

# 城市工业机器人渗透与中国制造业出口\*

——来自多维数据的证据

袁劲 刘啟仁 赵灿

**摘要:**本文从区域异质性角度构造了中国城市层面的工业机器人渗透度,并将中国机器人使用的相关研究从劳动市场拓展至产品市场,定量分析了城市工业机器人渗透度对产品出口的影响及其影响机制。本文采用“企业—产品—出口市场—时间”四个维度的微观数据,发现中国的城市工业机器人渗透度提高1%,企业内部产品在海外目的国市场的出口额增长了0.112%,原因是城市工业机器人渗透挤出了制造业企业低技能劳动者、吸纳了高技能劳动者,因此,制造业企业人力资本升级;并且,机器人使用提高了企业的生产效率。最终,企业可以通过“降价提量”的方式推动产品出口额增长。控制“城市对—时间”固定效应和采用工具变量的回归结果显示,以上结论均稳健。进一步分析,发现城市工业机器人渗透对低技术和劳动密集型行业以及低收入群体的冲击较大。

**关键词:**工业机器人 渗透度 产品出口

## 一、引言

党的二十大报告强调“推动制造业高端化、智能化、绿色化发展”。<sup>①</sup>机器人被誉为“制造业皇冠顶端的明珠”,机器人行业不仅是中国成为制造业强国道路上的代表性行业,也是推动中国制造业走向高端化和智能化进程中的关键性行业。2022年,中国工业机器人销量占全球50%以上,已经连续十年成为全球最大的工业机器人消费国。同年,中国工业机器人总产量约44.31万台,同比增速超21.07%。这些数据不仅展示了中国政府促进产业升级、发展先进制造业的信心和决心,也代表着中国经济高质量发展取得的阶段性成就。

虽然中国工业机器人产业已经表现出较强的增长势头,为推动中国经济高质量发展发挥了重要的作用,但学术界仍然对其在中国制造业生产和出口过程中的具体影响效果知之甚少。现有文献主要研究工业机器人使用对中国劳动力市场造成的冲击(Graetz & Michaels, 2018; Acemoglu & Restrepo, 2020; Faber, 2020; 王永钦、董文, 2020; 余玲铮等, 2021)。其中,也有部分文献涉及了工业机器人使用对出口额或出口质量的影响(蔡震坤、綦建红, 2021; 唐宜红、顾丽华, 2022),但鲜有文献深入企业内部,研究工业机器人使用对企业内产品层面集约边际和扩展边际的影响。再者,基于中国工业机器人对劳动市场的影响研究主要从行业层面或者企业层面展开(孔高文等, 2020; 王永钦、董文, 2020),仅有少数文献从区域异质性视角考察中国机器人渗透对就业或环境的影响(蒋为等, 2022; 王林辉等, 2023),现

\* 袁劲、刘啟仁、赵灿(通讯作者),广州大学经济与统计学院,邮政编码:510006,电子邮箱:137307117@qq.com, liuqiren@126.com, zhaocan\_aliana@126.com。基金项目:国家社会科学基金重点项目“数字化转型赋能贸易强国建设的机制、路径与对策研究”(23AJL011);教育部人文社会科学规划项目“工业机器人兴起、劳动替代与工人健康研究:理论与实证分析”(22YJA790037)。感谢匿名审稿专家的宝贵意见,文责自负。

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

有文献并未从区域异质性视角考察机器人渗透对企业出口行为的影响。

本文从城市工业机器人渗透角度考察机器人对中国制造业企业出口的影响。之所以选择城市工业机器人渗透程度作为研究视角,主要基于以下几方面考虑:其一,现有研究表明,自动化技术的使用对不同地区劳动市场的影响存在显著差异,这与该地区的行业类型息息相关(Leigh & Kraft, 2017),因此,不同城市内机器人使用对劳动市场和产品市场的影响也会因地区内优势产业的不同而存在显著差异,所以,从城市工业机器人渗透视角,结合城市内产业优势考察机器人使用如何影响企业的生产和出口行为,是十分必要的;其二,IFR数据对行业分类相对宽泛,工业机器人行业层面的变异数量较少,一种可行的方法是,以企业生产部门员工人数在制造业所有企业生产部门员工人数占比的中位数为权重,将行业层面的机器人渗透度分解到企业层面。但由于中国工业机器人的使用量在2010年以后才呈现快速的上升趋势,加之工业企业数据库的相关指标存在缺失,无法获得企业内部员工的构成信息,所以,现有文献采用了上市公司数据对相关问题进行研究(王永钦、董文, 2020)。然而,上市公司中的制造业数量远小于工业企业数据库中的制造业数量,样本数量损失较多。如果以“城市—行业”层面的就业人数占该行业全国就业人数的比重为权重,将行业层面的机器人使用数据分解到城市层面,那么,城市层面机器人渗透度的变异数量将大幅多于行业层面机器人渗透度的变异数量,并且,工业企业数据库的独特优势仍然可以被应用于相关研究。

此外,本文采用“企业—产品—出口市场—时间”层面的多维数据研究机器人渗透对中国制造业产品出口的影响,将相关研究拓展至企业内产品层面。该拓展研究具有十分重要的理论和现实意义:理论上,这是对Melitz & Ottaviano(2008)、Bernard et al.(2011)、Mayer et al.(2014)等一系列关于企业内产品出口行为理论研究的补充和佐证,该类研究将企业异质性理论拓展至企业内产品层面,是企业异质性理论进一步推进和发展的重要标志。现实中,企业出口时,产品种类往往并不唯一,仅从企业层面对该类问题进行研究,忽略了大部分企业多产品经营的特征事实,外界冲击对企业层面的出口影响与企业内产品层面的出口影响可能出现结论不一致的情况(Gan et al., 2016;袁劲、马双, 2021),因此,有必要考虑企业对其内部产品的出口决策和调整行为,多产品企业出口问题也逐渐成为国际贸易领域普遍关注的问题之一(Iacovone & Javorcik, 2010; Bernard et al., 2010; 钱学锋等, 2013; Eckel et al., 2015; Liu et al., 2019; 刘啟仁等, 2023)。同时,在企业出口某种产品时,出口目的国也不一定是唯一的(Bernard et al., 2011; Mayer et al., 2014),企业内的扩展边际会随着产品种类和出口目的国的变化而变化。多维数据能够观测到企业出口每类产品到每个国家的出口额、出口价格和出口数量的变化情况,在控制一系列高维固定效应和不同维度的控制变量之后,能够得到排除产品种类转换和出口目的国转移后的回归结果,干净地识别出机器人使用对企业内产品出口到各个国家的出口额、出口价格和出口数量的影响。

与以往的文献相比,本文可能的创新点主要体现在:其一,本文深入企业内部,将机器人渗透对企业出口行为的影响拓展至企业内产品层面,该研究不仅体现在数据层面的拓展上,同时也是对企业内产品异质性理论研究的补充和佐证,诠释了企业对其内部产品出口行为的调整。研究发现外界冲击对企业层面的出口影响与企业内产品层面的出口影响可能出现结论不一致的情况,因此,有必要对企业内产品层面的出口行为进行理论和实证上的研究和解读。其二,本文将机器人渗透的人力资本升级机制和生产效率提升的微观影响机制同时纳入Bernard et al.(2011)的多产品企业模型,从理论上分析了机器人渗透带来的企业内产品层面的出口决策变化,并对此进行了实证检验,拓展了机器人使用在国际贸易领域的研究。其三,本文探讨了机器人渗透对企业内产品出口种类和出口国家等扩展边际的影响,讨论了企业内出口产品种类的转化和市场的拓展行为;最后,现有文献主要从行业或企业层面研究了工业机器人使用对企业出口的影响(蔡震坤、基建红, 2021;唐宜红、顾丽华, 2022),本文构造了城市层面的工业机器人渗透度指标,从区域异质性视角研究了中国城市工业机器人渗透对企业出口的影响。由于不同城市内工业机器人使用对产品市场的影响会因城市内优势产业的不同而存在显著差异,所以,从区域异质性视角考察机器人渗透如何影响企业的生产和出口行为具有重要的现实意义。

本文结构安排如下:第二部分为文献综述;第三部分为理论模型;第四部分为数据、变量和计量模型;第五部分为基准回归结果和稳健性检验;第六部分为进一步分析,主要包括机制分析和异质性分析;最后部分概述了本文的结论,并据此提出相应的政策建议。

## 二、文献综述

本文采用多维数据研究城市工业机器人渗透度如何影响企业产品出口,与本文密切相关的文献主要包括以下两类:一类是工业机器人使用的影响研究,另一类是关于多产品企业出口的研究。

城市工业机器人渗透会对劳动市场造成较大影响,现有关于工业机器人的文献也主要集中于探讨其对劳动市场的冲击。理论上,城市工业机器人渗透可以通过人机替代、人机互补、就业结构再配置、人力资本升级等方式对劳动力市场产生影响。首先,城市工业机器人投入更多,可能对当地就业产生“替代效应”,即工业机器人替代了部分劳动力,降低了企业对员工的需求,这种“替代效应”在劳动力成本较高的发达经济体中更为明显(Acemoglu & Restrepo, 2020),由于机器人相对于人力在一些重复性较强的常规任务方面更具比较优势,而这些常规任务往往由中低技能的劳动力从事,因此,城市工业机器人投入越多,该地区从事常规任务的劳动者和中低技能劳动者被替代的可能性越大(Autor et al., 2003; 闫雪凌等, 2020; 王永钦、董文, 2020; 余玲铮等, 2021; 周广肃等, 2021);其次,城市工业机器人的投入可能对当地的就业产生“互补效应”,即城市工业机器人使用可能创造一部分与之匹配的新岗位(Acemoglu & Restrepo, 2017),比如,1980—2010年间,美国近一半的就业增长源自机器自动化生产(Acemoglu & Restrepo, 2018)。由于人工智能技术的投入通常围绕新技术创造与之匹配的新岗位,因此,这些岗位需要较高技能的劳动者与之匹配。现有研究表明,工业机器人使用对高级认知和社会互动的非常规任务具有互补性,这些具有高级认知和社会互动能力的劳动者通常是高学历或高技能劳动者,因此,城市机器人渗透的“互补效应”可能对高技能劳动者的影响更大(Autor et al., 2003; Acemoglu & Restrepo, 2017; 余玲铮等, 2021);再者,城市工业机器人渗透程度提高可能改变制造业部门和服务业部门的就业结构,虽然工业机器人投入主要影响制造业部门的就业情况,但被制造业部门挤出的部分劳动者可能流入服务业。现有研究表明,信息技术对劳动力向低技能服务业转移的促进作用显著(Autor & Dorn, 2013),来自中国的证据同样表明,工业机器人投入使制造业部门就业概率下降,服务业部门就业概率上升,并且这一效应主要体现在低技能水平的劳动力群体(赵春明等, 2020),因此,城市工业机器人渗透程度提高可能会使城市内部制造业部门流出的劳动者流入服务业部门;最后,城市工业机器人投入可能通过提高城市内制造业劳动力的整体技能水平,从而助推制造业企业人力资本升级。具体而言,由于城市工业机器人使用更容易替代当地低技能和低学历的劳动者(Borjas & Freeman, 2019; 孔高文等, 2020),而对高技能和高学历劳动者的就业有积极影响(Lordan & Neumark, 2018),甚至为高技能和高学历劳动者创造了更多新的岗位(Acemoglu & Restrepo, 2018),因而有助于企业生产率水平提高(Graetz & Michaels, 2018)。

通过上述研究不难发现,城市工业机器人渗透可能有利于城市内制造业企业人力资本升级:城市工业机器人投入具有“替代效应”和“互补效应”,能够促使城市内就业结构进行再次配置,从而助推企业人力资本升级。具体而言,城市工业机器人投入的“替代效应”主要挤出了城市内制造业企业低技能劳动者,“互补效应”则有利于高技能劳动者的就业,由于低技能劳动者被制造业挤出,所以服务业劳动力的供给增加,因此,服务业企业增加了低技能劳动者的雇佣,<sup>①</sup>最终,城市内部制造业企业由于低技能劳动者流出、高技能劳动者流入,从而整体技能水平提高,企业人力资本升级,与此同时,城市内部的服务业企业可能接纳了部分来自制造业企业的低技能劳动者。因此,城市工业机器人渗透可以通过制造业企业技能结构的调整,促使企业人力资本升级,进而影响企业内产品出口。

与本文直接相关的第二类文献是关于多产品企业出口的研究。本文试图构造“企业—产品—出

<sup>①</sup>据中央电视台财经频道报道,2021年,中国近四成新增的外卖骑手曾是制造业工人。

口市场一时间”维度的数据考察城市工业机器人渗透对产品出口的影响,并检验其内在影响机制。之所以将企业维度的数据拓展至“企业—产品—出口市场”维度,是因为多产品企业越来越受到国际贸易领域的关注,经验研究表明,国际贸易中多产品企业的出口占比远高于单一产品企业(Bernard et al., 2007; Berthou & Fontagné, 2013),中国多产品企业出口额占比约95%(钱学锋等, 2013)。近年来,大量文献在多产品企业框架下对企业异质性理论进行理论拓展和实证研究(Melitz & Ottaviano, 2008; Bernard et al., 2011),其中,既涉及生产成本、企业生产率、产品质量对多产品企业出口行为的影响,也包括贸易自由化或贸易保护对多产品企业出口行为的影响(Eckel & Neary, 2010; Kugler & Verhoogen, 2012; Manova & Zhang, 2012; Hallak & Sivadasan, 2013; Manova & Yu, 2017; Vandenbussche & Viegeln, 2018; 袁劲、刘啟仁, 2023)。然而,却鲜有文献探讨机器人使用对企业出口的影响,尤其是对多产品企业出口的影响。如果要深入企业内部,对多产品企业产品层面的出口行为进行研究,就需要将数据维度扩展至“企业—产品”维度。考虑到企业出口某种产品时,出口国家并不唯一(Bernard et al., 2011; Mayer et al., 2014),本文将数据扩展至“企业—产品—出口市场”维度,检验城市工业机器人渗透如何影响企业人力资本和生产效率,从而进一步对企业内产品的定价决策和出口行为产生影响。

### 三、理论模型

本文基于 Bernard et al. (2011) 的多产品企业分析框架探究城市工业机器人渗透对制造业企业的定价决策和出口行为的影响。如前文所述,机器人渗透抑制了低技能劳动者就业,促进了高技能劳动者就业,制造业企业人力资本升级;与此同时,制造业企业机器人使用还直接影响了企业的生产效率。人力资本升级和企业生产效率的提升,均会对企业内产品定价决策和出口行为产生影响。

假设产品市场的产品种类为  $k$ ,  $k$  是某类位于区间  $[0, 1]$  上的连续型产品。出口目的国  $d$  的消费者总效用函数为:

$$U_d = \left( \int_0^1 E_{dk}^\nu d\omega \right)^{\frac{1}{\nu}}, \quad 0 < \nu < 1 \quad (1)$$

式(1)中,  $k$  为某连续型产品的生产部门,不同连续型产品部门间的替代弹性为  $1/(1-\nu) > 1$ , 连续型产品部门  $k$  为一系列具有水平差异的产品。  $E_{dk}$  为出口目的国  $d$  中连续型产品  $k$  的消费指数,其大小取决于目的国  $d$  消费者对产品  $k$  的消费量;  $U_d$  为国家  $d$  消费者的效用水平,其大小取决于消费者购买各类产品的数量;并且,消费者购买的产品种类越多,效用水平也越高。

消费指数  $E_{dk}$  为标准的常系数替代弹性(constant elasticity of substitution, CES)消费函数:

$$E_{dk} = \left\{ \sum_c \int_{\omega \in \Omega} [\lambda_{cdk}(\omega) C_{cdk}(\omega)]^\rho d\omega \right\}^{\frac{1}{\rho}}, \quad 0 < \rho < 1 \quad (2)$$

其中,  $\omega$  表示在连续型产品部门  $k$  中,从城市  $c$  出口到目的国  $d$  的具有水平差异的产品类型,  $\Omega$  为部门内异质性产品种类的集合,参数  $\lambda_{cdk}(\omega)$  表示产品特性,该值大于等于0。假设异质性产品间的替代弹性为  $\sigma$ , 且有:

$$\sigma \equiv \frac{1}{1-\rho} > \frac{1}{1-\nu} \quad (3)$$

由于式(2)采用的是 CES 消费函数,因此,国家  $d$  产品部门  $k$  的价格指数为:

$$P_{dk} = \left\{ \sum_c \int_{\omega \in \Omega} \left[ \frac{p_{cdk}(\omega)}{\lambda_{cdk}(\omega)} \right]^{1-\sigma} d\omega \right\}^{\frac{1}{1-\sigma}} \quad (4)$$

假设企业  $j$  可以生产不同种类的产品, 劳动  $l$  和资本  $m$  是企业投入的生产要素, 劳动生产率为  $\varphi_l$ , 资本生产率为  $\varphi_m$ , 企业的全要素生产率为  $A_j$ , 生产函数为科布一道格拉斯函数(Cobb-Douglas function):

$$q_{cdk} = A_j (\varphi_l l)^\alpha (\varphi_m m)^\beta \quad (5)$$

式(5)中,  $q_{cdk}$  为产品产量。企业的生产决策取决于劳动生产率  $\varphi_l$ 、资本生产率  $\varphi_m$ 、企业全要素生产率  $A_j$  和产品特性  $\lambda_{cdk}(\omega)$ ,  $\alpha$  和  $\beta$  表示劳动和资本的贡献率, 假设生产的规模报酬不变, 即  $\alpha + \beta = 1$ 。劳动生产率  $\varphi_l$ 、资本生产率  $\varphi_m$ 、企业全要素生产率  $A_j$  越高, 一单位要素投入的单位产出越高; 产品特性  $\lambda_{cdk}(\omega)$  取值越大的产品, 越受消费者喜爱, 消费者消费一单位该产品获得的效用水平越高, 消费者愿意为此支付的价格也越高。产品特性  $\lambda_{cdk}(\omega)$  都是被随机“分配”的, 企业进入市场后方可观测到产品特性。城市  $c$  出口一单位产品到国家  $d$  的“冰山成本”为  $\tau_{cd}$ 。

进一步考虑城市工业机器人渗透度  $r$  对企业生产和出口决策的影响。首先, 城市工业机器人渗透度  $r$  上升, 必然会促进企业生产效率  $A_j$  提高, 并且, 对于企业内部的决策行为来说, 城市层面的工业机器人渗透程度是一种相对外生的冲击, 于是有:

$$A_j = A_j(r_c), \quad \frac{\partial A_j}{\partial r_c} \geq 0 \quad (6)$$

式(6)中,  $r_c$  表示城市  $c$  工业机器人渗透程度, 该式将城市工业机器人渗透作为一种外生冲击引入企业的生产行为中, 虽然企业层面的机器人投入量是企业生产行为内生决定的, 但城市层面的机器人渗透度, 相对于企业生产行为而言, 是相对外生的影响因素, 该式表明, 城市内的机器人渗透度越高, 企业的生产效率提高。

其次, 机器人渗透抑制了城市内制造业企业低技能劳动者就业, 促进了高技能劳动者就业, 制造业企业人力资本升级, 该过程具体可以表示为:

$$\varphi_l = \theta_u(r_c)\varphi_u + \theta_h(r_c)\varphi_h, \quad \frac{\partial \theta_u}{\partial r_c} \leq 0, \quad \frac{\partial \theta_h}{\partial r_c} \geq 0 \quad (7)$$

式(7)中,  $\theta_u$  和  $\theta_h$  分别表示企业低技能劳动和高技能劳动占总雇佣人数的比重,  $\varphi_u$  和  $\varphi_h$  分别表示低技能和高技能劳动的劳动生产率, 低技能劳动的劳动生产率小于高技能劳动的劳动生产率, 即  $\varphi_u < \varphi_h$ 。该式表明, 随着机器人渗透度提高, 企业低技能劳动流出、高技能劳动流入, 低技能劳动占比  $\theta_u$  下降, 高技能劳动占比  $\theta_h$  提高。

通过对式(2)进行效用最大化求解, 可以推导城市  $c$  出口产品  $k$  到国家  $d$  的需求函数:

$$q_{cdk} = \frac{Q_{dk}}{\lambda_{cdk}} \left( \frac{p_{cdk}}{\lambda_{cdk} P_{dk}} \right)^{-\sigma} \quad (8)$$

式(8)中,  $p_{cdk}$  和  $q_{cdk}$  分别表示城市  $c$  出口产品  $k$  到国家  $d$  的产品价格和数量,  $Q_{dk}$  表示国家  $d$  对产品  $k$  的总需求。

企业根据利润最大化原则对出口产品  $k$  进行定价, 根据式(5), 可得企业出口的最优定价为:

$$p_{cdk} = \frac{\tau_{cd}}{\alpha^\alpha \beta^\beta} \times \frac{\omega_c^\alpha \eta_c^\beta}{\rho A_j \varphi_l^\alpha \varphi_m^\beta} = \frac{\tau_{cd}}{\alpha^\alpha \beta^\beta} \times \frac{\omega_c^\alpha \eta_c^\beta}{\rho A_j(r_c) [\theta_u(r_c)\varphi_u + \theta_h(r_c)\varphi_h]^\alpha \varphi_m^\beta} \quad (9)$$

式(9)中,  $\omega_c$  表示城市  $c$  内部工资水平, 由于本文不考虑劳动的跨区域流动, 所以, 本文将城市内工资率水平固定,  $\eta_c$  表示资本价格。此时, 企业全要素生产率  $A_j$  越高, 高技能劳动占比  $\theta_h$  越高、低技能劳动占比  $\theta_u$  越低(企业的劳动生产率  $\varphi_l$  越高), 企业对产品的定价越低, 企业更容易将产品出口至其他国家。“冰山成本” $\tau_{cd}$  越大, 企业对产品的定价越高。

最后, 出口目的国  $d$  的总收入水平为该国工资水平和劳动力人数  $L_d$  之积, 即  $\omega_d L_d$ , 通过需求函数

式(8)和企业最优定价式(9)可以得到城市  $c$  的企业将产品  $k$  出口到国家  $d$  时,能够获得的均衡收入,即产品的出口额为:

$$R_{cdk} = \omega_d L_d \left[ \frac{\alpha^\alpha \beta^\beta}{\tau_{cd}} \times \frac{\rho A_j(r_c) [\theta_u(r_c) \varphi_u + \theta_h(r_c) \varphi_h]^\alpha \varphi_m^\beta P_d \lambda_{cdk}}{\omega_c^\alpha \eta_c^\beta} \right]^{\sigma-1} \quad (10)$$

由于式(10)中  $\sigma = 1/(1-\rho) > 1$ ,因此,当城市  $c$  的企业  $j$  将产品  $k$  出口到国家  $d$  时,产品的出口额会受到城市机器人渗透程度  $r_c$  的影响。当机器人渗透程度  $r_c$  提高时,根据式(6)和式(7),企业的生产效率  $A_j$  会随之提升,劳动生产率  $\varphi_l$  也会随之提升(因为  $\theta_u$  减小,  $\theta_h$  增加且  $\varphi_u < \varphi_h$ ),最终导致城市  $c$  的企业  $j$  将产品  $k$  出口到国家  $d$  时,产品的出口额增长。于是有:

命题1:城市工业机器人渗透度提高时,企业内产品在目的国市场的出口额增长。

进一步对式(8)和式(9)进行分析可知,当机器人渗透程度  $r_c$  提高时,随着企业生产效率  $A_j$  和劳动生产率水平  $\varphi_l$  的上升,城市  $c$  的企业  $j$  在国家  $d$  对产品  $k$  的定价会降低,即式(9)中  $p_{cdk}$  下降,与此同时,式(8)中城市  $c$  的企业  $j$  将产品  $k$  出口到国家  $d$  的产品出口数量  $q_{cdk}$  会随着  $p_{cdk}$  的下降而上升,也就是说,企业内产品在目的国市场出口额增长的方式是“降价提量”,企业通过价格竞争的方式推动了出口额的增长。于是有:

命题2:城市工业机器人渗透度提高时,企业通过“降价提量”的方式助推企业内产品在目的国市场出口额的增长。

## 四、数据、变量与计量模型

### (一)数据来源及处理

本文数据主要来源于2006—2013年IFR的机器人应用统计数据、中国工业企业数据、中国海关进出口数据以及2000年中国人口普查数据。其中,IFR提供了每年各个国家不同行业的机器人使用数量;中国工业企业数据记录了企业的基本信息和财务状况,例如企业名称、电话号码、邮政编码、企业所在地区、企业资产、负债、利润、成立年限、雇佣人数、企业性质等;中国海关进出口数据列示了企业出口HS8位编码产品层面的月度信息,具体包括企业出口国家、出口方式、出口金额、出口数量、运输方式等。中国人口普查数据统计了不同地区不同行业的就业情况;除此之外,本文的部分控制变量来自中国城市统计年鉴和Penn World Table(PWT9.0)。中国城市统计年鉴统计了中国城市层面的宏观经济指标,比如城市人口、GDP总量、最低工资水平等;Penn World Table(PWT9.0)统计了各个国家的宏观经济指标,比如各国人口、GDP总量、国家间的实际有效汇率等。

本文首先剔除了2006—2013年月度海关进出口数据中的进口部分,然后将HS8位产品编码的月度出口数据加总至年度层面,并将HS8位产品编码归类并加总到HS6位编码产品层面。<sup>①</sup>接着,参照聂辉华等(2012)的方法对中国工业企业数据进行处理,并参照余淼杰和袁东(2016)的方法将处理过的工业企业数据库按照企业名称、邮政编码以及电话号码等企业基本信息与海关数据中的相关信息进行匹配。最后,本文利用IFR行业层面的机器人应用统计数据和人口普查数据中“城市—行业”层面的就业人数计算城市工业机器人渗透度,并将城市层面的机器人渗透度、中国城市统计年鉴中宏观数据、Penn World Table中各国宏观经济指标与上述匹配数据进行合并。

### (二)变量测度与统计

本文基于2006—2013年“企业—产品—出口市场—时间”四个维度的微观数据,研究中国城市工业机器人使用如何影响产品出口。由于2006年之前,中国大多数企业未投入工业机器人,IFR统计的中国各行业工业机器人存量均为零,所以,本文的样本起始时间为2006年。本文首先构建行业

<sup>①</sup>本文使用的海关进出口数据涉及2002年、2007年和2012年三个版本,需要将其统一转化为1996年版本。由于版本转化对应表是HS6位码层面,所以本文将HS8位码数据归并至HS6位码。

工业机器人渗透指数(industry robot permeability, IRP):

$$IRP_{it} = R_{it}/L_{i,t=2000}$$

其中,  $IRP_{it}$  表示  $t$  年  $i$  行业工业机器人渗透度,  $R_{it}$  表示  $t$  年  $i$  行业机器人存量,  $L_{i,t=2000}$  表示基期(2000年)  $i$  行业就业人数。

利用行业工业机器人渗透度, 构造城市层面工业机器人渗透度(city robot permeability, CRP), 具体方法是: 首先, 将行业层面机器人渗透度分解到“城市—行业”层面, 权重是基期(2000年)“城市—行业”层面的就业人数占全国该行业的就业人数之比; 然后, 将城市内所有行业的“城市—行业”层面机器人渗透度加总至城市层面, 得到逐年每个城市的工业机器人渗透度, 即有:

$$CRP_{ct} = \sum_{i=1}^N [IRP_{it} \times (L_{ci,t=2000}/L_{i,t=2000})]$$

其中,  $CRP_{ct}$  表示  $t$  年  $c$  城市工业机器人渗透度,  $L_{ci,t=2000}$  表示基期(2000年)  $c$  城市中  $i$  行业的就业人数。本文同时考虑城市的特点或比较优势和经济变量的冲击, 参照 Edmonds et al.(2010), Topalova(2010), Autor et al.(2013), Kovak(2013), Bombardini & Li(2020) 等方法, 构建城市工业机器人渗透指标, 该指标具有重要的经济含义, 如前文所述, 自动化技术的使用对不同地区劳动市场的影响存在显著差异, 这与该地区的行业类型息息相关(Leigh & Kraft, 2017), 因此, 不同城市内工业机器人使用对劳动市场和产品市场的影响也会因地区内优势行业的不同而存在显著差异。该指标同时考虑了城市自身的比较优势和工业机器人的冲击, 城市内的产业结构不同, 机器人的使用效果则不同, 具体而言, 本文将某个城市某个行业基期就业人数占该行业总就业人数的比重  $L_{ci,t}/L_{i,t}$  视为该城市的行业比较优势程度指标, 城市中该行业基期就业人数占行业总就业人数的比重越大, 说明城市中该行业更具先天比较优势。进一步地, 如果该行业的机器人渗透度  $IRP_{it}$  越高, 那么机器人使用对该行业的冲击必然越大。比如, 汽车行业是某城市具有比较优势的产业, 如果汽车行业的工业机器人投入越多, 那么, 意味着工业机器人的使用对汽车行业的冲击越大, 如果汽车行业恰好是某一城市具有比较优势的产业, 那么工业机器人渗透对这一城市的赋能效果更加明显, 该城市也更加能够利用机器人发挥其比较优势。所以, 该指标的构建同时考虑了两个重要的特征: 其一, 城市本身具有的比较优势; 其二, 工业机器人使用的外生冲击。

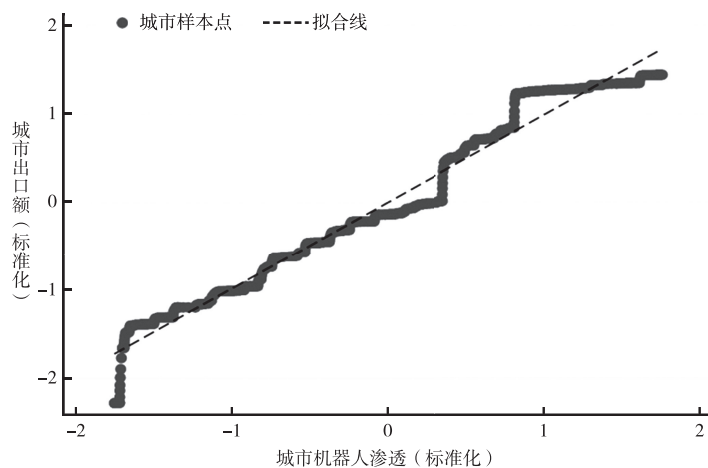


图1 中国城市工业机器人渗透程度与出口额

2010年之前, 中国工业机器人使用量增长较慢; 但在2010年之后, 中国工业机器人使用量迅速上升, 其中, 2016年, 每万名就业人员中, 机器人使用量已超过2台。图1描述了2006—2016年中国各个城市工业机器人渗透程度的均值(标准化)与中国各个城市出口额均值(标准化)之间的关系, 不

难发现,中国城市工业机器人渗透度越高,城市出口额也越大。

本文的被解释变量是“企业—产品—出口市场—时间”四个维度的产品出口额、出口价格以及出口数量,海关数据直接记录了历年每家企业出口各类产品至不同国家的出口额和出口数量,产品出口价格用出口额除以出口数量得到。本文控制随时间变化的变量,包括企业所在城市GDP和总人口,出口市场国的GDP、总人口、双边实际汇率和进口依存度(进口额/GDP),出口企业的资产、负债、利润、成立年限以及企业性质等。本文城市 and 出口目的国的GDP、总人口以及出口企业的资产、负债、利润等变量采用对数形式,对以比值形式构成的变量和企业年限等变量未进行对数化处理。表1列示了上述变量的描述性统计。

表1 变量描述性统计结果

变量	含义和单位	观测值	均值	最大值	最小值	中值	方差
lne	产品出口额(美元)取对数	9576127	11.3191	23.5117	0.0000	11.2538	2.5822
lnp	产品数量取对数	9485698	2.2131	20.1039	-11.4543	1.8395	2.2377
lnq	产品价格(美元)取对数	9485699	7.4775	24.0542	0.0000	7.7169	3.3282
lnrcp	城市工业机器人渗透度取对数	9014760	-10.8319	-7.0214	-14.1062	-10.9132	0.9669
lncitygdp	城市GDP(亿元)取对数	9010424	8.2594	9.9805	3.1570	8.2850	0.9085
lncitypop	城市总人口(万人)取对数	9012646	6.2484	8.1192	2.7979	6.3568	0.6191
lndengdp	出口市场GDP(亿美元)取对数	8847776	13.7284	16.6051	4.4266	13.7264	1.5707
lndenpop	出口市场总人口(万人)取对数	9091585	14.5404	20.9395	2.7978	16.8657	5.0872
import	进口依存度	8847776	0.4448	8.4487	0.0425	0.3195	0.4646
xr	双边实际汇率	6722570	610.6974	31900.0000	0.2688	3.4375	2601.0230
lnasset	企业资产(万元)取对数	9505753	11.4002	19.4374	0.0000	11.1429	1.7508
lnliability	企业负债(万元)取对数	9494975	10.6678	18.7698	0.0000	10.4668	1.8928
lnprofit	企业利润(万元)取对数	7764321	8.0343	18.7228	-0.5806	8.0570	2.6045
age	企业生存年限(年)	9511390	10.6507	64.0000	0.0000	9.0000	6.7165
ownership	企业性质	9576127	0.5916	1.0000	0.0000	1.0000	0.4915

数据来源:中国工业企业数据库、中国海关进出口数据库、中国城市统计年鉴和Penn World Table(PWT9.0)。企业生存年限统计时剔除了1949年前成立的样本,企业性质分为1和0,1表示外商投资企业或者中国港澳台投资企业,否则为0。

### (三) 计量模型

本文以城市工业机器人渗透度的对数作为核心解释变量,以“企业—产品—出口市场—时间”四个维度的产品出口额、出口价格和出口数量的对数作为被解释变量,研究城市层面工业机器人使用对企业内不同类型产品出口行为的影响。本文采用 $Y_{jkd,t}$ 表示 $t$ 年企业 $j$ 出口产品 $k$ 至目的国 $d$ 的出口额、出口价格或出口数量,反映了“企业—产品—出口市场—时间”四个维度的特征。为了精准识别城市机器人渗透对企业内产品出口行为的影响,本文控制了不随时间变化的“企业—产品—出口市场”固定效应和时间效应;在随时间变化的特征中,本文进一步控制了“城市—时间”变量、“出口市场—时间”变量和“企业—时间”变量。从而排除了各个维度其他干扰因素的影响。因此,本文构建如下计量模型检验城市工业机器人渗透度对产品出口行为的影响:

$$\ln Y_{jkd,t} = \beta_0 + \beta_1 \ln crp_{ct} + X_{ct} + X_{dt} + X_{jt} + \mu_{jkd} + \mu_t + \epsilon_{jkd,t} \quad (11)$$

其中, $Y_{jkd,t}$ 表示 $t$ 年企业 $j$ 在出口产品 $k$ 到目的国 $d$ 的出口额、出口价格或出口数量, $crp_{ct}$ 表示 $t$ 年城市 $c$ 的工业机器人渗透度。 $X_{ct}$ 、 $X_{dt}$ 、 $X_{jt}$ 分别表示控制了 $t$ 年城市 $c$ 的GDP和总人口等“城市—时间”变量, $t$ 年出口目的国市场 $d$ 的GDP、总人口、进口依存度、双边实际汇率等“出口市场—时间”变量, $t$ 年企业 $j$ 的资产、负债、利润、成立年限等“企业—时间”变量。 $\mu_{jkd}$ 是“企业—产品—出口市场”固定效应, $\mu_t$ 是时间固定效应, $\epsilon_{jkd,t}$ 为随机误差项。根据命题1,当出口额作为被解释变量时,估计系数 $\beta_1$ 的估计系数为正,因为城市工业机器人渗透度提高时,产品出口额增长;根据命题2,当出口价格作为被解释变量时,估计系数 $\beta_1$ 的估计系数为负,当出口数量作为被解释变量时,估计系数 $\beta_1$ 的估计系数为



正,因为城市工业机器人渗透度提高时,企业通过采取“降价提量”的方式参与出口竞争。

对以上基础模型进行回归后,本文进一步探讨采用城市工业机器人渗透度进行回归时可能存在的内生性问题。虽然本文控制了城市 GDP 水平和人口,但其他未被捕捉到的城市层面随时间变化的因素可能同时影响城市工业机器人渗透度和企业出口,比如地方财政政策和经济不确定性等,这些城市层面随时间变化的宏观因素可能会导致内生性问题。由于本文的核心变量工业机器人渗透度是城市随时间变化的变量,所以无法直接控制“城市—时间”固定效应,但为了削弱遗漏这些不可观测的宏观因素带来的内生性问题,本文进一步在式(11)的基础上控制“城市对—时间”固定效应,构建以下计量模型进行估计:

$$\ln Y_{jkd_t} = \beta_0 + \beta_1 \ln crp_{ct} + X_{ct} + X_{dt} + X_{jt} + \lambda_{pt} + \mu_{jkd} + \mu_t + \varepsilon_{jkd_t} \quad (12)$$

式(12)在式(11)的基础上进一步控制了“城市对—时间”固定效应  $\lambda_{pt}$ 。Dube et al.(2010)认为,相邻地区的经济条件环境往往比较接近,虽然不能直接控制城市随时间变化的固定效应,但通过控制城市对随时间变化的固定效应,一定程度上可以减缓遗漏了观测不到的城市随时间变化的宏观因素造成的内生性问题。

除此之外,如前文所述,城市层面的工业机器人渗透程度很可能与产业结构以及产业政策存在较强的相关关系,并且,出口行为也可能对工业机器人投入产生影响,当城市内受工业机器人影响的行业出口增加或者减少时,该地区工业机器人渗透程度也会随之提高或下降,这些情况可能都会成为内生性问题的来源。本文借鉴 Borusyak et al.(2022)和 Imbert et al.(2022)对 shift-share 工具变量(Bartik IV)的构造方法,采用德国各行业的工业机器人应用数据作为中国相应行业的工业机器人应用数据的工具变量,从而拟合出中国城市工业机器人渗透度,并采用两阶段最小二乘法进行回归。之所以选择德国各行业相应的工业机器人应用情况作为工具变量,是因为德国与中国同为制造业大国,且两国产业结果有一定的可比性:德国是汽车制造大国,在汽车行业机器人的应用量较大,而中国工业机器人应用增长最快的行业也是汽车制造业。以下计量模型是采用工具变量的回归方程:

$$\ln Y_{jkd_t} = \beta_0 + \beta_1 \ln \widehat{crp}_{ct} + X_{ct} + X_{dt} + X_{jt} + \mu_{jkd} + \mu_t + \varepsilon_{jkd_t} \quad (13)$$

式(13)中,  $\widehat{crp}_{ct}$  是采用德国各行业机器人使用量计算出的中国城市层面工业机器人渗透度,即两阶段最小二乘法中第一阶段回归得到的拟合值。

## 五、基准回归结果和稳健性检验

### (一)基准回归结果

本文利用式(11)检验城市工业机器人渗透度( $\ln crp$ )对产品出口额( $\ln amount$ )的影响,表2是对命题1的检验结果。表2中列(1)控制了“企业—产品—出口市场”固定效应和时间固定效应,但未加入任何控制变量;列(2)在列(1)的基础上加入了城市随时间变化的控制变量,列(3)在列(2)的基础上加入了出口市场随时间变化的控制变量;列(4)则进一步加入了企业随时间变化的控制变量,各变量的含义与表1保持一致,表2回归结果均聚类到企业层面。结果显示,城市工业机器人渗透程度每增加1%,企业的产品出口额显著增长了约0.112%。逐步加入各类控制变量后,结果仍然显著为正,说明城市工业机器人渗透度提高时,企业内产品在目的国市场的出口额显著增长,命题1成立。

表2 城市工业机器人渗透对出口额的影响

变量	(1) $\ln amount$	(2) $\ln amount$	(3) $\ln amount$	(4) $\ln amount$
$\ln crp$	0.1116*** (0.0252)	0.1116*** (0.0252)	0.0550** (0.0247)	0.0646** (0.0286)
City Controls	否	是	是	是

续表2

变量	(1) lnamount	(2) lnamount	(3) lnamount	(4) lnamount
Destination Controls	否	否	是	是
Firm Controls	否	否	否	是
FPD Effect	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是
N	6199712	6194239	4562699	3375802
R <sup>2</sup>	0.8671	0.8671	0.8742	0.8788

注:表中 FPD Effect 表示“企业—产品—出口市场”固定效应,Time Effect 表示时间效应,N 代表观测值个数。下表中符号和标注的含义与此一致。

根据命题 2,城市工业机器人渗透度提高时,企业通过“降价提量”的方式助推企业内产品在目的国市场出口额的增长。表 3 是将产品出口价格(lnp)作为被解释变量的回归结果,采用的计量模型为式(11)。表 3 中列(1)的结果显示,城市工业机器人渗透程度提高 1%,企业的产品出口价格显著降低了约 0.050%。列(2)—(4)进一步控制城市随时间变化的控制变量、出口市场随时间变化的控制变量以及企业随时间变化的控制变量后,出口产品价格分别下降了约 0.050%、0.072%、0.064%,结果较为稳健。所以,城市工业机器人渗透度提高时,企业内产品出口价格显著降低了。

表 3 城市工业机器人渗透对出口价格的影响

变量	(1) lnp	(2) lnp	(3) lnp	(4) lnp
lnr <sub>cp</sub>	-0.0504** (0.0221)	-0.0501** (0.0222)	-0.0717*** (0.0217)	-0.0636** (0.0252)
City Controls	否	是	是	是
Destination Controls	否	否	是	是
Firm Controls	否	否	否	是
FPD Effect	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是
N	6140770	6135300	4522965	3344503
R <sup>2</sup>	0.9538	0.9538	0.9578	0.9584

注:表中 City Controls、Destination Controls、Firm Controls 分别表示城市随时间变化的控制变量、出口市场随时间变化的控制变量、企业随时间变化的控制变量(具体参见本文第四部分),FPD Effect 表示“企业—产品—出口市场”固定效应,Time Effect 表示时间效应。下表中符号和标注的含义与此一致。

表 4 是将产品出口数量(lnq)作为被解释变量的回归结果,列(1)的结果显示,城市工业机器人渗透程度每增加 1%,企业的产品出口数量增长约 0.125%。列(2)—(4)进一步控制其他随时间变化的因素后,结果依然稳健。所以,城市工业机器人渗透度提高时,企业内产品出口数量显著增长。表 3 和表 4 的结果说明,企业通过“降价提量”的方式推动了企业内产品在目的国市场出口额的增长,命题 2 成立。进一步分析可知,机器人渗透的“数量效应”大于“价格效应”,即城市工业机器人渗透通过“价格效应”和“数量效应”对企业内产品的出口额产生了影响,“价格效应”降低了出口额,“数量效应”增加了出口额,但“数量效应”大于“价格效应”,最终,产品整体出口额增加。

表 4 城市工业机器人渗透对出口数量的影响

变量	(1) lnq	(2) lnq	(3) lnq	(4) lnq
lnr <sub>cp</sub>	0.1253*** (0.0311)	0.1245*** (0.0311)	0.1118*** (0.0311)	0.1093*** (0.0363)
City Controls	否	是	是	是

续表 4

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	lnq	lnq	lnq	lnq
Destination Controls	否	否	是	是
Firm Controls	否	否	否	是
FPD Effect	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是
N	6140770	6135300	4522965	3344503
R <sup>2</sup>	0.8836	0.8836	0.8884	0.8911

## (二) 稳健性检验

本文第四部分的计量模型设计中讨论了采用式(11)回归时可能存在的内生性问题和相应的解决方法,第一种方法是在式(11)的基础上进一步控制“城市对一时间”固定效应,从而减缓由于遗漏观测不到的城市随时间变化的宏观因素所造成的内生性问题,即采用式(12)进行估计。

表5列示了城市工业机器人渗透对产品出口额(lnamount)的影响,该表中每列的结果均在表2的基础上进一步加入了“城市对一时间”固定效应。不难发现,控制“城市对一时间”固定效应后的回归结果与表2基本一致,只是系数值略高于表2,即城市工业机器人渗透程度每增加1%,企业的产品出口额显著增长了约0.134%,命题1结论稳健。

表5 城市工业机器人渗透对出口额的影响(控制“城市对一时间”固定效应)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	lnamount	lnamount	lnamount	lnamount
ln $crp$	0.1341*** (0.0260)	0.1329*** (0.0262)	0.0660** (0.0260)	0.0696** (0.0299)
Citypair Time Effect	是	是	是	是
City Controls	否	是	是	是
Destination Controls	否	否	是	是
Firm Controls	否	否	否	是
FPD Effect	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是
N	6199349	6193876	4562347	3375518
R <sup>2</sup>	0.8672	0.8672	0.8743	0.8789

注:表5和表6中Citypair Time Effect表示“城市对一时间”固定效应。

表6列示了进一步加入了“城市对一时间”固定效应后,城市工业机器人渗透对产品出口价格(lnp)和出口数量(lnq)的影响,即采用式(12)的估计结果,列(1)和列(5)的结果说明城市工业机器人渗透程度每增加1%,企业的产品出口价格显著下降了约0.080%,出口数量显著增长了约0.171%,列(2)(3)(4)(6)(7)(8)分别在列(1)和列(5)的基础上加入了城市随时间变化的控制变量、出口市场随时间变化的控制变量以及企业随时间变化的控制变量,结果显示,命题2的结论依然稳健。

表6 城市工业机器人渗透对出口价格和数量的影响(控制“城市对一时间”固定效应)

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	lnp	lnp	lnp	lnp	lnq	lnq	lnq	lnq
ln $crp$	-0.0800*** (0.0203)	-0.0778*** (0.0203)	-0.1092*** (0.0178)	-0.1183*** (0.0179)	0.1710*** (0.0282)	0.1668*** (0.0283)	0.1561*** (0.0272)	0.1638*** (0.0296)
Citypair Time Effect	是	是	是	是	是	是	是	是
City Controls	否	是	是	是	否	是	是	是
Destination Controls	否	否	是	是	否	否	是	是
Firm Controls	否	否	否	是	否	否	否	是

续表6

变量	(1) lnp	(2) lnp	(3) lnp	(4) lnp	(5) lnq	(6) lnq	(7) lnq	(8) lnq
FPD Effect	是	是	是	是	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是	是	是	是	是
N	6140407	6134937	4522614	3344219	6140407	6134937	4522614	3344219
R <sup>2</sup>	0.9540	0.9539	0.9580	0.9587	0.8837	0.8837	0.8885	0.8913

本文第四部分的计量模型中探讨了由于产业政策以及潜在可能的双向因果导致的内生性问题,并提出了第二种解决内生性问题的方法:采用德国各行业的工业机器人应用数据作为中国相应行业的工业机器人应用数据的工具变量,从而拟合出中国城市工业机器人渗透度,并采用两阶段最小二乘法进行回归,即采用式(13)进行检验。

表7是式(13)的回归结果,被解释变量是产品出口额(lnamount),在采用两阶段最小二乘法进行检验的过程中,Anderson LM统计量拒绝工具变量识别不足的原假设,Cragg-Donald Wald F统计量拒绝弱工具变量的原假设,即本文的工具变量与解释变量城市工业机器人渗透度之间有较强的相关性,回归结果显示,城市工业机器人渗透程度增加1%,企业的产品出口额增长了约0.120%,采用工具变量进行回归的结果支撑了前文的结论。

表7 城市工业机器人渗透对出口额的影响(IV估计)

变量	(1) lnamount	(2) lnamount	(3) lnamount	(4) lnamount
ln <sub>crp</sub>	0.1200*** (0.0404)	0.0912** (0.0402)	0.1391*** (0.0421)	0.1451*** (0.0421)
City Controls	否	是	是	是
Destination Controls	否	否	是	是
Firm Controls	否	否	否	是
FPD Effect	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是
N	6199712	6194239	6047139	6034578

注:列(3)和(4)未将中国与其他国家的实际汇率水平 $xr$ 作为控制变量加入回归方程中,原因是此处采用的是德国机器人使用量,所以未控制中国和其他国家的汇率水平。

表8中列(1)一(4)的被解释变量是产品出口价格(lnp),列(5)一(8)的被解释变量是产品出口数量(lnq),与表7一致,表8也是采用式(12)的回归结果,Anderson LM统计量和Cragg-Donald Wald F统计量分别拒绝工具变量识别不足和弱工具变量的原假设,列(1)(5)的回归结果显示,城市工业机器人渗透程度增加1%,企业的产品出口价格下降了约0.112%,但出口数量上升了约0.274%,与之前的结果比较,采用工具变量进行回归的系数绝对值稍大于基准回归的系数绝对值。列(2)(3)(4)(6)(7)(8)中进一步控制城市随时间变化的控制变量、出口市场随时间变化的控制变量以及企业随时间变化的控制变量后,结论依然成立。

表8 城市工业机器人渗透对出口价格和数量的影响(IV估计)

变量	(1) lnp	(2) lnp	(3) lnp	(4) lnp	(5) lnq	(6) lnq	(7) lnq	(8) lnq
ln <sub>crp</sub>	-0.1118*** (0.0208)	-0.1702*** (0.0207)	-0.1417*** (0.0217)	-0.0781*** (0.0233)	0.2736*** (0.0491)	0.3048*** (0.0489)	0.3104*** (0.0512)	0.1932*** (0.0544)
City Controls	否	是	是	是	否	是	是	是
Destination Controls	否	否	是	是	否	否	是	是
Firm Controls	否	否	否	是	否	否	否	是

续表8

变量	(1) lnp	(2) lnp	(3) lnp	(4) lnp	(5) lnq	(6) lnq	(7) lnq	(8) lnq
FPD Effect	是	是	是	是	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是	是	是	是	是
N	6140770	6135300	5989598	4622079	6140770	6135300	5989598	4622079

为了得到更为稳健的结果,本文追踪利用进口工业机器人数据研究企业层面机器人使用情况的文献,中国工业机器人投入超过70%来源于进口,因此,制造业企业工业机器人进口数据能够较好地识别制造业企业工业机器人的真实投入情况(Fan et al., 2021; 蔡震坤、綦建红, 2021; 林熙等, 2023)。结果发现,采用企业层面的机器人进口数据的实证回归结果依然支持本文的基本结论。<sup>①</sup>

最后,本文以欧盟各行业工业机器人使用量作为中国相应行业的工业机器人应用数据的工具变量,拟合出中国城市工业机器人渗透度,采用两阶段最小二乘法进行估计,结果依然稳健。<sup>②</sup>

## 六、进一步分析

### (一)机制分析

本文理论模型构建中,主要将机器人渗透的人力资本升级效应和生产效率提升效应作为企业内产品出口增长的影响机制,即城市工业机器人渗透挤出了城市内制造业企业低技能劳动者,但有利于高技能劳动者的就业,由于制造业企业低技能劳动者流出、高技能劳动者流入,企业人力资本升级,与此同时,城市机器人使用促进了企业生产效率的提高。因此,本文将对机器人渗透的人力资本升级效应和生产效率提升效应进行检验。

本文首先检验机器人渗透的人力资本升级效应。由于中国工业企业数据和中国海关进出口数据无法观测企业的雇佣结构,因此,本文将城市工业机器人渗透与上海证券交易所(简称“上交所”)和深圳证券交易所(简称“深交所”)上市A股公司数据<sup>③</sup>进行匹配,研究企业技能结构的改变。

表9是机器人渗透对制造业企业技能劳动结构影响的估计结果,本文将技能劳动分为高技能劳动和低技能劳动,高技能劳动包括本科生和硕士研究生,低技能劳动分为高中生或专科生以及高中以下学历劳动者。表9中列(1)—(4)是城市工业机器人渗透对制造业企业高技能劳动力雇佣的影响,被解释变量是企业雇佣的高技能劳动人数的对数值,其中,列(1)(2)是城市工业机器人渗透对企业硕士研究生(*master*)雇佣人数的影响,列(3)(4)是城市工业机器人渗透对企业本科生(*bachelor*)雇佣人数的影响,列(1)(3)控制了企业固定效应和时间效应,列(2)(4)进一步控制了城市层面和企业层面随时间变化的控制变量,结果均显示,城市工业机器人渗透提高有利于城市内高技能劳动者进入制造业企业。表9中列(5)—(8)是城市工业机器人渗透对制造业企业低技能劳动力雇佣的影响,被解释变量是企业雇佣的低技能劳动人数的对数值,其中,列(5)(6)是城市工业机器人渗透对企业高中生或专科生(*junior*)雇佣人数的影响,列(7)(8)是城市工业机器人渗透对企业高中以下学历(*under*)雇佣人数的影响,列(5)(7)控制了企业固定效应和时间效应,列(6)(8)进一步控制了城市层面和企业层面随时间变化的控制变量,结果显示,城市工业机器人渗透提高挤出了城市内制造业企业低技能劳动者中的高中生或专科生,从而制造业低技能劳动者就业减少。最终,城市内制造业企业低技能劳动者的流出和高技能劳动者的流入,导致制

<sup>①②</sup>限于篇幅,留存备案。

<sup>③</sup>本文上市公司数据来源于CSMAR数据库。虽然相比工业企业数据库,上市公司数据样本较少,但上市公司数据的使用对本文的机制分析如下好处:其一,上市公司数据具有企业层面的雇佣结构信息;其二,上市公司数据不仅包括制造业企业,还包括服务业企业;其三,能够从上市公司的服务业中区分出与制造业直接相关的生产性服务业。基于以上原因,本文选择上市公司数据来验证该机制。

制造业企业人力资本升级。制造业企业人力资本升级后,企业雇佣的员工劳动生产率提高,企业内产品出口额的增长。

表9 城市工业机器人渗透的人力资本升级效应

变量	(1) <i>master</i>	(2) <i>master</i>	(3) <i>bachelor</i>	(4) <i>bachelor</i>	(5) <i>junior</i>	(6) <i>junior</i>	(7) <i>under</i>	(8) <i>under</i>
<i>lncrp</i>	0.2650** (0.1206)	0.2825** (0.1202)	0.1207* (0.0680)	0.1284* (0.0679)	-0.1064* (0.0629)	-0.1054* (0.0630)	0.0606 (0.1296)	0.0834 (0.1300)
Controls	否	是	否	是	否	是	否	是
Firm Effect	是	是	是	是	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是	是	是	是	是
N	4450	4450	5825	5825	5759	5759	3633	3633
R <sup>2</sup>	0.8982	0.8992	0.8713	0.8723	0.7700	0.7699	0.7107	0.7119

注:表中 Firm Effect 表示企业固定效应。下表同。

接着,本文检验城市工业机器人渗透的生产效率提升效应。本文分别采用 OP 方法 (Olley & Pakes, 1996) 和 LP 方法 (Levinsohn & Petrin, 2003) 对上市公司的生产率进行了估计,并在此基础上检验了城市工业机器人渗透对制造业企业生产效率的影响。

表 10 是城市工业机器人渗透对制造业企业生产效率影响的估计结果,表 10 中列(1)一(3)汇报了采用 OP 方法估计企业生产率后,城市工业机器人渗透对其影响的回归结果,被解释变量是采用 OP 方法估计的生产率,其中,列(1)控制了企业固定效应和时间效应,列(2)(3)进一步控制了城市层面和企业层面随时间变化的控制变量,结果均显示,城市工业机器人渗透有利于企业生产效率的提高。表 10 中列(4)一(6)汇报了采用 LP 方法估计企业生产率后,城市工业机器人渗透对其影响的回归结果,被解释变量是采用 LP 方法估计的生产率,其中,(4)控制了企业固定效应和时间效应,列(5)(6)进一步控制了城市层面和企业层面随时间变化的控制变量,结果依然稳健。因此,城市工业机器人渗透推动了制造业企业生产效率的提高。

表 10 城市工业机器人渗透的生产效率提升效应

变量	(1) OP	(2) OP	(3) OP	(4) LP	(5) LP	(6) LP
<i>lncrp</i>	0.1414*** (0.0375)	0.1288** (0.0538)	0.0687* (0.0398)	0.2144*** (0.0399)	0.1380** (0.0570)	0.0629* (0.0343)
City Controls	否	是	是	否	是	是
Firm Controls	否	否	是	否	否	是
Firm Effect	是	是	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是	是	是
N	12047	12047	12047	11756	11756	11756
R <sup>2</sup>	0.8853	0.8885	0.9392	0.9174	0.9199	0.9710

综上所述,城市工业机器人渗透具有人力资本升级效应和生产效率提升效应,而人力资本的提和和生产效率的提高,会进一步促进企业内产品出口额的增长。因此,本文模型构建中的理论传导机制成立。

## (二) 异质性分析

上文检验了城市工业机器人渗透程度对产品出口的整体影响。本文进一步从不同角度进行异质性分析,以期得到更多具有政策含义的结论。为了促进全国经济的均衡发展,中国多次提出东西部协作战略,当资源流向中西部地区时,中西部城市企业的生产效率是否能够追赶东部城市的企业,一直都是学术界关注的问题,因此,有必要研究中西部城市机器人渗透带来的影响是否也能够与东

部城市一致;大量机器人投入使用必然造成就业市场的动荡,尤其对劳动密集型和中低技术行业而言,机器人渗透是否会造成其大面积失业,是十分值得关注的经济和社会问题;要实现共同富裕,就要减少地区间贫富差距,考察机器人渗透对不同收入程度的地区间出口行为的影响具有重要的现实意义。因此,本文依据城市发展水平、行业技能水平、城市收入水平对工业机器人渗透的影响进行异质性检验。

表11是分地区检验的结果,其中,列(1)为对东部地区的回归结果,列(2)为对中西部地区的回归结果。比较发现,城市工业机器人渗透度提高1%,东部地区的产品出口额增长约0.093%,中西部地区产品出口额增长约0.191%,中西部地区出口增长速度快于东部地区。一个可能的原因是:从样本数量可以看出,中西部地区工业机器人渗透度严重低于东部地区,所以,中西部地区工业机器人的边际产出可能大于东部地区。

表11中列(3)(4)进一步将样本按行业分为劳动密集型和低技术行业以及高技术行业,具体分类方法参照盛斌和马涛(2008)。列(3)是对劳动密集型和低技术行业的回归结果,列(4)是对高技术行业的回归结果,结果显示:劳动密集型和低技术行业的出口额受工业机器人渗透度的影响更大,可能的原因是,城市工业机器人渗透度提高后,主要挤出了低技能劳动者,而低技能劳动者主要集中于劳动密集型和低技术行业,这些行业的低技能劳动者被替代后,整体生产率水平可能提高更多,从而城市工业机器人渗透对这些行业的出口影响更大。

劳动密集型和低技术行业主要分布在工资水平较低的地区,所以,如果城市工业机器人渗透对劳动密集型和低技术行业影响更大,那么该影响在最低工资水平较低地区的影响也应该更大。因此,本文进一步将样本分为最低工资水平较高的地区和最低工资水平较低的地区进行回归,表11列(5)列示了对最低工资水平较高地区的回归结果,列(6)则列示了对最低工资水平较低地区的回归结果,结果显示:最低工资水平较低的地区产品出口受城市工业机器人渗透的影响较显著。表11的结果说明:城市工业机器人渗透程度提高时,主要挤出了城市内低技术行业的低收入人群,因此,城市工业机器人投入增长时,要警惕结构性失业,尤其是工业机器人渗透对低技术工人和低收入群体失业的影响。

表11 异质性检验

变量	(1) lnamount	(2) lnamount	(3) lnamount	(4) lnamount	(5) lnamount	(6) lnamount
ln $crp$	0.0925*** (0.0273)	0.1908*** (0.0622)	0.1534*** (0.0325)	0.0896* (0.0489)	-0.0325 (0.0556)	0.1509*** (0.0338)
FPD Effect	是	是	是	是	是	是
Time Effect	是	是	是	是	是	是
N	5917917	280263	3507811	536738	3168793	2780552
R <sup>2</sup>	0.8683	0.8391	0.8573	0.8654	0.8818	0.8597

注:东部地区包括北京、天津、河北、辽宁、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东、广西和海南。东部地区人均GDP高的城市指人均GDP高于东部地区人均GDP平均值的城市。最低工资水平高的城市指最低工资水平高于全国最低工资平均值的城市。

本文还研究了城市工业机器人渗透对企业产品出口种类和出口目的国数量的影响,结果发现:城市工业机器人渗透度提高时,企业出口的产品种类随之增长,并且,企业也更容易将产品出口到“零贸易”国家或地区。<sup>①</sup>这些结论与现有企业异质性理论保持了较高的一致性,企业异质性理论表明,当制造业企业生产效率提高时,企业能够出口更多种类的产品,并且也更容易将产品出口到更多国家。因此,本文的结论也一定程度上为现有企业异质性理论提供了实证支撑。

<sup>①</sup>限于篇幅,留存备索。

## 七、结论和政策建议

制造业是国家经济命脉所系,工业机器人行业的发展是国家制造业高质量发展的典型代表。本文从城市层面构造了中国工业机器人渗透程度指标,该指标同时考虑了城市自身的比较优势和工业机器人的冲击,从区域异质性角度反映了不同城市间的工业机器人发展水平,且该指标的变异程度较大;本文采用“企业—产品—出口市场—时间”四维数据研究了城市工业机器人渗透度对企业内部产品出口的影响,将中国工业机器人的相关研究从劳动市场拓展至产品市场。本文的研究结果说明:一方面,城市工业机器人渗透度的提高,挤出了城市内制造业企业低技能劳动者,但有利于高技能劳动者的就业,因此,制造业企业的人力资本随着低技能劳动者流出、高技能劳动者流入而提升;另一方面,城市工业机器人渗透度的增长有利于企业生产效率的提高。最终,企业通过“降价提量”的方式助推了产品出口额的增长。进一步分析发现,城市工业机器人渗透提高对低技术行业和低收入人群的挤出效果更显著。

本文采用多维微观数据证实了以上结论,这些结论具有较强的政策含义:中国城市工业机器人渗透度提高降低了产品价格,企业通过“降价提量”的方式助推产品出口额的增长,由此可见,工业机器人的投入对产品价格降低的效果整体上有利于企业采用价格竞争(降价提量)的方式占有国际市场。企业之所以能够采用更低的价格参与国际竞争,是因为城市工业机器人的使用改善了制造业企业的人力资本,提高了制造业企业的生产效率,这说明中国目前大力发展人工智能的政策方向值得肯定,人工智能仍能够释放大量的科技红利。《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》《“十四五”智能制造发展规划》等一系列重要的政府政策规划均将以人工智能为代表的新一代信息技术作为推动中国经济高质量发展、建设创新型国家的重要技术保障和核心驱动力之一,本文认为,中国未来对外贸易的发展也离不开人工智能对实体经济的不断渗透,在经济发展复苏乏力、贸易保护主义抬头背景下,人工智能领域的科技红利对内能够加速中国内循环体系的完善、减轻经济发展动能不足等问题,对外能够推动中国制造的产品积极参与国际竞争,获得价格竞争优势,占领更多的国际市场份额。

虽然城市工业机器人渗透整体上有利于中国经济和贸易的发展,但现有政策实施在地方层面推进和实施过程中,仍可能面临一些困难。本文的研究表明,城市工业机器人渗透度提高时,劳动密集型和低技术行业出口额增长较快,中西部地区出口增长速度快于东部地区,由此可见,在一些劳动密集型产业相对集中的地区、劳动生产率较低的中西部地区,工业机器人渗透对当地出口企业的推动作用更大,但是,这些地区往往是工业机器人使用较少的地区,当地政府对智能制造的政策扶持和投入力度可能也较小。比如,2011年12月30日,国务院印发了《工业转型升级规划(2011—2015年)》,将“智能制造装备发展工程”纳入工业转型升级的重点任务;2012年7月9日,国务院又印发了《“十二五”国家战略性新兴产业发展规划》,指出把“智能制造装备产业”等高端装备制造业培育成为国民经济的支柱产业。随后,广东省、浙江省、山东省和辽宁省等东部省份分别转发或出台了相应的规划政策,其中,广东省出台的政策最多,且支持力度最大,而中西部省份中,仅有河北省出台了工业设计奖管理办法等相关举措推动工业转型升级。由此可见,工业机器人渗透对制造业出口推动作用较大的地区,可能并没有获得更多的支持和资源创造智能制造的科技红利,因此,本文建议进一步优化人工智能的行业生态环境,推动地区间协调发展,尤其在中西部工业机器人发展水平较低的地区,目前还存在较大的发展潜力。

最后,应该警惕的是,城市工业机器人的发展同时带了结构性失业问题,对低技术工人和低收入群体就业冲击较为严重,政府应该制定相应的政策引导这部分群体再就业,缓解机器人行业的发展带来的失业问题。

### 参考文献:

蔡震坤 綦建红,2021:《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》,《国际贸易



- 问题》第10期。
- 蒋为 龚思豪 李锡涛,2022:《机器人冲击、资本体现式技术进步与制造业碳减排——理论分析及中国的经验证据》,《中国工业经济》第10期。
- 孔高文 刘莎莎 孔东民,2020:《机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析》,《中国工业经济》第8期。
- 林熙 刘啟仁 冯桂媚,2023:《智能制造与绿色发展:基于工业机器人进口视角》,《世界经济》第8期。
- 刘啟仁 袁劲 黄建忠 冯桂媚,2023:《产品竞争模式、税收调整与企业核心竞争力》,《世界经济》第2期。
- 聂辉华 江艇 杨汝岱,2012:《中国工业企业数据库的使用现状和潜在问题》,《世界经济》第5期。
- 钱学锋 王胜 陈勇兵,2013:《中国的多产品出口企业及其产品范围:事实与解释》,《管理世界》第1期。
- 盛斌 马涛,2008:《中间产品贸易对中国劳动力需求变化的影响:基于工业部门动态面板数据的分析》,《世界经济》第3期。
- 唐宜红 顾丽华,2022:《智能制造对出口的影响——基于工业机器人的经验证据》,《国际经贸探索》第4期。
- 王林辉 钱圆圆 宋冬林 董重庆,2023:《机器人应用的岗位转换效应及就业敏感性群体特征——来自微观个体层面的经验证据》,《经济研究》第7期。
- 王永钦 董文,2020:《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》,《经济研究》第10期。
- 闫雪凌 朱博楷 马超,2020:《工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据》,《统计研究》第1期。
- 余玲铮 魏下海 孙中伟 吴春秀,2021:《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”匹配调查的数据》,《管理世界》第1期。
- 余森杰 袁东,2016:《贸易自由化、加工贸易与成本加成——来自我国制造业企业的证据》,《管理世界》第9期。
- 袁劲 刘啟仁,2023:《减税与退税并举是中国制造业产品出口的新动源吗》,《国际贸易问题》第8期。
- 袁劲 马双,2021:《最低工资与中国多产品企业出口:成本效应抑或激励效应》,《中国工业经济》第9期。
- 赵春明 李震 李宏兵 彭刚,2020:《机器换人——工业机器人使用与区域劳动力市场调整》,《北京师范大学学报(社会科学版)》第6期。
- 周广肃 李力行 孟岭生,2021:《智能化对中国劳动力市场的影响——基于就业广度和强度的分析》,《金融研究》第6期。
- Acemoglu, D. & P. Restrepo (2017), “Robots and jobs: Evidence from US labor markets”, NBER Working Paper, No.23285.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo (2018), “The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment”, *American Economic Review*, 108(6): 1488—1542.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo (2020), “Robots and jobs: Evidence from US labor markets”, *Journal of Political Economy*, 128(6): 2188—2244.
- Autor, D.H. & D. Dorn (2013), “The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market”, *American Economic Review*, 103(5): 1553—1597.
- Autor, D.H. et al. (2013), “The China syndrome: local labor market effects of import competition in the United States”, *American Economic Review*, 103(6): 2121—2168.
- Autor, D.H. et al. (2003), “The skill content of recent technological change: An empirical exploration”, *Quarterly Journal of Economics*, 118(4): 1279—1333.
- Bernard, A.B. et al. (2007), “Firms in international trade”, *Journal of Economic Perspectives*, 21(3): 105—130.
- Bernard, A.B. et al. (2010), “Multiple-product firms and product switching”, *American Economic Review*, 100(1): 70—97.
- Bernard, A.B. et al. (2011), “Multiproduct firms and trade liberalization”, *Quarterly Journal of Economics*, 126(3): 1271—1318.
- Berthou, A. & L. Fontagne (2013), “How do multiproduct exports react to a change in trade cost?”, *Scandinavian Journal of Economics*, 115(2): 326—353.
- Bombardini, M. & B. Li (2020), “Trade, pollution and mortality in China”, *Journal of International Economics*, 125: 103321.
- Borjas, G.J. & R.B. Freeman (2019), “From immigrants to robots: The changing locus of substitutes for workers”, NBER Working Paper, No.25438.
- Borusyak, K. et al. (2022), “Quasi-experimental shift-share research designs”, *Review of Economic Studies*, 89(1): 181—213.

- Dube, A. et al.(2010), “Minimum wage effects across state borders: Estimates using contiguous counties”, *Review of Economics and Statistics*, 92 (4): 945–964.
- Eckel, C. et al.(2015), “Multi-Product firms at home and away: Cost-versus quality-based competence”, *Journal of International Economics*, 95 (2): 216–232.
- Eckel, C. & J.P.Neary(2010), “Multi-product firms and flexible manufacturing in the global economy”, *Review of Economics and Statistics*, 77(1): 188–217.
- Edmonds, E.V. et al.(2010), “Trade adjustment and human capital investment: Evidence from Indian tariff reform”, *American Economic Journal: Applied Economics*, 2(4), 42–75.
- Faber, M. (2020), “Robots and reshoring: Evidence from Mexican labor markets”, *Journal of International Economics*, 127(11): 1–34.
- Fan, H. et al. (2021), “Labor costs and the adoption of robots in China”, *Journal of Economic Behavior and Organization*, 186(6): 608–631.
- Gan, L. et al.(2016), “The higher costs of doing business in China: Minimum wages and firms’ export behavior”, *Journal of International Economics*, 100(5): 81–94.
- Graetz, G. & G. Michaels(2018), “Robots at work”, *Review of Economics and Statistics*, 100(5): 753–768.
- Hallak, J. C. & J. Sivadasan(2013), “Product and process productivity: Implications for quality choice and conditional exporter premia”, *Journal of International Economics*, 91(1): 53–67.
- Iacovone, L. & B.Javorcik(2010), “Multi-product exporters: Product churning, uncertainty and export discoveries”, *Economic Journal*, 120(544): 481–499.
- Imbert, C. et al.(2022), “Migrants and firms: Evidence from China”, *American Economic Review*, 112(6): 1885–1914.
- Kovak, B.K. (2013), “Regional effects of trade reform: What is the correct measure of liberalization?”, *American Economic Review*, 103(5): 1960–1976.
- Kugler, M. & E.Verhoogen(2012), “Prices, plant size, and product quality”, *Review of Economic Studies*, 79 (1): 307–339.
- Leigh, N. G. & B. Kraft(2017), “Emerging robotic regions in the United States: Insights for regional economic evolution”, *Regional Studies*, 52(6):1–13.
- Levinsohn, J. & A.Petrin(2003), “Estimating production function using inputs to control for unobservables”, *Review of Economic Studies*, 70(2): 317–314.
- Liu, H. et al.(2019), “Import competition and export markups: Evidence from Chinese multi-product exporters”, *Annals of Economics and Finance*, 20(1): 357–385.
- Lordan, G. & D.Neumark(2018), “People versus machines: The impact of minimum wages on automatable jobs”, *Labour Economics*, 52(3): 40–53.
- Manova, K. & Z.H.Yu(2017), “Multi-product firms and product quality”, *Journal of International Economics*, 109 (11): 116–137.
- Manova, K. & Z.Zhang(2012), “Export prices across firms and destinations”, *Quarterly Journal of Economics*, 127 (1): 379–436.
- Mayer, T.M. et al.(2014), “Market size, competition, and the product mix of exporters”, *American Economic Review*, 104(2): 495–536.
- Melitz, M.J. & G.I.P.Ottaviano(2008), “Market size, trade, and productivity”, *Review of Economic Studies*, 75(1): 295–316.
- Olley, G. S. & A. Pakes (1996), “The dynamics of productivity in the telecommunications equipment industry”, *Econometrica*, 64(6): 1263–1297.
- Topalova, P. (2010), “Factor immobility and regional impacts of trade liberalization: Evidence on poverty from India”, *American Economic Journal: Applied Economics*, 2 (4): 1–41.
- Vandenbussche, H. & C. Viegelaahn(2018), “Input reallocation within multi-product firms”, *Journal of International Economics*, 114(12): 63–79.

## Urban Industrial Robot Penetration and China's Manufacturing Exports: Evidence from Multidimensional Data

YUAN Jin, LIU Qiren and ZHAO Can  
(Guangzhou University, Guangzhou, China)

**Summary:** Robots are known as the “pearl at the top of the manufacturing crown”. The robot industry is not only a representative one on the road to becoming a manufacturing powerhouse, but also a key one in promoting China's manufacturing industry to become high-end and intelligent. Existing studies have mainly explored the impact of industrial robots on China's labor market, but have not examined the impact of robot penetration on intra-firm product export behavior from the perspective of regional heterogeneity.

This paper constructs an indicator of the penetration of industrial robots in cities, which has important economic implications. This indicator takes into account both the comparative advantage of cities and the impact of industrial robots. The larger indicator indicates that a city has a greater comparative advantage and is more exposed to exogenous shocks from industrial robots. Using the constructed penetration indicator of urban industrial robots, this paper studies the impact of urban industrial robot penetration on the export of products within firms by adopting the four-dimensional data of “firm-product-export market-time”. It extends relevant research on China's industrial robots from the labor market to the product market. The results show that when the penetration of urban industrial robots increases, the export value of intra-firm products in the destination market tends to increase, which is driven by the channel of “price reduction and volume increase” of firms. Specifically, a 1% increase in the penetration of industrial robots in a city significantly reduces the price of firms' product exports by 0.050%. By lowering the price, the quantity of products exported by firms increases by 0.125%. As the “quantity effect” outweighs the “price effect”, the final export value of products in the overseas destination market increases by 0.112%. Thus, in general, the use of industrial robots is favorable to firm export performance.

Mechanism analysis shows that, on one hand, the increased penetration of industrial robots crowds out low-skilled labor from manufacturing firms, but favors the employment of high-skilled labor. As a result, the human capital of manufacturing firms rises with the outflow of low-skilled labor and the inflow of high-skilled labor. On the other hand, the growth of urban industrial robot penetration is conducive to the improvement of firm production efficiency. Finally, through human capital upgrading and production efficiency improvement, firms can achieve export growth through “price reduction and volume increase”. Further analyses show that increased penetration of urban industrial robots has a more significant crowding-out effect in low-skilled industries and low-income groups.

The findings of this paper illustrate that the effect of industrial robots on the reduction of product prices favors firms' use of price competition (price cuts and volume increases) to take advantage of the international market. The use of industrial robots has improved the human capital of manufacturing firms and increased their productivity. This indicates that China's current policy direction of vigorously developing artificial intelligence (AI) deserves to be affirmed, and AI can still release a lot of scientific and technological dividends. In addition, when the penetration of urban industrial robots increases, the export value of labor-intensive and low- and medium-tech industries grows relatively fast, and the export growth rate of central and western regions is faster than that of the eastern region. Therefore, in some central and western regions where labor-intensive industries are relatively concentrated, and labor productivity is relatively low, the penetration of industrial robots has a greater role in promoting local export firms. However, these regions tend to be areas where industrial robots are less used. Therefore, the industry ecosystem of AI can be further optimized to promote coordinated inter-regional development, especially in the central and western regions where the development of industrial robots is relatively low, with a large potential for development.

**Keywords:** Industrial robot; Penetration; Product Export

**JEL Classification:** D21, F14, R32

(责任编辑:金禾)

(校对:木丰)