

工业机器人应用与中国城市制造业出口升级

谷均怡 赵春明 李震

内容提要:本文基于2006—2016年国际机器人联盟数据和中国海关数据,实证分析工业机器人应用对中国城市制造业出口升级的影响。研究表明:城市工业机器人应用显著促进了当地制造业出口技术复杂度的提升,且这一影响主要通过人力资本提升效应、中间品进口效应以及资源再配置效应共同推动;工业机器人应用主要促进了加工贸易出口技术复杂度的提升,对初始技术基础好、市场化程度高的城市出口复杂度的促进作用更强。拓展分析发现,机器人应用对邻近城市制造业出口技术复杂度提升具有抑制作用,机器人引致的低技能劳动力就近迁移是造成这一空间负外部性的主要原因。

关键词:工业机器人 出口技术复杂度 空间外溢效应 资源再配置 低技能劳动力就近迁移

中图分类号:F424;F752.62

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2023)09-0022-21

一、问题提出与文献综述

改革开放以来,凭借以劳动力数量为基础的要素禀赋优势,中国制造业融入了以发达国家为主导的国际分工体系,实现了对外贸易规模快速扩张,国家统计局数据显示,出口规模从1978年的211.8亿元上升至2021年的21.73万亿元。然而,在贸易大国地位的背后,大而不强的贸易特征尤为突出,中国制造业产品技术薄弱、缺乏国际竞争力是不争的事实。在新冠疫情危机未平、外需疲软、贸易摩擦加剧的国际背景下,劳动力成本攀升给中国脆弱的出口模式带来了巨大冲击,为推动中国外贸高质量发展培育新动力迫在眉睫。

为改善当前内忧外患的局势,唯数量论被逐渐摒弃,研究重点转为出口技术复杂度的影响因素。现有文献主要从贸易自由化^[1]、外商直接投资^[2]、金融发展^[3]、人力资本扩张^[4]、国内市场一体化^[5]、互联网普及^[6]等多方面对出口技术复杂度的影响因素进行考察,但少有研究探讨工业机器人对出口技术复杂度的影响。作为提升国际竞争力、维护国家安全的新举措,2017年中国政府将人工智能发展上升至国家战略层面,

收稿日期:2022-12-26;修回日期:2023-06-09

基金项目:国际关系学院中央高校基本科研业务费专项资金资助项目“数字技术对中国企业供应链自主可控能力的影响研究”(3262023T40);国家社会科学基金重点项目“工业智能化应用对中国贸易高质量发展的影响研究”(22AJL012);北京邮电大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目“机器人智能技术对人力资本积累的影响研究”(2022RC60)

作者简介:谷均怡 国际关系学院经济金融学院讲师,北京,100091;

赵春明 北京师范大学经济与工商管理学院教授、博士生导师,北京,100875;

李震 北京邮电大学经济管理学院讲师,通信作者,北京,100876。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

与此同时,人工智能的重要载体——工业机器人在全球范围内蓬勃发展。世界机器人联合会(International Federation of Robotics,IFR)发布的统计报告显示,中国机器人应用密度从2013年的25台/万人上升至2020年的187台/万人,机器人的普及应用势必会对产品技术含量、制造业发展、贸易结构等产生一系列的复杂影响。那么,工业机器人应用在制造业出口升级中究竟扮演着何种角色?是否会推动出口技术复杂度提升?机器人应用将通过哪些途径影响制造业出口技术复杂度?其出口升级效应对于不同贸易模式和不同禀赋条件的城市是否具有差异性影响?对上述问题的研究,有助于全面系统地评估机器人的经济效应,为中国推进制造业转型升级和外贸高质量发展提供一个新思路。

关于机器人经济效应的研究主要集中在劳动力市场方面。基于就业效应的研究尚未得出一致的结论,以阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo,2020)为代表的学者认为机器人会降低就业^[7]。但是,也有学者发现长期来看机器人对失业的影响并没有想象中那么大,甚至可能会通过生产率效应和正向的创造效应增加就业^[8]。事实上,并非所有劳动力都会从自动化生产技术普及应用中受损或受益,机器人对从事不同工作和不同技能水平的劳动力具有明显的差异性影响。相较而言,机器人主要对低技能劳动力就业存在抑制作用^[9]。从收入角度来看,机器人应用会导致技能溢价提高^[10],并通过改变劳动和资本收入份额,促使要素收入分配不均等,进而加剧收入不平等^[11]。基于贸易视角的研究发现,工业机器人的应用对出口具有显著的正向促进作用^[12],有利于扩大企业出口产品范围^[13],提升出口产品质量^[14],促进企业参与全球价值链分工^[15]。而在机器人与出口技术复杂度方面,袁其刚等(2022)、杜两省和马雯(2022)从企业层面考察了机器人对出口升级的影响,重点分析了机器人引致的企业生产率提升和生产成本降低所起到的作用^[16-17]。徐晔等(2022)从省份层面探讨了机器人对出口技术复杂度的影响^[18],但该研究仅讨论了劳动力技能结构在其中的作用,缺乏基于不同视角的异质性分析。

相较于以往研究,本文的主要贡献在于:(1)从劳动力技能结构转变、中间品进口规模和种类变化以及资源再配置等具体渠道全面考察了工业机器人应用促进中国城市制造业出口升级的影响机制,多种影响机制的综合分析有助于揭示工业机器人应用促进制造业出口升级背后的深层原因;(2)分析机器人应用和出口升级之间的异质性关系,探究机器人对不同贸易方式以及不同禀赋条件城市的差异性影响,以回答城市应具备何种特征才能更好地发挥机器人带来的出口升级效应这一重要问题,有助于从另一角度理解工业机器人影响城市制造业出口技术复杂度的驱动机制;(3)基于空间视角全面评估机器人应用对出口升级的影响,所得结论既是对已有相关研究的补充,也为新时代下中国如何推进区域贸易协调发展提供重要参考。

二、理论分析与假设提出

出口技术复杂度刻画了一国出口产品的生产效率和技術含量^[19],而工业机器人作为新一轮科技革命的典型代表,具有高效率、高稳定性和高精度的特点,必将推动产品出口技术复杂度提升。进一步地,在理论上,阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)构建了一个包含区域特性的自动化技术影响美国区域劳动力市场的一般均衡模型,证明了地区机器人冲击等于当地产业就业结构对行业层面机器人渗透率变化的加权平均,为从区域层面研究工业机器人应用带来的经济效应提供了理论基础^[7]。具体来讲,工业机器人可以通过不同地区的产业就业结构差异影响区域劳动力市场,例如阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)基于美国数据研究发现受机器人冲击影响较大的城市,劳动力就业和工资相对更低^[7]。赵春明等(2020)基于中国各地区的产业就业结构构建城市层面的机器人应用指标,研究发现工业机器人应用密度较大的城市,当地劳动力从制造业向服务业进行就业转移的概率相对较大^[20]。因此,工业机器人作为一种自动化生产技术进步,有利于提

升产品出口技术复杂度。由于中国各地区的产业结构存在巨大差异,当某城市的主要产业为机器人应用水平高的行业时,工业机器人将对该城市的制造业出口升级产生较大的影响。由此,本文提出以下假设:

假设 1:工业机器人应用有利于提升制造业出口技术复杂度,并通过产业结构地域分布特征对不同城市制造业出口升级产生差异化影响,城市机器人应用水平越高,该城市制造业出口技术复杂度越高。

有学者发现,工业机器人会通过改善劳动力需求结构和提升劳动力供给质量来提升人力资本水平^[21],进而推动制造业出口升级。具体来说,从劳动力需求角度来看,基于技能偏向性技术进步理论,自动化技术进步引致的生产复杂度增加会促使低技能劳动力更容易被替代,从而降低对低技能劳动力的需求^[9]。与此同时,由于技术和技能的互补性,自动化技术催生出一系列与劳动力互补的新岗位,这类岗位的技能要求通常较高^[22],导致生产活动对高技能劳动力的需求激增,进而从整体上实现劳动力需求结构的升级。从劳动力供给角度看,一方面,工业机器人对劳动力技能水平的要求会倒逼劳动力进行人力资本投资以降低失业风险^[23];另一方面,机器人引致的技能溢价提高吸引劳动力进行人力资本投资以实现工资跨越^[7]。而人力资本水平提高是制造业出口升级的重要渠道。这是因为,其一,高素质人才具有较强的研发能力和学习能力,将推动企业进行研发创新,有效提升产品技术水平;其二,人力资本水平的提高能够显著提升企业生产率水平^[24],而生产率越高的企业越有能力承担研发过程中的不确定成本以及高技术产品的出口固定成本;其三,人力资本水平的提高还能引发资源在城市内部不同出口产品间的优化再配置^[4],促使企业集中生产和出口利润更大的高技术产品,从而实现整体的技术升级。由此,本文提出以下假设:

假设 2:城市工业机器人应用能够有效提高当地劳动力技能水平,进而促进制造业出口升级。

工业机器人的应用能通过扩大中间品进口规模提高中间投入品质量,而高质量的中间品加之稳定的生产环节可以直接促进最终品出口升级。具体来说,作为一种新型生产技术,机器人对中间投入品的质量要求往往更高。例如,焊接机器人需要在高温环境下长时间运行,这就要求企业使用稳定的耐高温中间投入品,以防止工艺故障和不必要的维护,同时确保生产过程高效准确。由于国内中间品与进口中间品的不完全替代性且进口中间品的质量和技术水平更高,使用机器人的企业通常会相应地增加中间品进口规模,尤其是促进企业从发达国家进口中间品。除了能够直接提升最终品质量外,进口中间品内嵌诸多其他国家的先进技术和管理经验,国内企业通过对这些信息的吸收和模仿有助于提升自身的创新能力,从而促进企业新产品的生产和出口^[25],推动制造业出口升级。由此,本文提出以下假设:

假设 3:城市工业机器人应用通过促使当地企业从发达国家进口更大规模、更多种类的中间投入品,推动当地制造业出口技术复杂度提升。

工业机器人应用引致的生产率提升会促使生产要素的转移和再配置,进而通过改变城市制造业出口结构影响出口技术水平。具体来说,城市出口结构升级的本质是有限资源在多个层面的优化再配置^[4]。对于城市内部不同出口产业而言,工业机器人应用密度越高的产业生产效率提升得越快,这将促使城市内其他产业的生产要素向其转移。工业机器人属于前沿技术,因此,城市内部不同产业间的资源优化再配置有利于推动产业结构升级,进而促进城市出口升级。此外,机器人应用带来的生产率提升还能推动城市内部企业由生产低技术产品转为生产高技术产品,最终推动城市整体的出口技术水平提高。由此,本文提出以下假设:

假设 4:城市工业机器人应用通过推动资源在城市内部的优化再配置,促进制造业出口技术复杂度提升。

三、实证研究设计

(一) 数据说明

考虑到中国工业机器人在 2006 年之后才开始广泛应用,同时受中国海关数据可得性的限制,本文将样本考察期设置为 2006—2016 年。城市工业机器人应用密度指标中的机器人数据来自国际机器人联合会数据库,其包含 1993—2020 年全球近 100 个国家和地区的工业机器人安装量和保有量,涉及的行业包括农业、制造业以及部分服务业部门。机器人在中国主要应用于制造业部门,尤其是电子电气制造业和汽车制造业,农业和服务业部门的工业机器人应用量较少且仅涵盖部分行业,因此,本文将 IFR 行业匹配到国民经济行业两位数水平(CIC-2 位),最终保留 14 个制造业细分行业数据。本文选取 2004 年经济普查中的工业企业模块数据计算城市产业就业结构,而 2000 年全国各制造业行业的就业总人数数据来自 2001 年《中国劳动统计年鉴》。

本文测算出口技术复杂度时用到的数据分别来自世界银行世界发展指标(WDI)数据库、法国国际信息与前景研究中心(CEPII-BACI)全球贸易数据库以及中国海关数据库。城市层面控制变量所需数据来自《中国城市统计年鉴》、北京福卡斯特信息技术有限公司经济预测系统(EPS)数据平台以及最低工资标准数据库。本文将中国经济普查以及中国海关数据的城市进行统一,最终得到 270 个地级及以上城市。

(二) 模型设定

本文设定如下的基准计量模型,来检验城市工业机器人应用如何影响制造业出口技术复杂度。

$$\ln \text{expy}_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln \text{robots}_{it} + \gamma X_{it} + \omega_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中, i 表示城市, t 表示年份, expy 表示城市制造业出口技术复杂度, robots 表示城市制造业部门工业机器人应用密度。 X 为一系列城市层面控制变量集合,包括:(1) 经济发展水平($\ln \text{pgdp}$),用城市人均国内生产总值(GDP)的对数值表示;(2) 劳动力成本($\ln \text{laborcost}$),选取各城市月最低工资的对数值作为代理变量;(3) 信息化水平(information),用各城市邮电业务总量与 GDP 的比值表示;(4) 金融发展水平(finance),用年末金融机构各项贷款余额占 GDP 的比重表示;(5) 外商投资(fdi),用实际利用外商直接投资额占 GDP 的比重表示。本文还控制了城市固定效应 ω_i 和时间固定效应 λ_t ,并将标准误差在城市层面进行聚类调整。

需要说明的是,本文借助样本窗口期前各城市的产业结构差异和 2006—2016 年各制造业行业工业机器人保有量的增长差异构建核心解释变量,这一分析框架使得实证部分识别的是机器人对不同城市出口技术复杂度的相对影响,而不是绝对影响。因此,模型(1)中机器人的估计系数体现的经济学含义是 2006—2016 年不同城市出口技术复杂度在工业机器人冲击下的相对变化情况。

(三) 核心指标构建

1. 城市工业机器人应用密度

本文参照阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)^[7]的构建思路,依据样本窗口期前各城市的产业就业结构和各行业机器人渗透度计算城市工业机器人应用密度指标,具体如下:

$$\text{robots}_{it} = \sum_r \frac{E_{ir,2004}}{E_{i,2004}} \times \frac{\text{robots}_{rt}}{L_{r,2000}} \quad (2)$$

其中, i 表示城市, r 表示 CIC-2 位码行业, t 表示年份, $E_{ir,2004}/E_{i,2004}$ 表示 2004 年(样本窗口期前)城市 i 制造业行业 r 的就业人数占该城市制造业就业总人数的比重, $L_{r,2000}$ 为 2000 年中国制造业行业 r 的就业总人数, robots_{rt} 为 t 年中国制造业行业 r 的工业机器人存量。因此, robots_{it} 衡量 t 年 i 城市每万人工业机器人

应用台数。如果样本初始期前某行业在某城市的就业份额占比较大,那么这一行业的工业机器人应用增加将对该城市出口技术复杂度变动产生更大的影响。

2. 城市制造业出口技术复杂度

借鉴豪斯曼等(Hausmann et al.,2007)^[19]的方法,本文测算了城市层面的出口技术复杂度。具体测算过程如下:

$$prody_{kt} = \sum_c \frac{x_{ckt}/X_{ct}}{\sum_c (x_{ckt}/X_{ct})} Y_{ct} \quad (3)$$

其中, x_{ckt} 为 t 年 c 国 HS6 位码产品 k 的出口总额, X_{ct} 为 t 年 c 国的出口总额, Y_{ct} 为 t 年 c 国的人均国内生产总值, $prody_{kt}$ 为计算得出的产品 k 的技术复杂度。考虑到不同国家同一种出口产品的质量差异,借鉴徐(Xu,2007)^[26]的方法对产品技术复杂度进行修正:

$$prody_{kt}^{adj} = q_{ckt}^\varphi prody_{kt} \quad (4)$$

其中, $q_{ckt} = price_{ckt} / \sum_n (\rho_{nkt} price_{nkt})$, 反映了 t 年 c 国产品 k 的相对价格, $price_{ckt}$ 表示 t 年 c 国产品 k 的出口价格, ρ_{nkt} 表示 t 年 n 国产品 k 的出口额占 t 年世界上产品 k 出口总额的比重。 φ 为调整系数,本文沿用徐(2007)^[26]的做法,将 φ 设为 0.2。在此基础上,以各城市产品 k 出口占该城市总出口的比值作为权重,对相应产品技术复杂度进行加权求和,进而测算出经质量调整后的城市出口技术复杂度:

$$expy_{it} = \sum_k \left(\frac{x_{ikt}}{X_{it}} \right) prody_{kt}^{adj} \quad (5)$$

考虑到当前中国企业参与国际分工的重要形式主要是加工贸易,且部分学者认为中国较高的出口技术复杂度是由加工贸易所致^[27],本文利用上述公式进一步测算各城市一般贸易和加工贸易出口技术复杂度。

(四) 特征事实

1. 机器人应用分布

表 1 列举了 2006—2016 年 270 个样本城市中机器人应用密度扩张程度最大的 5 个城市和最小的 5 个城市,以分析不同城市工业机器人应用水平的特征事实。如表 1 所示,在样本期内,湖北省十堰市是机器人应用密度扩张程度最大的城市,2006 年每万人约使用 1.956 台机器人,2016 年约为 93.364 台。除了十堰市以外,2006—2016 年工业机器人应用密度扩张程度较大的另外 4 个地级行政单位分别是长春市、舟山市、惠州市以及深圳市。机器人应用密度扩张程度最小的 5 个地级行政单位分别是阿拉善盟、乌海市、海西蒙古族藏族自治州、六盘水市和博尔塔拉蒙古自治州。可以看出,机器人应用密度增长幅度较大的城市就业主要集中在汽车制造业和电气电子制造业等重工业行业,这类行业在样本期内工业机器人渗透度最大。相反,机器人应用密度增长幅度较小的城市就业主要集中在玻璃等矿物制品业、纺织业等轻工业行业,这类行业的机器人渗透度在 2006—2016 年并未有明显的涨幅。

表 1 2006—2016 年工业机器人应用密度变动的地级行政单位分布

类别	地级行政单位	省份	2006 年	2016 年	机器人应用密度变化	主要产业	主要产业份额
扩张程度最大的 5 个地级行政单位	十堰市	湖北	1.956	93.364	91.408	汽车制造业	0.407
	长春市	吉林	1.640	70.363	68.723	汽车制造业	0.287

表1(续)

类别	地级行政单位	省份	2006年	2016年	机器人应用密度变化	主要产业	主要产业份额
扩张程度最小的5个地级行政单位	舟山市	浙江	1.182	41.098	39.915	电气电子制造业	0.406
	惠州市	广东	1.247	39.991	38.743	电气电子制造业	0.384
	深圳市	广东	2.386	41.069	38.683	电气电子制造业	0.361
	阿拉善盟	内蒙古	0.010	1.784	1.774	玻璃等矿物制品业	0.350
	乌海市	内蒙古	0.003	2.174	2.170	玻璃等矿物制品业	0.724
	海西蒙古族藏族自治州	青海	0.803	2.976	2.173	玻璃等矿物制品业	0.280
	六盘水市	贵州	0.015	2.247	2.232	玻璃等矿物制品业	0.434
	博尔塔拉蒙古自治州	新疆	0.027	2.495	2.467	玻璃等矿物制品业	0.389

2. 中国制造业出口技术复杂度变动趋势

图1报告了中国各城市制造业出口技术复杂度的核密度。可以看出,在样本期内,中国各城市出口技术复杂度的分布情况呈现如下特征:一是核密度曲线的波峰不断右移,说明中国制造业出口技术复杂度整体上呈现逐年上升的趋势,出口技术结构不断优化;二是核密度整体呈单峰分布,意味着各城市制造业出口升级并未出现两极分化现象;三是核密度曲线由2006年的高窄峰形态逐渐向中间集聚,变为2016年的矮宽峰形态,表明不同城市间的出口技术复杂度差距正在逐步扩大。

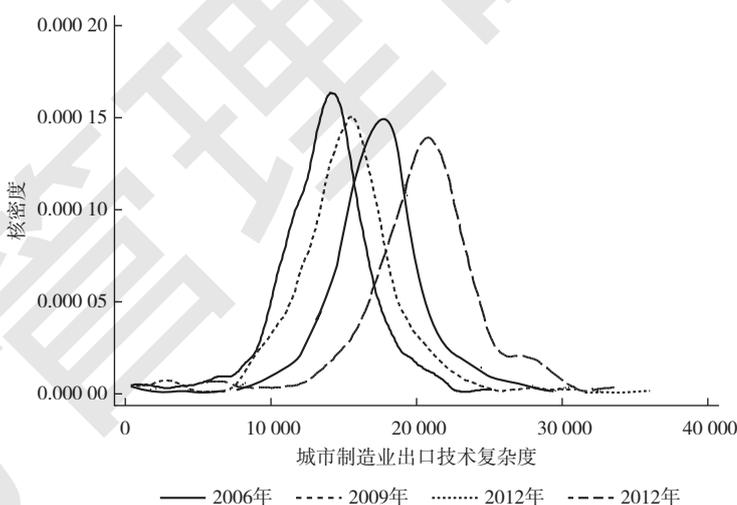


图1 中国制造业出口技术复杂度核密度

3. 机器人与制造业出口升级的关系

为了初步观察城市工业机器人应用与出口技术复杂度的关系,本文绘制了城市工业机器人应用密度与城市制造业出口技术复杂度的散点图(见图2)。可以看出,工业机器人应用与出口技术复杂度呈现明显的正相关关系,即工业机器人应用密度越大的城市,出口技术复杂度越高。接下来,本文利用回归分析对机器人应用与制造业出口升级关系进行更严谨的考察。

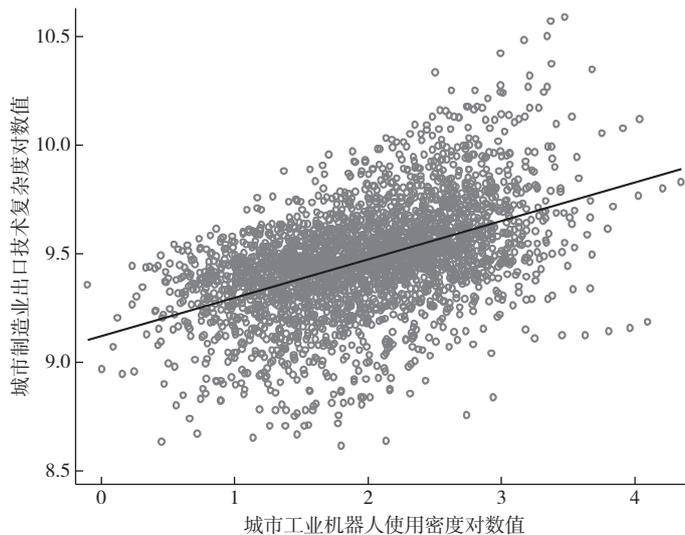


图2 城市制造业出口技术复杂度与城市工业机器人应用的相关关系

四、实证结果分析

(一) 基准估计

表2列(1)和列(2)分别为控制城市层面特征变量前后当地制造业出口技术复杂度对城市工业机器人应用的普通最小二乘(OLS)法估计结果。结果显示,城市工业机器人应用密度的估计系数在1%的水平上显著为正,这意味着工业机器人应用水平越高的城市,当地制造业出口技术复杂度越高,即城市工业机器人应用显著推动了当地制造业出口升级,有效提升了出口技术复杂度。

表2 基准回归结果

变量	(1)	(2)
<i>lnrobots</i>	0.120*** (0.044)	0.139*** (0.044)
<i>lnpgdp</i>		0.112* (0.065)
<i>lnlaborcost</i>		0.137*** (0.051)
<i>information</i>		0.503* (0.297)
<i>finance</i>		-0.028 (0.021)
<i>fdi</i>		0.122 (0.278)
城市固定效应	控制	控制
时间固定效应	控制	控制
样本量	2 970	2 970
R^2	0.730	0.734

注:***、**、*分别表示 $P<0.01$ 、 $P<0.05$ 和 $P<0.1$ 。括号内为聚类到城市层面的稳健标准误,后表若无单独标注同此注释。

这一回归背后有着怎样的经济含义呢?以列(2)的回归系数为例,每万人工业机器人应用密度上升1个百分点,会使得当地制造业出口技术复杂度上升0.139%。若比较工业机器人应用密度分布25分位数和75分位数的两个城市,在样本期内这两个城市工业机器人应用密度分别为0.35台/万人和2.53台/万人,这意味着受工业机器人冲击大的城市的制造业出口技术复杂度比受冲击小的城市在2006—2016年累计提升了约13.34%^①,平均每年增加了1.21%。此外,城市制造业出口技术复杂度的标准差为0.32,这两个城市制造业出口技术复杂度上13.34%的变化差异相当于使本文基准回归所考察的270个城市的制造业出口技术复杂度

① 由于城市工业机器人应用密度(*robots*)的取值可能为0,为了避免样本缺失,本文的核心解释变量*lnrobots*为城市工业使用密度加1的自然对数值。因此,城市工业机器人应用密度为0.35台/万人时,核心解释变量的取值为0.29;城市工业机器人应用密度为2.53台/万人时,核心解释变量的取值为1.26。累计提升效应为 $(1.26-0.30) \times 0.139 \times 100 = 13.34\%$ 。

的标准差在 11 年间平均提高了约 41.69%。因此,工业机器人应用对城市制造业出口升级的影响是非常明显的。

(二) 内生性处理

相较于自动化生产来说,人工生产的产品精度和科技水平较低。因此,制造业出口技术复杂度越高的城市越有动力推动机器人的使用,导致二者可能存在反向因果关系。本文通过选取合适的工具变量(IV)进行两阶段最小二乘(2SLS)估计来解决潜在的内生性问题。借鉴王永钦和董雯(2020)^[28]的做法,采用美国同行业工业机器人存量作为中国行业层面机器人应用的工具变量。这主要是因为,近年来伴随着中国传统制造业转型升级,中国制造业崛起已经对包括美国在内的其他高收入国家形成冲击,美国政府将中国视为最强劲的竞争对手,中美之间在新生产技术和制造设备应用规模上具有很强的趋同性。本文使用式(2)构造城市层面工业机器人应用密度的工具变量—— $\ln robots_US$ 。由图 3 可知,美国工业机器人应用与中国工业机器人应用在行业和城市两个维度存在稳健的正相关关系,该指标满足工具变量的相关性要求。同时,由于美国工业机器人应用对中国城市制造业出口升级的影响体现的是较为外生的技术进步,因此该工具变量满足排他性约束要求。表 3 列示了中国城市工业机器人应用对当地制造业出口技术复杂度的 IV-2SLS 估计结果。其中,第一阶段回归结果表明,美国工业机器人应用水平的提高显著促进了中国大规模使用工业机器人。第二阶段回归结果显示,工具变量通过了不可识别检验,且拒绝了弱工具变量假设。估计结果显示,城市工业机器人应用显著促进了当地出口技术水平的提高,城市工业机器人应用密度每上升 1%,当地制造业出口技术复杂度提高 0.16%。

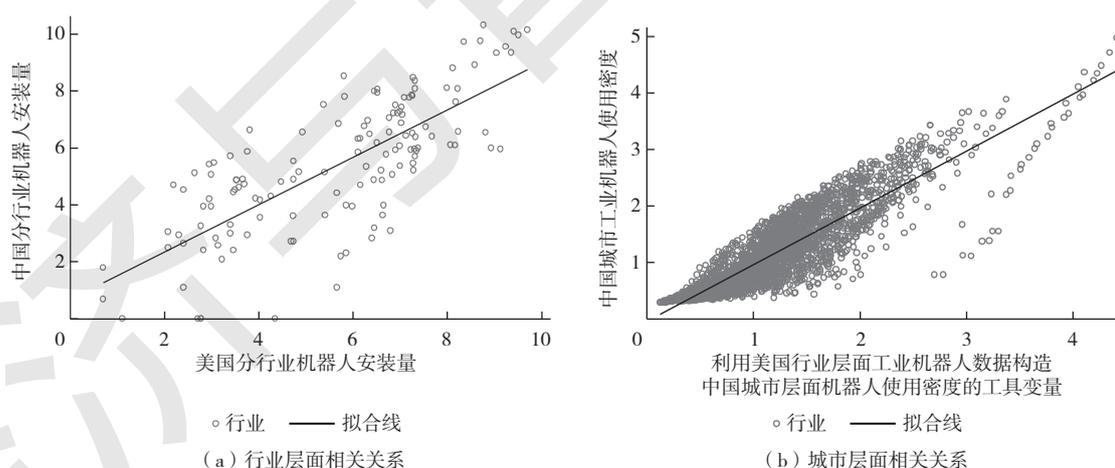


图 3 美国工业机器人应用与中国工业机器人应用的相关关系

本文进一步使用勒博(Lewbel, 2012)^[29]基于异方差构造工具变量的方法,以突破传统工具变量法必须满足排他性约束条件的限制。具体地,该方法认为当内生变量对模型中其他外生变量进行回归后的残差是异方差时,该残差与去中心化后的外生变量的乘积是较好的工具变量。表 3 异方差工具变量法的估计结果显示,城市工业机器人应用对当地制造业出口升级的影响与基准结果一致,说明本文的核心结论是稳健的。

表3 工具变量估计结果

变量	IV-2SLS		异方差 IV
	第二阶段	第一阶段	
lnrobots	0.159*** (0.024)		0.106*** (0.015)
lnrobots_US		2.114*** (0.051)	
不可识别检验		145.697***	158.932***
弱工具变量检验		16 99.741	320.615
控制变量	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
样本量	2 970	2 970	2 970
R ²		0.451	0.244

注:不可识别检验为 Kleibergen-Paap rk LM 统计量;弱工具变量检验为 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量。

(三) 稳健性检验

1. 安慰剂检验

受信息通信技术和国家制造业数字化转型政策的影响,互联网和计算机的引入和快速普及促使中国制造业产品质量在本文的样本考察期之前已经呈现出稳步上升趋势^[6],这可能导致本文估计结果的显著性是由制造业出口技术复杂度先前的变化趋势与工业机器人应用的相关性造成的。为此,本文通过安慰剂检验来考察 2006 年以前的制造业产品升级是否与未来的工业机器人应用有关。具体地,本文采用 2006—2011 年各城市的工业机器人应用密度对 2000—2005 年各城市制造业出口技术复杂度进行回归^①。从表 4 安慰剂检验结果可以看到,城市工业机器人应用的估计系数非常小且在统计上不显著,表明过去的出口产品技术含量变动与现阶段的工业机器人大规模应用无关,确保了本文研究结论的可靠性。

2. 替换被解释变量

为了避免上述结论依赖于某一特定的产品技术复杂度测算方法,本文进一步采用以下两种方法重新测算产品技术复杂度指标。

第一,标准出口技术复杂度指标。前文采用人均收入指标法测算的产品技术复杂度指标可能存在产品技术特征波动较小但技术复杂度因人均收入的大幅度提升而变化较大的情况^[3]。为了保证产品技术特征的跨期稳定性,首先对式(4)计算出的修正后产品技术复杂度进行离差标准化处理: $prody_k^{std} = (prody_k^{adj} - prody_{min}^{adj}) / (prody_{max}^{adj} - prody_{min}^{adj})$ 。 $prody_k^{std}$ 为标准产品技术复杂度,没有度量单位,取值范围为[0,100]。进一步利用式(5)测算出各城市的标准出口技术复杂度 $expy_{it}^{std}$ 。

第二,基于能力理论的反射法。由于依据人均收入指标法测算的出口技术复杂度指标与国家收入水平

① 本文基准回归的样本期为 2006—2016 年,但由于中国海关数据库中仅包含 2000—2016 年企业进出口贸易数据,因此本文仅能测算出 2000—2016 年城市制造业出口技术复杂度。所以,在安慰剂检验部分,本文采用 2006—2011 年各城市的工业机器人应用密度对 2000—2005 年各城市制造业出口技术复杂度进行回归。

密切相关,容易导致过于绝对的“富国出口的所有产品均为复杂产品”的结果。鉴于此,豪斯曼和伊达尔戈(Hausmann & Hidalgo, 2010)在能力理论的基础上提出反射方法能更为准确地测算出口技术复杂度^[30]。具体构建过程如下:

$$M_{c,n} = \frac{1}{M_{c,0}} \sum_k DRCA_{ck} \times M_{k,n-1}; M_{c,0} = \sum_k DRCA_{ck} (DRCA_{ck} = 1, \text{如果 } RCA_{ck} \geq 1) \quad (6)$$

$$M_{k,n} = \frac{1}{M_{k,0}} \sum_c DRCA_{ck} \times M_{c,n-1}; M_{k,0} = \sum_c DRCA_{ck} (DRCA_{ck} = 1, \text{如果 } RCA_{ck} \geq 1) \quad (7)$$

其中, n 表示迭代次数; RCA_{ck} 为 c 国产品 k 的出口额占 c 国出口总额的比重; $DRCA_{ck}$ 为指示变量,若 c 国产品 k 的 $RCA \geq 1$, $DRCA_{ck}$ 取值为1,否则为0; $M_{c,0}$ 表示 c 国 $RCA \geq 1$ 的出口产品数量, $M_{k,0}$ 表示产品 k 中 $RCA \geq 1$ 的国家数量;经过偶数次迭代后得到国家层面的经济复杂度 $M_{c,n}$ 和产品层面的经济复杂度 $M_{k,n}$ 。 $M_{k,n}$ 越大,产品技术复杂度越低。本文取 $n=10$ 和 $n=16$,同时为了便于理解,采用 $M_{k,n}$ 的倒数刻画产品技术复杂度,并在此基础上参照马焦尼等(Maggioni et al., 2016)^[31]的研究对其进行标准化处理,测算出最终的产品技术复杂度 $prody_{it}^{std,10}$ 和 $prody_{it}^{std,16}$ 。最后,利用式(5)测算城市出口技术复杂度 $expy_{it}^{std,10}$ 和 $expy_{it}^{std,16}$ 。

表4以 $expy_{it}^{std}$ 、 $expy_{it}^{std,10}$ 以及 $expy_{it}^{std,16}$ 为被解释变量的估计结果显示,机器人应用的系数均显著为正,再次说明城市工业机器人应用有利于当地制造业出口产品升级,证明了本文核心结论的稳健性。

3. 替换核心解释变量

考虑到机器人应用对制造业产品质量的影响可能存在一定的时滞性,此处采用滞后一期的城市工业机器人应用密度 $lag_lnrobots$ 作为替代指标进行稳健性检验。此外,在基准回归中本文采用机器人存量数据构建城市机器人应用密度,本文进一步采用工业机器人安装量重新测度城市工业机器人应用密度,构造出替代指标 $lnDrobots$ 。本文使用 $lag_lnrobots$ 和 $lnDrobots$ 衡量城市工业机器人应用水平。回归结果显示,在替换城市机器人应用的度量指标后,估计系数仍然在1%的水平上显著为正,表明城市工业机器人应用推动了城市出口升级这一结论是稳健的。

4. 移除汽车制造业

2009年,商务部、国家发展和改革委员会、工业和信息化部等六部委联合出台了《关于促进我国汽车产品出口持续健康发展的意见》,明确指出“大力实施汽车产品出口战略,扩大具有自主知识产权和自主知识产权的汽车产品出口,增强企业自主创新能力和加大结构调整力度,加快转变外贸出口增长方式,提高出口增长效益和质量,推动我国汽车产品出口持续健康发展”。汽车出口促进政策显著提高了汽车制造业行业的机器人存量^[32]。在本文样本期内,汽车制造业机器人存量占制造业部门机器人存量总量的比重相当大且呈逐年上升趋势,已从2006年的3.23%上升至2016年的20.47%。为此,本文移除汽车制造业后重新构建城市工业机器人应用密度,回归结果显示,即使移除制造业部门中机器人应用占比最大的汽车制造业,城市工业机器人应用对当地制造业出口技术复杂度的影响依旧显著为正。

此外,考虑到样本期内的回归结果可能受到省份层面随时间变化的不可观测因素的干扰,在基准估计的基础上,本文进一步加入了省份×时间固定效应。可以看出,城市工业机器人应用的估计系数显著为正,本文的核心结论依然成立。

表 4 稳健性检验

变量	安慰剂检验	$expy_{it}^{std}$	$expy_{it}^{std,10}$	$expy_{it}^{std,16}$	lag_lnrrobots	lnDrobots	移除汽车制造业	控制省份×时间固定效应
lnrobots	0.035 (0.060)	2.274 *** (0.714)	0.137 *** (0.041)	0.136 *** (0.039)				0.144 *** (0.046)
lag_lnrrobots					0.139 *** (0.044)			
lnDrobots						0.135 *** (0.051)		
lnrobots_exclude							0.134 *** (0.049)	
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
省份×时间固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	1 605	2 970	2 970	2 970	2 970	2 970	2 970	2 970
R ²	0.694	0.826	0.922	0.918	0.734	0.735	0.733	0.798

(四) 异质性分析

当前,中国区域发展不平衡问题日益凸显,在此背景下工业机器人应用对不同禀赋条件城市制造业出口升级的影响是否存在异质性?本文从贸易方式、初始技术水平以及市场化程度三个方面考察了城市工业机器人应用的差异化影响。

1. 不同的贸易方式

前文关于城市制造业出口升级的分析中将同一地区内的所有企业视为同质,然而不同地区内部的企业可能因为不同的出口模式在生产模式和产品结构上呈现不同的选择,从而导致工业机器人应用对制造业出口技术复杂度的影响可能在同一地区内采用不同贸易模式的企业上存在显著差异。为检验这一点,本文利用城市工业机器人应用密度分别对一般贸易和加工贸易出口技术复杂度进行回归。表 5 结果表明,机器人应用显著促进了加工贸易出口技术复杂度的提升,对一般贸易出口技术复杂度的影响在统计上不显著。其中的原因在于,短期内工业机器人的影响主要体现为对低技能劳动力的替代^[33],而加工贸易企业相比于一般贸易企业对低技能工人的依赖程度更大,因此,机器人更容易对加工贸易企业的劳动力产生替代效应,导致影响效果更为明显。由此可见,在通过工业机器人助力中国制造业高质量发展的过程中,自动化生产对一般贸易企业出口升级的积极影响有待激发。

2. 初始技术基础差异

发展中国家会根据自身的比较优势制定产业政策,从而改善本国的要素禀赋结构,促进产业结构升级^[34]。相应地,由于规模报酬递增的特性,具有初始技术比较优势的地区往往可以从技术进步中获益更多。对此,本文将样本考察期前 2000—2005 年各城市出口技术复杂度的平均值视为初始技术水平,把城市划分

为高初始技术水平和低初始技术水平两组并分别回归。表 5 结果显示,工业机器人应用对初始技术基础好的城市的制造业出口升级效应更大。

3. 市场化程度差异

在大力推进市场化转型的过程中,中国各地区的市场化程度出现了不同程度的改变。在市场化程度较低的地区,地方政府出于“保就业、稳增长”的工作目标,企业生产经营决策可能会受到政府的过多干预,从而影响企业资源配置效率和研发创新,不利于制造业高质量发展,进而导致出口结构低端化。为此,本文根据樊纲等(2010)^[35]编制的各地区市场化指数,同样采用样本考察期前 2000—2005 年的平均值将样本分为高市场化程度和低市场化程度两组并分别进行回归。表 5 结果显示,机器人应用显著促进了市场化进展较快的城市出口升级。

表 5 异质性分析

变量	贸易方式		技术水平		市场化程度	
	加工贸易	一般贸易	高技术水平	低技术水平	高市场化程度	低市场化程度
<i>lnrobots</i>	0.256*** (0.089)	0.017 (0.037)	0.147** (0.068)	0.143** (0.058)	0.186*** (0.058)	0.017 (0.069)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	2 970	2 970	1 485	1 485	1 782	1 188
R^2	0.699	0.548	0.845	0.674	0.863	0.688

五、影响机制检验

(一) 人力资本提升效应

本文采用 2006—2016 年国泰安中国经济金融数据库(CSMAR)中国沪深 A 股制造业上市公司数据,从劳动力需求的角度探究城市工业机器人应用对当地企业员工技能结构的影响,以考察机器人的人力资本提升效应。具体地,本文将大专及以上学历的劳动力视为高技能劳动力,大专以下学历视为低技能劳动力,企业员工技能结构由企业高技能员工人数与低技能员工人数的比值表示。表 6 分别报告了以企业高技能员工人数的对数值、低技能员工人数的对数值以及员工技能结构作为被解释变量的估计结果。结果显示,企业高技能劳动力需求因机器人应用而显著增加,低技能劳动力就业受到抑制,从而促使企业员工技能水平提高,实现了人力资本升级。总体而言,城市工业机器人应用有助于改善当地企业员工技能结构,能够通过人力资本提升实现制造业出口升级,即假设 2 成立。

表 6 影响机制检验:人力资本提升效应

变量	企业高技能员工人数	企业低技能员工人数	企业员工技能结构
<i>lnrobots</i>	0.226** (0.097)	-0.045* (0.024)	0.083** (0.037)
控制变量	控制	控制	控制

表6(续)

变量	企业高技能员工人数	企业低技能员工人数	企业员工技能结构
城市固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
样本量	6 913	6 913	6 913
R^2	0.214	0.152	0.220

(二) 中间品进口效应

除人力资本提升效应外,工业机器人还会促使中国企业从发达国家进口更多的中间投入品,而高质量、多样化的中间投入品对最终出口品的技术复杂度具有显著的正向影响。为检验此途径,本文以 HS6 位码产品作为基本单位,分别采用城市层面进口中间品金额以及进口中间品种类数目作为被解释变量。表 7 结果显示,城市工业机器人应用的系数均显著为正,表明机器人应用显著增加了当地企业进口中间品的规模和种类。进一步地,来自经济合作与发展组织(OECD)成员方的进口中间品质量往往更高,对企业出口产品质量的提升作用更大^[36]。本文根据中间品进口来源国识别出从 OECD 成员方进口的中间品规模,由回归结果可以看出,城市工业机器人应用不仅显著促进了当地制造业企业中间品进口规模和种类扩张,还促进了企业从 OECD 成员方进口更高质量的中间投入品,而多样化和高质量的中间投入品有助于实现最终出口品升级,假设 3 成立。

表 7 影响机制检验:中间品进口效应

变量	中间品进口规模	中间品进口种类数目	来自 OECD 成员方的中间品进口规模
$\ln robots$	0.287 *** (0.109)	0.196 ** (0.099)	0.626 *** (0.211)
控制变量	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
样本量	2 970	2 970	2 970
R^2	0.946	0.919	0.929

(三) 资源再配置效应

城市制造业出口升级体现了有限生产要素在不同城市、出口产品和出口企业等多个层面的优化再配置,前文研究发现城市工业机器人应用通过人力资本提升效应和中间品进口效应促进了制造业出口升级,接下来,本文进一步分析资源再配置在城市出口升级中的作用。理论上,城市制造业出口技术复杂度是由产品技术复杂度和城市制造业出口结构共同决定的,本文为了识别出城市出口结构调整,参照周茂等(2019)^[4]的研究思路重新构建城市制造业出口技术复杂度指标,假定产品技术复杂度是外生的,而城市出口产品结构会受到当地工业机器人应用的内生影响。具体地,首先利用式(4)计算 2005 年修正后的产品技术复杂度 $prody_{k,2005}^{adj}$,然后将产品技术复杂度固定在 2005 年(样本窗口期的前一年),以每年各城市产品 k 的出口额占该城市总出口的比重作为权重,对 2005 年产品技术复杂度进行加权处理,进而得到以 2005 年为基期的城市制造业出口技术复杂度指标 $nexpy_{it}$ 。

$$nexpy_{it} = \sum_k \left(\frac{x_{ikt}}{X_{it}} \right) \times prody_{k,2005}^{adj} \quad (8)$$

表 8 以 $nexpy_{it}$ 为被解释变量的回归结果显示,城市工业机器人应用密度的估计系数仍然显著为正,本文的核心结论未发生改变。为了考察机器人应用引致的资源再配置效应,本文对样本期内城市制造业出口技术复杂度的变化进行分解:

$$\begin{aligned} \Delta nexpy_{it} &= \underbrace{\sum_{k \in K^s} \left(\frac{x_{ikt}}{X_{it}} - \frac{x_{ikt-1}}{X_{it-1}} \right) \times prody_{k,2005}^{adj}}_{\text{持续出口产品}} + \underbrace{\left(\sum_{k \in K^{entry}} \frac{x_{ikt}}{X_{it}} \times prody_{k,2005}^{adj} - \sum_{k \in K^{exit}} \frac{x_{ikt-1}}{X_{it-1}} \times prody_{k,2005}^{adj} \right)}_{\text{产品新增消亡}} \\ &= \underbrace{\sum_{k \in K^s} \left(\frac{x_{ikt}}{X_{it}} - \frac{x_{ik}}{X_{it-1}} \right) \times prody_{k,2005}^{adj}}_{\text{城市间调整}} + \underbrace{\sum_{k \in K^s} \left(\frac{x_{ikt}}{X_{it-1}} - \frac{x_{ik}}{X_{it-1}} \right) \times prody_{k,2005}^{adj}}_{\text{城市内产品间调整}} + \underbrace{\Delta nexpy_{it}^{ee}}_{\text{产品新增消亡}} \\ &= \underbrace{\Delta nexpy_{it}^{inter}}_{\text{城市间调整}} + \underbrace{\Delta nexpy_{it}^{intra}}_{\text{城市内产品间调整}} + \underbrace{\Delta nexpy_{it}^{ee}}_{\text{产品新增消亡}} \quad (9) \end{aligned}$$

本文利用上述方法将城市制造业出口技术复杂度变动 $\Delta nexpy_{it}$ 分解为建立在持续出口产品基础上的城市间产出调整 $\Delta nexpy_{it}^{inter}$ 和城市内部不同出口产品间的产出调整 $\Delta nexpy_{it}^{intra}$, 以及产品在出口市场上的新增消亡 $\Delta nexpy_{it}^{ee}$, 并考察城市工业机器人应用对各个分解项的影响。从表 8 可以看出,城市机器人应用密度的估计系数在 5% 的水平上显著为正,意味着城市工业机器人应用带来的制造业出口升级主要源于资源在城市内不同出口产品间的优化再配置,验证了本文的假设 4 成立。如表 8 所示,城市工业机器人应用对城市间的产出调整产生了显著的负向影响。对此可能的解释是,由于劳动力紧缺,工业机器人在沿海地区大规模使用,促使沿海地区的企业劳动力需求因生产规模扩张而上升,从而导致包括劳动力在内的生产要素向沿海地区集聚,而沿海地区主要为劳动密集型行业,技术水平整体偏低,进而使得工业机器人应用引致的资源再配置不利于整体的出口技术升级。如表 8 所示,城市工业机器人应用的估计系数为负但不显著,意味着城市工业机器人应用对出口市场上产品的新增消亡的影响有限。

表 8 影响机制检验:资源再配置效应

变量	城市制造业出口技术复杂度再检验	城市内产品间调整	城市间调整	产品新增消亡
$\ln robots$	0.152** (0.063)	0.399** (0.168)	-0.368** (0.160)	-0.020 (0.028)
控制变量	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	2 959	2 959	2 959	2 959
R^2	0.746	0.306	0.111	0.288

注:由于出口技术复杂度变化可能为负数,被解释变量均未取对数。

六、拓展分析:工业机器人应用的空间溢出效应

前文研究发现城市工业机器人应用对当地制造业出口升级具有显著的促进作用。基于新经济地理理论,由于城市间生产要素以及产品生产和流通的关联性,工业机器人应用所产生的经济效应可能不仅限于

当地内部,还可能对邻近城市造成影响。从理论上讲,城市工业机器人应用密度增加可能会对邻近城市的制造业出口技术复杂度产生两种相反的影响:一方面,相邻城市间更容易形成上下游产业链,城市工业机器人的使用有利于当地产品生产精度和质量的大幅度提升,进而有助于提高邻近城市中间投入品质量,推动邻近城市制造业出口升级;另一方面,短期内工业机器人的影响主要体现为对低技能劳动力的替代,导致当地低技能劳动力进行就近转移^[37],这将导致邻近城市制造业部门的劳动力技能结构低端化,阻碍邻近城市制造业出口技术复杂度的提升。城市工业机器人应用对邻近城市制造业出口技术复杂度的作用效果取决于上述两种效应的综合影响。鉴于此,在拓展分析部分,本文进一步采用空间计量模型深入考察机器人应用是否会影响邻近城市制造业出口技术复杂度以及产生何种影响,以期更全面地评估工业机器人应用对中国制造业出口升级的影响。

为了验证这一推论,本文构建空间杜宾模型(SDM),计量方程设定如下:

$$\ln ex py_{it} = \rho \sum_{j=1}^N w_{ij} \ln ex py_{jt} + X_{it}' \beta + \theta \sum_{j=1}^N w_{ij} X_{jt} + \omega_i + \lambda_t + \varepsilon_{it} \quad (10)$$

其中, w_{ij} 为空间权重矩阵的元素, ρ 为城市制造业出口技术复杂度空间滞后项的回归系数, X 为解释变量集合,包括核心解释变量城市制造业工业机器人应用密度和控制变量, θ 为解释变量空间滞后项的回归系数, ω_i 表示城市固定效应, λ_t 表示时间固定效应,其余变量的含义与式(1)相同。

从表9的结果可以看出,无论采用何种空间权重矩阵,2006—2016年城市制造业出口技术复杂度和工业机器人应用的全局莫兰指数均显著为正,说明城市制造业出口技术复杂度和工业机器人应用存在明显的正向空间相关性。因此,本文应该选择空间计量模型进行实证分析。

表9 城市制造业出口技术复杂度和工业机器人应用密度的全局莫兰指数

年份	制造业出口技术复杂度		工业机器人应用密度	
	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵
2006	0.311*** (6.057)	0.046*** (6.180)	0.133*** (2.589)	0.035*** (4.749)
2007	0.326*** (6.243)	0.049*** (6.479)	0.112** (2.169)	0.029*** (4.020)
2008	0.329*** (6.249)	0.050*** (6.539)	0.096* (1.851)	0.023*** (3.192)
2009	0.331*** (6.284)	0.050*** (6.540)	0.098* (1.898)	0.020*** (2.940)
2010	0.333*** (6.292)	0.048*** (6.290)	0.099* (1.902)	0.017*** (2.563)
2011	0.326*** (6.133)	0.046*** (5.968)	0.098* (1.900)	0.019*** (2.779)
2012	0.324*** (6.092)	0.045*** (5.917)	0.086* (1.666)	0.022*** (3.163)
2013	0.319*** (5.973)	0.045*** (5.860)	0.109** (2.093)	0.028*** (3.807)

表9(续)

年份	制造业出口技术复杂度		工业机器人应用密度	
	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵
2014	0.313*** (5.860)	0.046*** (5.905)	0.119** (2.279)	0.029*** (4.000)
2015	0.309*** (5.776)	0.045*** (5.895)	0.126** (2.399)	0.040*** (5.295)
2016	0.310*** (5.796)	0.047*** (6.071)	0.103** (1.990)	0.042*** (5.507)

注:括号内为Z值。

本文借鉴埃尔霍斯特(Elhorst, 2014)^[38]的做法,进行拉格朗日乘数检验(LM检验)。如表10所示,无论采用何种空间权重矩阵,空间自回归滞后变量模型(LM-lag)、空间自相关误差模型(LM-error)及其稳健形式(Robust LM-lag、Robust LM-error)均显著,说明被解释变量和残差项存在空间自相关,但无法确定模型的具体形式。接下来,利用SDM对模型(10)进行估计并根据估计结果进行沃尔德(Wald)统计检验。表10检验结果显示,Wald统计量均显著,拒绝了原假设,因此应该使用SDM。最后,本文对SDM的估计结果进行了豪斯曼(Hausman)检验,结果表明回归适用于固定效应模型。

表10 空间计量模型甄别检验

矩阵	LM-lag	LM-error	Robust LM-lag	Robust LM-error	Wald test spatial lag	Wald test spatial error	Hausman
地理邻接矩阵	22.240*** (0.000)	39.440*** (0.000)	33.309*** (0.000)	50.509*** (0.000)	50.87*** (0.000)	15.31** (0.018)	5248.96*** (0.000)
逆地理距离矩阵	156.033*** (0.000)	130.196*** (0.000)	39.441*** (0.000)	13.604*** (0.000)	84.88*** (0.000)	41.25*** (0.000)	1150.51*** (0.000)

注:括号内为P值。

表11列示了采用固定效应的SDM估计结果。结果显示,城市工业机器人应用密度的估计系数均在1%水平上显著为正,这说明本地工业机器人应用显著提升了本地制造业部门出口技术复杂度,与基准回归的结果一致;而城市工业机器人应用空间滞后项的系数均显著为负,且通过了1%的显著性检验,表明邻近城市工业机器人的大规模使用不利于该城市制造业出口技术复杂度的提升。此外,城市出口技术复杂度空间滞后项(ρ)的回归系数在1%的水平上显著为正,说明城市制造业出口技术复杂度的提升有助于邻近城市制造业出口升级,体现了城市间的技术外溢。

表11 工业机器人影响制造业出口技术复杂度的空间溢出效应

变量	基准		SDM	
	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵
lnrobots	0.095*** (0.016)	0.122*** (0.014)	0.136*** (0.018)	0.149*** (0.014)

表11(续)

变量	基准		SDM	
	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵
$W \times \ln robots$	-0.009 *** (0.003)	-0.353 *** (0.063)	-0.029 *** (0.005)	-0.715 *** (0.162)
$W \times \ln expy$	0.304 *** (0.001)	2.039 *** (0.264)	0.304 *** (0.001)	1.540 *** (0.413)
控制变量	未控制	未控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	2 365	2 365	2 365	2 365
$log-likelihood$	1 073.466	1 840.103	1 112.308	1 893.219

注:SDM 列加入控制变量,包括城市劳动力成本、经济发展水平、信息化水平、金融发展水平以及外商直接投资。

为了更直观地分析城市工业机器人应用对制造业出口技术复杂度产生的影响,本文借鉴勒萨热和佩斯(LeSage & Pace, 2009)^[39]的做法,通过求偏导数计算出包括控制变量的SDM中城市工业机器人应用的直接效应和间接效应。由表12可以看出,城市工业机器人应用的直接效应在1%的水平上显著为正,间接效应在5%的水平上显著为负,总效应在统计上不显著。这反映了本地工业机器人应用对本地制造业出口技术复杂度提升具有显著的促进作用,但不利于邻近城市制造业出口升级,说明城市工业机器人应用引致的低技能劳动力就近迁移所带来的负效应大于产业链传导产生的正效应,进而导致机器人应用存在空间上的负外部性。

表12 空间效应分解

变量	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵
直接效应	0.125 *** (0.016)	0.148 *** (0.015)
间接效应	-0.182 * (0.109)	-0.310 ** (0.139)
总效应	-0.056 (0.105)	-0.161 (0.142)

注:括号内为标准误。

本文使用2012年、2014年和2016年中国劳动力动态调查数据构建城市制造业部门参与工作的劳动力群体以及16~64岁适龄劳动力群体中大专以下学历占比指标,采用SDM考察工业机器人应用对城市制造业劳动力技能结构的影响,以检验工业机器人应用引致的低技能劳动力就近迁移是否是导致空间负外部性的具体原因。表13报告了工业机器人应用影响城市低技能劳动力就业份额的SDM估计结果,从结果来看,无论采用地理邻接矩阵还是逆地理距离矩阵,本地工业机器人应用与本地低技能劳动力就业份额呈现显著的负相关关系,而邻近城市工业机器人应用与本地低技能劳动力就业份额呈现显著的正向关系。

由表13可知,本地工业机器人应用密度每上升1个百分点,本地参与工作的劳动力群体中低技能劳动力占比下降0.049%,本地16~64岁适龄劳动力群体中低技能劳动力占比下降0.061%。而邻近城市工业机器人

人应用密度的增加会带来本地低技能劳动力占比的提升,这说明存在工业机器人应用引致的低技能劳动力就近转移现象。上述结果表明,城市工业机器人应用会对本地低技能劳动力产生挤出效应,并促使低技能劳动力就近迁移,而劳动力技能水平的下降不利于出口技术复杂度提升^[4],因此机器人应用引致的低技能劳动力就近迁移是导致工业机器人应用抑制邻近城市制造业出口升级的具体原因。

表 13 工业机器人影响制造业低技能劳动力就业份额的空间溢出效应

变量	城市制造业部门参与工作的劳动力群体 大专以下学历占比		城市制造业部门 16~64 岁适龄劳动力群体 大专以下学历占比	
	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵	地理邻接矩阵	逆地理距离矩阵
<i>lnrobots</i>	-0.049 [*] (0.027)	-0.064 [*] (0.037)	-0.061 [*] (0.033)	-0.076 ^{**} (0.031)
<i>W×lnrobots</i>	0.026 [*] (0.015)	0.053 [*] (0.023)	0.037 ^{**} (0.016)	0.056 [*] (0.088)
<i>W×emp</i>	0.089 (0.063)	0.027 (0.346)	0.104 [*] (0.063)	0.057 (0.337)
控制变量	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
样本量	312	312	312	312
<i>log-likelihood</i>	509.558	513.011	556.142	564.682

本文这一结果与发达国家的证据有所不同。与发达国家相比,由于不同区域的城市极化效应带来的要素集聚、长期行政分权造成的地区发展权力失衡以及区域资源禀赋差异,中国存在区域经济发展不平衡的问题。中国城市工业机器人应用水平和制造业出口技术复杂度在空间维度上均具有明显的分布不平衡特点,呈现出从东部沿海地区向西部内陆地区递减的趋势,机器人应用密度和制造业出口技术复杂度较高的城市主要集中于东部沿海地区。而城市工业机器人应用显著促进了本地制造业出口技术复杂度的提升,并通过吸引高技能劳动力流入、推动低技能劳动力就近迁移对邻近城市制造业出口升级产生不利影响,这将导致原本出口技术复杂度就较高的东部沿海地区技术复杂度进一步提升、原本出口技术复杂度就较低的内陆地区技术复杂度进一步下降,促使强者越强、弱者越弱,产生马太效应,从而导致从空间视角来看,机器人应用对制造业出口升级的正向影响明显下降甚至产生负向影响。因此,马太效应以及区域经济发展不平衡问题可能是导致本文研究结论与美国等国家的经验证据存在一定差异的重要原因。

七、结论与政策启示

当前中国正进入经济新旧动能转换的关键时期,推动制造业高质量发展对于激发经济结构转型的源动力尤为重要,而最终出口品的技术升级和竞争力增强对中国制造业转型和出口结构优化更是具有重要意义。本文以 2006—2016 年中国 270 个地级市为样本,在理论分析的基础上实证检验现阶段人工智能最广泛

的应用——工业机器人对城市制造业出口升级的影响。研究结果显示:(1)城市工业机器人应用显著促进了当地制造业出口技术复杂度提升,该结论在采用安慰剂检验、处理潜在的内生性问题、替换核心指标等后仍然成立。具体而言,比较工业机器人应用密度分布 25 分位数和 75 分位数的两个城市,后者出口技术复杂度比前者在 2006—2016 年累计提升了约 13.34%,这一差异相当于所有城市制造业出口技术复杂度的标准差在 11 年间平均提高了约 41.69%。(2)影响机制检验表明,城市工业机器人应用通过人力资本提升效应、中间品进口效应以及资源再配置效应共同推动了城市制造业出口升级。具体而言,人力资本提升效应体现为由于技术和技能的互补性,城市工业机器人大规模应用改善了当地劳动力技能结构;中间品进口效应体现为机器人应用促使企业从 OECD 成员方进口更大规模和更多种类的中间投入品;资源再配置效应体现为机器人应用引致资源在城市内部不同出口产品间的优化再配置。(3)异质性分析结果表明,工业机器人应用主要促进了加工贸易出口技术复杂度的提升,对初始技术基础好、市场化程度高的城市出口复杂度的促进作用更加强烈。(4)拓展分析结果表明,城市工业机器人应用有利于当地制造业出口升级,但显著抑制了邻近城市制造业出口技术复杂度的提升,而机器人应用引致的低技能劳动力就近迁移是导致工业机器人存在空间负外部性的主要原因。

本文的研究结论为机器人应用提升中国制造业国际竞争力、助推制造业强国建设提供了新的经验证据,有助于更好地理解人工智能推动出口升级的内在机制,具有重要的政策含义。具体来看:

第一,要积极推动机器人普及应用,提升机器人技术创新能力。本文研究发现,工业机器人应用对中国城市制造业出口升级具有显著的促进作用,这为中国企业破解出口低端锁定的困境和做大做强提供了新的战略选择,因此政府应进一步推动机器人的普及应用,扩大自动化技术带来的积极影响。同时,由于现阶段国产机器人大多为搬运机器人、技术水平较低,且外资企业垄断了高端机器人和机器人中关键零部件的生产,中国应进一步提高机器人核心技术的自主创新能力,打破国外技术封锁。

第二,在继续发挥工业机器人对出口升级推动作用的同时,应当注意怎样通过机器人技术实现对一般贸易企业的改造和升级。本文研究发现自动化生产技术主要促进了加工贸易出口技术复杂度的提升,对一般贸易没有显著影响。因此,如何激发自动化技术对一般贸易企业出口升级的积极影响,进而优化贸易结构是未来需要继续探究的议题和方向。

第三,注重区域贸易协调发展,消除机器人应用引致的外贸壁垒现象。本文研究发现城市机器人应用虽然显著促进了当地制造业出口升级,但对邻近城市制造业出口技术复杂度具有显著的负向影响。这将不利于区域外贸协调发展,造成部分邻近城市在贸易发展中逐渐被边缘化。因此,政府应针对不同地区实施差异化的机器人产业发展政策以缓解这一空间形式的“荷兰病”。

参考文献:

- [1] 盛斌,毛其淋. 进口贸易自由化是否影响了中国制造业出口技术复杂度[J]. 世界经济, 2017, 40(12): 52-75.
- [2] XU B, LU J Y. Foreign direct investment, processing trade, and the sophistication of China's exports[J]. China Economic Review, 2009, 20(3): 425-439.
- [3] 齐俊妍,王永进,施炳展,等. 金融发展与出口技术复杂度[J]. 世界经济, 2011, 34(7): 91-118.
- [4] 周茂,李雨浓,姚星,等. 人力资本扩张与中国城市制造业出口升级:来自高校扩招的证据[J]. 管理世界, 2019, 35(5): 64-77.

- [5] 雷娜,郎丽华. 国内市场一体化对出口技术复杂度的影响及作用机制[J]. 统计研究,2020,37(2):52-64.
- [6] 卢福财,金环. 互联网是否促进了制造业产品升级——基于技术复杂度的分析[J]. 财贸经济,2020,41(5):99-115.
- [7] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [8] 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,2021,37(9):104-119.
- [9] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753-768.
- [10] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Unpacking skill bias: automation and new tasks[J]. *AEA Papers and Proceedings*, 2020, 110: 356-361.
- [11] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Tasks, automation, and the rise in US wage inequality[Z]. NBER Working Paper No. 28920, 2021.
- [12] ALGUACIL M, LO TURCO A, MARTÍNEZ ZARZOSO I. What is so special about robots and trade? [Z]. CEGE Discussion Paper No. 410, 2020.
- [13] 綦建红,张志彤. 机器人应用与出口产品范围调整:效率与质量能否兼得[J]. 世界经济,2022,45(9):3-31.
- [14] 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):17-33.
- [15] 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.
- [16] 袁其刚,嵇泳盛,于舒皓. 人工智能促进了制造业企业出口产品升级吗? ——基于技术复杂度视角的分析[J]. 产业经济评论,2022(3):69-82.
- [17] 杜两省,马雯. 机器人的应用对我国出口升级的影响研究[J]. 当代财经,2022(10):115-125.
- [18] 徐晔,朱婕,陶长琪. 智能制造、劳动力技能结构与出口技术复杂度[J]. 财贸研究,2022,33(3):16-27.
- [19] HAUSMANN R, HWANG J, RODRIK D. What you export matters[J]. *Journal of Economic Growth*, 2007, 12(1): 1-25.
- [20] 赵春明,李震,李宏兵,等. 机器人换人——工业机器人使用与区域劳动力市场调整[J]. 北京师范大学学报(社会科学版),2020(6):113-127.
- [21] 毛其淋,石步超. 工业机器人如何影响企业出口模式[J]. 国际贸易问题,2022(12):38-53.
- [22] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3-30.
- [23] FURMAN J, SEAMANS R. AI and the economy[J]. *Innovation Policy and the Economy*, 2019, 19: 161-191.
- [24] CHE Y, ZHANG L. Human capital, technology adoption and firm performance: impacts of China's higher education expansion in the late 1990s[J]. *The Economic Journal*, 2018, 128(614): 2282-2320.
- [25] BAS M, STRAUSS-KAHN V. Does importing more inputs raise exports? Firm-level evidence from France[J]. *Review of World Economics*, 2014, 150(2): 241-275.
- [26] XU B. Measuring China's export sophistication[Z]. China Europe International Business School Working Paper, 2007.
- [27] VAN ASSCHE A V, GANGNES B. Electronics production upgrading: is China exceptional? [J]. *Applied Economics Letters*, 2010, 17(5): 477-482.
- [28] 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,2020,55(10):159-175.
- [29] LEWBEL A. Using heteroscedasticity to identify and estimate mismeasured and endogenous regressor models[J]. *Journal of Business & Economic Statistics*, 2012, 30(1): 67-80.
- [30] HAUSMANN R, HIDALGO C A. Country diversification, product ubiquity, and economic divergence[Z]. CID Working Paper No. 201, 2010.
- [31] MAGGIONI D, LO TURCO A, GALLEGATI M. Does product complexity matter for firms' output volatility? [J]. *Journal of Development Economics*, 2016, 121: 94-109.
- [32] 陈昊,闫雪凌,杨立强. 对外贸易与制造业机器人使用:行业开放促进技术进步的新证据[J]. 统计研究,2021,38(3):44-57.
- [33] 韩民春,乔刚. 工业机器人应用对中国制造业就业的影响——基于行业层面的经验证据[J]. 管理现代化,2020,40(2):88-92.
- [34] 林毅夫. 新结构经济学:反思经济发展与政策的理论框架[M]. 苏剑,译. 北京:北京大学出版社,2012.
- [35] 樊纲,王小鲁,朱恒鹏. 中国市场化指数——各地区市场化相对进程 2009 年报告[M]. 北京:经济科学出版社,2010.
- [36] 汪建新,贾圆圆,黄鹏. 国际生产分割、中间投入品进口和出口产品质量[J]. 财经研究,2015,41(4):54-65.
- [37] 綦建红,付晶晶. “机器换人”时代低技能劳动力何去何从? ——基于中国劳动力动态调查数据的检验[J]. 人口研究,2022,46(4):114-128.
- [38] ELHORST J P. Spatial econometrics: from cross-sectional data to spatial panels[M]. Heidelberg: Springer, 2014.
- [39] LESAGE J, PACE R K. Introduction to spatial econometrics[M]. Boca Raton, FL: Chapman and Hall/CRC Press, 2009.

Industrial Robot Applications and Urban Manufacturing Export Upgrading in China

GU Junyi¹, ZHAO Chunming², LI Zhen³

(1. University of International Relations, Beijing 100091;

2. Beijing Normal University, Beijing 100875;

3. Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

Abstract: Technological upgrading and competitiveness enhancement of final exports are of great significance to the transformation of China's manufacturing industry and the optimization of the export structure. Based on the theoretical analysis, this paper empirically examines the impact of industrial robot applications on export upgrading in the urban manufacturing industry, using data from 270 prefecture-level cities in China from 2006 to 2016.

The findings show that urban industrial robot applications significantly enhance the export sophistication of the local manufacturing industry. Specifically, when analyzing two cities located in the 25th and 75th percentiles of the density distribution of industrial robot applications, the export sophistication of the latter increased by approximately 13.34% from 2006 to 2016. This variance is equivalent to an average increase of roughly 41.69% in the standard deviation of export sophistication of the manufacturing industry in all cities over 11 years. The mechanism tests indicate that urban industrial robot applications promote urban manufacturing export upgrading through human capital improvement effects, intermediate goods import effects, and resource reallocation effects. The heterogeneity test shows that industrial robot applications mainly enhance the export sophistication of processing trade and exert a more significant influence on the export sophistication of cities with sound initial technological foundations and high levels of marketization. Extensive analysis reveals that urban industrial robot applications have a spatial spillover effect. Specifically, the robot applications contribute to the local manufacturing export upgrading but impede the advancement of manufacturing export sophistication in neighboring cities. The migration of low-skilled labor nearby caused by the robot applications is the main reason for the spatial negative externalities.

Compared with the previous research, the main contributions of this paper are as follows. First, it comprehensively investigates the impact of industrial robot applications on urban manufacturing export upgrading in China, revealing the underlying factors and mechanisms. Second, it analyzes the heterogeneity between robot applications and export upgrading, and explores the differential impact of robots on cities with different trade modes and resource endowments. This aims to answer the question of what characteristics cities should possess to better leverage the export upgrading effect brought by robot applications. Third, it evaluates the impact of robot applications on export upgrading from a spatial perspective. The conclusions are not only a supplement to existing research, but also provide valuable references and practical insight for China to promote coordinated development of regional trade in the new era.

Keywords: industrial robot; export sophistication; spatial spillover effect; resource reallocation; migration of low-skilled labor nearby

责任编辑:姜 莱;宛恬伊