
机器人应用与出口产品范围调整： 效率与质量能否兼得

綦建红 张志彤*

内容提要 本文采用2000-2015年中国工业企业数据库与海关数据库的匹配数据,考察了机器人应用对多产品企业出口产品范围的影响和作用渠道,以及企业出口竞争策略。研究发现,机器人应用促进了多产品企业出口产品范围的扩大,且这种促进作用在出口劳动密集型产品、资源集中型及非国有企业中尤为突出;机器人应用对出口产品范围的调整,不仅通过生产率提高效应和成本节约效应提升了效率,还通过绿色减排效应和产品质量效应提升了质量,且在长质量阶梯企业中十分明显;机器人应用的新增产品范围既来自旧产品,也来自同行业的新产品,面对激烈的同业竞争,机器人应用企业更加偏好质量竞争策略,进一步推动了出口产品范围的扩大。

关键词 人工智能 多产品企业 出口产品范围 贸易高质量发展

一 引言与文献综述

根据2019年11月《中共中央国务院关于推进贸易高质量发展的指导意见》,推进贸易高质量发展已上升为中国经济发展的重大战略部署。同时,“推动互联网、物联网、大数据、人工智能、区块链与贸易有机融合”^①,特别是人工智能与贸易的有机融合,也成为中国贸易高质量发展的重要推动力。

* 綦建红、张志彤(通讯作者):山东大学经济学院 山东省济南市山大南路27号 250100 电子信箱:qijianhong@sdu.edu.cn(綦建红);angeliashang99@163.com(张志彤)。

作者感谢国家社会科学基金重大项目(17ZDA040)和国家自然科学基金重大项目(72192842)的资助,感谢匿名审稿专家的宝贵建议。当然,文责自负。

① 资料来源于中国政府网:http://www.gov.cn/xinwen/2019-11/28/content_5456796.htm。

人工智能在生产中的运用主要是通过工业机器人(以下简称机器人)实现。与早期机器人不同的是,新一代机器人不仅可以是一些单调、繁杂、高时长的工作中替代人力劳动,还具有可自动控制、重复编程、完成多目标任务的特征。已有研究发现,如果机器人能实现“机器学习”,就可以在更大范围、更大程度上实现技术红利对人口红利的替代(陈彦斌等,2019),缓解人口老龄化加深和劳动力成本攀升对贸易高质量发展的不利影响(铁瑛等,2019)。同时,机器人在从事标准化、机械化和重复性的劳动中,稳定性和准确性更高,有助于缓解中国出口产品“低质低价”的问题。正如 Bessen (2018)指出的,人工智能的意义不仅是以机器替代劳动,而是在更具竞争性的市场上降低产品价格,提高产品质量。由此可见,人工智能作为贸易高质量发展的推动力之一,有可能改变出口企业的决策。

多产品企业是中国贸易高质量发展的主力军,贡献了绝大部分的出口额。面对人工智能为贸易高质量发展带来的各种机遇,多产品企业在出口决策时,无论是调整出口规模与结构,还是调整出口产品质量,都必然涉及不同的产品组合,即出口产品范围问题。例如,根据出口产品的生产过程和用途,可将其划分为中间品、资本品和消费品。由于中间品和消费品的劳动要素含量更高,且一直处于价值链低端位置(蒋灵多和陈勇兵,2015),机器人凭借其替代低技能劳动力的优势可能对此类产品产生更大影响。在应用机器人后,多产品企业出于提高生产率和利润最大化的考虑,必然会对出口产品范围做出调整,将企业要素资源在不同类型的产品之间重新分配。产品范围调整既是企业出口增长的重要源泉,也是企业内部资源再分配的重要形式(Bernard *et al.*, 2010)。然而,产品范围并非越大越好,其带来的各种利好需要满足一定的前提条件。根据 Bernard *et al.*(2019)的研究,如果企业扩大产品范围不影响原有产品的盈利能力,那么企业应继续增加产品种类,直至最后增加品种的损失超过其边际收益;相反,如果增加产品种类带来的边际溢出效应是负的(如新产品的出现会挤占原有产品的市场份额,降低其盈利能力),企业则应提供较少的产品种类。因此,在满足产品范围扩大的边际溢出效应为正的前提下,本文关注的核心问题在于,面对人工智能带来的各种利好,多产品出口企业究竟“如何”和“为何”调整产品范围。

从已有研究看,近年来以人工智能对国际贸易影响为主题的研究从无到有,逐渐兴起。Goldfarb and Trefler(2018)率先提出,传统贸易理论强调的规模经济、知识创造和知识扩散在人工智能时代会被赋予新的内涵,从而影响一国的贸易模式,这一观点得到了 Korinek and Stiglitz(2021)的认可。在此基础上,Artuc *et al.*(2018)率先考察了机器人对各国贸易模式、工资和福利的影响,发现机器人应用能降低生产成本,因此对于那些应用

机器人更多的国家来说,相同行业中来自欠发达国家的进口会增加,自身的出口也会进一步增加。具体到出口数量,Brynjolfsson *et al.*(2019)从机器学习的角度研究发现,机器翻译软件作为人工智能技术之一,能显著促进出口额的提升;Żukrowska(2021)则从欧盟与外部合作伙伴的贸易关系出发,发现人工智能的普及可以扩大贸易规模,降低新冠疫情对贸易的负面影响。具体到出口质量,Destefano and Timmis(2021)首次聚焦人工智能的出口质量效应,认为机器人应用可以降低生产过程中的出错概率,促进出口产品质量的提升;Hong *et al.*(2022)则进一步发现机器人应用对产品质量的影响呈U型关系。相比之下,国内学者的研究集中在贸易引致的全球价值链领域,发现人工智能会降低贸易成本和促进技术创新,最终促进全球价值链分工(吕越等,2020;刘斌和潘彤,2020)。

然而,聚焦人工智能对贸易影响的文献依然凤毛麟角,对多产品出口企业影响的文献近乎空白。基于此,本文以现阶段人工智能的应用重点——机器人为对象,考察了其出口产品范围调整的影响和作用机理,并进一步讨论了不同应用次序企业的竞争策略。本文的边际贡献在于:其一,在研究视角方面,从产品角度出发,考察了人工智能对多产品企业资源配置的影响,丰富和拓展了人工智能与贸易间关系的研究。其二,在影响机制方面,提出机器人作为一种物化性技术,不仅改进了生产率,降低了边际成本,还减少了污染排放,提升了产品质量,可以兼顾效率与质量。其中,在考察产品质量渠道时,进一步从产品质量阶梯入手,探讨了受益于机器人的企业类型,这在一定程度上弥补了现有文献忽视产品质量、低估生产率影响的缺陷。其三,在内容拓展方面,不仅考虑了产品范围在新旧产品和不同行业间的结构调整,还讨论了不同应用次序企业的竞争策略及其对出口产品范围的影响,再次彰显人工智能之于贸易高质量发展的重要性。

本文其余部分安排如下:第二部分提出理论假说;第三部分介绍数据与模型设定;第四和第五部分分别报告回归结果与作用渠道检验;第六部分在异质性考察的基础上,讨论产品范围的结构调整及其引致的竞争策略选择;最后是结论与启示。

二 理论假说

虽然人工智能对资源配置的优化功能得到了学者们的认可(Korinek and Stiglitz, 2021;刘斌和潘彤,2020),但产品范围调整作为企业内部资源配置的重要内容,尚无人关注人工智能对其造成的影响。基于此,本文梳理了人工智能影响出口产品范围的4种可能渠道:生产率提高渠道、成本变化渠道、绿色减排渠道和产品质量提升渠道,并且认为机器人应用企业面对激烈的同业竞争,不得不调整竞争策略,进一步改

变出口产品范围。

已有文献发现,引入人工智能有利于企业提高生产率,而生产率提高是产品范围扩大的重要渠道。具体来说,根据异质性企业理论,只有生产率高的企业才会进入出口市场,Acemoglu and Restrepo(2018)与杨飞和范从来(2020)的研究均发现,人工智能通过替代低技能劳动力和提升生产技术,作用于某一特定的生产环节,可以提高生产率,进而提高企业产出与出口数量。虽然机器人引致的生产率提高,可以通过降低生产成本、减少污染排放和提高产品质量间接改变出口产品范围,但是生产率的提升更有可能直接扩大产品范围,实现资源的最优配置和利润最大化(易靖韬和蒙双,2017)。这是因为,其一,生产率的提高会促使企业在产品种类丰富的市场上收取相对更高的价格(Bernard *et al.*,2019),因此企业出于对高额利润的追求,更有动力扩大出口产品范围;其二,生产率越高的企业往往拥有越高效的分销网络(Bernard *et al.*,2019),这会增加企业对高市场份额的渴望,使其越有动力生产和销售更多种类的产品,不断开拓新市场(Feenstra and Ma,2007);其三,生产率的提升还能均衡企业资源配置,通过将集中于核心产品的过剩产能转移至非核心产品,将某些利润为负的非核心产品扭亏为盈,保持原有市场份额。随着新产品增加进入和原有产品减少退出,出口产品范围得以扩大(陆菁等,2019)。据此,我们提出本文假说1。

假说1:出口企业应用人工智能会通过提高企业生产率,扩大出口产品范围。

人工智能的应用能通过提高生产率降低企业生产成本,也有可能直接提高或降低生产成本,而成本升降会影响企业利润所得,促使企业对产品范围做出调整。具体来说,人工智能对生产成本的直接影响在于机器人的购置成本、相关管理成本和劳动力替代成本。虽然机器人的购置会直接带来高额的固定成本,但也可以激励企业动态调整生产决策,简化非增值活动,提高供应链管理效率,有效降低企业的生产和运营成本(Agrawal *et al.*,2018)。相比之下,人工智能对劳动力成本的影响比较复杂,尚无定论。Acemoglu and Restrepo(2020)认为,机器人可以从事重复性、低技术含量的工作,造成低技能劳动力失业,降低企业的实际工资水平;但也有学者持相反观点,认为人工智能虽然会替代人力资本密集型工作,产生岗位替代效应,但同时也会带来岗位创造效应,创造出难以被机器人替代的新工作,增加对高技术工人的雇佣,提升企业的平均工资水平和劳动力成本(余玲铮等,2021)。根据陆菁等(2019)的研究,劳动力成本的降低会导致所有产品的利润增加,扩大多数企业的出口产品范围;反之,当劳动力成本上升时,企业必然会提高产品价格以转嫁成本,而产品价格的上升会削弱企业竞争力,影响企业出口产品范围。由此,我们提出本文假说2。

假说2:企业应用人工智能会通过生产成本的增加(减少)调整出口产品范围。

根据《关于推进贸易高质量发展的指导意见》,出口企业必须考虑贸易与环境协调发展。同时,每家制造业企业都会受到二氧化碳、二氧化硫和其他污染物排放限额的约束,即产品种类的增加不能突破这些排放限额。人工智能作为一种物化性技术进步,除了提高企业生产率,减少污染排放外(Huang *et al.*, 2022),还可以直接改变企业的生产方式,有效减少污染排放,促进绿色发展(Liu *et al.*, 2021)。这是因为,机器人可以实时监控企业排污,提高污染治理效率,减少人工操作失误产生的污染;同时机器人大多使用清洁能源作为主要供能来源,从源头减少了污染排放。而机器人的绿色减排效应有可能促进企业产品范围扩大,其作用机理在于:一是“引致型”产品范围扩大,即在企业生产受到排污限额的约束条件下,污染排放减少可以在一定程度上理解为排污限额的提高,这就意味着企业可以额外增加产量,扩大生产规模(张宁和张维洁, 2019),为企业产品种类增加提供了可能。二是“伴生型”产品范围扩大,即机器人应用可以减少乃至避免由于技术限制产生的污染,并将其转化为副产品,实现企业产品种类的增加。由于不是每家企业的每种废料都可用于副产品生产,故伴生型作用机制仅存在于原油加工、轮胎制造、农产品加工等少数企业;相比之下,排污限额标准的存在使得引致型作用机制更为普遍。由此,我们提出本文假说3。

假说3:企业应用人工智能会通过促进企业绿色减排,扩大出口产品范围。

将机器人应用于生产,可以实现生产环节的一体化与层次化,减少产品损耗,保证生产的质量与准确性(刘斌和潘彤, 2020)。人工智能具有对低技能劳动力的替代性和生产的精准性,使得企业在生产率提高和成本降低的同时,还可以提高产品质量。虽然生产率渠道也可以直接影响产品质量渠道,但两种渠道存在明显不同:生产率渠道主要是提高企业的生产速率,增加企业的投入产出比,而产品质量渠道则是保证生产过程更加稳定和准确,减少产品瑕疵。一方面,机器人对产品质量的提升主要体现在一系列重复性、高精度的任务(Destefano and Timmis, 2021)。相比于人力劳动,机器人可以准确识别和筛选质量不合格产品。将产品生产标准录入机器人程序,机器人通过自动扫描等功能,可以更加准确地判断产品质量合格与否,减少了不合格产品的市场流通率,提升了产品质量。另一方面,机器人作为一种精密仪器设备,对投入要素的质量要求更高,例如,企业为延长机器人的使用寿命,往往会选择更高质量的原材料进行生产。高质量的投入要素加之稳定的生产环节,有利于最终实现产品质量的提升。虽然以人工智能对产品质量影响为主题的研究屈指可数,但是产品质量对出口产品范围的影响已被部分学者所认可,尤其是在劳动力成本不断攀升的今天,出口企业会通过

“工艺创新效应”和“质量提升效应”提升企业加成率(诸竹君等,2017),倒逼多产品企业创新,促进出口产品范围的扩大(陆菁等,2019)。由此,我们提出本文假说4。

假说4:人工智能有助于提高出口产品质量,扩大多产品企业的出口产品范围。

如上所述,机器人通过生产率提升、成本节约、绿色减排和产品质量提升等渠道扩大了企业的产品范围,而产品范围的扩大有可能进一步加剧“侵蚀性竞争”,即消费市场无法满足过度增长的企业产品供应,企业会侵蚀其他企业的消费市场而产生竞争(侯欣裕等,2020)。换言之,机器人在扩大产品范围的同时,也会引发激烈的同业竞争,甚至出现以牺牲同行业竞争对手市场份额和就业率为代价的“零和博弈”(Bonfiglioli *et al.*, 2020; Acemoglu *et al.*, 2020)。例如, Kugler *et al.* (2020)的研究发现,美国机器人的普及降低了哥伦比亚工人(特别是女性工人)在当地劳动力市场的就业和收入,机器人应用可能致使同业间的良性竞争转变为侵蚀性竞争。机器人与以往技术的不同之处在于,其不仅可以提高生产率、降低生产成本,还能提高产品质量。在出口市场相互重叠时,各企业能给出的最低报价大致相似,在同价条件下唯有提高产品质量,才可能获取竞争优势。因此,在侵蚀性竞争日益加剧条件下,应用机器人的出口企业更有可能采取质量竞争策略突出重围,获取战略优势。据此,我们提出本文假说5。

假说5:应用机器人的多产品出口企业更有可能采取质量竞争策略,获取竞争优势。

三 数据与模型设计

(一)数据来源

由于人工智能在生产中的运用主要是通过机器人完成的,但企业应用机器人的数量不可得,故本文参考 Acemoglu *et al.* (2020)与 Fan *et al.* (2021a)的做法,以机器人进口数量作为企业应用机器人的标准,数据来自中国海关数据库。目前,工业机器人的产品编码有宽口径和窄口径两种。本文在基准回归中采用HS6编码的宽口径^①,在稳健性检验中则采用HS8编码的窄口径。若企业进口产品种类包含上述编码产品,

^① 依据宽口径的HS6编码,工业机器人产品包括:851531(电弧包括等离子弧焊接机器人)、847950(多功能机器人、其他多功能机器人和机器人末端操纵装置)、851521(其他电阻焊接机器人,汽车生产线电阻焊接机器人)、851580(其他激光焊接机器人、汽车生产线激光焊接机器人)、842489(喷涂机器人)、842890(搬运机器人)、848640(IC工厂专用的自动搬运机器人)。窄口径的HS8编码则包括:84864031(工厂自动搬运机器人)、84289040(搬运机器人)、85152120(电阻焊接机器人)、85153120(电弧焊接机器人)、85158010(激光焊接机器人)、84248920(喷涂机器人)、84795090(其他工业机器人)及84795010(多功能工业机器人)。

则视为该企业应用了机器人。

多产品出口企业的相关数据来自 2000-2015 年中国工业企业和海关数据库。我们参照易靖韬和蒙双(2017)的做法匹配两个数据库,最终得到企业-年份层面的观测值 682 863 条。其中,使用过机器人的多产品出口企业有 9461 家,涵盖 17 644 个观测值。在此基础上,我们剔除主要变量缺失、雇员人数小于 10 的样本,并在 1% 和 99% 分位对主要变量进行 Winsorize 处理。本文采用《中国统计年鉴》公布的固定资产投资价格指数和工业品出厂价格指数分别对总资产和工业总产值进行价格平减。

(二)多产品出口企业与机器人应用

图 1 展示了 2000-2015 年中国企业应用机器人的发展趋势。可以看出以 HS6 编码统计的企业数量、机器人流量和存量数据均略高于 HS8 编码,但相差不大,且均呈不断增加的趋势。左轴同时反映了 HS6 和 HS8 两种编码方式下的机器人进口数量与国际机器人联合会(IFR)统计的中国机器人安装流量,可以看出这 3 条数量线不仅走势相同,而且无论是 HS6 还是 HS8 编码统计,机器人进口数量的总和均与权威的 IFR 安装流量统计相近,这一发现与 Fan *et al.*(2021a)的研究保持一致,再次说明以机器人进口数量作为机器人应用程度的合理性。与此同时,2000-2008 年是中国企业进口机器人的起步阶段,平均数量较少,且进口流量和存量数据在企业间差距巨大。2009 年之后中国企业掀起了进口机器人的高潮,流量和存量指标均取得飞速增长。因此,将 2000-2015 年作为本文的研究样本期,能反映出口企业应用机器人的演变过程,但

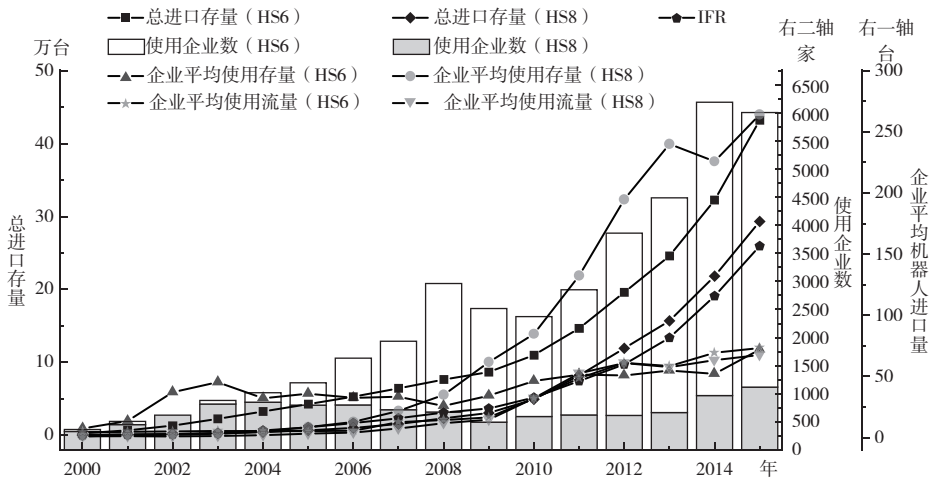


图 1 2000-2015 年中国进口机器人的数量变化

同时也需要在后文对不同发展阶段的影响予以考察。

本文将同一年出口产品种类(HS6编码)大于1的企业认定为多产品企业。2000-2015年多产品企业的数量一直在中国出口企业中占绝对优势,且出口2~10种产品的企业数目最多。2004年以后,多产品企业的出口数量逐年增加,与单产品企业的差距逐渐拉大,2013年之后更是呈明显的分野趋势。多产品企业已成为中国出口的中流砥柱,因此将多产品企业作为研究对象,具有重要的现实意义。

为进一步考察多产品企业的资源配置状况,本文按照产品出口额从大到小进行排序,出口额最大的产品定义为核心产品(陆菁等,2019),其他则为非核心产品。图2绘制了2000-2015年以HS6编码统计的核心和非核心产品的出口额占比情况。从中可知,核心与非核心产品的出口额占比较为稳定,其中核心产品的集中度占比约为72%,非核心产品占比约为28%。由此可见,多产品企业主要将资源用于核心产品生产,核心产品依然是多产品企业出口的主力军。

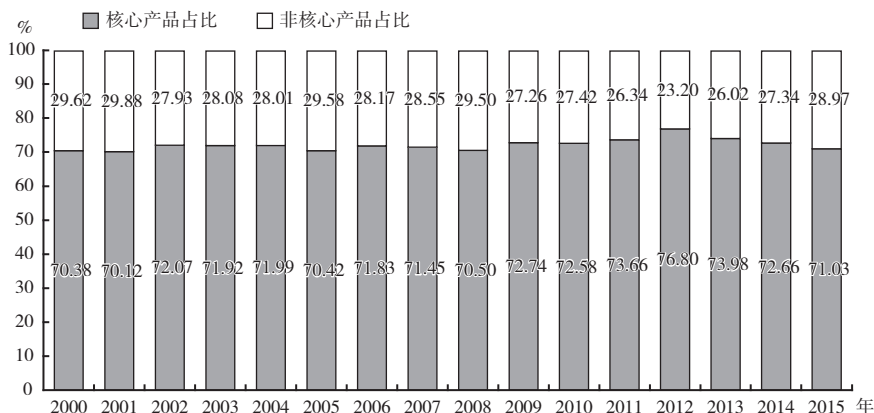


图2 核心产品与非核心产品出口额分布

基于上述事实,为初步验证机器人对多产品企业出口产品范围的影响,我们还绘制了应用和未应用机器人企业的核密度函数(见图3)。图3a为产品范围的核密度函数,可以看出,未应用机器人的企业大多产品范围较小,而应用机器人的企业产品范围明显大于未应用机器人的企业。同理,图3b为核心产品集中度的核密度函数,应用机器人企业的产品集中度均值明显低于未应用机器人的企业,且企业大多处于低产品集中度范围,表明机器人降低了核心产品的集中度。当然,这一因果关系是否成立,尚需后文更为严谨的经验检验。

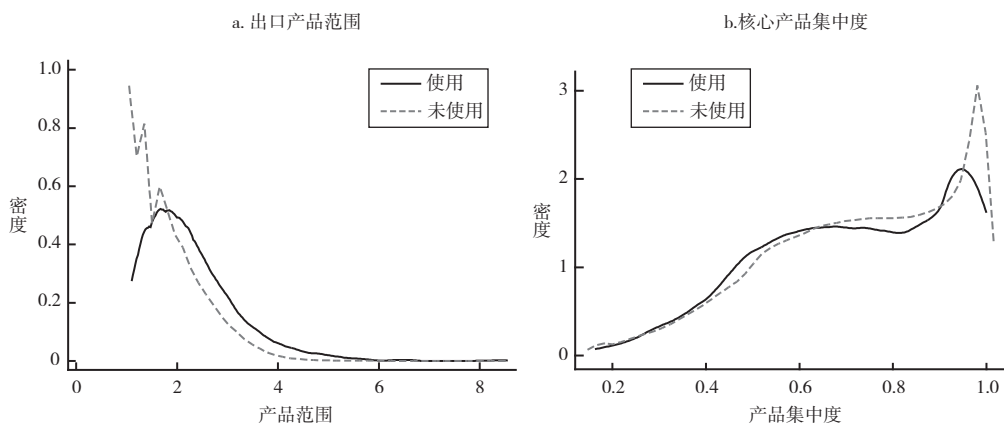


图3 产品范围和产品集中度的核密度

(三)模型设定

为检验机器人应用对企业出口产品范围的影响,经由 Hausman 检验,本文选择固定效应模型进行回归,具体模型设定如下:

$$Scope_{it} = \beta_0 + \beta_1 Robot_{it} + \gamma Z_{it} + \lambda_i + \delta_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,下标*i*表示企业,*t*为年份。被解释变量 *Scope* 选取反映出口产品范围变化的两个指标:一是直接指标——企业产品范围(*Variety*),采用企业在*t*年出口的HS6产品种类数的对数值衡量;二是间接指标——产品集中度(*Core*),采用核心产品出口额占总出口额的比重衡量。当产品范围扩大时,企业出口的非核心产品种类数会增加,产品集中度会相应降低,故间接反映了出口产品范围的扩大。核心解释变量 *Robot* 代表HS6编码统计的机器人进口数量的对数值。参考易靖韬和蒙双(2017)的方法,本文选取的控制变量集 *Z* 主要包括:企业规模(*Size*),以企业资产总额的对数值表示;企业年龄(*Age*),用企业年龄的对数值表示;融资约束(*FC*),用利息支出与固定资产净值的比值衡量;出口规模(*Exp*),用出口交货值的对数值表示;企业资本密集度(*KL*),采用固定资产净值与员工人数之比衡量^①。 λ_i 和 δ_t 分别表示企业和年份固定效应, ε_{it} 为随机扰动项。

四 回归结果与分析

(一)基准回归结果

根据表1的基准回归结果,不论是否控制固定效应,本文重点关注的核心解释变

① 限于篇幅,主要变量的描述性统计可见本刊网站(www.jweonline.cn)本文补充材料1。

机器人应用与出口产品范围调整:效率与质量能否兼得

量 *Robot* 对 *Variety* 的影响系数始终显著为正,对 *Core* 的影响系数均显著为负,表明多产品企业应用机器人能显著扩大出口产品范围,降低企业核心产品的出口集中度。在控制其他变量和固定效应后,企业应用机器人每增加 1%,其出口产品范围扩大 0.033%,产品集中度降低了 0.9%。可能的原因在于,机器人对重复性和简单手工任务具有较强替代性(余玲铮等,2021),能够在短时间内提升企业的单位产出与生产率。生产率的提高促使企业更有动力开拓新市场,获得更高的市场份额,最终扩大了企业的出口产品范围(易靖韬和蒙双,2017)。同时,企业出口任意产品都需要投入较高的沉没成本,对于某些利润为负的非核心产品,由于机器人的生产率提升效应能够使企业保持现有市场份额,并通过产品质量升级促使非核心产品更新换代,增加了非核心产品的出口额,由此导致核心产品集中度的降低。控制变量的回归结果还表明,资产规模越大、成立年限越长和出口规模越大的企业,越有可能扩大出口产品范围,降低产品集中度,这与 Bernard *et al.*(2010)的研究结论保持一致。

表 1 基准回归结果

	<i>Variety</i>			<i>Core</i>		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot</i>	0.049*** (15.455)	0.043*** (9.340)	0.033*** (7.299)	-0.003*** (-3.403)	-0.018*** (-11.384)	-0.009*** (-5.420)
<i>Size</i>	0.053*** (42.862)	0.012*** (8.584)	0.036*** (20.799)	-0.001*** (-3.651)	-0.002*** (-3.560)	0.015*** (27.744)
<i>Age</i>	0.005* (1.844)	0.028*** (8.950)	0.021*** (5.415)	-0.015*** (-17.498)	-0.042*** (-35.503)	-0.010*** (-8.071)
<i>FC</i>	0.000** (2.337)	-0.002** (-2.419)	-0.002*** (-2.654)	-0.000*** (-3.826)	-0.000 (-0.338)	0.000** (2.028)
<i>Exp</i>	0.026*** (70.858)	0.009*** (26.076)	0.010*** (27.553)	-0.001*** (-8.621)	0.000 (1.546)	0.000* (1.763)
<i>KL</i>	-0.782*** (-77.346)	-0.255*** (-24.162)	-0.221*** (-20.168)	0.052*** (17.582)	0.006* (1.788)	0.035*** (10.132)
企业固定效应	未控制	控制	控制	未控制	控制	控制
年份固定效应	未控制	未控制	控制	未控制	未控制	控制
样本量	520 251	387 071	387 071	520 251	387 071	387 071
R ²	0.060	0.746	0.750	0.004	0.700	0.715

说明:括号内的值为 t 值;使用企业层面的聚类稳健标准误;*、**和***分别表示 10%、5% 和 1% 的显著性水平,下同。除非特别说明,后表中均控制了企业控制变量、企业固定效应和年份固定效应。

如前所述,出口产品范围并非越大越好,需要满足产品范围扩大的边际溢出效应为正的前提条件。为此,本文将产品范围和产品集中度及其平方项作为核心解释变量,将企业出口总额的对数值(*Export*)和出口交货值的对数值(*Delivery*)分别作为被解释变量进行检验。估计结果显示,产品范围一次项对企业出口额和出口交货值的影响显著为正,其平方项的影响显著为负,证实了产品范围与出口收益之间的倒U型关系^①。同时,对比基准回归结果,机器人应用对产品范围扩大带来的促进作用(0.033)依然位于对称轴(0.069/2)左侧,表明在本文样本期内,机器人应用对产品范围的扩大仍处于正效应的区间内,满足了基准回归结果成立的前提条件。

(二)稳健性检验

1.内生性问题。(1)传统工具变量法。考虑各企业进口机器人与其产品范围之间可能存在逆向因果关系,即出口产品范围越大、产品集中度越低的企业,越有可能进口机器人稳固其在国际市场中的出口竞争优势与市场份额。为解决内生性问题,本文分别选取两个工具变量再次回归以加强结论的可信度。

第一,借鉴 Kugler *et al.*(2020)的思想,选择同一时期美国同行业机器人使用量的对数值(*Robot_US*)作为工具变量。这主要是因为,中国和美国均是全球领先的人工智能应用大国,二者机器人发展状况存在一定关联性,但中国企业出口产品范围受美国机器人应用的影响较弱,与原残差项基本不存在相关性,故满足工具变量的相关性和排他性标准。本文采用两阶段最小二乘(2SLS)方法进行估计。表2A第(1)列汇报了第一阶段回归结果,*Robot_US*和*Robot*存在显著正相关关系,且 Kleibergen-Paap rk F值远大于临界值16.38,可以排除弱工具变量问题;第(2)和(3)列依次汇报了*Robot*对*Variety*和*Core*影响的第二阶段回归结果。利用工具变量法矫正内生性问题后,*Robot*对两个被解释变量的影响方向不变,系数略有增大,证实了本文基准结论的稳健性。

第二,借鉴 Bonfiglioli *et al.*(2020)的做法,我们选取企业所在行业的机器人适应度指标(*Suitability*)作为工具变量。行业机器人适应度反映了企业应用机器人的适宜程度,一般来说该指标越高的行业,越适合采用智能化技术,因此行业机器人适应度与企业机器人应用之间存在较强的相关性;而本文被解释变量属于企业层面,工具变量为行业层面且已经发生,故二者的直接关联相对较弱,满足外生性条件。表2A第(4)-(6)列的估计结果显示,工具变量*Suitability*的回归系数显著为正,同样拒绝了弱工具变量假设;*Robot*依然显著扩大了企业产品范围、降低了产品集中度,进一步证明了本文结论的稳健性。

^① 限于篇幅,出口产品范围影响出口收益的回归结果可见本刊网站本文补充材料2。

(2)异方差工具变量法。为进一步确保工具变量满足外生性条件,本文使用Lewbel(2012)的异方差工具变量法再次进行检验。Lewbel(2012)的研究表明,如果用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的,则该残差与去中心化后外生变量的乘积是较好的工具变量。根据表2B第(7)和(8)列的估计结果可知,*Robot*对*Variety*和*Core*的影响与基准结果保持一致。

(3)组内差分法。本文借鉴Jayaraman and Milbourn(2012)的做法,通过组内差分来考察变量之间的动态关系,以消除一部分不随时间变化的遗漏变量导致的内生性问题。通过差分变换,可以认为在一定期间内企业应用机器人是稳定的,有助于削弱内生性对本文结论的影响。根据表2B第(9)和(10)列的结果可知,*Robot*对*Variety*的影响系数显著为正,对*Core*的影响系数显著为负,基准结果依然稳健。

表2 内生性检验

A 传统工具变量	IV1: <i>Robot_US</i>			IV2: <i>Suitability</i>		
	<i>Robot</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>	<i>Robot</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot_US</i>	0.014*** (17.318)					
<i>Suitability</i>				1.001*** (17.903)		
<i>Robot</i>		0.305*** (5.929)	-0.046*** (-2.650)		0.710*** (10.471)	-0.057*** (-3.092)
Kleibergen-Paap rk F值	299.915			320.524		
样本量	387 071	387 071	387 071	381 356	381 356	382 641
		异方差IV		组内差分		
B 异方差工具变量与组内差分	<i>Variety</i>	<i>Core</i>	Δ <i>Variety</i>	Δ <i>Core</i>		
	(7)	(8)	(9)	(10)		
<i>Robot</i>	0.283*** (7.796)	-0.086*** (-7.780)				
Δ <i>Robot</i>			0.033*** (7.299)	-0.009*** (-5.420)		
Kleibergen-Paap rk F值		168.04				
样本量	514 380	514 380	387 071	387 071		

2.样本选择偏误。首先,由于本文的核心解释变量*Robot*存在大量0值,可能会导致估计结果存在偏差。为减少估计偏误,本文将样本限制为进口机器人人数大于0的多产品企业。如表3第(1)和(2)列所示,机器人对企业产品范围的影响依然与基准

回归结果保持一致。其次,在样本期内观察到的机器人可能由中国机器人制造商以中间投入或研发的目的而进口,并非用于最终产品的生产。为解决上述问题,本文参照 Fan *et al.*(2021a)的做法,通过搜索企业名称中是否包含“机器人”识别机器人制造商,若包含则认定为机器人制造商。将这部分样本剔除后重新对基准模型进行回归,如表3第(3)和(4)列所示,估计结果仍与基准回归结果无显著差异。最后,前文是静态样本分析,并未考虑企业或产品在出口市场的进入退出情况。机器人应用有可能使企业在单产品与多产品之间发生转换,也有可能使企业在出口市场上频繁地进入退出,这些均有可能导致估计结果有偏。为此,本文将新进入企业和退出企业剔除,仅保留持续存在的多产品企业进行回归。表3第(5)和(6)列回归结果并未发生实质性改变,再次证实了本文结论的稳健性。

表3 样本选择偏误

	仅进口机器人的企业		剔除机器人制造商		企业出口动态	
	<i>Variety</i>	<i>Core</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot</i>	0.035*** (4.141)	-0.009*** (-3.009)	0.033*** (7.297)	-0.008*** (-5.413)	0.031*** (4.762)	-0.009*** (-3.891)
样本量	26 449	26 449	387 060	387 060	138 562	138 562
R ²	0.671	0.648	0.750	0.715	0.857	0.803

3. 核心变量替代。由于企业层面的机器人应用数量不可直接获得,故代理变量的选取会存在一定误差。为此,本文采用两种方法对其进行替代:一是应用机器人产品的窄口径HS8编码构造核心解释变量;二是借鉴王永钦和董雯(2020)的办法,使用IFR公布的中国机器人安装数据,构造企业层面的机器人渗透度指标(*AI*)。由于IFR的中国机器人安装数据从2006年开始分行业正式发布,故此时的样本时间范围为2006-2015年。替代后回归结果见表4。第(1)和(2)列与第(3)和(4)列分别为使用窄口径方式和企业机器人渗透度指标的估计结果,所有符号与显著性均与基准回归结果一致,证明选用HS6编码构造核心解释变量的可靠性。

4. 更换估计方法。(1)处理效应模型。为缓解传统OLS回归存在的估计偏误问题,本文将核心解释变量重新定义为企业是否使用机器人(*Robot_dummy*),采用处理效应模型解决潜在的内生性问题,并继续沿用前文选择的*Robot_US*作为*Robot_dummy*的工具变量。表4第(5)和(6)列的结果显示,在使用处理效应模型后,估计结果依然稳健。(2)Heckman两步法。考虑到本文样本是出口企业,不包含非出

口企业,存在一定的样本选择偏误,我们将样本替换为所有工业企业,并使用Heckman两步法进行稳健性检验。表4第(7)和(8)列汇报的第二阶段结果显示,在解决由样本选择带来的内生性问题后,回归系数符号与显著性仍与基准回归一致。

表4 核心变量替代和更换估计方法

	HS8 编码		IFR		处理效应模型		Heckman 两步法	
	Variety	Core	Variety	Core	Variety	Core	Variety	Core
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Robot_HS8</i>	0.175** (2.472)	-0.013** (-2.143)						
<i>AI</i>			0.008*** (4.068)	-0.001** (-2.047)				
<i>Robot_dummy</i>					2.062*** (18.515)	-0.229*** (-5.375)		
<i>Robot</i>							0.036*** (6.251)	-0.005*** (-2.818)
<i>lambda</i>					-0.939*** (-17.275)	0.095*** (4.559)	-0.066*** (-32.503)	0.010*** (13.803)
样本量	389 654	389 654	134 750	134 750	280 690	280 690	218 303	218 303
R ²	0.784	0.715	0.834	0.780	—	—	0.704	0.693

5. 样本范围改变。其一,中国进口机器人的行业分布存在明显差异,某些特定行业进口机器人数量远高于其他行业,有可能主导最终的经验回归结果。为确保进口数据与IFR数据具有可比性,本文按照闫雪凌等(2020)的做法,将国民经济行业分类与IFR行业分类进行匹配,并统计了2015年各行业机器人进口存量占比^①。在制造业行业中,汽车制造业的机器人进口数量占比遥遥领先(49.42%),其次是电子及电气设备制造业(24.42%)以及橡胶和塑料制品业(8.82%)。为避免上述特定行业的高额进口对回归结果产生主导作用,我们分别剔除占比最高(Top1)和占比排在前3位(Top3)的主导行业样本,并重新进行估计。表5A第(1)-(4)列的结果显示,在排除特定行业可能的主导影响后,本文结论依然成立。

其二,为避免因企业产品种类数过少而频繁调整产品范围,导致基准回归结果被高估,本文使用出口产品种类数至少为5种的多产品企业样本进行稳健性检验。如表5B第(5)和(6)列所示,在剔除出口产品种类数小于5的样本后,机器人应用对多产

① 限于篇幅,2015年机器人进口存量行业分布图,可见本刊网站本文补充材料3。

品企业出口产品范围和核心产品集中度的影响依然保持不变。

其三,考虑企业可能存在出口额极小的产品,理论上也会被统计在内,但在现实中并不属于真正的产品多元化。为避免估计结果被高估,本文将企业内出口额位于后1%的产品剔除,重新构造出口产品范围(*Variety_cut*)和产品集中度指标(*Core_cut*)。表5C第(7)和(8)列的结果显示,企业应用机器人依然显著提高了产品范围,降低了产品集中度。

其四,前文图1表明,在2000-2008和2009-2015年的不同时期内,机器人应用规模差别明显,可能会影响基准结论。为此,我们将样本期划分为2000-2008和2009-2015年两个阶段,分别进行回归。表5D第(9)-(12)列的估计结果表明,无论是在2000-2008年还是2009-2015年,企业应用机器人均显著扩大了产品范围,降低了产品集中度。虽然在前期机器人应用速度缓慢,但并未影响到本文基准结论。

表5 样本范围改变

	A 排除主导行业		B 仅保留出口种类大于5的企业			
	排除 Top1		排除 Top3			
	<i>Variety</i> (1)	<i>Core</i> (2)	<i>Variety</i> (3)	<i>Core</i> (4)	<i>Variety</i> (5)	<i>Core</i> (6)
<i>Robot</i>	0.048*** (9.400)	-0.003* (-1.885)	0.042*** (6.623)	-0.005** (-2.202)	0.050*** (9.178)	-0.011*** (-5.341)
样本量	314 279	314 279	250 608	250 608	189 452	189 452
R ²	0.808	0.750	0.816	0.756	0.782	0.766
	C 删除后出口额后1%的产品		D 划分样本区间			
			2000-2008年		2009-2015年	
	<i>Variety_cut</i> (7)	<i>Core_cut</i> (8)	<i>Variety</i> (9)	<i>Core</i> (10)	<i>Variety</i> (11)	<i>Core</i> (12)
<i>Robot</i>	0.102*** (17.203)	-0.011*** (-6.919)	0.059*** (11.045)	-0.005*** (-2.731)	0.104*** (11.853)	-0.008*** (-3.371)
样本量	311 142	311 142	190 216	190 216	162 974	162 974
R ²	0.806	0.737	0.826	0.746	0.779	0.783

6. 排除其他事件干扰。其一,自中国2001年加入WTO以来,关税减免作为贸易自由化的主要形式对企业进出口行为产生了重大影响,有可能显著扩大企业的出口产品范围;同时,外资企业进入门槛降低带来的竞争效应与溢出效应也有可能影响产品范围。为排除贸易自由化和外资自由化的影响,本文将行业进口关税(*Importtariff*)、出口关税(*Exporttariff*)、行业外资企业产出占比(*Foreignratio*)作为控制

机器人应用与出口产品范围调整:效率与质量能否兼得

变量纳入基准方程进行估计。其二,随着国家对数字经济的高度重视,信息和通信技术(ICT)作为数字技术的核心获得了长足发展。而ICT技术的普及与完善不仅会促进企业应用机器人,还会对企业出口行为产生影响。为控制ICT技术的普及对企业产品范围的影响,本文借鉴谢康等(2021)的做法,在基准模型基础上增加了各省长途光缆密度(*Cable*)、互联网普及率(*Internet*)及移动基站数量(*Mobile*)等控制变量。其三,考虑到影响出口产品范围的因素较多,无法一一列举和控制,为严密控制潜在遗漏变量导致企业应用机器人与产品范围之间存在虚假关联,本文在企业固定效应的基础上进一步控制了省份和年份固定效应及行业和年份固定效应的交互项。从表6估计结果可以看出,在控制了上述事件干扰后,*Robot*对*Variety*和*Core*的影响与基准结果一致,再次证明本文结论稳健。

表 6 排除其他事件干扰

	增加贸易自由化变量		增加 ICT 相关控制变量		加入高维固定效应	
	<i>Variety</i>	<i>Core</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot</i>	0.031*** (6.856)	-0.008*** (-5.206)	0.032*** (7.263)	-0.008*** (-5.396)	0.025*** (5.532)	-0.009*** (-5.582)
<i>Importtariff</i>	0.009*** (3.438)	-0.006*** (-7.385)				
<i>Exporttariff</i>	-0.012** (-2.101)	-0.000 (-0.093)				
<i>Foreignratio</i>	-0.854*** (-9.486)	0.104*** (3.573)				
<i>Cable</i>			0.082*** (8.350)	-0.003 (-0.935)		
<i>Internet</i>			0.390*** (3.562)	-0.132*** (-3.026)		
<i>Mobile</i>			0.861*** (4.567)	-0.241*** (-3.203)		
企业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	未控制	未控制
行业×年份固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	控制	控制
省份×年份固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	控制	控制
样本量	387 071	387 071	387 071	387 071	334 181	334 181
R ²	0.751	0.715	0.751	0.715	0.750	0.709

五 作用渠道考察

前文表明,以机器人为代表的人工智能显著扩大了多产品企业的出口产品范围,降低了核心产品集中度,而这一促进作用背后的渠道如何,尚待进一步考察。与已有研究不同,一方面,本文在理论假说部分提出,机器人影响企业出口产品范围的可能作用渠道既包含生产率渠道,也包括生产成本、绿色减排和产品质量渠道,其中生产率渠道还可能通过其他3种渠道,间接影响出口产品范围。另一方面,本文采用Liu and Lu(2015)的内生中介效应检验模型,沿用美国同行业机器人安装量的对数值(*Robot_US*)和行业机器人适应度(*Suitability*)作为内生中介模型的工具变量^①。这样就能更加严谨地考察机器人改变企业产品范围的多种作用渠道。

(一)生产率渠道

本文选择生产率(*TFP*)作为渠道变量,以LP法测算全要素生产率。表7A第(1)列汇报了核心解释变量与*TFP*关系的二阶段回归结果,可以看出机器人应用显著促进了企业生产率的提高,且在1%水平上显著。同时,Kleibergen-Paap rk F值均大于10%的检验条件(16.38),说明不存在弱工具变量问题。第(2)和(3)列的结果进一步表明,将*TFP*纳入模型后,企业生产率的提高显著促进了多产品企业出口产品范围的扩大,降低了核心产品集中度,证实了本文假说1。可能的原因在于,机器人能替代部分人力劳动,将“智能”元素嵌入生产环节,有助于提高企业资源配置能力,确保企业生产更加高效,而生产率的提高会促使企业更有动力开拓新市场、开发更多新产品,最终扩大出口产品范围。

(二)生产成本渠道

本文将机器人应用的劳动力成本,以及其购置、保养和维修成本全部考虑在内,以边际成本(*MC*)的概念表示,并采用De Loecker and Warzynski(2012)的做法计算成本加成率,将成本加成率除以产品价格得到边际成本。表7A第(4)列结果显示,*Robot*对*MC*的影响显著为负,表明机器人的使用显著降低了企业边际成本;第(5)和(6)列

^① 在采用工具变量进行内生性检验时,若内生变量仅有1个(如*Robot*对产品范围的影响、生产率渠道对产品范围的影响),则文中仅汇报*Robot_US*的结果,另一个工具变量*Suitability*的结果留存备索;与之不同,在考察其他3种渠道时,考虑到生产率与其他渠道变量的相互影响,故将生产率和其他渠道变量一起作为内生变量纳入模型,并同时采用两个工具变量。此时,内生变量数量等于工具变量数量,不存在过度识别问题,且Kleibergen-Paap rk F统计量拒绝了弱工具变量假设。

考察了边际成本对出口产品范围的影响,其中为得到机器人对生产成本的直接影响,并排除生产率提升的间接影响,本文同时将全要素生产率纳入模型作为内生变量。估计结果显示,边际成本对出口产品范围的影响显著为负,对产品集中度的影响显著为正,表明降低边际成本会扩大多产品企业的出口产品范围,降低其核心产品集中度,由此验证本文假说2。同时,*TFP*对产品范围和产品集中度的影响依然与前文保持一致,表明机器人应用既会通过生产率渠道降低生产成本,间接影响产品范围,也会对生产成本产生直接影响。综合本文假说1和假说2,我们认为机器人应用通过提高生产率和降低生产成本,以效率提升的方式扩大了出口产品范围。

(三)绿色减排渠道

本文借鉴 Fan *et al.* (2021b)的做法,使用工业废气排放量与工业总产值比值的对数值(*Emit*)作为绿色减排渠道的代理变量,该值越小,说明单位产值的污染排放越少,企业的生产经营越绿色越环保。表7B第(7)列的估计效果显示,*Robot*对*Emit*的影响显著为负,表明机器人应用显著减少了污染物的排放,促进了企业绿色升级;第(8)和(9)列的结果进一步表明,绿色减排对产品范围的影响显著为负,对产品集中度的影响显著为正,说明污染减少能扩大多产品企业的产品范围,验证了本文假说3。值得一提的是,伴随着信息与通信技术的应用,生产率的提高会进一步减少污染排放,即企业污染排放不仅归因于机器人应用,还可能归因于企业生产率的提高,故本文在第二阶段回归时,将企业生产率作为内生变量纳入模型,结果发现生产率对产品范围和产品集中度的影响依然与前文保持一致,同时*Emit*对被解释变量的影响仍然显著,证实了绿色减排渠道成立,也说明企业生产率既能直接作用于产品范围的调整,还能通过绿色减排渠道间接影响产品范围调整。

(四)质量提升渠道

如前文所述,机器人的使用亦有可能提高产品质量,引致多产品企业产品范围发生变化,故本文首次将产品质量纳入渠道分析。我们参考 Baldwin and Harrigan (2011)与 Khandelwal *et al.* (2013)的方法估计企业-产品层面出口产品质量,并借鉴施炳展(2014)的方法进行归一化处理,再将产品质量加总到企业层面,从而计算得出企业层面的出口产品质量(*TQ*)。表7B第(10)列的估计结果显示,机器人应用对企业出口产品质量的影响显著为正,表明机器人显著提高了多产品企业的出口产品质量。正如前文理论分析所述,虽然人工智能的应用可能会通过提高生产率,促进产品质量升级,但人工智能同样会直接影响产品质量,因此为剥离生产率渠道的间接影响,本文在第二阶段估计时同时将生产率作为内生变量。表7B第(11)和(12)列的估计结

果显示,产品质量提高有利于产品范围的扩大和产品集中度的降低,证实了本文假说4。综合假说3和4,本文认为机器人的使用通过减少污染排放和提高产品质量,以质量升级方式促进了出口产品范围的扩大。因此,机器人应用不仅可以实现效率提升,还可以兼顾质量升级,使产品更具性价比。

表7 作用渠道

A 效率提升渠道	生产率效应			成本效应		
	<i>TFP</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>	<i>MC</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Robot</i>	0.296*** (5.457)			-1.073*** (-5.278)		
<i>TFP</i>		1.038*** (4.343)	-0.160** (-2.438)		2.493*** (6.849)	-0.391*** (-5.723)
<i>MC</i>					-1.299*** (-3.692)	0.204*** (3.132)
Kleibergen-Paap rk F 值	300.713	31.449		95.618	19.307	
样本量	386 974	386 974	382 111	382 535	382 438	382 438
B 质量提升渠道	绿色减排效应			产品质量效应		
	<i>Emit</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>	<i>TQ</i>	<i>Variety</i>	<i>Core</i>
	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
<i>Robot</i>	-2.649*** (-7.067)			0.053* (1.753)		
<i>Emit</i>		-0.449*** (-3.073)	0.069*** (2.616)			
<i>TQ</i>					0.125*** (5.848)	-0.016*** (-2.647)
<i>TFP</i>		2.862*** (16.384)	-0.402*** (-12.897)		1.016*** (4.242)	-0.157** (-2.365)
Kleibergen-Paap rk F 值	103.652	64.298		299.922	15.292	
样本量	382 060	381 965	381 965	387 064	386 967	386 967

虽然机器人从整体上会促进企业产品质量提升,但并非所有企业、所有产品都由此而受益。一方面,为进一步探究受益于机器人的企业类型,本文借鉴 Khandelwal (2010)的方法,以企业最高产品质量与最低产品质量之差构造产品质量阶梯(Ladder),并根据产品质量阶梯的中位数将企业划分为长质量阶梯(高于中位数)和短质量阶梯(低于中位数)企业,分别考察机器人对这两类企业产品质量的影响差异。

如表8第(1)和(2)列所示,机器人应用对长质量阶梯企业的产品质量影响显著为正,对短质量阶梯企业的影响则不显著。究其原因,机器人应用不仅会进一步提高企业高品质产品的质量,同时也会提升其低品质产品的质量,实现高质量和低质量产品的共同提升。而长质量阶梯的企业产品质量差异大,存在较大的提升空间,因此机器人对产品质量的提升效应在长质量阶梯的企业中体现得更为明显。另一方面,为探究机器人对不同种类产品质量的影响,我们将研究视角聚焦至产品层面,分别对核心和非核心产品质量进行回归。如表8第(3)和(4)列所示,Robot对核心和非核心产品质量的影响均显著为正,即机器人对核心产品和非核心产品的质量均具有显著提升作用。机器人作为生产阶段的投入品,替代的是企业整体的低技能劳动力,而非针对某一类产品,因此其质量提升效应不仅作用于核心产品,对非核心产品同样有效。

表8 产品质量效应的受益企业与产品类型

	企业层面		产品层面	
	长质量阶梯 (1)	短质量阶梯 (2)	核心产品 (3)	非核心产品 (4)
Robot	0.015*** (5.387)	0.002 (0.505)	0.031*** (6.694)	0.008** (2.332)
产品固定效应	未控制	未控制	控制	控制
样本量	177 820	151 090	386 248	3634 446

六 进一步分析

(一)异质性考察

上述结果表明,机器人应用显著扩大了多产品企业的出口产品范围,但这一结论是建立在均值回归模型基础上的,有可能掩盖企业的异质性反应。因此,本文引入不同维度的企业异质性,进一步观察机器人对多产品企业产品范围的影响。

1.企业产品异质性。不同出口产品具有不同的生产过程和用途,面对机器人冲击时可能会有不同的反应程度。根据国际贸易商品的广义经济分类(BEC)方法,出口产品可分为中间品、消费品和资本品,本文将资本品定义为资本密集型产品,将中间品和消费品定义为劳动密集型产品,其分组检验结果如表9A所示。可以发现,机器人应用主要促进劳动密集型产品的产品范围扩大和产品集中度降低,对资本密集型产品的影响并不显著。究其原因,资本密集型产品一般对品质要求较高,所需劳动力通常为技

术型劳动力,而机器人主要替代低技能劳动力,导致生产率效应和成本效应弱化。劳动密集型产品一般技术含量低、需求弹性小,机器人主要替代低技术劳动力,一方面减少劳动力投入,降低生产成本,即实现成本效应;另一方面减少生产中出错的概率,提高产品质量,即获得质量效应,从而扩大出口产品范围,降低产品集中度。

表9 异质性考察

A 区分企业产品用途	Variety		Core	
	劳动密集型 (1)	资本密集型 (2)	劳动密集型 (3)	资本密集型 (4)
<i>Robot</i>	0.035*** (6.856)	0.014 (1.185)	-0.009*** (-5.158)	-0.002 (-0.490)
样本量	325 193	36 894	325 193	36 894
R ²	0.765	0.760	0.729	0.718
B 区分企业资源配置	集中 (5)	分散 (6)	集中 (7)	分散 (8)
<i>Robot</i>	0.047*** (7.902)	0.015** (2.107)	-0.007*** (-3.519)	-0.003 (-0.924)
样本量	102 327	120 505	102 327	120 505
R ²	0.757	0.740	0.788	0.724
C 区分企业所有制	国有 (9)	非国有 (10)	国有 (11)	非国有 (12)
<i>Robot</i>	0.025 (0.842)	0.036*** (7.981)	0.005 (0.522)	-0.010*** (-6.049)
样本量	5308	383 576	5308	383 576
R ²	0.821	0.749	0.694	0.716

说明:上述分组组间系数均通过似无相关(SUR)检验,确保分组结果具有可比性,检验结果可到本刊网站下载附件。

2.企业资源配置异质性。多产品出口企业在资源配置中占有重要角色,其产品分布在一定程度上反映了企业资源配置状况。本文以企业不同产品出口额构造企业层面的泰尔指数,并以泰尔指数的中位数作为划分标准,若企业的泰尔指数高于中位数,则定义为资源集中型企业,反之则为资源分散型企业。表9B的分组检验结果显示,机器人应用促进了资源集中型企业产品范围的扩大和产品集中度的降低,对资源分散型企业产品范围的影响虽显著为正,但系数和显著性均有所降低,对其产品集中度的影响则不显著。可能的原因在于,资源分散型企业资源错配程度低,应用机器人对资源配置的增益作用相对较小;资源集中型企业在应用机器人后提高了生产效率,

降低了生产成本,能够更为有效地将原来集中于核心产品的资源配置于非核心产品,从而扩大产品范围,降低产品集中度,以实现资源配置效率最大化。

3.企业所有制异质性。国有和非国有企业在生产技术和资源配置效率方面均存在明显差异,而这种差异最终体现为生产效率的差距,故机器人对不同所有制企业产品范围的影响可能有所不同。表9C的检验结果显示,机器人应用对非国有企业的产品范围调整有显著促进作用,而对国有企业影响不显著。可能的原因在于,国有企业激励体系不完善,管理人员对企业绩效关注度不足,生产效率较低,且国有企业严格的雇佣管理体系,使劳动力难以被替代,弱化了生产率效应和成本效应,故产品范围调整不明显。相比之下,非国有企业中的民营企业融资约束相对更强、出口固定成本更大,更有动机去采用机器人提高生产率和降低成本;外资企业则受益于外资技术扩散,拥有更高的生产率,在生产和雇佣等方面更具灵活性,可以根据自身需求灵活调整其产品范围;与此同时,外资企业在接受母公司的机器设备时可以免除关税等费用,与国有企业相比,其机器人进口成本更低,不易对生产经营产生不利影响。

(二)产品范围扩大的结构来源

前文研究表明,机器人应用扩大了企业出口产品范围,那么机器人应用究竟实现了哪些产品的范围扩容,是否会促使企业跨行业拓展业务,这也需要本文加以解答。

1.产品范围扩大的来源:新产品还是旧产品。本文将企业曾经生产过的产品定义为旧产品,反之为新产品,因此产品范围的扩大可细分为4种情形:旧产品种类增加,新产品种类增加;旧产品种类不变,新产品种类增加;旧产品种类增加,新产品种类不变;旧产品种类减少,新产品种类增加,但新产品种类增加幅度大于旧产品种类减少的幅度。为此,本文将产品范围的扩大分解为新旧产品的变化,即:

$$Variety = \Delta New + \Delta Old \quad (2)$$

其中,*New*为新产品种类,*Old*为旧产品种类。本文按照新旧产品的分类,计算企业内新、旧产品的产品范围指标,并将新、旧产品的出口产品范围和产品集中度分别定义为 *Variety_New* 和 *Core_New* 与 *Variety_Old* 和 *Core_Old*。为使新旧产品范围分组之后具有可比性,本文沿用SUR方法加以判断。在经验检验时,将新、旧产品的产品范围指标作为被解释变量,进一步考察出口产品范围扩大的根源。表10A的估计结果显示,*Robot* 对 *Variety_New* 和 *Variety_Old* 的影响均显著为正;对 *Core_New* 和 *Core_Old* 的影响均显著为负。同时,新、旧产品范围SUR检验的 χ^2 统计量为27.90,新、旧产品集中度的 χ^2 统计量为5.53,即新、旧产品范围和产品集中度具有可比性。通过比较可以发现,机器人应用会同时显著增加新、旧产品的种类,但旧产品种类的

增加幅度大于新产品。换言之,机器人应用不仅为新产品的引入提供了动力,还有利于支撑起旧产品的规模经济,进一步表明机器人引用在扩大出口产品范围的同时,有利于实现出口产品组合的优化升级,助推贸易高质量发展。

2. 产品范围扩大的来源:跨行业还是同行业。如上所述,机器人应用增加了新产品进入,那么这些新产品究竟是来自同行业还是跨行业?为回答这一问题,本文按照HS2编码的分类,将新产品区分为同行业产品(HS2编码相同)和跨行业产品(HS2编码不同),计算出二者的产品范围(*Variety_same*和*Variety_diff*)和产品集中度(*Core_same*和*Core_diff*),并将其作为被解释变量重新进行SUR检验。表10B的估计结果表明,机器人应用对同行业和跨行业的产品范围和集中度均产生了显著影响,且 χ^2 统计量均大于5%的显著性水平。进一步对比发现,机器人对同行业产品范围和集中度的影响更大,表明机器人应用主要促进产品种类在同行业范围内的增加。究其原因,人工智能应用会提高企业的研发效率和创新水平(刘斌和潘彤,2020),可以帮助企业生产出更多种类的新产品,同时考虑到在同行业内生产相似产品更容易获得规模经济,因此企业在拥有核心技术后,凭借机器人降低生产成本、实现绿色减排和提升产品质量的优势,会以核心产品为轴心,逐步扩大同行业的产品范围。

表 10 产品范围扩大的来源

A 新产品还是旧产品	产品范围		产品集中度	
	<i>Variety_New</i> (1)	<i>Variety_Old</i> (2)	<i>Core_New</i> (3)	<i>Core_Old</i> (4)
<i>Robot</i>	0.376*** (6.660)	1.058*** (24.148)	-0.009*** (-6.695)	-0.013*** (-4.575)
χ^2	27.90***		5.53**	
样本量	222 596	300 839	222 595	300 839
R ²	0.063	0.095	0.010	0.047
B 跨行业还是同行业	<i>Variety_diff</i> (5)	<i>Variety_same</i> (6)	<i>Core_diff</i> (7)	<i>Core_same</i> (8)
<i>Robot</i>	0.079* (1.837)	0.595*** (6.193)	-0.009* (-1.823)	-0.023*** (-4.243)
χ^2	9.87**		29.88**	
样本量	140 411	82 145	140 411	82 145
R ²	0.122	0.042	0.015	0.009

(三)竞争策略与产品范围扩大

Bonfiglioli *et al.* (2020)研究发现,机器人的普及与应用会引发激烈的同业竞争,甚至会呈现应用机器人的企业以牺牲同行业竞争对手市场份额和就业率为代价的“零和博弈”。一方面,机器人扩大了出口企业的产品范围,但是新增产品范围既包括旧产品,也包括同行业的新产品,这也意味着出口企业产品范围的扩大可能使企业的出口市场更加重叠,进一步加剧“侵蚀性竞争”。由企业间市场重合引发的竞争压力对企业最优产出决策、市场均衡和市场战略调整等均有显著影响。另一方面,同样是应用机器人的出口企业,其先后次序的不同也会导致其对产品范围的不同调整。如图4所示,本文根据同一行业内企业应用机器人的先后次序,将其划分为率先应用机器人的“领跑企业”和后续应用机器人的“追随企业”,据此绘制了领跑企业和追随企业扩大产品范围的概率分布。从中可知,领跑企业凭借其先发优势扩大产品范围的概率明显高于追随企业。

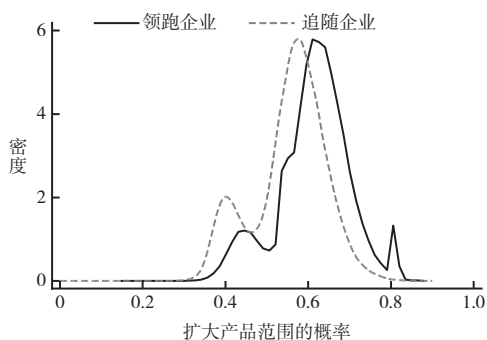


图4 领跑企业和追随企业扩大产品范围的概率分布

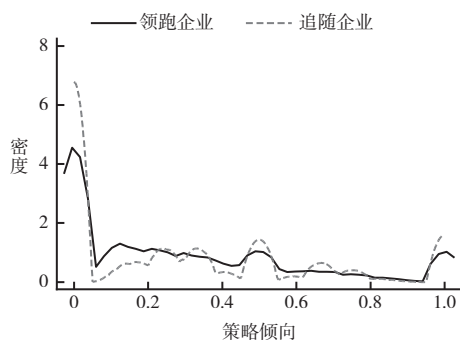


图5 领跑企业和追随企业的竞争策略选择

本文关注的是,在同业侵蚀性竞争日趋激烈的背景下,领跑企业和追随企业分别会采取何种竞争策略,是企业内产品价格和销售额呈正向关系的质量竞争策略,还是二者呈负向关系的成本竞争策略,而不同的竞争策略又会如何影响出口产品范围的调整?为回答这一问题,本文借鉴Eckel *et al.* (2015)的做法,构建如下模型以获取每个多产品企业采取的竞争策略:

$$\ln Price_{ij} = \delta_0 + \delta_1 Rank_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (3)$$

其中, j 为商品种类, $\ln Price$ 表示出口产品价格的对数值, $Rank$ 表示对多产品出口企业内各产品根据出口额从小到大得到的产品排序变量, $Rank$ 越大,表明离出口

额最大的核心产品距离越近。根据竞争策略的含义,当 δ_1 大于0时,企业采取的是质量竞争策略,反之则为成本竞争策略。

本文在基准模型中引入竞争策略变量 *Comp*,若企业采取质量竞争策略,赋值为1;若采取成本竞争策略,赋值为0。图5描绘了领跑企业和追随企业的竞争策略选择对比,可以看出在机器人应用后,无论是领跑企业还是追随企业,选择质量竞争策略的倾向明显提高。从这个意义上讲,作为中国出口主要贡献者的多产品企业在应用机器人之后,会偏好追求质量竞争策略,而非成本竞争策略,有助于缓解中国出口产品低质低价的突出问题。这主要是因为,与以往技术不同,机器人能与人共同协作执行任务,甚至可以独立完成生产作业,这就决定了机器人不仅能提高企业生产率、降低生产成本,还能降低生产过程中出错的概率,有效提高产品质量,故企业在应用机器人后会凭借其质量提升优势应对竞争。

在此基础上,将竞争策略变量 *Comp* 与 *Robot* 构建交互项纳入基准模型,进一步验证不同竞争策略对出口产品范围调整的影响。表11的结果显示,*Robot*×*Comp* 对领跑企业和追随企业的影响显著为正,证实了本文假说5,表明在企业应用机器人后,领跑企业和追随企业在激烈的同业竞争中,均积极采取质量竞争策略以扩大出口产品范围,且对追随企业的影响系数明显高于领跑企业。与之相类似,*Robot*×*Comp* 对领跑企业和追随企业产品集中度的影响均显著为负,且对领跑企业影响系数的绝对值更大。虽然在分组检验中,影响系数并不具备直接可比性,但二者的系数差异还是在一定程度上折射出追随企业的后发优势。在机器人应用初期,领跑企业往往会面临较大风

表 11 机器人调整产品范围的后发优势与竞争策略选择

	产品范围		产品集中度	
	领跑企业 (1)	追随企业 (2)	领跑企业 (3)	追随企业 (4)
<i>Robot</i> × <i>Comp</i>	0.035*** (4.368)	0.048*** (7.707)	-0.003 (-1.576)	-0.006*** (-3.618)
<i>Robot</i>	0.072*** (8.618)	0.085*** (12.282)	-0.007*** (-2.699)	-0.008*** (-3.920)
<i>Comp</i>	-0.092*** (-28.010)	-0.121*** (-40.181)	0.020*** (17.930)	0.028*** (26.226)
样本量	155 766	218 441	155 766	218 441
R ²	0.854	0.803	0.770	0.721

险,而在追随企业应用机器人时,机器人技术已相对成熟,使用成本也相对较低,可以减少机器人的适应性风险,因此追随企业凭借其推延应用机器人获得的成本、生产率和质量方面的后发优势,以质量竞争策略更为积极地扩大产品范围,降低产品集中度,以应对更为激烈的同业竞争。这一结论为其他未应用机器人的出口企业发出了一个积极的信号,也彰显出人工智能作为贸易高质量发展推动力的意义所在。

七 结论与启示

本文在提出机器人如何影响多产品企业出口产品范围假说的基础上,采用2000-2015年中国工业企业和海关数据库的匹配数据对理论假说进行了经验检验。研究发现,第一,机器人应用能促进多产品企业出口产品范围的扩大与核心产品集中度的降低,在经过内生性检验、替换核心变量、改变样本范围、考虑样本选择偏误、排除其他政策干扰等一系列稳健性检验后,该结论依然成立。第二,本文发现机器人不仅会提高企业生产率和降低边际成本,还能通过减少污染排放和提升产品质量,即通过兼顾效率和质量扩大出口产品范围,其中后者在长质量阶梯企业中尤为突出。第三,机器人对出口产品范围的促进作用具有鲜明的异质性特征,对劳动密集型产品出口企业、资源集中型企业、非国有企业的促进作用更为显著。第四,机器人应用扩大了出口产品范围,但新增产品范围既包括旧产品,也包括行业的新产品,有可能引发激烈的同业竞争。本文发现,无论是领跑企业还是追随企业,在应用机器人后选择质量竞争策略的倾向明显提高,其中追随企业凭借其后发优势,以质量竞争策略更为积极地扩大产品范围,降低产品集中度,以应对更为激烈的同业竞争。

本文结论对于培育中国贸易竞争新优势,推进贸易高质量发展具有重要意义。首先,机器人能有效提高企业生产率、提升产品质量和降低边际成本,而在领跑企业的先发优势之后,出口企业也可以利用应用机器人的后发优势,充分把握人工智能时代的新机遇,适时加快智能化的转变。其次,基于机器人影响的企业异质性,劳动密集型产品出口企业、资源分散型企业和非国有企业,可以考虑较早启动机器人的应用与普及,有助于发挥机器人对出口产品范围的扩大作用,进一步提高中国出口的扩展边际,实现更加稳定和持续的出口增长。最后,机器人应用有助于缩短出口企业的产品质量阶梯,有助于鼓励出口企业采用质量竞争策略,不仅可以缓解中国出口产品低质低价的突出问题,还再次证明了在中国追求贸易高质量发展的过程中,人工智能是不可或缺的重要推动力和突破点。

参考文献:

- 陈彦斌、林晨、陈小亮(2019):《人工智能、老龄化与经济增长》,《经济研究》第7期。
- 侯欣裕、陈璐瑶、孙浦阳(2020):《市场重合、侵蚀性竞争与出口质量》,《世界经济》第3期。
- 蒋灵多、陈勇兵(2015):《出口企业的产品异质性与出口持续时间》,《世界经济》第7期。
- 刘斌、潘彤(2020):《人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究》,《数量经济技术经济研究》第10期。
- 陆菁、潘修扬、刘悦(2019):《劳动力成本、倒逼创新与多产品企业出口动态——质量选择还是效率选择》,《国际贸易问题》第10期。
- 吕越、谷玮、包群(2020):《人工智能与中国企业参与全球价值链分工》,《中国工业经济》第5期。
- 施炳展(2014):《中国企业出口产品质量异质性:测度与事实》,《经济学(季刊)》第1期。
- 铁瑛、张明志、陈榕景(2019):《人口结构转型、人口红利演进与出口增长——来自中国城市层面的经验证据》,《经济研究》第5期。
- 王永钦、董雯(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。
- 谢康、廖雪华、肖静华(2021):《效率与公平不完全相悖:信息化与工业化融合视角》,《经济研究》第2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。
- 杨飞、范从来(2020):《产业智能化是否有利于中国益贫式发展?》,《经济研究》第5期。
- 易靖韬、蒙双(2017):《多产品出口企业、生产率与产品范围研究》,《管理世界》第5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”匹配调查的证据》,《管理世界》第1期。
- 张宁、张维洁(2019):《中国用能权交易可以获得经济红利与节能减排的双赢吗?》,《经济研究》第1期。
- 诸竹君、黄先海、宋学印、胡馨月、王煌(2017):《劳动力成本上升、倒逼式创新与中国企业加成率动态》,《世界经济》第8期。
- Acemoglu, D.; Lelarge, C. and Restrepo, P. “Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France.” *AEA Papers and Proceedings*, 110, 2020, pp.383-388.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P. “Artificial Intelligence, Automation and Work.” *NBER Working Papers*, No. 24196, 2018.
- Acemoglu, D. and Restrepo, P. “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets.” *Journal of Political Economy*, 128(6), 2020, pp.2188-2244.
- Agrawal, A. K.; McHale, J. and Oettl, A. “Finding Needles in Haystacks: Artificial Intelligence and Recombinant Growth.” *NBER Working Papers*, No. 24541, 2018.
- Artuc, E.; Bastos, P. and Rijkers, B. “Robots, Tasks, and Trade.” World Bank Policy Research working papers, No. 8674, 2018.
- Baldwin, R. and Harrigan, J. “Zeros, Quality, and Space: Trade Theory and Trade Evidence.” *American Economic Journal: Microeconomics*, 3(2), 2011, pp.60-88.
- Bernard, A. B.; Redding, S. and Schott, P. K. “Multiple-product Firms and Product Switching.” *The American*

Economic Review, 100(1), 2010, pp.70–97.

Bernard, A. B.; Blanchard, E. J.; Van Beveren, I. and Vandebussche, H. “Carry-Along Trade.” *Review of Economic Studies*, 86(2), 2019, pp.526–563.

Bessen, J. E. “AI and jobs: The Role of Demand.” *NBER Working Papers*, No. 24235, 2018.

Bonfiglioli, A.; Crinò, R.; Fadinger, H. and Gancia, G. “Robot Imports and Firm-Level Outcomes.” CESifo working paper series, No.8741, 2020.

Brynjolfsson, E.; Hui, X. and Liu, M. “Does Machine Translation Affect International Trade? Evidence from a Large Digital Platform.” *Management Science*, 65(12), 2019, pp.5449–5460.

De Loecker, J. and Warzynski, F. “Markups and Firm-Level Export Status.” *The American Economic Review*, 102(6), 2012, pp.2437–2471.

Destefano, T. and Timmis, J. D. “Robots and Export Quality.” Policy Research working paper series, 2021.

Eckel, C.; Iacovone, L.; Javorcik, B. and Neary, J. P. “Multi-Product Firms at Home and Away: Cost- versus Quality-based Competence.” *Journal of International Economics*, 95(2), 2015, pp.216–232.

Fan, H.; Hu, Y. and Tang, L. “Labor Costs and the Adoption of Robots in China.” *Journal of Economic Behavior and Organization*, 179(11), 2021a, pp.16–23.

Fan, H.; Peng, Y.; Wang, H. and Xu, Z. “Greening through Finance?” *Journal of Development Economics*, 152, 2021b, 102683.

Feenstra, R. and Ma, H. “Optimal Choice of Product Scope for Multiproduct Firms under Monopolistic Competition.” *NBER Working Papers*, No.13703, 2007.

Goldfarb, A. and Treffer, D. “AI and International Trade.” *NBER Working Papers*, No. 24254, 2018.

Hong, L.; Liu, X. and Zhan, H. “Use of Industrial Robots and Chinese Enterprises’ Export Quality Upgrading: Evidence from China.” *Journal of International Trade & Economic Development*, 2022, pp.1–16.

Huang, G.; He, L. Y. and Lin, X. “Robot Adoption and Energy Performance: Evidence from Chinese Industrial Firms.” *Energy Economics*, 107, 2022, 105837.

Jayaraman, S. and Milbourn, T. T. “The Role of Stock Liquidity in Executive Compensation.” *The Accounting Review*, 87(2), 2012, pp.537–563.

Khandelwal, A. “The Long and Short of Quality Ladders.” *Review of Economic Studies*, 4, 2010, pp.1450–1476.

Khandelwal, A. K.; Schott, P. K. and Wei, S. J. “Trade Liberalization and Embedded Institutional Reform: Evidence from Chinese Exporters.” *The American Economic Review*, 103(6), 2013, pp.2169–2195.

Korinek, A. and Stiglitz, J. E. “Artificial Intelligence, Globalization, and Strategies for Economic Development.” CEPR discussion papers, No.15772, 2021.

Kugler, A. D.; Kugler, M.; Ripani, L. and Rodrigo, R. “U.S. Robots and their Impacts in the Tropics: Evidence from Colombian Labor Markets.” *NBER Working Papers*, No. 28034, 2020.

Lewbel, A. “Using Heteroscedasticity to Identify and Estimate Mismeasured and Endogenous Regressor Models.” *Journal of Business & Economic Statistics*, 2012, 30(1), pp.67–80.

Liu, L.; Yang, K.; Fujii, H. and Liu, J. “Artificial Intelligence and Energy Intensity in China’s Industrial

Sector: Effect and Transmission Channel.” *Economic Analysis and Policy*, 2021, 70, pp.276–293.

Liu, Q. and Lu, Y. “Firm Investment and Exporting: Evidence from China’s Value-added Tax Reform.” *Journal of International Economics*, 97(2), 2015, pp.392–403.

Żukrowska, K. “Artificial Intelligence (AI) and International Trade.” *Artificial Intelligence and Its Contexts*, 2021, pp. 225–240.

Robotic Applications and Export Product Scope Adjustments: Can Efficiency and Quality be Achieved Simultaneously?

Qi Jianhong; Zhang Zhitong

Abstract: Looking at multiproduct exporting enterprises, this paper uses matching data from China’s Industrial Enterprise Database and Customs Database from between 2000 and 2015 to investigate the impact, channels and competition strategy of robotic applications in adjusting the scope of export products. The results reveal that robotic applications significantly expand the export product scope of multiproduct enterprises, and this effect is particularly prominent among labour-intensive product exporting, resource-intensive and non-state-owned enterprises. Unlike previous studies, the study concludes that the adjustment in the export product scope through robotic applications is not only carried out through the productivity-improvement and cost-saving effects but is also realised through the emission-reduction effect and the product quality improvement effect, the latter effect being even more obvious in enterprises with a long quality ladder. Robotic applications expand the scope of old and new products within the same industry. In the face of fierce peer competition, exporting enterprises with robotic applications prefer the quality competition strategy, which further drives the expansion of the export product scope.

Key words: artificial intelligence (AI), multiproduct exporter, product scope, high-quality trade development

JEL codes: F18, L11, O33

(截稿:2022年6月 责任编辑:王 徽)