人口老龄化如何影响工业机器人使用？*

刘 斌 王 禹

【内容摘要】人口老龄化是目前世界上众多国家(地区)面临的普遍现象。尽管人口老龄化会给供给端带来劳动力短缺等负面冲击,但其对供给端的影响也蕴含着积极因素。使用多种国际数据库中的人口数据、工业机器人数据和社会经济发展数据,研究人口老龄化如何影响工业机器人使用。研究结果表明,人口老龄化对工业机器人使用具有显著的促进作用,这种作用通过工资成本倒逼效应、人机矛盾弱化效应和人力资本积累效应 3 条渠道实现。异质性分析结果表明,人口老龄化对工业机器人使用的促进作用在智能制造战略准备度、技术准备度和人才准备度高的国家(地区)更为明显。因此,应加强智能制造领域的战略部署、技术攻关和人才培养,以打通人口老龄化积极影响的释放渠道。

【关键词】人口老龄化;工业机器人;工资成本;人机矛盾;人力资本

【作者简介】刘斌,对外经济贸易大学中国世界贸易组织研究院研究员;王禹(通讯作者),对外经济贸易大学中国世界贸易组织研究院博士研究生。电子邮箱:wangyu1202wy@163.com

How Does Population Ageing Affect the Application of Industrial Robots?

Liu Bin Wang Yu

Abstract: Population ageing, as a common phenomenon in developed countries, has now become a challenge for many developing countries in the "post-demographic dividend era". Although population ageing causes supply-side shocks such as labor shortages, its impact also includes positive aspects. By using UN population data and industrial robot data, this study examines how population ageing affects the application of industrial robots. The results indicate a significant increase in the utilization of industrial robot due to population ageing. This effect is realized through three channels: the labor cost anti-driving effect, the human-machine conflict weakening effect, and the human capital accumulation effect. Furthermore, the results of heterogeneity analysis show that the driving force is more pronounced in countries (regions) with higher strategic readiness, technical readiness, and talent readiness in the field of intelligent manufacturing. Therefore, it is crucial to strengthen strategic deployment, technological research, and talent training in the field of intelligent manufacturing to unblock the channels for releasing the positive impact of population ageing.

Keywords: Population Ageing, Industrial Robots, Labor Cost, Human-machine Conflict, Human Capital

Authors: Liu Bin is Researcher, and Wang Yu (Corresponding Author) is PhD Candidate, China Institute for WTO Studies, University of International Business and Economics. Email: wangyu1202wy@163.com

* 本文为国家自然科学基金面上项目"制造业投入服务化、服务贸易壁垒与国际生产分割"(71973025)的阶段性成果。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

1 引言

近年来,中国的生育水平持续低迷,人口老龄化程度不断加深,人口内部呈现出青少年群体缩小、老年群体扩大的趋势。随着人口老龄化问题日益突出,关于其对社会生产活动负面影响的讨论越来越多。然而,人口年龄结构与社会经济结构相互影响过程中产生的一些积极因素也应得到关注。技术的社会建构理论主张“社会环境变化对技术革新具有建构作用”。在新加坡、韩国等国家,人口老龄化与工业智能化“共生共长”。面对人口老龄化压力,这些国家纷纷采取制造业转型升级政策以提升人均产出水平,从而保持制造业强国地位。倘若人口老龄化对制造业转型升级具有促进作用,那么由劳动力短缺引致的生产能力不足问题将得到有效缓解。

工业机器人是智能制造发展战略的核心载体。本文分析了人口老龄化对工业机器人使用的积极影响、影响机制和作用条件,尝试为人口老龄化背景下的制造业转型升级提供政策建议。人口老龄化主要有两方面诱因:一是寿命延长导致的老年人口数量增加,即长寿化;二是生育率降低导致的少儿人口比重下降而老年人口比重上升,即少子化。综合这两方面因素,本文分别从企业、劳动者和家庭的视角分析人口老龄化推动工业机器人使用的具体机制:从企业视角来看,劳动年龄人口的相对稀缺及其伴随赡养压力日益沉重而增加的实际工资需求均会促使企业用工成本提升,企业出于控制成本的考虑将倾向于“机器换人”;从劳动者视角来看,人口老龄化有助于减少岗位竞争,弱化工人对机器生产的排斥情绪,为工业机器人使用扫除部分阻碍;从家庭视角来看,子女数量减少有利于教育投资集中和子代人力资本积累,从而能够丰富生产自动化领域的人才供给。

本文兼具理论意义与实际意义。从理论意义上看,技术的社会建构理论强调社会因素对科学技术发展的建构作用,认为技术的应用和发展依托于社会环境(Klein 和 Kleinman,2002)。本文围绕人口老龄化和工业机器人使用展开研究,剖析前者产生的工资成本倒逼效应、人机矛盾弱化效应和人力资本积累效应对后者的影响,研究结论能够对技术的社会建构理论形成支撑和扩展。从实际意义上看,人口老龄化是当前全球的普遍性趋势,也是中国现阶段经济社会发展面临的主要问题。本文重点探讨了人口老龄化对工业机器人使用的积极影响、影响机制和作用条件,能够为未来积极应对人口老龄化、深化人口老龄化背景下的制造业转型升级提供参考信息。

相比以往文献,本文在 3 个方面有所完善:一是在研究视角方面,本文将人口老龄化与工业机器人使用相结合,从较为新颖的角度考察前者对后者的影响,为研究人口老龄化问题提供了新思路;二是在影响机制分析方面,本文基于不同主体的视角分析人口老龄化的工资成本倒逼效应、人机矛盾弱化效应和人力资本积累效应,较为全面地探讨人口老龄化影响工业机器人使用的具体机制;三是在异质性分析方面,本文考察了各国(地区)在智能制造领域的战略准备度、技术准备度和人才准备度对上述影响的异质性作用,识别出人口老龄化推动工业机器人使用的作用条件。

2 文献综述与机制分析

2.1 文献综述

与本文内容密切相关的文献主要有以下两类:

第一类是研究人口老龄化对社会生产影响的文献。相关研究表明,人口老龄化明显抑制了经济增长,主要原因在于人口老龄化引致的供给端冲击(都阳、封永刚,2021)。具体而言,一是人口老龄化导致劳动力相对稀缺,进而推高劳动力成本(Poterba,2001);二是高龄劳动

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

力占比提升，劳动力平均身体机能下降导致劳动生产率降低（Feyrer，2007）。近年来，一些文献开始尝试探讨人口老龄化的积极影响。例如，豆建春和王运昌（2022）发现，人口老龄化在推高要素成本的同时，迫使国家由低端创新转向前沿创新，提高“质量型”创新数量。目前，此类有关人口老龄化积极影响的研究相对匮乏，为此，本文分析了人口老龄化对工业机器人使用的积极影响及其具体作用机制，尝试丰富该领域的研究。

第二类是研究工业智能化的经济社会影响因素的文献。技术社会学理论认为，技术革新不仅是科技发展的自然过程，还是以资本积累为中心的生产方式自发改进过程。现有研究讨论了诸如工会组织角色（Onorato，2018）、工人技能结构（Leigh 等，2020）等非技术因素对工业智能化的影响，其中，劳动力成本是影响工业智能化的重要因素。Lewis（2011）发现，美国的一项低技能移民限入政策促使工厂安装了更多自动化设备。綦建红和付晶晶（2021）发现，中国最低工资标准的上调促进了工业机器人使用。目前，大量文献研究了工业智能化对经济社会的影响，但研究经济社会因素如何反作用于生产技术变革的文章却相对较少。本文以整个社会中人口年龄结构的变化为切入点，分析其驱动生产技术变革的作用机制，为此类研究提供新思路。

2.2　影响机制分析

由长寿化和少子化引发的人口老龄化在特征表现和经济影响方面均存在明显区别。本文对两类人口老龄化加以区分，并基于不同主体的视角提出人口老龄化推动工业机器人使用的 3 个潜在机制：

一是工资成本倒逼效应。长寿化引发的人口老龄化通过提高劳动力的稀缺性和实际工资需求来推动企业工资成本上涨，进而倒逼企业增加工业机器人使用。具体来说，一方面，人口老龄化会导致劳动年龄人口相对稀缺，从而抬升劳动要素价格；另一方面，从赡养负担角度来看，根据马克思的劳动价值论，赡养老年人负担加重将提高劳动力的实际工资需求，从而可能在宏观层面推高工资成本（如上调最低工资标准）。工资成本是影响企业生产方式决策的重要因素①。从人机替代角度看，工资成本上涨使得机器生产成本相对降低，从而加强了企业的“机器换人”动机；从人机互补角度看，经典的工资理论指出，工资成本上涨将驱动企业向更能有效利用劳动力要素的生产方式转型（Hicks，1963），如“人机协作”。因此，工资成本上涨会促进工业机器人使用。

二是人机矛盾弱化效应。长寿化引发的人口老龄化在造成劳动力市场“供弱需强”的同时，也使工人的就业岗位变得相对充裕，这有利于弱化“人机对抗”矛盾，为工业机器人使用扫除部分阻碍。人机矛盾的源头在于机器生产侵占和损害了工人利益，如降低工人薪资和挤出工人就业，且工人的就业环境越恶劣，人机矛盾就越激烈（余玲铮等，2019）。人机矛盾至今仍是许多国家制造业转型升级的阻碍因素，例如，工人通过工会等组织对企业“机器换人”战略施压（Edwards，1982）。Coser（1957）的社会冲突理论将此种普遍存在的社会冲突视为释放社会紧张的平衡机制，并且认为冲突一旦得到有效缓解，还能产生促进社会整合等正功能。人口老龄化即是缓解人机矛盾的重要契机，原因在于人口老龄化的劳动力相对规模缩减效应使得工人的就业机会变得相对充裕，从而弱化了“人本主义”与“机器中心主义”的对抗性矛

① 目前在制造业大国，工业机器人使用通常不涉及技术瓶颈，而只是企业权衡成本和收益因素后做出的生产方式选择。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

盾,减小了机器生产受到的社会层面的阻力。

三是人力资本积累效应。从少子化引发的人口老龄化来看,家庭子女数量减少意味着教育投资集中化,这有利于人力资本积累和培养掌握工业机器人研发、制造和操作等专业技术的人才,从而有助于促进工业机器人使用。Bell(2019)在《后工业社会的来临》中提出“中轴理论”,将知识划分为经验知识和理论知识,他认为在前工业社会阶段,经验知识占主导地位,但在后工业社会阶段,理论知识更为重要,“缺乏基础理论知识的发明家很难再凭借其灵感闪烁在后工业时代引领重大变革”。在智能制造时代背景下,生产活动由前端劳动力直接参与逐渐转移到后端工程师对整体生产流程的设计以及技术人员对自动化设备的操控。此时,劳动力需求由对掌握经验知识的低技能劳动者的“数量依赖”转变为对掌握理论知识的技术型人才的“质量依赖”。人力资本发挥着愈发重要的作用,而其初始积累源于家庭提供的教育资源(Schultz,1961)。从家庭教育资源分配视角来看,经典的“孩子数量质量替代理论”将家庭的少子化归因于子女质量对数量的替代(Becker 和 Lewis,1973)。少子家庭的孩子在选择学校和获得校外教育资源方面更具优势(林晓珊,2018)。家庭层面教育投资的集中有利于子代的人力资本积累,从而为工业机器人使用提供了必要的人才供给。

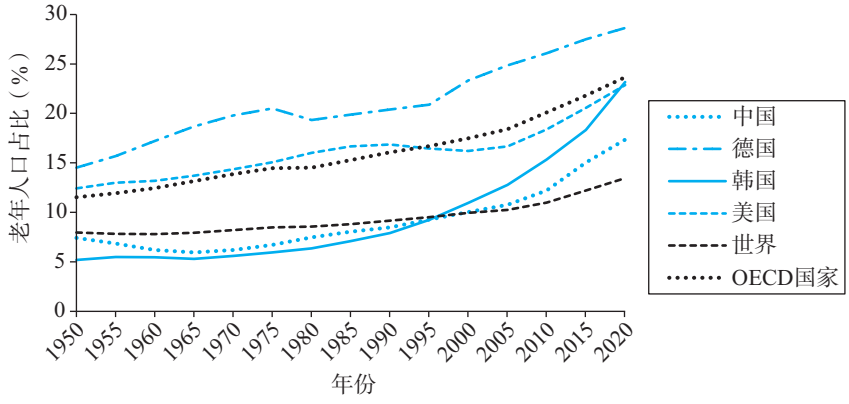
3 人口老龄化与工业机器人使用的发展趋势及其相关性

3.1 人口老龄化的发展趋势

人口老龄化是全球的普遍性趋势,图 1 展示了 1950~2020 年部分国家(地区)60 岁及以上老年人口占比的变化情况①。可以看出,整个世界的老年人口占比呈现持续上升趋势,1980 年仅为 8.6%,2020 年已升至 13.5%。同期,OECD 国家的老年人口占比从 14.5%提升至 23.6%,人口老龄化速度更快。韩国是高速老龄化的代表性国家,其老年人口占比在 1995 年时持平于世界平均水平,随即在短短 25 年内便达到 OECD 国家平均水平。

图 1 1950~2020 年部分国家(地区)老年人口占比的变化趋势

Figure 1 Changes in the Proportion of Older Population in Selected Economies from 1950 to 2020



资料来源:根据《世界人口展望 2022》(United Nations, 2022)中相关数据绘制。

① 国际上通常把 60 岁及以上人口占总人口比例达到 10%作为一个国家(地区)步入老龄化社会的标准,按照这一标准,中国大约在 2000 年左右步入老龄化社会。本文中的老年人口占比均按照“60 岁及以上”的口径计算。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

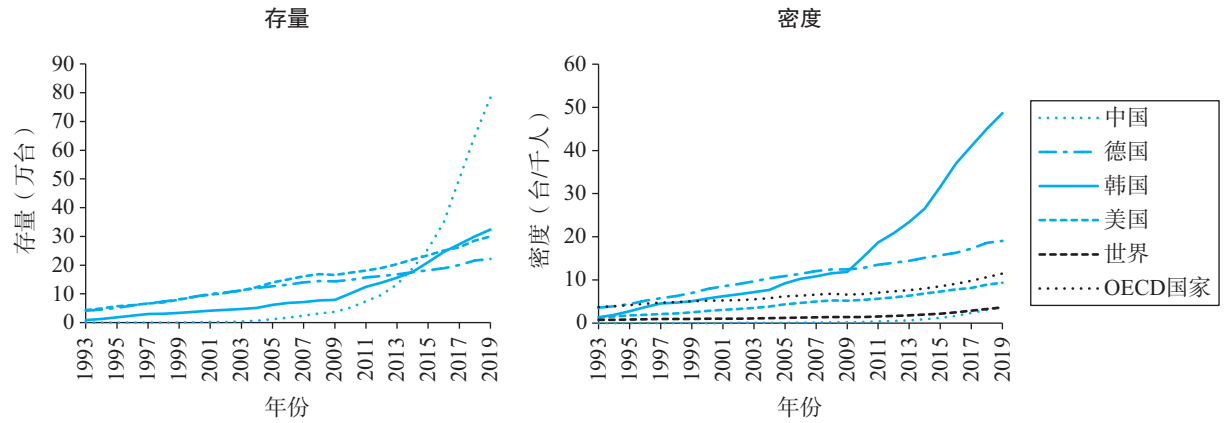
当前,中国人口结构呈现出少子化与老龄化并存的特征。《世界人口展望 2022》相关数据显示,2020 年中国 60 岁及以上老年人口占比为 17.4%,高于世界平均水平(13.5%),而中国 20 岁以下青少年人口占比为 23.4%,低于世界平均水平(33.3%)。此外,2020 年中国 50~59 岁的高龄劳动力占比为 15.4%,明显高于世界平均水平(10.7%),未来随着高龄劳动力退出劳动力市场,新进入的青年劳动力将难以补足缺口,从而导致整体劳动力供给缩减。

3.2　工业机器人使用的发展趋势

工业智能化是当今世界各国(地区)构筑生产力核心竞争优势的主要抓手,而工业机器人的存量和密度(平均每千名就业人员拥有的工业机器人数量)能够在一定程度上反映各国(地区)的智能制造水平(刘斌、潘彤,2020)。从图 2 可以看出,近年来中国工业机器人的存量虽然很大,但其密度却仅持平于世界平均水平,与发达国家差距较大。从 2010 年起,韩国工业机器人密度飞速提升,现已远超其他国家。值得关注的是,结合图 1 来看,2010 年以来同样是韩国人口老龄化进程的加速期。

图 2　1993~2019 年部分国家(地区)工业机器人存量及密度的变化趋势

Figure 2　Changes in Stock and Density of Industrial Robots in Selected Economies from 1993 to 2019



资料来源:根据国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)提供的全球工业机器人数据库①(后文简称"IFR 数据库")中相关数据绘制。

3.3　人口老龄化与工业机器人使用的相关性分析

结合图 1 和图 2 来看,人口老龄化水平高的国家(如德国和美国)并未表现出工业机器人密度的快速提升,但人口老龄化速度快的国家(如韩国)的工业机器人密度却表现出明显的抬升趋势。因此,本文推测人口老龄化程度和工业机器人密度这两个变量在增量层面("人口老龄化速度"和"工业机器人密度增速")存在潜在相关性。为检验二者的相关性,本文使用各国(地区)1995~2015 年的老年人口占比变化量和工业机器人密度变化量②两项指标绘

① IFR 数据库提供了 75 个国家(地区)符合 ISO 标准的工业机器人的数量,是目前研究工业机器人使用的最权威的数据库,获取网址为 https://ifr.org/worldrobotics。

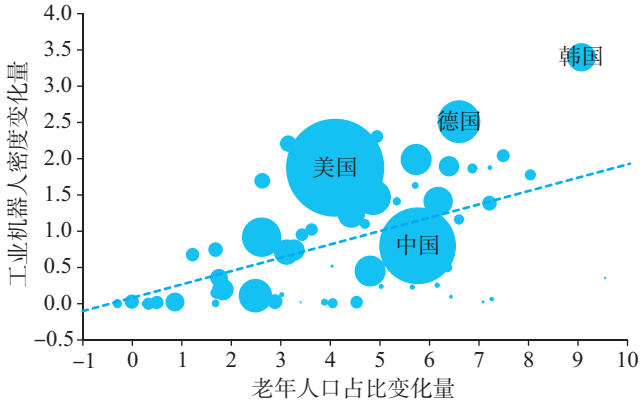
② 由于各国(地区)"工业机器人密度变化量"的数值差异过大,且该指标几乎无负值,因而为便于展示,本文在剔除该指标极端值后对其做了取对数处理。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

制散点气泡图(见图 3)。从图 3 中可以看出,各国(地区)人口老龄化速度与工业机器人密度增速整体呈现正相关关系。为排除经济发展水平的影响,本文进一步将样本国家(地区)分为“OECD 成员国”和“非 OECD 成员国”,并进行分组拟合①,结果显示在两个子样本中,人口老龄化速度与工业机器人密度增速均呈现正相关关系。

图 3 人口老龄化与工业机器人使用的相关性分析图

Figure 3 Correlation Analysis between Population Ageing and Industrial Robot Application



资料来源:根据《世界人口展望 2022》和 IFR 数据库中相关数据绘制。

注:图中气泡大小根据各国(地区)2015 年的国内生产总值加权,虚线为散点图的线性拟合。

4 研究设计

4.1 数据与变量

参考现有研究(Graetz 和 Michaels,2018),本文使用工业机器人密度的一阶差分形式,即工业机器人密度增速($\Delta Rob_dens_{c,i,t}$)作为被解释变量,具体构造方式如下:

$$\Delta Rob_dens_{c,i,t} = \frac{Rob_stock_{c,i,t}}{Labor_{c,i,t}} - \frac{Rob_stock_{c,i,t-1}}{Labor_{c,i,t-1}} \quad (1)$$

其中,c 代表国家(地区),i 代表行业,t 代表时期。$\Delta Rob_dens_{c,i,t}$的数值越大表示工业机器人密度提高得越快。$Rob_stock_{c,i,t}$表示“国家(地区)-行业-时期”维度的工业机器人存量,数据来源于 IFR 数据库。$Labor_{c,i,t}$表示“国家(地区)-行业-时期”维度的就业人员数量,其数据可获性有限,因此本文在使用联合国工业发展组织(United Nations Industrial Development Organization,UNIDO)数据库②(后文简称“UNIDO 数据库”)提供的在职员工数据的基础上,使用 EU KLEMS 数据库③提供的相应数据对缺失部分予以补充,对于两数据库均未覆盖到的观测值,使用该国(地区)该行业不同时期就业人员数量的平均值予以补充。

① 为节省篇幅,此处没有呈现分组拟合的相关性分析图,感兴趣的读者可联系作者获取。

② UNIDO 数据库提供了 163 个国家(地区)的制造业数据,其统计的各国(地区)各行业在职员工数据覆盖范围相对较广,获取网址为 https://www.unido.org/researchers/statistical-databases。

③ EU KLEMS 数据库提供了 29 个国家(地区)行业层面的投入、产出和生产率等数据,获取网址为 https://dataverse.nl/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.34894/6GDD7Q。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

本文的核心解释变量为人口老龄化速度($\Delta Ageing_{c,t}$),用人口老龄化水平的一阶差分形式表示,具体构造方式如下:

$$\Delta Ageing_{c,t} = Ageing_{c,t} - Ageing_{c,t-1} = \frac{POP_OVER60_{c,t}}{POP_ALL_{c,t}} - \frac{POP_OVER60_{c,t-1}}{POP_ALL_{c,t-1}} \quad (2)$$

其中,$Ageing_{c,t}$表示"国家(地区)-时期"维度的人口老龄化水平,即"国家(地区)-时期"维度的老年人口数($POP_OVER60_{c,t}$)占相应总人口数($POP_ALL_{c,t}$)的比例,老年人口数和总人口数均来源于《世界人口展望 2022》。$\Delta Ageing_{c,t}$表示人口老龄化速度,数值越大代表人口老龄化速度越快。

本文的控制变量包括人均 GDP、总人口数、外贸依存度、工业自动化规模和产业结构。其中,人均 GDP 由生产法核算,数据来源于佩恩表(Penn World Table,PWT)数据库①(后文简称"PWT 数据库");总人口数来源于《世界人口展望 2022》;外贸依存度用进出口贸易额占 GDP 比重衡量,进出口贸易额来源于联合国贸易(UN Comtrade)数据库②(后文简称"UN Comtrade 数据库"),GDP 来源于 PWT 数据库;工业自动化规模用工业机器人存量衡量,数据来源于 IFR 数据库;产业结构用制造业增加值占比衡量,数据来源于世界发展指标(World Development Indicators,WDI)数据库③(后文简称"WDI 数据库")。

本文在影响机制分析部分用到的中介变量包括平均工资、平均用工成本④、就业竞争激烈程度、就业不足人口数⑤、平均受教育年限、人力资本指数⑥和技术人员密度。其中,平均工资和平均用工成本的数据来源为国际劳工组织(International Labour Organization,ILO)数据库⑦(后文简称"ILO 数据库");就业竞争激烈程度用就业人员数量与企业数量之比衡量,就业人员数量的数据来源与构造被解释变量时所用的就业人员数量一致,企业数量来源于 UNIDO 数据库;就业不足人口数来源于 ILO 数据库;平均受教育年限来源于 BARRO-LEE 数据库⑧;人力资本指数来源于 PWT 数据库;技术人员密度用每百万人中的技术人员数量衡量,

① PWT 数据库提供了 183 个国家(地区)有关收入、产出、投入和生产力相对水平的信息,获取网址为 https://www.rug.nl/ggdc/productivity/pwt/?lang=en。

② UN Comtrade 数据库由联合国统计署创建,提供了 202 个国家(地区)的国际商品贸易数据,是目前全球最大、最权威的国际商品贸易数据型资源库,获取网址为 https://comtradeplus.un.org/。

③ WDI 数据库是由世界银行创建的全球发展领域国际统计数据库,包含 251 个国家(地区)的数据,获取网址为 https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators/。

④ 工资是用工成本的重要组成部分,此外,用工成本还包括奖金、社保以及提供食宿等其他综合支出。

⑤ 就业不足人口是指不满足当前工作量(时长)及相应薪酬的人口。本文使用的是各国(地区)25 岁及以上的就业不足人口数。

⑥ 人力资本指数是在综合考虑一国(地区)民众的教育水平、健康状况、存活率 3 个方面因素的情况下,预期新生儿年满 18 岁时达到的人力资本水平。

⑦ ILO 数据库由国际劳工组织创建,提供了 152 个国家(地区)的国际劳工统计数据,获取网址为 https://ilostat.ilo.org/。

⑧ BARRO-LEE 数据库是由经济学家 Robert Barro 和 Jong-Wha Lee 创建的一个全球教育数据库,提供了 146 个国家(地区)从 1950 年到 2010 年的教育数据,获取网址为 http://www.barrolee.com/。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

数据来源于 WDI 数据库。

4.2 基准模型

本文根据相关性分析部分的观察结果构建如下基准模型：

$$\Delta Rob_dens_{c,i,t} = \beta_0 + \beta_1 \Delta Ageing_{c,t} + \beta Controls + \gamma_{c,i} + \gamma_t + \varepsilon_{c,i,t} \quad (3)$$

其中，$\Delta Rob_dens_{c,i,t}$表示 $t-1$ 期到 t 期之间 c 国（地区）i 行业工业机器人密度的变化量，即工业机器人密度增速；$\Delta Ageing_{c,t}$表示 $t-1$ 期到 t 期之间 c 国（地区）人口老龄化水平的变化量，即人口老龄化速度；$Controls$ 表示控制变量；β_0 表示常数项，β_1 和 β 分别表示核心解释变量和控制变量的回归系数；$\gamma_{c,i}$表示“国家（地区）-行业”层面的联合固定效应，γ_t 表示时期层面的时间固定效应；$\varepsilon_{c,i,t}$表示随机扰动项。

4.3 描述性分析

本文的样本数据结构为“国家（地区）-行业-时期”三维数据，样本共包括 IFR 数据库中的 75 个国家（地区）和 42 个行业①。本文分析的时间跨度为 1995～2015 年，每 5 年为 1 期，共 5 期（取差分后共 4 期），最终纳入基准模型的有效样本为 9083 个。表 1 呈现了本文基准模型和中介模型中主要变量的描述性统计情况。

表 1 主要变量的描述性统计

Table 1 Descriptive Statistics of Main Variables

变量	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
工业机器人密度增速（台/千人）	9083	0.056	0.475	-0.039	17.430
人口老龄化速度	9083	0.014	0.010	-0.003	0.041
人均 GDP（千美元）	9083	2.995	0.882	0.760	4.928
总人口数（千人）	9083	2.726	1.728	-1.271	7.249
外贸依存度（%）	9083	3.404	0.734	1.440	5.665
工业自动化规模（台）	9083	0.735	1.883	0.000	11.857
产业结构（%）	9083	2.682	0.577	-0.591	5.041
平均工资（美元）	8494	6.786	1.166	4.251	8.816
平均用工成本（美元）	1767	2.140	1.056	0.077	3.716
就业竞争激烈程度（千人/家）	2586	0.062	0.087	0.001	1.581
就业不足人口数（千人）	4479	4.793	1.837	0.916	8.924
平均受教育年限（年）	8601	2.260	0.245	1.396	2.584
人力资本指数	8945	1.334	0.143	0.935	1.556
技术人员密度（名/百万人）	5445	5.917	1.231	2.341	7.783

资料来源：根据 IFR、UNIDO、EU KLEMS、PWT、UN Comtrade、WDI、ILO、BARRO-LEE 数据库以及《世界人口展望 2022》中相关数据计算得到。

注：为减少异方差，本文对除核心解释变量（人口老龄化速度）和被解释变量（工业机器人密度增速）以外的其他变量都进行了取对数处理。

① IFR 数据库共包含 45 个行业，本文在进行计量分析时剔除了“全部行业”“全部制造业”和“其他制造业分支”3 个大类，保留了剩下 42 个行业。经计算，样本国家（地区）的工业机器人存量为 123 万台，占全球工业机器人存量的 75%，具有一定代表性。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

5　实证分析结果

5.1　基准模型回归结果

表 2 呈现了人口老龄化速度对工业机器人密度增速影响的基准模型回归结果。第(1)~(3)列为全部国家(地区)样本的估计结果,其中,第(1)列仅控制了固定效应,第(2)列在第(1)列的基础上控制了包括人均 GDP、总人口数和外贸依存度在内的国家(地区)特征变量,第(3)列进一步控制了代表国家(地区)生产能力的变量,包括行业层面的工业自动化规模以及产业结构。第(1)~(3)列回归结果显示,人口老龄化速度的系数均显著为正,表明人口老龄化显著推动了工业机器人使用。第(4)~(6)列将样本限定为 OECD 国家,重新对原模型进行估计,主要结论依旧成立。

表 2　基准模型回归结果

Table 2　Estimation Results of Benchmark Regression

变量	全部国家(地区)			OECD 国家		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人口老龄化速度	4.805***	5.159***	5.650***	7.897***	7.729***	5.295***
	(3.168)	(3.298)	(3.563)	(4.102)	(3.914)	(2.842)
人均 GDP		−0.015	−0.012		0.288**	0.281**
		(−0.253)	(−0.211)		(2.418)	(2.493)
总人口数		0.069	0.223***		0.857***	0.278
		(0.855)	(2.649)		(2.924)	(0.995)
外贸依存度		−0.028	−0.074		0.049	−0.100
		(−0.619)	(−1.563)		(0.566)	(−1.226)
工业自动化规模			0.179***			0.194***
			(17.698)			(19.113)
产业结构			0.019			0.074
			(0.378)			(0.675)
常数项	−0.017	−0.069	−0.530	−0.042	−3.316***	−1.745
	(−0.718)	(−0.178)	(−1.276)	(−1.271)	(−3.081)	(−1.642)
国家(地区)-行业联合固定效应	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	9083	9083	9083	3936	3936	3936
调整 R^2	0.374	0.374	0.403	0.503	0.505	0.563

资料来源:根据 IFR、UNIDO、EU KLEMS、PWT、UN Comtrade、WDI 数据库以及《世界人口展望 2022》中相关数据计算得到。

注:①小括号“( )”内数据为 t 统计量。②*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著,后表同。

5.2　稳健性检验

本文使用以下 4 种方法检验基准模型回归结果的稳健性:

第一,替换核心解释变量的测算方式。本文采用了 3 项新的人口老龄化速度指标:第一

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

项是核密度差异指标，其计算方法如公式(4)所示；第二项和第三项指标分别考虑了导致人口老龄化的两项主要因素，即长寿化与少子化，相应指标的构造方式如公式(5)和公式(6)所示：

$$\Delta Ageing_I_{c,t} = (Ageing_{c,t} - Ageing_{c,t-1})/(Ageing_{c,t} + Ageing_{c,t-1}) \quad (4)$$

$$\Delta Ageing_II_{c,t} = \frac{POP_OVER60_{c,t}}{POP_WORK_{c,t}} - \frac{POP_OVER60_{c,t-1}}{POP_WORK_{c,t-1}} \quad (5)$$

$$\Delta Ageing_III_{c,t} = \frac{POP_UNDER20_{c,t-1}}{POP_WORK_{c,t-1}} - \frac{POP_UNDER20_{c,t}}{POP_WORK_{c,t}} \quad (6)$$

公式(4)中的 $\Delta Ageing_I_{c,t}$ 为核密度差异，表示 $t-1$ 期到 t 期之间的人口老龄化速度，对应模型中的被解释变量采用相同处理方式。公式(5)中的 $\Delta Ageing_II_{c,t}$ 识别的是长寿化引发的人口老龄化，分母改用 20~59 岁的劳动年龄人口数($POP_WORK_{c,t}$)代替总人口数，其实际含义是每名适龄劳动力平均赡养老年人数量的增加量。相应地，公式(6)中的 $\Delta Ageing_III_{c,t}$ 识别的是少子化引发的人口老龄化，分子改用 20 岁以下的青少年人口数($POP_UNDER20_{c,t}$)代替老年人口数，其实际含义是每名适龄劳动力平均抚养子女数量的减少量。表 3 第(1)~(3)列为此方法的检验结果。

表 3 稳健性检验的估计结果

Table 3 Estimation Results of Robustness Test

变量	方法一			方法二	方法三	方法四
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人口老龄化速度	0.471***	1.449***	0.653***	4.528**	1.672*	0.495**
	(5.522)	(2.601)	(3.127)	(2.500)	(1.747)	(2.492)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
国家(地区)-行业联合固定效应	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	9083	9083	9083	8986	1512	9083
调整 R^2	0.587	0.402	0.064	0.402	0.514	0.611

资料来源：根据 IFR、UNIDO、EU KLEMS、PWT、UN Comtrade、WDI 数据库，美国人口调查局数据，以及《世界人口展望 2022》中相关数据计算得到。

注：小括号“( )”内数据为 t 统计量。

第二，替换核心解释变量的数据来源。本文改用美国人口调查局数据①构造人口老龄化速度指标，并进行稳健性检验，结果如表 3 第(4)列所示。

第三，剔除工业机器人密度与增速均为 0 的样本。本文的被解释变量是“国家(地区)-

① 美国人口调查局从世界各地数百个数据源获取数据，构造了覆盖 208 个国家(地区)的人口数量面板数据(分年龄段)，数据主要基于各国(地区)统计局提供的人口普查和调查结果、采用人口统计分析和预测系统(DAPPS)估计得到，获取网址为 https://www.census.gov/programs-surveys/international-programs/about/idb.html。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

行业-时期”维度的细分数据，因而存在部分观测值对应的工业机器人存量为 0 的情况，即该国（地区）该行业尚未使用工业机器人。对于这些工业智能化尚未起步的样本而言，人口老龄化对其工业智能化的影响有限。因此，本文在剔除这些样本后对基准模型进行重新估计，结果如表 3 第（5）列所示。

第四，被解释变量改用工业机器人密度的水平值。本文使用工业机器人密度的水平值代替其增加值作为被解释变量的代理指标，对基准模型进行重新估计，结果如表 3 第（6）列所示。

从表 3 第（1）~（6）列可以看出，在 4 种稳健性检验方法下，人口老龄化速度的系数均显著为正，表明本文核心结论具有较强稳健性。

5.3　内生性处理

本文的核心解释变量具有强外生性，因而本文重点关注的是由遗漏变量引发的内生性问题，而非反向因果导致的内生性问题。基准模型中的一阶差分法和高维固定效应法只能部分解决该类内生性问题，因而本文进一步使用工具变量法解决该问题。

死亡率与出生率是影响人口年龄结构的两个关键因素，由此可以构造出两种常见的人口老龄化工具变量：一种是根据各年龄段人口的生存率计算出的虚拟人口老龄化速度指标（都阳、封永刚，2021）；另一种是较早时期的人口粗出生率指标（Acemoglu 和 Restrepo，2022）。本文分别采用这两种指标构建工具变量模型。

本文将虚拟人口老龄化速度（$\Delta Ageing_Imputed_{c,t}$）作为“工具变量Ⅰ”。第一步，计算各国（地区）在整个样本分析期间（1995~2015 年）的人口老龄化速度，并根据五分位数将全部样本国家（地区）划分为人口老龄化速度慢、较慢、中等、较快和快 5 个组别（$n=1,2,3,4,5$）。第二步，划分出 21 个年龄段（$j=1,2,\cdots,21$），其中，0~4 岁为第一个年龄段，此后每 5 岁为 1 个年龄段，“100 岁及以上”单独作为 1 个年龄段，计算各组各年龄段的人口数。第三步，以 5 年为 1 期，将 1990~2015 年划分为 6 期（$t=0,1,2,3,4,5$），基于相邻两期对应组别内的人口数（$POP^{n}_{t-1,j-1}$和$POP^{n}_{t,j}$）计算该期该组该年龄段人口的生存率（$Survivalrate^{n}_{t,j}$）：

$$Survivalrate^{n}_{t,j}=\frac{POP^{n}_{t,j}}{POP^{n}_{t-1,j-1}} \tag{7}$$

第四步，将各期各国（地区）各年龄段人口数的实际值与公式（7）中的生存率相乘，得到人口数的虚拟值，具体计算公式如下：

$$POP_Imputed_{c,t,j}=POP_{c,t-1,j-1}\times Survivalrate^{n}_{t,j} \tag{8}$$

其中，$POP_Imputed_{c,t,j}$表示 t 期 c 国（地区）j 年龄段的虚拟人口数。最后，将虚拟人口数代入公式（2）即可得到虚拟的人口老龄化速度。从外生性来看，工业机器人使用情况不会受到其他国家（地区）人口生存率的直接影响。从相关性来看，一国（地区）的虚拟人口老龄化速度是根据与该国（地区）实际人口老龄化速度接近的国家（地区）的生存率计算得到的。因此，虚拟人口老龄化速度指标满足工具变量的外生性与相关性条件。

本文将 40 年前的粗出生率作为“工具变量Ⅱ”，数据来源于《世界人口展望 2022》。该指标作为滞后变量，与结果变量（40 年后的工业机器人使用情况）不存在直接关系，从而满足工具变量的外生性条件。同时，人口老龄化是典型的“慢变量”，40 年前的粗出生率与现阶段的

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

人口老龄化速度高度相关,从而满足工具变量的相关性条件。

此外,本文还同时使用“工具变量Ⅰ”和“工具变量Ⅱ”构造了联合工具变量。3 个工具变量模型的回归结果如表 4 所示,第(1)~(3)列为第一阶段回归结果,从中能够看出,3 个工具变量模型相应通过了弱工具变量检验、工具变量识别不足检验以及工具变量过度识别检验,表明工具变量的选取是合理的;第(4)~(6)列为第二阶段回归结果,从中能够看出,人口老龄化速度的系数相比于基准模型有所下降,表明遗漏变量问题确实导致了基准模型估计结果的偏误。但修正后的模型中,人口老龄化速度的系数依旧显著为正,表明本文核心结论仍然成立。

表 4 工具变量模型回归结果

Table 4 Estimation Results of the Instrumental Variable Model

变量	第一阶段			第二阶段		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人口老龄化速度				0.659**	1.726*	0.911**
				(2.346)	(1.773)	(2.377)
工具变量Ⅰ	0.662***		0.583***			
	(6.121)		(5.189)			
工具变量Ⅱ		−0.001***	−0.001***			
		(−5.067)	(−2.446)			
弱工具变量检验	37.470	25.678	70.656			
	[16.38]	[16.38]	[19.93]			
工具变量识别不足检验	21.850***	14.191***	25.344***			
	{0.000}	{0.000}	{0.000}			
工具变量过度识别检验			1.303			
			{0.254}			
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
国家(地区)-行业联合固定效应	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	9083	9083	9083	9083	9083	9083
调整 R^2	0.858	0.801	0.874	0.048	0.043	0.047

资料来源:根据 IFR、UNIDO、EU KLEMS、PWT、UN Comtrade、WDI 数据库以及《世界人口展望 2022》中相关数据计算得到。

注:①小括号“( )”内数据为纠正了异方差后的 t 统计量;中括号“[ ]”内数据为 Stock-Yogo 检验在 10%水平上的临界值;大括号“{ }”内数据为相应统计量的 p 值。②弱工具变量检验报告的是 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量及其在 10%水平上的临界值,超过临界值是合理的,表明不是弱工具变量;工具变量识别不足检验报告的是 Kleibergen-Paap rk LM 统计量及其 p 值,拒绝原假设是合理的,表明工具变量满足相关性条件;工具变量过度识别检验报告的是 Hansen J 统计量及其 p 值,不拒绝原假设是合理的,表明工具变量满足外生性条件。

5.4 机制检验

为精准识别人口老龄化推动工业机器人使用的影响渠道,本文使用公式(5)和公

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

式(6)构造的两类人口老龄化指标,分别检验长寿化引发的人口老龄化所产生的工资成本倒逼效应和人机矛盾弱化效应,以及少子化引发的人口老龄化所产生的人力资本积累效应①。

首先,本文检验了长寿化引发的人口老龄化所产生的工资成本倒逼效应。本文参考魏下海等(2021)的研究,选取了两个反映工资成本的代理指标:一是制造业工人的平均工资;二是制造业企业的平均用工成本。工资成本倒逼效应的检验结果如表 5 第(1)列和第(2)列所示,人口老龄化速度的系数均显著为正,表明长寿化引发的人口老龄化具有明显的提高工资成本的效应。该结果与前文影响机制分析中提及的"长寿化引发的人口老龄化通过提高劳动力的稀缺性和实际工资需求来推动企业工资成本上涨,进而倒逼企业增加工业机器人使用"的影响渠道一致。

表 5　人口老龄化对中介变量影响的估计结果

Table 5　Estimation Results of the Impact of Population Ageing on Mediating Variables

变量	工资成本倒逼效应		人机矛盾弱化效应		人力资本积累效应		
	平均工资 (1)	平均用工成本 (2)	就业竞争激烈程度 (3)	就业不足人口数 (4)	平均受教育年限 (5)	人力资本指数 (6)	技术人员密度 (7)
人口老龄化速度	1.195***	1.717***	−0.160***	−3.713***	0.198***	0.220***	1.700***
	(4.253)	(9.674)	(−2.701)	(−6.886)	(9.601)	(24.867)	(11.131)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
国家(地区)−行业联合固定效应	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
样本量	8494	1767	2586	4479	8601	8945	5445
调整 R^2	0.936	0.998	0.788	0.963	0.973	0.983	0.979

资料来源:根据 IFR、UNIDO、EU KLEMS、PWT、UN Comtrade、WDI、ILO、BARRO-LEE 数据库以及《世界人口展望 2022》中相关数据计算得到。

注:小括号"( )"内数据为 t 统计量。

其次,本文检验了长寿化引发的人口老龄化所产生的人机矛盾弱化效应。囿于目前尚缺乏人机矛盾程度的量化指标,本文尝试构造两个反映人机矛盾激烈程度的代理指标:一是考虑到激烈的工人岗位竞争会激化人机对抗矛盾,本文参照现有研究的方法,使用行业层面的就业竞争激烈程度作为人机矛盾的代理指标(Glaeser 等,1992);二是考虑到"机器换人"致使大量的人工作业被机器替代,工人无法在其专技岗位获得足够的工时与薪酬(王林辉等,2022),本文选取就业不足人口数作为人机矛盾的另一个代理指标。人机矛盾弱化效应的检验结果如表 5 第(3)列和第(4)列所示,人口老龄化速度的系数均显著为负,表明长寿化引发的人口老龄化具有明显的弱化人机对抗矛盾的效应。

① 本文中介变量的选取均基于现有研究或经典理论,其对被解释变量工业机器人使用的影响均已被充分论证。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

再次,本文检验了少子化引发的人口老龄化所产生的人力资本积累效应。本文选取 3 个中介变量检验人力资本积累效应:一是平均受教育年限(Barro 和 Lee,2013);二是人力资本指数(Kraay,2019);三是技术人员密度。本文选取技术人员密度的原因在于技术人员是机器生产所需的“配套劳动力”,即工业机器人的正常运行离不开技术人员的日常操作、维护或检修。人力资本积累效应的检验结果如表 5 第(5)~(7)列所示,人口老龄化速度的系数均显著为正,表明少子化引发的人口老龄化有利于子代人力资本积累。

5.5 异质性分析

从前文相关性分析图(见图 3)中可以看出,一些国家(地区)的人口老龄化速度接近,但其工业机器人使用情况却不尽相同,合理的解释是前者对后者具有异质性影响。只有理清这种异质性影响的来源才能充分发挥人口老龄化对工业机器人使用的促进作用。例如,工资成本倒逼效应在具备智能制造发展战略或前沿技术的国家(地区)可能会尤为明显,因为政策优势和技术优势使企业生产模式转型成本大幅降低;人力资本积累效应在智能制造相关学科教育水平高的国家(地区)可能会更加明显,因为这些国家(地区)能将积累的人力资本充分转化为制造业转型升级的动力。综上,本文认为国家(地区)在智能制造领域的战略准备度、技术准备度和人才准备度上的差异造成了人口老龄化对工业机器人使用的异质性影响,并据此进一步展开异质性检验。

首先,基于智能制造战略准备度进行异质性检验。智能制造发展战略在工业智能化过程中发挥着重要的引导作用(戴小勇、成力为,2019)。本文分别使用政府战略准备度和企业战略准备度两个变量进行异质性检验。《政府 AI 准备度指数 2023》报告①根据各国(地区)政府人工智能(AI)发展战略的制定情况(如是否具有 AI 发展战略、是否具有保障 AI 发展的监管框架等)进行了量化评分,本文使用该报告给出的“政府”维度下的评分作为政府战略准备度的代理指标。《思科人工智能就绪指数》报告②根据企业 AI 发展战略的制定情况将其划分为“充分准备”“适度准备”“有限准备”和“毫无准备”4 个类别,并在国家(地区)层面汇总了各类企业所占比例,本文统计了各国(地区)属于“充分准备”或“适度准备”类别的企业比例,以此作为企业战略准备度的代理指标。表 6 的第(1)列和第(2)列分别将人口老龄化速度与政府战略准备度、人口老龄化速度与企业战略准备度的交互项纳入模型,估计结果表明,提高智能制造战略准备度有利于发挥人口老龄化对工业机器人使用的促进作用。

---

① 《政府 AI 准备度指数 2023》报告由牛津大学发布,该报告评估了全球 193 个国家(地区)的政府 AI 准备度,评估涉及“政府”“技术部门”和“数据与基础设施”3 个维度,获取网址为 https://oxfordinsights.com/wp-content/uploads/2023/12/2023-Government-AI-Readiness-Index-2.pdf。

② 《思科人工智能就绪指数》报告由美国 Cisco 公司发布,该报告基于公司层面的双盲调查测算出 30 个国家(地区)的 AI 准备度,测算体系涉及 6 个维度,本文选用的“战略”维度指标考察的是企业 AI 发展战略的制定情况(如 AI 发展战略的清晰度、涉及的技术领域等),获取网址为 https://www.cisco.com/c/m/en_us/solutions/ai/readiness-index.html#blade_global-readiness。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

表 6　异质性分析的估计结果

Table 6　Estimated Results of Heterogeneity Analysis

变量	战略准备度		技术准备度		人才准备度	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
人口老龄化速度	2.506***	0.805**	2.632***	0.804***	2.426***	1.197***
	(2.646)	(2.017)	(2.805)	(3.637)	(2.581)	(3.012)
人口老龄化速度×政府战略准备度	0.555**					
	(2.326)					
人口老龄化速度×企业战略准备度		0.109**				
		(2.037)				
人口老龄化速度×智能制造技术投入			1.086**			
			(2.340)			
人口老龄化速度×智能制造技术基础				1.040***		
				(5.516)		
人口老龄化速度×QS 排名前 100 高校数量					2.397***	
					(2.843)	
人口老龄化速度×QS 排名前 500 高校数量						0.550***
						(2.628)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
国家(地区)-行业联合固定效应	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	8760	3346	9083	9083	9083	9083
调整 R^2	0.760	0.403	0.548	0.728	0.548	0.685

资料来源：根据 IFR、UNIDO、EU KLEMS、PWT、UN Comtrade、WDI、德温特专利、QS 学科排名数据库以及《政府 AI 准备度指数 2023》《思科人工智能就绪指数》《欧盟产业研发投资记分牌》《世界人口展望 2022》中相关数据计算得到。

注：小括号“( )”内数据为 t 统计量。

其次，基于智能制造技术准备度进行异质性检验。智能制造技术准备度衡量的是工业智能化技术的发展和应用就绪状态(Lin 和 Chang，2011)。一方面，技术准备度与智能制造领域的总研发投入高度相关。《欧盟产业研发投资记分牌》①统计了全球头部企业在智能制造方面的研发投入情况，本文以 1 亿欧元为门槛，汇总统计各国(地区)高智能制造研发投入的企业数量，以此构造智能制造技术投入变量。另一方面，智能制造领域的研究基础同样能反映工业智能化的技术准备度，据此，本文在德温特专利数据库②检索各国(地区)有关“工业机器

① 《欧盟产业研发投资记分牌》统计了全球研发投入最高的 2500 家企业的研发投入金额及其所在国家(地区)，获取网址为 https://iri.jrc.ec.europa.eu/scoreboard/2021-eu-industrial-rd-investment-scoreboard。

② 德温特专利数据库是全球权威的深加工增强专利信息数据库，获取网址为 https://clarivate.com/products/ip-intelligence/patent-intelligence-software/derwent-innovation/。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

人”(Industrial Robot)、“机械手臂”(Robot Manipulator)、“数字控制”(Number Control)3 项核心智能制造技术的专利注册量,以此构造智能制造技术基础变量。表 6 的第(3)列和第(4)列中,人口老龄化速度与智能制造技术投入以及人口老龄化速度与智能制造技术基础的交互项系数均显著为正,表明在智能制造技术准备度高的国家(地区),人口老龄化对工业机器人使用的促进作用更明显。

再次,基于智能制造人才准备度进行异质性检验。智能制造人才准备度是指国家(地区)培育智能制造领域人才的能力。Bell(2019)提出,后工业社会的发展依赖于理论知识,而整理和充实理论知识的场所——高等院校和科研院所扮演着重要角色。据此,本文分别以各国(地区)机械工程专业 QS 世界大学排名前 100 和前 500 的高校数量①作为智能制造人才准备度的代理指标。表 6 的第(5)列和第(6)列为智能制造人才准备度的异质性检验结果,从中能够看出,智能制造人才准备度越高,人口老龄化对工业机器人使用的促进效果越强。

6 结论与启示

人口老龄化是当前众多国家(地区)面临的普遍现象,在其负面影响广受议论的背景下,本文以 75 个国家(地区)的 42 个行业为研究对象,考察了人口老龄化对工业机器人使用的影响及其具体作用机制。研究发现,首先,人口老龄化显著推动了工业机器人使用,且该结论通过了多重稳健性检验。其次,长寿化和少子化引发的人口老龄化通过不同渠道促进工业机器人使用。前者具有工资成本倒逼效应和人机矛盾弱化效应,即通过提高企业工资成本倒逼企业“机器换人”,以及通过舒缓工人岗位竞争为工业机器人使用减小阻力;后者具有人力资本积累效应,即通过集中家庭的教育投资提高子代人力资本,为智能制造提供人才支撑。最后,人口老龄化对工业机器人使用的促进作用高度依赖于国家(地区)的先动优势,提高国家(地区)在智能制造领域的战略准备度、技术准备度和人才准备度,有利于发挥人口老龄化对工业机器人使用的促进作用。因此在政策层面,应当围绕智能制造领域的战略部署、技术攻关和人才培养 3 个方面,打通人口老龄化积极影响的释放渠道。同时,应采取合理措施应对人口老龄化在推动工业机器人使用过程中的负面影响,例如通过加强高龄工人“技能转换”培训来解决工人岗位错配难题、通过提高子女教育补贴来应对人力资本总量下降风险等。

最后需要说明的是,本文仅是从推动工业机器人使用的视角讨论了人口老龄化的部分积极影响,并不否认其在其他领域的负面影响。人口老龄化是当前我们面临的客观事实,只有全面把握其影响才能以合理的应对策略实现趋利避害。因此,分析人口老龄化产生积极影响的渠道和条件,做到“以危当机”和“化危为机”才是本文的意义所在。

① 数据来源为 QS 学科排名数据库,该数据库提供了 54 个学科的世界大学排名,获取网址为 https://www.topuniversities.com/subject-rankings。智能制造专业属于工程学科下的机械类,机械工程专业大类的 QS 世界大学排名能够较好地反映各国(地区)智能制造专业的人才培养水平。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

参考文献/References:

1　戴小勇,成力为.产业政策如何更有效:中国制造业生产率与加成率的证据.世界经济,2019;3:69-93
Dai Xiaoyong and Cheng Liwei. 2019. Towards More Effective Industrial Policies: Productivity and Mark-up Analysis of Chinese Manufacturing Firms. The Journal of World Economy 3:69-93.

2　豆建春,王运昌.老龄化对技术创新的结构性影响——总效应、异质性与时间上的结构性特征.人口与经济,2022;3:113-129
Dou Jianchun and Wang Yunchang. 2022. The Structural Effect of Ageing on Technological Innovation: Total Effect, Heterogeneity, and the Time Structure. Population & Economics 3:113-129.

3　都阳,封永刚.人口快速老龄化对经济增长的冲击.经济研究,2021;2:71-88
Du Yang and Feng Yonggang. 2021. The Shock of Accelerating Population Ageing on Economic Growth. Economic Research Journal 2:71-88.

4　林晓珊."购买希望":城镇家庭中的儿童教育消费.社会学研究,2018;4:163-190+245
Lin Xiaoshan. 2018. "Purchasing Hope": The Consumption of Children Education in Urban China. Sociological Studies 4:163-190+245.

5　刘斌,潘彤.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,2020;10:24-44
Liu Bin and Pan Tong. 2020. Research on the Impact of Artificial Intelligence on Manufacturing Value Chain Specialization. Journal of Quantitative & Technological Economics 10:24-44.

6　綦建红,付晶晶.最低工资政策与工业机器人应用——来自微观企业层面的证据.经济科学,2021;4:99-114
Qi Jianhong and Fu Jingjing. 2021. Minimum Wage Policy and Industrial Robot Application: Evidence from Firms in China. Economic Science 4:99-114.

7　王林辉,钱圆圆,董直庆.人工智能应用对劳动工资的影响及偏向性研究.中国人口科学,2022;4:17-29+126
Wang Linhui, Qian Yuanyuan, and Dong Zhiqing. 2022. Research on the Impact and Bias Effect of Artificial Intelligence Applications on Labor Wages. Chinese Journal of Population Science 4:17-29+126.

8　魏下海,郭凯明,吴春秀.数字技术、用工成本与企业搬迁选择.中国人口科学,2021;1:104-116+128
Wei Xiahai, Guo Kaiming, and Wu Chunxiu. 2021. Digital Technological Change, Wage Increase, and Firm Relocation. Chinese Journal of Population Science 1:104-116+128.

9　余玲铮,魏下海,吴春秀.机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据.中国人口科学,2019;4:114-125+128
Yu Lingzheng, Wei Xiahai, and Wu Chunxiu. 2019. The Impact of Robots on Labor Income Share: Evidence from an Enterprises Survey. Chinese Journal of Population Science 4:114-125+128.

10　Acemoglu D. and Restrepo P. 2022. Demographics and Automation. The Review of Economic Studies 1:1-44.

11　Barro R. and Lee J. 2013. A New Data Set of Educational Attainment in the World, 1950-2010. Journal of Development Economics 1:184-198.

12　Becker G. S. and Lewis H. G. 1973. On the Interaction between the Quantity and Quality of Children. Journal of Political Economy 2:279-288.

13　Bell D. 2019. The Coming of Post-industrial Society. Social Stratification, Class, Race, and Gender in Sociological Perspective 2: 805-817.

14　Coser L. A. 1957. Social Conflict and the Theory of Social Change. The British Journal of Sociology 3:

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

197-207.
15 Edwards R. 1982. Contested Terrain: The Transformation of the Workplace in the Twentieth Century. Science and Society 2:625-627.
16 Feyrer J. 2007. Demographics and Productivity. The Review of Economics and Statistics 1:100-109.
17 Glaeser E. L., Kallal H. D., Scheinkman J. A., and Shleifer A. 1992. Growth in Cities. Journal of Political Economy 6:1126-1152.
18 Graetz G. and Michaels G. 2018. Robots at Work. The Review of Economics and Statistics 5:753-768.
19 Hicks J. R. 1963. The Theory of Wages. Berlin: Springer: 460-472.
20 Klein H. K. and Kleinman D. L. 2002. The Social Construction of Technology: Structural Considerations. Science, Technology, & Human Values 1:28-52.
21 Kraay A. 2019. The World Bank Human Capital Index: A Guide. The World Bank Research Observer 1:1-33.
22 Leigh N. G., Kraft B., and Lee H. 2020. Robots, Skill Demand and Manufacturing in US Regional Labour Markets. Cambridge Journal of Regions, Economy and Society 1:77-97.
23 Lewis E. 2011. Immigration, Skill Mix, and Capital Skill Complementarity. The Quarterly Journal of Economics 2:1029-1069.
24 Lin J. S. C. and Chang H. C. 2011. The Role of Technology Readiness in Self-service Technology Acceptance. Managing Service Quality 4:424-444.
25 Onorato D. A. 2018. Robots, Unions, and Ageing: Determinants of Robot Adoption Evidence from OECD Countries. Atlantic Economic Journal 4:473-474.
26 Poterba J. M. 2001. Demographic Structure and Asset Returns. The Review of Economics and Statistics 4:565-584.
27 Schultz T. W. 1961. Investment in Human Capital. The American Economic Review 1:1-17.
28 United Nations. 2022. World Population Prospects 2022, Online Edition. https://population.un.org/wpp/.

(责任编辑:陈佳鞠)

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net