,工业机器人应用数量对能源消费量存在负向影响。后三列的回归结果与前三列基本一致。综合来看,表7的回归结果一致证实工业机器人应用可以有效提高企业能源利用效率,进而降低其污染排放水平。

表7 工业机器人应用对企业能源利用效率的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>Coal</i>	<i>Gas</i>	<i>Oil</i>	<i>Coal</i>	<i>Gas</i>	<i>Oil</i>
<i>Robot_quantity</i>	-0.7848*** (0.3009)	-0.0155** (0.0062)	-0.1615*** (0.0548)			
<i>Robot_value</i>				-0.1363*** (0.0487)	-0.0039*** (0.0014)	-0.0327*** (0.0095)
Adjust Within R ²	0.0041	0.0001	0.0012	0.0041	0.0003	0.0013
Number	169 871	100 597	120 469	169 871	100 597	120 469

六、进一步研究

(一) 工业机器人应用究竟能促进企业进行清洁生产还是终端治理?

在实际生产过程中,企业的污染物排放量是由产生量与去除量决定的^①。如果企业采用更清洁的生产方式,就必然会降低污染物产生量;反之,如果生产方式不够环保,企业就需要通过终端治理来提高污染物去除量。前文的理论分析指出,工业机器人应用能够促使企业改进生

①三者存在以下关联:污染物产生量-污染物去除量=污染物排放量。

产工序、优化生产流程,同时提高能源利用效率,这将有效降低企业产生的污染物,但是对企业使用污染处理设备的决策没有直接影响。因此,本文预期企业应用工业机器人能够直接提高其清洁生产水平,但不会提高其终端治理能力。一方面,本文参考陈登科(2020)的思路,选用二氧化硫产生量(千克)和烟尘产生量(千克)来衡量企业的清洁生产水平,分别加1取对数后得到二氧化硫产生量($SO_2_produce$)和烟尘产生量($Smoke_produce$)指标,并作为被解释变量代入式(13)中进行回归。回归结果汇报在表8的列(1)与列(2),其中Panel A与Panel B的解释变量分别为工业机器人应用数量与应用金额。从中可以看出,核心解释变量的估计系数均显著为负,证实工业机器人能显著提升企业的清洁生产水平。另一方面,本文选用二氧化硫去除量(千克)、烟尘去除量(千克)、废水治理设施、废气治理设施和脱硫设施来衡量企业终端治理能力,分别加1取对数后得到二氧化硫去除量(SO_2_remove)、烟尘去除量($Smoke_remove$)、废水治理能力($Wastewater$)、废气治理能力($Wastegas$)和脱硫治理能力($Desulfur$)等指标,并作为被解释变量代入式(13)中进行回归。表8的列(3)–(7)的回归结果显示,工业机器人应用的估计系数均不显著,因此本文有理由相信工业机器人应用对企业的污染终端治理能力并没有显著正向影响。

表 8 工业机器人应用对企业清洁生产与污染终端治理能力的影响

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
	$SO_2_produce$	$Smoke_produce$	SO_2_remove	$Smoke_remove$	$Wastewater$	$Wastegas$	$Desulfur$
Panel A: $Robot_quantity$ 为核心解释变量							
$Robot_quantity$	-0.4666** (0.2131)	-0.9211*** (0.2932)	0.1258 (0.1174)	-0.0725 (0.0909)	0.0029 (0.0074)	-0.0086 (0.0337)	0.0182 (0.0118)
Adjust Within R^2	0.0019	0.0036	0.0031	0.0021	0.0042	0.0073	0.0019
Number	93 256	78 353	132 561	158 044	229 501	167 370	114 276
Panel B: $Robot_value$ 为核心解释变量							
$Robot_value$	-0.0846*** (0.0320)	-0.1569*** (0.0443)	0.0139 (0.0120)	-0.0159 (0.0132)	0.0011 (0.0012)	-0.0008 (0.0040)	0.0015 (0.0016)
Adjust Within R^2	0.0023	0.0043	0.0031	0.0021	0.0042	0.0073	0.0019
Number	93 256	78 353	132 561	158 044	229 501	167 370	114 276

(二) 不同类型工业机器人应用的减排效应

本文认定的工业机器人包括三类进口商品,不同类型的机器人在生产中承担不同任务,发挥的作用也不尽相同。例如,自动搬运机器人不直接参与生产活动,仅作为人力与传统机械运输的替代品,因而不会直接影响全要素生产率与能源利用效率。为了检验工业机器人类型对污染减排的异质性影响,本文分别统计了企业每年进口的各类工业机器人应用数量与应用金额,加1取对数后依次构建出三类工业机器人的应用数量与应用金额,并作为解释变量代入式(13)中进行回归。从表9中Panel A的回归结果可以看出,多功能工业机器人应用对污染物排放量具有负向影响,但并不显著;Panel B的回归结果表明,其他工业机器人应用会显著降低污染物排放量;Panel C的回归结果显示,企业应用自动搬运机器人甚至会提高烟尘排放量。综合来看,其他工业机器人应用能够产生显著的减排效应,但搬运机器人应用未产生减排效应。

(三) 劳动密集度与工业机器人应用的减排效应

工业机器人对人力劳动存在显著的替代作用(Acemoglu和Restrepo, 2018a, 2018b, 2019)。Fan等(2021)进一步发现在劳动密集型行业中,工业机器人对劳动力的替代作用更大。因此,在

表9 工业机器人应用企业的污染终端治理能力的影

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>SO</i> ₂	<i>Smoke</i>	<i>SO</i> ₂	<i>Smoke</i>	<i>SO</i> ₂	<i>Smoke</i>	<i>SO</i> ₂	<i>Smoke</i>
<i>Robot_quantity</i>	-0.1873* (0.0960)	-0.2324** (0.1071)			-0.0713 (0.1009)	-0.2450** (0.1192)		
<i>Robot_value</i>			-0.0346** (0.0166)	-0.0283* (0.0171)			-0.0098 (0.0180)	-0.0239 (0.0185)
<i>Intensity</i>	0.0339** (0.0168)	0.0181 (0.0191)	0.0339** (0.0168)	0.0183 (0.0191)				
<i>Compete</i>					-0.0854*** (0.0227)	0.1064*** (0.0271)	-0.0843*** (0.0227)	0.1074*** (0.0271)
<i>Robot_quantity</i> × <i>Intensity</i>	-0.5214** (0.2258)	-0.6027*** (0.1909)						
<i>Robot_value</i> × <i>Intensity</i>			-0.0967*** (0.0375)	-0.1036*** (0.0325)				
<i>Robot_quantity</i> × <i>Compete</i>					-0.4737*** (0.1409)	-0.1332 (0.1628)		
<i>Robot_value</i> × <i>Compete</i>							-0.0854*** (0.0249)	-0.0321 (0.0282)
Adjust Within R ²	0.0050	0.0022	0.0051	0.0021	0.0052	0.0022	0.0053	0.0022
Number	286 726	264 613	286 726	264 613	286 726	264 613	286 726	264 613

劳动密集度更高的企业中,工业机器人应用对企业生产方式与全要素生产率的改善作用更强,会产生更大的减排效应。为了验证这一猜测,本文构建劳动密集度(*Intensity*)指标,即当企业的人均固定资产低于样本中位数时取值为1,否则取值为0,并将它本身及其与工业机器人应用指标的交互项同时放入式(13)后再次回归,结果汇报在表10中的前四列。列(1)与列(3)中交互项的回归系数显著为负,表明劳动密集型企业相对于非劳动密集型企业,在应用工业机器人后能更大程度地减少二氧化硫排放量。列(2)与列(4)中交互项的回归系数同样显著为负,表明劳动密集型企业在应用工业机器人后能进一步降低烟尘排放量。

(四)行业竞争度与工业机器人应用的减排效应

当企业所属行业有较大的竞争压力时,企业更期望降低生产成本并提高产品质量,从而提升行业竞争力。Zhang等(2022)的研究发现,机器人代替人类劳动不仅可以改善能源利用效率,提高企业绿色生产率,还能提高市场认可度。因此本文认为,行业竞争度越高(即行业集中度较低),工业机器人应用对企业污染物排放量的负向影响越大。本文依照行业间赫芬达尔指数来衡量行业集中度,并构建行业竞争度(*Compete*)指标,即每年赫芬达尔指数最低的15个行业取值为1,否则取值为0。然后,将它本身及其与工业机器人应用指标的交互项同时放入式(13)中后再次回归,结果汇报在表10的后四列中。列(5)和列(7)中交互项的估计系数在1%的统计水平上显著为负,表明应用工业机器人后,高竞争度行业中的企业相对于低竞争度行业中的企业能更大程度地减少二氧化硫排放量。类似地,虽然列(6)和列(8)中交互项的估计系数不显著,但是依然为负数,这表明高竞争度行业中的企业应用工业机器人能更大程度地减少烟尘排放量。因此,如果行业竞争度较高,企业应用工业机器人时将更注重通过提升生产率来增强竞争力,进而产生更大的减排效应。

表 10 劳动力密集度、行业竞争度与工业机器人应用的减排效应

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>SO</i> ₂	<i>Smoke</i>	<i>SO</i> ₂	<i>Smoke</i>	<i>SO</i> ₂	<i>Smoke</i>	<i>SO</i> ₂	<i>Smoke</i>
<i>Robot_quantity</i>	-0.1873* (0.0960)	-0.2324** (0.1071)			-0.0713 (0.1009)	-0.2450** (0.1192)		
<i>Robot_value</i>			-0.0346** (0.0166)	-0.0283* (0.0171)			-0.0098 (0.0180)	-0.0239 (0.0185)
<i>Intensity</i>	0.0339** (0.0168)	0.0181 (0.0191)	0.0339** (0.0168)	0.0183 (0.0191)				
<i>Compete</i>					-0.0854*** (0.0227)	0.1064*** (0.0271)	-0.0843*** (0.0227)	0.1074*** (0.0271)
<i>Robot_quantity</i> × <i>Intensity</i>	-0.5214** (0.2258)	-0.6027*** (0.1909)						
<i>Robot_value</i> × <i>Intensity</i>			-0.0967*** (0.0375)	-0.1036*** (0.0325)				
<i>Robot_quantity</i> × <i>Compete</i>					-0.4737*** (0.1409)	-0.1332 (0.1628)		
<i>Robot_value</i> × <i>Compete</i>							-0.0854*** (0.0249)	-0.0321 (0.0282)
Adjust Within R ²	0.0050	0.0022	0.0051	0.0021	0.0052	0.0022	0.0053	0.0022
Number	286 726	264 613	286 726	264 613	286 726	264 613	286 726	264 613

(五) 行业污染程度或能耗程度与工业机器人应用的减排效应

在高质量发展的要求下,监管部门对高污染与高能耗行业(即“两高行业”)的生产要求日趋严格,以监管红线来倒逼其改进生产工艺并降低污染物排放量。因此相对于其他行业,“两高行业”中的企业可能会更为广泛和深入地应用工业机器人所带来的清洁生产能力,由此产生更强的减排效应(韩超等,2020)。一方面,本文参考王杰和刘斌(2014)对污染行业的划分,构建重污染行业(*Heavy_pollution*)指标。当企业属于重污染行业时,该指标取值为1,否则取值为0。然后,将其与工业机器人应用指标的交互项放入式(13)中进行回归^①,结果见表11的前四列。可以看出,列(2)至列(4)交互项的估计系数均显著为负,表明重污染行业中的企业提高工业机器人应用数量时,能够产生更大的减排效应。另一方面,本文参考《2010年国民经济和社会发展统计报告》构建高能耗行业(*High_energy*)指标。当企业属于高能耗行业时,该指标取值为1,否则取值为0。然后,将其与工业机器人应用指标的交互项放入式(13)中再次回归。结果汇报在表11的后四列,从中可以看出高能耗行业中的企业使用工业机器人能产生更大的减排效应。综上所述,表11的实证结果证实了本文的猜想,即工业机器人应用对“两高行业”中的企业污染物排放量的抑制作用更大。

七、结论与政策含义

中国经济进入新常态后,人们对优美生态环境的需求越来越迫切,因而有必要持续深入地推动经济社会绿色转型发展。在此背景下,本文通过构建考虑工业机器人应用的局部均衡模

^①由于本文控制了行业固定效应,此处不将重污染行业(*Heavy_pollution*)与高能耗行业(*High_energy*)指标本身放入回归方程中,以免产生多重共线性问题。

表 11 行业污染程度或能耗程度与工业机器人应用的减排效应

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	<i>SO₂</i>	<i>Smoke</i>	<i>SO₂</i>	<i>Smoke</i>	<i>SO₂</i>	<i>Smoke</i>	<i>SO₂</i>	<i>Smoke</i>
<i>Robot_quantity</i>	-0.1889** (0.0857)	-0.2163** (0.0950)			-0.1762** (0.0859)	-0.2158** (0.0947)		
<i>Robot_value</i>			-0.0283** (0.0137)	-0.0156 (0.0141)			-0.0256* (0.0137)	-0.0155 (0.0140)
<i>Robot_quantity</i> × <i>Heavy_pollution</i>	-0.7520 (0.6559)	-1.5430*** (0.5979)						
<i>Robot_value</i> × <i>Heavy_pollution</i>			-0.1212* (0.0736)	-0.1958*** (0.0714)				
<i>Robot_quantity</i> × <i>High_energy</i>					-1.1168 (0.6962)	-1.6506*** (0.6327)		
<i>Robot_value</i> × <i>High_energy</i>							-0.1629** (0.0761)	-0.2193*** (0.0770)
Adjust Within R ²	0.0050	0.0023	0.0051	0.0023	0.0051	0.0024	0.0052	0.0024
Number	286 726	264 613	286 726	264 613	286 726	264 613	286 726	264 613

型,探讨了工业机器人应用对污染物排放量的影响方向及影响机理,并以中国工业企业为研究对象,实证检验了理论推论,为理解工业机器人对企业环保行为和工业智能化改革的影响提供学理支撑和经验证据。研究结论证明,应用工业机器人可以显著降低企业二氧化硫和烟尘排放量,具体表现为通过提升全要素生产率与能源利用率来发挥减排效应。在考虑潜在的内生性问题和稳健性检验后,研究结论仍然成立。进一步研究发现,工业机器人有助于提升企业的清洁生产能力,且相对于其他类型机器人,搬运机器人没有产生减排效应。此外,工业机器人应用的减排效应在高劳动密集度的企业和高度竞争行业、高污染行业或高能耗行业中更为明显。

本文具有重要的政策含义:首先,工业机器人应用能够降低企业污染排放水平,因而政府应当在引导企业智能化转型以实现产业升级的同时,积极发挥出工业机器人对绿色生产方式的推进作用,从而实现经济社会发展和生态环境保护的协调统一。其次,全要素生产率与能源利用效率是工业机器人发挥减排效应的重要机理,因而政府应当积极鼓励企业将机器人与生产流程深度融合,提高企业自身的生产效率与能源利用效率,推动绿色生产模式生根发芽。再次,工业机器人主要影响企业的清洁生产能力,因而政府应该为投资或购买减排设备的企业提供财政补贴,以实现清洁生产与终端治理的互补。最后,政府在推广工业机器人应用时,还需要充分考虑到机器、企业与行业特征,有针对性地制定相关政策,为关键类型的工业机器人提供差异化扶持,重点鼓励高劳动密集度的企业和高污染、高能耗或高度竞争的行业应用工业机器人,使智能制造更好地助力绿色发展。

主要参考文献:

- [1] 步晓宁,赵丽华. 自愿性环境规制与企业污染排放——基于政府节能采购政策的实证检验[J]. 财经研究, 2022, (4).
- [2] 蔡震坤, 綦建红. 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).
- [3] 陈登科. 贸易壁垒下降与环境污染改善——来自中国企业污染数据的新证据[J]. 经济研究, 2020, (12).
- [4] 陈钊, 陈乔伊. 中国企业能源利用效率: 异质性、影响因素及政策含义[J]. 中国工业经济, 2019, (12).

- [5] 陈志远, 丁小珊, 韩冲, 等. 制造业集聚、污染关联机制与绿色发展实践路径——基于空间溢出模型的研究[J]. 统计研究, 2022, (9).
- [6] 韩超, 陈震, 王震. 节能目标约束下企业污染减排效应的机制研究[J]. 中国工业经济, 2020, (10).
- [7] 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).
- [8] 李磊, 徐大策. 机器人能否提升企业劳动生产率?——机制与事实[J]. 产业经济研究, 2020, (3).
- [9] 李卫兵, 张凯霞. 空气污染对企业生产率的影响——来自中国工业企业的证据[J]. 管理世界, 2019, (10).
- [10] 李丫丫, 潘安. 工业机器人进口对中国制造业生产率提升的机理及实证研究[J]. 世界经济研究, 2017, (3).
- [11] 鲁晓东, 连玉君. 中国工业企业全要素生产率估计: 1999—2007[J]. 经济学(季刊), 2012, (2).
- [12] 聂飞, 胡华璐, 李磊. 工业机器人何以促进绿色生产?——来自中国微观企业的证据[J]. 产业经济研究, 2022, (4).
- [13] 盛斌, 吕越. 外国直接投资对中国环境的影响——来自工业行业面板数据的实证研究[J]. 中国社会科学, 2012, (5).
- [14] 盛丹, 卜文超. 机器人使用与中国企业的污染排放[J]. 数量经济技术经济研究, 2022, (9).
- [15] 苏丹妮, 盛斌. 产业集聚、集聚外部性与企业减排——来自中国的微观新证据[J]. 经济学(季刊), 2021a, (5).
- [16] 苏丹妮, 盛斌. 服务业外资开放如何影响企业环境绩效——来自中国的经验[J]. 中国工业经济, 2021b, (6).
- [17] 孙早, 侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济, 2019, (5).
- [18] 田巍, 余淼杰. 中间品贸易自由化和企业研发: 基于中国数据的经验分析[J]. 世界经济, 2014, (6).
- [19] 王杰, 刘斌. 环境规制与企业全要素生产率——基于中国工业企业数据的经验分析[J]. 中国工业经济, 2014, (3).
- [20] 王林辉, 胡晟明, 董直庆. 人工智能技术、任务属性与职业可替代风险: 来自微观层面的经验证据[J]. 管理世界, 2022, (7).
- [21] 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).
- [22] 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).
- [23] 余铃铮, 魏下海, 孙中伟, 等. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据[J]. 管理世界, 2021, (1).
- [24] 张万里, 宣畅. 智能化如何提高地区能源效率?——基于中国省级面板数据的实证检验[J]. 经济管理, 2022, (1).
- [25] 诸竹君, 袁逸铭, 焦嘉嘉. 工业自动化与制造业创新行为[J]. 中国工业经济, 2022, (7).
- [26] Acemoglu D, Lelarge C, Restrepo P. Competing with robots: Firm-level evidence from France[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2020, 110: 383–388.
- [27] Acemoglu D, Restrepo P. Modeling automation[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2018a, 108: 48–53.
- [28] Acemoglu D, Restrepo P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 2018b, 108(6): 1488–1542.
- [29] Acemoglu D, Restrepo P. Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3–30.
- [30] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188–2244.
- [31] Brandt L, Van Biesebroeck J, Zhang Y F. Creative accounting or creative destruction? Firm-level productivity growth in Chinese manufacturing[J]. *Journal of Development Economics*, 2012, 97(2): 339–351.
- [32] Fan H C, Hu Y C, Tang L X. Labor costs and the adoption of robots in China[J]. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 2021, 186: 608–631.
- [33] Hainmueller J. Entropy balancing for causal effects: A multivariate reweighting method to produce balanced

- samples in observational studies[J]. *Political Analysis*, 2012, 20(1): 25–46.
- [34] Huang G, He L Y, Lin X. Robot adoption and energy performance: Evidence from Chinese industrial firms[J]. *Energy Economics*, 2022, 107: 105837.
- [35] International Federation of Robotics. World robotics industrial robots[R]. 2021.
- [36] King G, Nielsen R. Why propensity scores should not be used for matching[J]. *Political Analysis*, 2019, 27(4): 435–454.
- [37] Lewbel A. Using heteroscedasticity to identify and estimate mismeasured and endogenous regressor models[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2012, 30(1): 67–80.
- [38] Wang E Z, Lee C C, Li Y Y. Assessing the impact of industrial robots on manufacturing energy intensity in 38 countries[J]. *Energy Economics*, 2022, 105: 105748.
- [39] Zhang Q N, Zhang F F, Mai Q. Robot adoption and green productivity: Curse or Boon[J]. *Sustainable Production and Consumption*, 2022, 34: 1–11.

The Environmental Power of Automation: The Emission Reduction Effect of Industrial Robot Applications

Li Weibing, Li Mingyang

(School of Economics, Huazhong University of Science and Technology, Hubei Wuhan 430074, China)

Summary: Intelligent transformation is not only a significant revolution faced by the manufacturing industry at present, but also the main trend of industrial upgrading worldwide. As a typical representative of intelligent transformation, industrial robots' large-scale applications can drive enterprises to improve production methods and enhance production efficiency, which is also an important channel for green production. This paper first constructs a partial equilibrium model to deduce the direction and mechanism of the impact of industrial robot applications on pollutant emissions by enterprises. Based on this, it takes industrial enterprises above designated size from 2000 to 2014 as the research object, uses industrial robot import data to measure the usage of industrial robots, and empirically tests the predictive conclusions of the theoretical model. The results confirm that the application of industrial robots in enterprises can achieve the emission reduction effect through the two mechanisms of TFP and energy utilization efficiency. Further research indicates that industrial robot applications can improve the production process of enterprises and encourage them to enhance their level of cleaner production, but their impact on terminal governance capabilities is limited, and the application of material handling robots does not lead to the emission reduction effect. Additionally, the emission reduction effect of industrial robot applications has a greater impact on higher labor-intensive enterprises and industries with higher competitiveness, higher pollution, or higher energy consumption. This paper reveals a new path for balanced development between economic growth and pollution reduction.

Key words: industrial robots; emission reduction effect; TFP; energy utilization efficiency; cleaner production

(责任编辑: 王西民)