

# 工业机器人应用、培训投资与退休行为

蔚金霞 倪晨旭 高文书\*

**摘要:** 本文基于工业机器人应用冲击,将技术变革、人力资本投资和退休决策纳入统一分析框架,考察了中老年劳动力在技术快速变革下的退休行为。利用多层次微观调查数据进行实证分析发现,工业机器人应用显著提升了中老年劳动力的退休概率。一方面,总体就业环境恶化,市场对中老年劳动力的就业需求下降,其失业风险上升,“沮丧的工人效应”使其选择退休;另一方面,技能劳动者能够在技能偏向型技术变革下维持其就业竞争优势,但并未能在工资收入上获得技能的补偿性差异,再培训投资的成本收益失衡导致中老年劳动力留在劳动力市场的动力减弱。异质性分析表明,受教育程度较低、年龄较大和女性等就业环境较差的群体,更易受到工业机器人应用的影响而选择退休。本文的结论表明,提供有效的技能培训投资和转岗支持对提高中老年劳动力的就业韧性具有重要作用。

**关键词:** 就业;退休;工业机器人应用;技术进步;培训投资

**中图分类号:** F403.6;F241.2

## 一、引言

中国正面临着人口老龄化的严峻挑战,特别是劳动年龄人口快速老龄化的问题。根据第七次全国人口普查,2020年中国15-59岁劳动年龄人口为8.94亿,占总人口的63.35%,较2010年下降了6.79个百分点。这标志着中国步入了劳动年龄人口负增长时代,劳动供给潜力日益受限。与此同时,劳动年龄人口结构也发生了显著变化。我国不同年龄段的劳动参与率差异显著,总体呈现倒U型分布。30岁至50岁之间是劳动参与率峰值期,50岁以后劳动参与率急剧下滑,55岁时已降至平均水平以下,此后直线下降。这一趋势在其他国家也较为普遍,但在中国,由于“未富先老”的特殊国情,劳动参与率的下降速度和幅度更为明显和提早(蔡昉,2020)。

根据人力资本理论和生命周期模型,个体的劳动供给与受教育程度、工作经验和健康状

\*蔚金霞,中国社会科学院大学经济学院,邮政编码:102488,电子信箱:yujinxia2021@163.com;倪晨旭(通讯作者),中国社会科学院大学经济学院,邮政编码:102488,电子信箱:nichenxu@foxmail.com;高文书,中国社会科学院大学,邮政编码:102488,电子信箱:gaows@cass.org.cn。

本文获得中国社会科学院大学研究生科研创新支持计划项目“工业机器人、培训投资与提前退休”(2023-KY-53)的资助。作者感谢复旦大学经济学院刘华妹的有益评论和匿名审稿专家提出的建设性意见,当然文责自负。

况高度相关。当前中国中老年劳动力整体受教育程度仍偏低,脆弱就业比例较高,体力负荷能力下降迅速,持续参与劳动力市场的激励和能力均不足。与发达国家的弹性退休机制相比,中国现行的统一且较低的法定退休年龄明显缺乏弹性,难以适应人口结构的快速变化和个体的差异化需求。我国法定退休年龄定调于20世纪50年代,当时人口预期寿命不足50岁,人口结构和经济状况也与现在相差甚远。人力资源和社会保障部数据显示,2015年我国平均退休年龄不到55岁,成为全球最低之一,而大多数国家法定退休年龄约在65岁,且呈渐进式上调趋势<sup>①</sup>。随着人口老龄化的加剧,这种实际偏低的退休年龄和中老年劳动参与率已难以适应经济社会发展需求,不仅加重了社保基金的支付压力(张熠等,2022),也造成了劳动力资源的过度浪费与错配。此外,我国存在“未老先退”的问题,事实上许多中老年劳动力并没有按照法定退休年龄退出劳动力市场,而是提前退休,部分地区实际提前退休人数占当年退休总人数的三成<sup>②</sup>。因此,深入考察我国中老年劳动力退休决策的诸多因素,以指导建立激励约束相结合的弹性退休制度,保障延迟退休政策的顺利实施,并大力发展教育体系与再就业渠道,实现中老年劳动力的良性循环与活力释放,不仅是适应人口结构变化的社会规划要求,也是推动经济持续发展的现实需要。

中老年劳动力的退休决策受到多方面因素的影响,其中既包括劳动力供给侧的因素,如预期寿命(汪伟、王文鹏,2021)、跨代抚养需求(Lumsdaine and Vermeer, 2015; 邹红等, 2019)和养老保障等(Feldstein, 1974),也包括劳动力需求侧的因素,如经济和企业转型(李实等, 2008)、技术进步(Burlon and Vilalta-Buñi, 2016; Bartel and Sicherman, 1993; 张彬斌, 2022)等。本文重点探讨后者,关注技术变革冲击下的中老年劳动力退休决策。近年来,我国经历了快速的技术进步,尤其是以人工智能、工业机器人等为代表的先进技术的广泛应用,这种技术变革具有明显的技能偏向性,对中老年劳动力的就业和收入产生了不利的影 响。因为中老年劳动力相对于年轻劳动力而言,通常具有较低的教育水平、较弱的学习能力和较落后的技能结构,难以适应技术变革的要求,容易被淘汰或边缘化,成为劳动力市场上的弱势群体<sup>③</sup>(Fang and Qiu, 2023)。

面对技术变革的挑战,中老年劳动力有两种选择:一是放弃投资新技能,接受劳动生产率和收入水平的下降,选择退出劳动力市场;二是主动适应新技能需求,通过再培训投资提高劳动生产率和收入水平,并通过延长工作期限收回成本。这两种选择的决定因素是再培训投资的成本收益权衡。从现有文献来看,一方面,技术变革所带来的预期收入的提升,将增加再培训投资的净收益,进而降低中老年劳动力选择退休的可能性(Ahituv and Zeira, 2011; Burlon and Vilalta-Buñi, 2016)。另一方面,如果中老年劳动力能够获得与技术变革相适应的在职培训,技术进步也将推迟其退休时间。然而,如果中老年劳动力无法获得有效的

①资料来源:《人社部:我国平均退休年龄不到55岁 全球最早》,载于新华网([http://www.xinhuanet.com/politics/2015-10/15/c\\_128319235.htm](http://www.xinhuanet.com/politics/2015-10/15/c_128319235.htm)),2015年10月15日。

②资料来源:《提前退休占30%:别容违规先退滋长》,载于人民政协网(<https://www.rmzxx.com.cn/c/2017-05-08/1522341.shtml>),2017年5月8日。

③我国近年来的“4050”人员就是一个典型的例子,年龄在40岁以上、学历在初中及以下的城镇登记失业人员,在自动化技术冲击下的就业困难程度远高于其他类型失业人员。

再培训投资,或者再培训投资的成本过高,技术变革将导致其劳动生产率和收入水平的下降,从而促使其更早退休(Bartel and Sicherman,1993;Messe et al.,2014)。

预计到2030年,随着自动化技术发展,中国将有1亿劳动力(约占劳动力总数的12%)需要进行职业转换(Manyika et al.,2017)。已有研究多从技能结构的视角分析自动化技术的岗位替代效应,发现从事常规、程序化任务的中等技能劳动者更容易被替代(王永钦、董雯,2020;Acemoglu and Autor,2011)。从年龄结构来看,中老年劳动力因创新思维能力较弱、体力下降以及职业路径依赖,面临更高的人工智能替代风险(王林辉等,2022)。那么,在自动化技术冲击下,面临职业替代风险的中老年劳动力将做出何种就业选择?其是否会选择退休?这亟待厘清。更深层而言,中老年劳动力需要更新技能水平,追平原就业岗位的技能需求或获得足够的岗位转换能力,才可能继续留在劳动力市场。如果无法及时提升中老年劳动力与劳动力市场变化相适应的人力资本,那么通过延迟退休增加劳动力供给的政策效果将十分有限。培训投资在此过程中发挥了重要的作用,本文从理论演绎和实证检验的角度对此提供了证据支持。

本文基于工业机器人应用这一自动化技术变革,研究其就业冲击下中老年劳动力的退休行为,以及培训投资如何发挥缓解作用,为充分挖掘中老年劳动力资源,推动延迟退休政策效果的有效发挥和积极应对人口老龄化提供依据。具体而言,本文利用全国代表性的微观调查数据,基于工业机器人数据构建Bartik冲击变量,并采用工具变量缓解内生性问题,从实证的角度验证工业机器人应用对中老年劳动力退休行为的影响。并从就业环境恶化、技能劳动力就业占优及再培训投资成本收益失衡的角度进行机制分析。本文还从地区职业培训投入力度、受教育程度、年龄和性别等维度分析异质性,为工业机器人应用对退休行为的影响及培训投资的缓解作用提供证据。

研究发现,工业机器人应用显著提高了临近退休年龄人口选择退休的概率。主要机制在于,一是工业机器人应用使得大龄劳动力的就业环境恶化,在业概率显著下降,失业风险显著提升,工业机器人应用水平更高的企业也会减少大龄劳动力的雇佣比例,这都会使中老年劳动力选择退出;二是技能水平较高的人力资本优势群体受到的就业冲击更小,然而,从工资水平来看,进行再培训投资的收益并未有明显的提升,这也弱化了中老年劳动力努力留在劳动力市场的激励。异质性分析发现,培训的获得有助于降低中老年劳动力因工业机器人应用而退休的概率;本科以下受教育程度者、较高年龄劳动者及女性从业人员等在就业环境和技能提升方面处于相对弱势的群体,更可能受到工业机器人应用的冲击而选择退休。因此,在新一轮科技革命的快速演变下,促进大龄劳动力的积极就业需要公共部门提供充足的培训支持。

本文主要从以下几个方面丰富了已有文献:在研究主题上,将技术变革、人力资本投资和退休决策纳入一个框架下进行分析,从技术进步这一劳动需求侧因素补充了退休行为的决定因素研究;在研究对象上,丰富了技术变革对不同年龄段劳动力的结构性影响研究,补充了工业机器人应用对中老年劳动力市场影响的证据;在应对策略上,正式检验了培训型人力资本投入对中老年劳动力就业冲击的缓解作用,展示了获取再培训投资支持对延长其就业年限的重要意义。

## 二、理论分析与研究假说

从就业总量来看,工业机器人应用将会通过三种效应影响就业需求,即正向的生产率效应、正向的岗位创造效应和负向的岗位替代效应(Acemoglu and Restrepo, 2020)。基于国内背景的研究大多发现,工业机器人应用对就业的负向替代效应更大,因此,总体表现为负向的就业冲击(Giuntella and Wang, 2019;王永钦、董雯, 2020)。从家庭联合劳动供给来看,替代效应主导下的工资收入是不利的,工业机器人应用通过直接提升年轻一代工资收入,进而由家庭代际间劳动供给决策间接促使中老年家庭成员提前退体的可能性并不大。从劳动者自身劳动供给来看,年长劳动力面临着更加不利的负面冲击。相比年轻一代,中老年劳动力在劳动力市场竞争中处于较为劣势的地位。中国经历了教育水平的快速大幅度提升,进入劳动力市场的新一代工人初始人力资本水平远远高于之前队列的初始人力资本水平,这种通用型人力资本水平具有较强的代际优势,远远大于通过工作积累的专用经验(Fang and Qiu, 2023)。尤其是在技能偏向型技术变革中,对高技能人才的需求更多,岗位技能需求也更加灵活多变,年长员工将更加难以适应就业岗位需求。因此,当劳动力需求的负面冲击来临时,中老年劳动力将会受到比新一代劳动力更大的不利影响,更容易遭受失业。如蔡跃洲和陈楠(2019)、王林辉等(2022)等研究也发现了在年龄结构的异质性上,工业机器人应用会对中老年劳动力产生更大的影响。失业率的上升将会降低劳动者的劳动参与积极性,产生“沮丧的工人效应”,从而退出劳动力市场。尤其是中老年劳动力,处在就业生命周期的最后阶段,更容易在冲击下放弃寻找工作,而选择退出劳动力市场。基于此,本文提出:

假说1:工业机器人应用将会造成总体就业环境的恶化,处于人力资本弱势地位的中老年劳动力将会受到更大的负面冲击,“沮丧的工人效应”促使其选择退休。

工业机器人应用对就业的影响存在着技能结构上的差异,已有研究发现低技能劳动者的就业份额会显著降低(Graetz and Michaels, 2018)。一些研究进一步将技能结构划分为低、中、高三个层次,发现工业机器人应用对就业结构的影响呈现出明显的“极化”特征,即中等技能劳动者的就业需求相对减少,而高技能和低技能劳动者的就业需求则可能相对增加(Michaels et al., 2014; De Vries et al., 2020;王永钦、董雯, 2020;王永钦、董雯, 2023)。这是因为以工业机器人为代表的自动化技术对任务的替代具有明显的偏向性,对常规任务的替代性更强,而从事常规任务的往往是中等技能劳动者。技能结构可以从受教育程度和职业技能两个层面进行划分,本文也发现了工业机器人应用的就业冲击在受教育程度更低和缺乏专业技术资格的群体中更为显著。基于此,本文提出:

假说2:人力资本更为弱势的个体将面临更大的就业冲击,从而更倾向于选择退休。

在技能偏向型的技术进步背景下,中老年劳动力面临着就业市场的双重挑战:一方面,总体就业环境的恶化使得就业机会减少,竞争压力增大;另一方面,技能劳动者就业的结构性优势要求中老年劳动力不断更新和自身的人力资本水平,以适应技术变革带来的岗位需求变化。对于中老年劳动力而言,教育水平和教育类型已经相对固定,难以通过正规教育提高人力资本,因此,职业技能培训成为他们提升人力资本的主要手段。中老年劳动力需要进行再培训投资,以便能够适应原就业岗位的技能需求,或者具备足够的岗位转换能力,从而继续留在劳动力市场而非选择退休。然而,中老年劳动力通常受教育程度较低,掌握的

技能可能较为过时,获得再培训投资收益的时间也更短。这就意味着,再培训投资的成本较高,难度较大,收益期较短。只有当再培训投资能够带来足够大的工资提升收益时,才能激励中老年劳动力做出再培训投资决策。大幅技术进步带来的工资提升效应可能更大,使中老年劳动力进行再培训投资变得更加划算,从而降低他们选择提前退休的概率(Burlon and Vilalta-Bufl, 2016; Ahituv and Zeira, 2011)。因此,再培训投资的成本和收益是决定中老年劳动力能否继续留在劳动力市场的关键。基于此,本文提出:

假说3:技能培训投资是降低中老年劳动力退休概率的有效途径。

### 三、数据和模型

#### (一) 研究对象和数据来源

本文的研究对象是城镇劳动者,因为他们是退休制度影响的主要群体,而农业人口并不涉及退休问题,本文沿用封进和韩旭(2017)、邹红等(2019)的界定方法,将城镇劳动者界定于被城镇养老保险体系覆盖的个体,即参与城镇职工基本养老保险或机关事业单位养老保险的群体。根据我国现行的法定退休年龄规定,女性工人为50岁,女性干部为55岁,男性为60岁。为了避免实际年龄与法定退休年龄相差较远群体退休行为的极低变异性,本文只选取距离法定退休年龄前后一定时期的样本,即现有年龄处于45-60岁的女性和50-65岁的男性。

本文的数据来源有四个:一是国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)数据,它提供了1993—2019年各个国家/地区分行业的工业机器人存量和增量数据,是目前最权威、最全面的工业机器人应用水平的度量指标,已被广泛用于分析工业机器人应用对劳动力市场(Graetz and Michaels, 2018; Acemoglu and Restrepo, 2020)和其他经济社会领域(Giuntella et al., 2022)的影响。二是2015年全国1%人口抽样调查数据,该数据质量高,样本量足够大,包含了个体的基本人口特征和当前就业信息,为本文的基准回归提供了可靠的数据支持。三是中国劳动力动态调查(China Labor-force Dynamics Survey, CLDS)2012—2018年追踪调查数据,它涵盖了个体详细的劳动就业信息,包括本文重点关注的个体接受培训的信息及职业资格信息,为本文的技能培训机制分析提供重要的数据依据。同时,该数据还可控制更多家庭和个人层面的详细指标,并可通过面板数据模型,消除个体不可观测的、不随时间变化的遗漏变量对估计系数产生的偏误威胁,有效地补充了人口抽样调查数据指标的缺乏和截面数据类型的不足,提供了稳健性分析基础。四是中国企业-劳动力匹配调查(China Employer-Employee Survey, CEES)2018年数据。CEES是目前国内为数不多的、具有代表性的企业员工匹配调查数据,调查范围涵盖广东、湖北、江苏、四川和吉林5个省份,涉及的城市有60个,区县有99个。调查的企业主要集中于制造业,能很好代表工业机器人的主要应用领域。企业调查表包含企业的基本情况、生产情况、人力资源情况等内容,其中企业机器设备的使用和员工的雇佣信息为本文的研究提供了基础数据。而员工调查表则包含个人信息、当前工作、保险福利等方面的内容,其中员工的年龄、技能培训和收入等信息则为本文进一步分析提供了更多依据。

#### (二) 模型和变量

在工业机器人应用对个体退休决策的影响研究中,所使用的被解释变量为虚拟变量,但

已有研究表明,有限被解释变量带来的问题并不严重,线性模型和非线性模型的所得边际效应的差别很小,且非线性模型在使用工具变量或面板数据等情形下面临着更加复杂的估计和推断问题(安格里斯特、皮施克,2012)。相比之下,线性模型使用更为简便灵活,估计具有更加优良的统计推断性质,结果更直观且易于解释。在实际应用中,当被解释变量为离散情形时,不少研究直接使用 OLS 方法进行估计。因此,本文主要以线性概率模型作为基准回归方法进行分析,并使用 Probit 模型估计结果作为稳健性检验。

本文构建了如下的计量回归模型:

$$y_{ic} = \alpha + \beta Robot_c + \gamma Z_{ic} + \delta W_c + \theta_p + \varepsilon_{ic} \quad (1)$$

(1)式中: $i$ 表示个体, $c$ 表示城市, $y_{ic}$ 为被解释变量,表示城市 $c$ 内个体 $i$ 的退休状况; $Robot_c$ 为核心解释变量,表示城市 $c$ 的工业机器人渗透度; $Z_{ic}$ 为个体层面的控制变量,包括个体年龄、性别、婚姻状况、是否达到法定退休年龄、受教育程度、户口类型等; $W_c$ 为城市层面的控制变量,包括城市在基期2010年时的人均土地面积、人均GDP、人均互联网使用情况、第二产业和第三产业就业占比等,以消除城市基本经济状况、互联网基础设施水平和产业结构等对工业机器人应用影响的干扰; $\theta_p$ 为省份层面的固定效应,用于控制省份间的异质性; $\varepsilon_{ic}$ 为随机误差项。

被解释变量的度量:本文利用人口抽样调查中被登记人上周没有工作的原因是离退休<sup>①</sup>这一选项,来判断个体的退休状况。在本文关注的研究对象中,退休个体约占43.49%,其中,女性退休的概率约为47.85%,男性约为39.29%。与已有研究根据CHARLS数据中关于退休类型的调查计算出的提前退休概率相比,本文的退休概率较为适中(邹红等,2019)。

核心解释变量的度量:本文遵循Acemoglu和Restrepo(2020)、陈媛媛等(2022)以及陈佳莹等(2022)普遍采用的构造方式,基于Bartik变量度量城市年度层面的工业机器人渗透度。鉴于中国工业机器人的迅猛发展态势始于2010年,我们参考王林辉等(2023),选定2005年为基准年份,利用2005年全国1%人口抽样调查数据,计算各城市在机器人技术兴起之前的行业就业结构基础,有效规避了工业机器人应用对就业结果的潜在干扰。具体而言:首先获取城市层面的各行业就业份额;其次,将这些份额和对应行业的工业机器人数量与就业人员数量的比率相乘;最后,在行业层面上进行汇总,即可得出反映各城市工业机器人渗透度的综合指标。

$$Robot_{ct} = \sum_s \frac{employ_{sect_0}}{employ_{ct_0}} \frac{robot_{st}}{L_{st_0}} \quad (2)$$

(2)式中:下标 $s$ 表示行业, $c$ 表示城市, $t$ 表示年份, $t_0$ 为基期2005年。 $robot_{st}$ 表示行业 $s$ 在年份 $t$ 的工业机器人存量, $L_{st_0}$ 表示行业 $s$ 在基期的就业人数,基期各行业的就业人数来自2006年《中国劳动统计年鉴》。 $\frac{employ_{sect_0}}{employ_{ct_0}}$ 不仅体现了城市在基期时各行业所占的就业份额,而且揭示了各行业工业机器人应用水平变化对该地区劳动力市场的影响力度。具体而言,

<sup>①</sup>指已正式办理离休、退休手续,定期领取离退休生活费,且未从事任何有收入劳动的人。单位“内退”人员,由于没有正式办理离、退休手续,不能作为离、退休人员,故不在此范围内。

若某一地区中,工业机器人应用程度较高的行业占据了更为显著的就业份额,那么这些行业的工业机器人应用对该地区劳动力市场的冲击将尤为显著。

鉴于工业机器人的应用主要聚焦于制造业领域,本文采用了制造业各细分行业的工业机器人数据展开分析。然而,国际机器人联合会关于制造业细分行业的划分标准与中国现行的行业分类标准存在差异。为了克服这一障碍,本文参照陈媛媛等(2022)、王林辉等(2023)的做法、遵循诸竹君等(2022)的对应关系转换方法,并参照《所有经济活动的国际标准行业分类》(ISIC Rev.4)的详细内容,将IFR的行业分类体系与中国《国民经济行业分类》(GB/T 4754-2017)进行了细致的比对与匹配,最终确立了15类制造业细分行业的分类框架。基于此,可将中国的行业就业数据与IFR提供的行业工业机器人数据进行对接。另外,2005年全国1%人口抽样调查中的行业分类是根据《国民经济行业分类》(GB/T4754-2002)制定的《三次产业划分规定》进行编码的,为了将这一数据融入我们的分析框架,本文利用制造业细分行业分类代码的前两位,将这些数据对应到了上述15类制造业细分行业中,从而实现了地区行业就业份额与行业数据的匹配<sup>①</sup>。

### (三) 变量描述性统计结果

各变量的描述性统计结果如表1所示,临近退休年龄劳动力中选择退休的个体约占43.8%。以安装量构建的工业机器人渗透度平均约为17台/万人,以存量计算的工业机器人渗透度平均约为57.4台/万人。这与2015年中国制造业工业机器人密度为49台/万人<sup>②</sup>相比,较为一致、可信。

表1 变量描述性统计

指标含义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
是否退休(是=1)	98346	0.438	0.496	0	1
以安装量计算的工业机器人渗透度(台/百人)	98346	0.170	0.071	0.041	0.381
以存量计算的工业机器人渗透度(台/百人)	98346	0.574	0.254	0.127	1.408
年龄	98346	54.474	5.230	45	65
性别(男性=1)	98346	0.509	0.500	0	1
有配偶(是=1)	98346	0.927	0.260	0	1
达到法定退休年龄(是=1)	98346	0.331	0.471	0	1
小学及以下学历(是=1)	98346	0.097	0.296	0	1
初中学历(是=1)	98346	0.382	0.486	0	1
高中学历(是=1)	98346	0.327	0.469	0	1
大学学历(是=1)	98346	0.188	0.391	0	1
研究生学历(是=1)	98346	0.006	0.075	0	1
农业户口(是=1)	98346	0.142	0.349	0	1
城市人均土地面积(平方公里/人)	98346	0.004	0.009	0	0.189
城市人均GDP(元/人)	98346	46398.856	25069.307	5304	175125
城市人均互联网用户数(户/人)	98346	0.257	0.479	0.011	2.293
城市第二产业就业人员占比(%)	98346	45.769	13.063	7.240	81.850
城市第三产业就业人员占比(%)	98346	51.475	12.402	17.880	92.230

注:数据来源于2015年全国1%人口抽样调查数据;为了避免异常值的影响,对工业机器人渗透度进行了双侧各1%的截尾处理。

①因篇幅限制,行业统一对应标准未详细列示,留存备索。

②IFR, World Robotics 2016 Industrial Robots, 载于 [https://ifr.org/img/uploads/Executive\\_Summary\\_WR\\_Industrial\\_Robots\\_20161.pdf](https://ifr.org/img/uploads/Executive_Summary_WR_Industrial_Robots_20161.pdf)。万人为每一万个制造业人口。

## 四、回归结果分析

### (一) 基准回归

表2展示了工业机器人应用对中老年劳动力退休行为影响的基准回归结果。

**表2 工业机器人应用对退休行为影响的基准回归结果**

变量	被解释变量:是否退休			
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人渗透度(以安装量计算)	0.408*** (0.022)	0.071*** (0.023)		
工业机器人渗透度(以存量计算)			0.111*** (0.006)	0.018*** (0.006)
年龄		0.052*** (0.000)		0.052*** (0.000)
性别		-0.338*** (0.003)		-0.338*** (0.003)
有配偶		-0.029*** (0.005)		-0.029*** (0.005)
达到法定退休年龄		0.165*** (0.005)		0.165*** (0.005)
初中学历		0.077*** (0.004)		0.077*** (0.004)
高中学历		0.067*** (0.005)		0.067*** (0.005)
大学学历		-0.058*** (0.005)		-0.058*** (0.005)
研究生学历		-0.160*** (0.013)		-0.160*** (0.013)
农业户口		-0.235*** (0.004)		-0.235*** (0.004)
城市人均土地面积		0.386** (0.173)		0.383** (0.173)
城市人均GDP		-0.000*** (0.000)		-0.000*** (0.000)
城市人均互联网用户数		0.090*** (0.018)		0.091*** (0.018)
城市第二产业就业人员占比		0.001*** (0.000)		0.001*** (0.000)
城市第三产业就业人员占比		-0.000 (0.000)		-0.000 (0.000)
常数项	0.368*** (0.004)	-2.218*** (0.034)	0.374*** (0.004)	-2.219*** (0.034)
省份固定效应	YES	YES	YES	YES
观测值	98346	98346	98346	98346
R <sup>2</sup>	0.003	0.483	0.003	0.483

注:数据来源于2015年全国1%人口抽样调查数据;括号内为稳健标准误,\*\*\*、\*\*和\*分别表示在0.01、0.05和0.1的显著性水平下显著,下同。回归中个体受教育程度分类变量以小学及以下学历为基准组。

表2第(1)、(2)列采用了以安装量计算的工业机器人渗透度作为核心解释变量。在未



加入控制变量的情况下,工业机器人渗透度与退休概率之间存在显著的正相关关系。加入控制变量后,该正相关关系依然稳健存在,表明工业机器人应用显著提高了中老年劳动力选择退休的可能性。具体来说,工业机器人渗透度每提升1台/百人,中老年劳动力选择退休的概率预计会上升7.1个百分点,相当于平均退休概率的16.2%。表2第(3)、(4)列则是基于存量数据计算的工业机器人渗透度,结果同样支持工业机器人应用显著促进中老年劳动力退休这一结论,说明本文主要发现是稳健的。

## (二) 稳健性检验

### 1. 内生性问题

基准回归中可能存在的内生性威胁主要在于:一是反向因果问题,工业机器人应用水平的提高可能是劳动供给的减少和劳动力成本增加所导致的,企业出于降低生产成本的目的而更多地采用价格不断下降的工业机器人而非人工(Furman and Seamans, 2019)。因此,中老年劳动力的提前退出所带来的劳动供给下滑可能促使企业加大了工业机器人的采用。二是遗漏变量问题,特定行业工业机器人应用水平的高低可能与影响该行业的其他趋势或产业集聚的经济条件相关,从而混淆了工业机器人应用影响的估计。例如,Acemoglu 和 Restrepo(2020)指出,美国制造业区域性就业变化的重要驱动力来自中国进口带来的竞争压力。

为有效缓解内生性问题带来的挑战,本文遵循 Acemoglu 和 Restrepo(2020)等众多文献广泛采纳的方法,引入了其他国家的工业机器人应用程度构造工具变量。具体而言,针对中国工业机器人应用影响的研究,已有文献如王永钦和董雯(2020, 2023)以及王林辉等(2023)普遍倾向于采用美国的工业机器人数据构造工具变量。这一选择主要基于两点考虑:首先,美国在工业机器人技术上处于全球领先地位,其发展水平能够较好地反映各行业的技术进步先导趋势。鉴于中美两国在工业机器人应用领域的演进轨迹较为相似,美国的工业机器人应用与中国的情况具有较强的相关性。其次,美国的行业工业机器人应用水平与中国本土的其他潜在影响因素之间,存在着较低的直接关联性。美国的工业机器人应用作为一个外部参照系,能够较好地独立于中国内部的经济、社会及政策环境,从而符合工具变量外生性的严格要求。为了进一步严格说明工具变量的外生性,本文还对工具变量进行了排他性检验和证伪测试<sup>①</sup>。工具变量具体构造如下:

$$Robot_{ct}^{iv} = \sum_s \frac{employ_{sect_0}}{employ_{ct_0}} \frac{robot_{st}^{us}}{L_{s1990}^{us}} \quad (3)$$

(3)式中: $\frac{employ_{sect_0}}{employ_{ct_0}}$  仍然是中国各城市在基期的行业就业份额,  $robot_{st}^{us}$  为美国行业的工业机器人安装量或存量水平,  $L_{s1990}^{us}$  为美国基期行业就业水平。美国分行业就业数据来自美国经济研究局和美国人口普查局经济研究中心(NBER-CES),基期为1990年。

以美国工业机器人数据构造的渗透度作为工具变量进行2SLS估计的结果报告在表3。

<sup>①</sup>因篇幅限制,工具变量的排他性检验和证伪测试结果未详细列示,留存备索。

如第(1)列和第(2)列所示,在以中国工业机器人安装量计算的渗透度为被解释变量的第一阶段回归中,工具变量系数为正且在1%水平上显著,弱工具变量检验的F统计值远高于临界值,说明工具变量与内生变量之间存在强相关性。第(2)列的2SLS估计结果与基准回归一致,再次证实了工业机器人应用会促进中老年劳动力退休这一结论。表3第(3)列和第(4)列基于存量数据计算的工业机器人渗透度,也得到了类似的稳健结果。

**表 3 工业机器人应用对退休行为影响的 2SLS 估计结果**

变量	工业机器人渗透度(安装量)	是否退休	工业机器人渗透度(存量)	是否退休
	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
	(1)	(2)	(3)	(4)
工具变量(安装量)	1.602*** (0.007)			
工业机器人渗透度(安装量)		0.114*** (0.030)		
工具变量(存量)			0.897*** (0.002)	
工业机器人渗透度(存量)				0.021*** (0.007)
省份固定效应	YES	YES	YES	YES
K-P F 值	53000***		280000***	
观测值	98346	98346	98346	98346
R <sup>2</sup>	0.805	0.483	0.929	0.483

注:数据来源于2015年全国1%人口抽样调查数据;控制变量同表2。

### 2.其他稳健性检验

一是更换估计方法。考虑到本文所使用的被解释变量是否退休为二元离散变量,此处使用适用于离散被解释变量的Probit模型进行稳健估计,避免线性概率模型可能存在的限制,更加准确地展示工业机器人应用对退休的概率影响。估计结果如表4第(1)列所示,工业机器人渗透度对退休行为影响的边际效应为0.074,与基准回归结果基本一致。

二是考虑样本自选择问题。样本可能存在因劳动者接近退休年龄时在城市间的移动而引起的自选择偏差,进而可能会影响估计结果的一致性。我们进一步采用倾向得分匹配(PSM)方法缓解可能存在的自选择偏差问题,首先将工业机器人渗透度处于中位数及以上的样本划分为高工业机器人渗透度地区,将工业机器人渗透度处于中位数以下的样本划分为低工业机器人渗透度地区,使用Logit模型,将所有控制变量对研究观测期内处于高工业机器人渗透度地区还是低工业机器人渗透度地区这一处理变量进行回归,采取卡尺最近邻匹配的方式,设置处理组和控制组的配对方式为1:3,并将控制组样本的倾向得分值限定在处理组样本倾向得分值的±0.05以内,然后筛选出匹配成功的满足共同支撑假设的样本再次进行基准估计。结果如表4第(2)列所示,换用不同匹配方式的估计结果类似,表明在考虑样本自选择偏差后本文基准回归结论依然稳健。

三是更换工业机器人应用水平衡量指标。随着机器人产业在全国范围内的迅猛发展,各地开始积极打造机器人产业集聚区,推动本地区的机器人产业发展。我们参考沙学康和朱开笛(2023)的研究思路,结合历年《中国机器人产业发展报告》以及前瞻产业研究院的前

瞻产业园区库数据,获取了全国各城市工业机器人产业园的详细信息,并通过手动搜集每个工业机器人产业园的官网资料、政策文件及新闻报道等,整理出了各产业园的建成时间。数据显示,自2013年起,全国各地进入了建设工业机器人产业园的热潮期。以城市是否在2015年已建立了工业机器人产业园(定义是=1,否=0)这一指标,衡量工业机器人应用程度。结果如表4第(3)列所示,估计系数显著为正,表明工业机器人产业园建立促进了中老年劳动力的退休行为。结论依然稳健。

此外,在退休状态的度量上,如果将主要生活来源为离退休金的60岁以上人群也归类为退休人员,回归结果如表4第(4)列所示,核心解释变量的正向效应同样显著。

表4 稳健性检验结果

变量	被解释变量:是否退休			
	更换估计方法	考虑样本自选择问题	更换工业机器人衡量指标	更换变量度量方式
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人渗透度 (安装量)	0.074*** (0.023)	0.067*** (0.024)		0.066*** (0.023)
是否建立工业机器人产业园			0.031*** (0.004)	
省份固定效应	YES	YES	YES	YES
观测值	98346	79054	98346	98346
R <sup>2</sup>	0.435	0.476	0.483	0.511

注:数据来源于2015年全国1%人口抽样调查数据;控制变量同表2;表中第(1)列汇报的是Probit模型估计的边际效应,其R<sup>2</sup>为Pseudo R<sup>2</sup>。

## 五、机制分析

### (一)中老年就业环境恶化

本节从企业层面的雇佣情况和个体层面的就业情况两个角度,考察工业机器人应用对中老年劳动力就业状况的影响,重点关注雇佣特征、就业概率、劳动参与率和工作收入等方面。首先,从企业雇佣层面来看,工业机器人应用会降低对中老年劳动力的需求,导致其就业机会减少和工资水平下降。CEES数据提供了劳动力所在企业工业机器人使用情况及其雇佣特征,相比城市层面构造的工业机器人渗透度而言,使用企业层面的工业机器人应用水平可以更加精准地体现工业机器人冲击向个体匹配的过程。以企业人均工业机器人数量为解释变量,在企业层面进行估计,结果如表5所示。

表5 企业工业机器人应用水平对中老年劳动力雇佣行为的影响

变量	员工平均年龄	≥45岁员工占比	≥45岁员工上个月周工作时长对数	≥45岁员工上个月收入对数
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人应用水平	-3.034*** (1.170)	-9.199** (4.134)	21.444** (10.047)	0.135 (0.297)
观测值	1643	1604	1257	1264
R <sup>2</sup>	0.313	0.192	0.163	0.223

注:数据来源于2018年CEES;核心解释变量为企业人均工业机器人台数(台/人);控制变量包含企业注册类型、资产负债比、企业规模及制造业细分固定效应和城市固定效应。

表5第(1)列显示了企业工业机器人应用对其员工平均年龄的影响,估计系数显著为负,可见,工业机器人应用水平更高的企业倾向于雇佣更加年轻的工人,而淘汰或避免雇佣中老年劳动力。第(2)列展示了企业45岁及以上员工占比受工业机器人应用的影响,估计系数显著为负,表明企业工业机器人应用水平的提升将会抑制对中老年劳动力的需求,降低其在企业中的比重。第(3)、(4)列分别展示了45岁及以上员工平均周工作时长和工作收入受企业工业机器人应用的影响,可见,企业工业机器人应用水平的提升使得中老年劳动力的工作时长显著增加,但工作收入却没有显著提升。这可能反映了中老年劳动力为了保持就业不被工业机器人替代而更加努力工作,延长自己的工作时间,但由于工业机器人的替代效应,其工资水平并没有相应提高。总体而言,从企业雇佣层面来看,工业机器人应用水平的提升恶化了中老年劳动力的就业环境,降低了其在劳动力市场中的竞争力。

其次,从个体就业层面来看,工业机器人应用会影响中老年劳动力的就业选择,导致其就业概率和劳动参与率下降。恶化的就业环境和竞争力使得处于就业生命周期最后阶段的大龄劳动力更可能选择退出劳动力市场,选择退休或不再寻找工作。如表6所示,工业机器人应用水平的提升使得中老年劳动力的就业概率显著降低,劳动参与率也显著降低。这表明工业机器人应用水平的提升使得中老年劳动力面临更高的失业风险,从而降低了其劳动供给。也就是产生了“沮丧的工人效应”,即中老年劳动力在遭遇劳动力市场的冲击后,就可能选择退出劳动力市场。进一步地,基于中老年就业群体的分析如表7所示。表7第(1)列被解释变量为个体认为未来五年里遭遇失业的可能性,可能性非常大=1,可能性比较大=2,可能性比较小=3,可能性非常小=4,估计系数显著为负,说明工业机器人应用将增加中老年就业群体的失业风险预期。同时,从工作收入和工作时长来看,如表7第(2)一(4)列所示,与企业雇佣层面的结果一致,工业机器人渗透度的提升并未提升中老年就业群体的收入水平,而是使其工作时间增加。这可能反映了中老年就业群体在面对工业机器人应用的冲击时,采取了更多的努力工作和延长工作时间的应对策略,以期保住自己的工作岗位,或者为了弥补工资收入的损失而增加工作时间。

总体而言,基于企业雇佣层面和个体就业层面的分析都表明,工业机器人应用将会减少中老年劳动力的就业机会,使其面临着更高的失业风险,中老年劳动力的劳动参与意愿显著下降。同时,保持就业的中老年劳动力需付出更多的工作努力,工作时间延长,但并未获得更高的工资收入。在此整体就业环境恶化的情况下,中老年劳动力更可能就退出劳动力市场,选择退休。

**表6 工业机器人应用对中老年劳动力就业和劳动参与的影响**

变量	被解释变量:就业		被解释变量:劳动参与	
	OLS	2SLS	OLS	2SLS
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人渗透度	-0.115*** (0.025)	-0.167*** (0.032)	-0.103*** (0.025)	-0.149*** (0.032)
观测值	98346	98346	97735	97735
R <sup>2</sup>	0.417	0.417	0.432	0.432

注:数据来源于2015年全国1%人口抽样调查数据;控制变量同表2;还控制了省份固定效应。

表7 工业机器人应用对中老年劳动力就业情况的影响

变量	失业风险	收入水平	工资性收入	工作时长
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人渗透度	-3.625* (1.895)	0.036 (1.720)	-0.979 (2.229)	1.374** (0.542)
观测值	2302	1979	2006	2061
R <sup>2</sup>	0.129	0.140	0.229	0.149

注:数据来源于2012—2018年CLDS;控制变量同表2;还控制了年份和城市层面的固定效应。

(二) 技能劳动者就业占优

本节从技能水平的角度分析工业机器人应用对劳动力就业状况的影响。按照是否在过去两年参加过至少5天的专业技术培训、是否具有专业资格证书来划分劳动者技能水平,表8展示了引入技能特征和工业机器人渗透度交互项对中老年劳动力就业状态进行回归的结果。交互项系数显著为正,表明参加过培训或拥有资格证书的中老年劳动力在工业机器人应用冲击下依然能够保持就业的概率明显更高。专业技术培训可以提高劳动者技能水平,使其更能适应工业机器人应用带来的技术变化,从而增加其就业机会。因此,工业机器人应用下的技能提升所发挥的重要作用在于增加就业机会。同时,中国高等教育的快速发展,提升了年轻一代劳动力的受教育程度,使其具备了更高的通用技能水平。而更为年长的劳动力在快速的产业结构变迁中,通过工作经验积累的更多是专用技能,此类技术知识结构往往无法适应劳动力市场对技能要求的快速变化(张川川、赵耀辉,2014)。年轻劳动力所拥有的人力资本初始水平比年长劳动力通过工作经验积累的人力资本水平更具备劳动力市场的竞争优势(Fang and Qiu, 2023;封进、李雨婷,2023)。因此,中老年劳动力作为劳动力市场上与年轻一代人力资本水平相比更为劣势的群体,更可能面临失业。

表8 就业环境的技能偏向

变量	被解释变量:就业	
	(1)	(2)
工业机器人渗透度×是否参加过培训	0.813*** (0.081)	
工业机器人渗透度×是否有专业资格证书		0.262*** (0.066)
工业机器人渗透度	-0.157 (0.218)	-0.150 (0.221)
观测值	4446	4446
R <sup>2</sup>	0.437	0.428

注:数据来源于2012—2018年CLDS;控制变量同表2;还控制了年份和城市层面的固定效应。

另外,表9展示了分技能和培训水平的中老年劳动力在工业机器人应用冲击下退休概率的回归结果。结果显示,有专业技术资格证书或参加过专业技术培训的个体更能抵抗工业机器人应用的冲击,并未受到明显的退休影响;而无专业技术资格证书或未参加过专业技术培训的个体因技能的缺乏,更容易受到冲击而选择退休。这一点与前文结论一致,也进一步强调了专业技术资格证书是劳动者技能水平的信号,接受专业技术培训则可以提高劳动

者的技能水平,使其更能适应工业机器人应用带来的技术变化,减轻工业机器人应用带来的失业和退休影响。

**表 9 退休行为异质性:个体技能与培训水平**

变量	被解释变量:是否退休			
	有专业技术资格证书	无专业技术资格证书	参加过培训	未参加过培训
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人渗透度	0.189 (0.412)	0.574** (0.268)	-0.276 (0.471)	0.541** (0.241)
观测值	1307	3121	573	3859
R <sup>2</sup>	0.350	0.271	0.343	0.269

注:数据来源于 2012—2018 年 CLDS;控制变量同表 2;还控制了年份和城市层面的固定效应。

### (三)再培训投资的成本收益失衡

本节从再培训投资的角度,分析工业机器人应用对中老年劳动力技能提升收益的影响。表 10 展示了按照是否参加过培训进行分组对中老年劳动力工作收入进行回归的结果。估计系数都不显著,表明工业机器人应用水平的提升并没有导致技能的补偿性差异,即高技能劳动者并没有因为其技能更能适应工业机器人应用而获得更高的工资收入。这可能反映了在工业机器人应用水平提升下,再培训投资的收益主要来自增加就业机会,而非工资收入水平的提升。进行再培训投资的额外收益并不明显,且中老年劳动力从再培训投资中获得收益的期限并不长,其进行再培训投资的激励就不足。再培训投资不仅需要付出时间和金钱的成本,还需要克服学习新技能的困难和心理障碍。中老年劳动力往往缺乏学习新技能的动力和信心,也缺乏有效的再培训机会和渠道。在这种情况下,中老年劳动力更可能选择退休而非留在劳动力市场进行再培训投资。这可能导致中老年劳动力的人力资本损失和社会福利降低。因此,如何提高中老年劳动力进行再培训投资的激励,是一个值得关注的政策问题。

**表 10 工资的技能偏向**

变量	被解释变量:收入水平		被解释变量:工资性收入	
	参加过培训	未参加过培训	参加过培训	未参加过培训
	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人渗透度	-0.599 (4.011)	-0.143 (1.927)	-3.260 (3.992)	-0.994 (2.594)
观测值	392	1566	396	1588
R <sup>2</sup>	0.190	0.153	0.242	0.248

注:数据来源于 2012—2018 年 CLDS;控制变量同表 2;还控制了年份和城市层面的固定效应。

## 六、异质性分析

### (一)技能培训异质性

本节从技能培训的角度,分析了工业机器人应用对不同地区和不同技能水平的中老年劳动力的影响。表 11 展示了分地区的正规职业培训投入力度与工业机器人渗透度的交互

项回归结果。本文按照2015年《中国劳动统计年鉴》提供的2014年各省份正规职业培训的人次和经费情况,计算了各省份人均年度正规职业培训人次和人均年度正规职业培训经费,反映各地区正规职业培训的投入力度,分别与核心解释变量工业机器人渗透度交互。结果显示,交互项系数显著为负,说明正规职业培训投入力度越大的地区,在工业机器人应用冲击下,中老年劳动力选择退休的概率越低。这表明,正规职业培训可以提高中老年劳动力的技能水平,使其更能适应工业机器人应用带来的变化,增加其就业机会。公共部门对职业培训的投资,可以有效减少中老年劳动力进行再培训投资的成本和再培训需求无法满足的障碍,避免受到工业机器人应用冲击的中老年劳动力就此退休。

表 11 退休行为异质性:地区正规技能培训投入

变量	被解释变量:是否退休	
	(1)	(2)
工业机器人渗透度×人均年度正规职业培训人次(人次/万人)	-0.002*** (0.000)	
工业机器人渗透度×人均年度正规职业培训经费(百元/人)		-0.939*** (0.183)
工业机器人渗透度	0.341*** (0.068)	0.340*** (0.059)
观测值	91797	87892
R <sup>2</sup>	0.478	0.476

注:数据来源于2015年全国1%人口抽样调查数据;控制变量同表2;控制了一次项和省份固定效应。

(二) 受教育程度异质性

为了探讨不同受教育程度的劳动者在面对工业机器人应用冲击时,是否存在不同的退休行为,本文将个体受教育程度划分为本科以下和本科及以上,表12报告了分组回归结果,可以看出,工业机器人应用对退休行为的影响具有显著的受教育程度异质性。受教育程度更高的本科及以上中老年劳动力在工业机器人应用下选择退休的概率并未显著上升,而本科以下的中老年劳动力选择退休的概率则显著上升。接受过本科及以上教育的劳动者,具有更高的人力资本水平和学习新技能的能力,在工业机器人应用冲击下,也更能适应岗位技能需求的变化,具有相对更高的就业优势。而受教育程度较低的个体则面临着不利情形,更可能在工业机器人应用冲击下选择退休。

表 12 退休行为异质性:受教育程度

变量	被解释变量:是否退休	
	本科以下	本科及以上
	(1)	(2)
工业机器人渗透度	0.074*** (0.024)	0.086 (0.072)
观测值	90957	7389
R <sup>2</sup>	0.474	0.541

注:数据来源于2015年全国1%人口抽样调查数据;控制变量同表2;还控制了省份层面的固定效应。

### (三) 年龄、性别异质性

本文认为,较高年龄劳动者和女性从业人员这两类在劳动力市场相对弱势的群体,在面对工业机器人应用的冲击时,更容易选择退休而非再培训。这一假设的理论依据是,他们的就业机会更少,退休偏好更强,同时再培训投资的收益和成本状况也较为不利。具体来说,随着年龄增长,个体的体力、脑力等方面能力的衰退,使得再进行技能提升的难度加大,再培训投资的成本增加;同时,由于日益接近就业生命周期的结束时点,个体再培训投资的回收期缩短,再培训投资的收益降低。这些因素都会降低个体的再培训投资意愿,使其在面对工业机器人的替代威胁时,更倾向于选择退出市场,进入退休状态。这一假设在本文的实证分析中得到了验证。如表 13 第(1)列所示,在工业机器人渗透度与年龄的交互项回归中,交互项系数显著为正,即年龄越大的个体在工业机器人应用下选择退休的概率越高。

分性别来看,女性在再培训投资决策中面临着更多的制约和障碍。首先,女性在教育资源获得上存在固有劣势,导致其初始人力资本水平较低,再培训投资成本较高。其次,女性兼顾家庭和工作,往往需要为职业发展作出更多的牺牲,不利于其再培训投资收益的获得。再次,女性在家庭照料中扮演着更加重要的角色,尤其是在孙辈照料方面,这会增加其退出劳动力市场的倾向。因此,女性在工业机器人应用冲击下更难以获得再培训投资的资源和机会,更容易选择退休。如表 13 第(2)列所示,在工业机器人渗透度与性别的交互项回归中,交互项系数显著为负,说明女性更可能在工业机器人应用冲击下选择退休,这一结果也与女性劳动力市场参与相关文献的结论一致。

**表 13 退休行为异质性:年龄和性别**

变量	被解释变量:是否退休	
	(1)	(2)
工业机器人渗透度×年龄	0.013 *** (0.003)	
工业机器人渗透度×性别		-0.169 *** (0.032)
工业机器人渗透度	-0.625 *** (0.143)	0.157 *** (0.029)
观测值	98346	98346
R <sup>2</sup>	0.483	0.483

注:数据来源于 2015 年全国 1%人口抽样调查数据;控制变量同表 2;还控制了省份固定效应。

## 七、结论与政策启示

本文基于工业机器人应用的冲击,探讨了中老年劳动力在技术快速变革下的退休决策。研究发现,工业机器人应用水平的提升将显著促进临近退休群体的退休行为。主要原因在于,中老年劳动力作为劳动力市场上与年轻一代相比人力资本更为弱势的群体,将会在技能偏向型的技术进步中,面临着更加负面的就业冲击。“沮丧的工人效应”和再培训投资的成本收益失衡将促使中老年劳动力选择退休,而培训投资的获得可以有效规避这一局面。异



质性分析发现,受教育程度更低、年龄更大的个体和女性群体此类劳动力市场更为弱势的群体也更容易在工业机器人应用的冲击下选择退休。基于本文的研究发现,可以得出以下几点政策启示:

第一,应加大对中老年劳动力的职业技能培训和转岗支持。实证结果显示,接受过技能培训的中老年劳动力,抵御技术变迁冲击和延缓退体的能力显著提升。应采取如下措施,助力中老年劳动力顺利实现职业转型:一是加大面向中老年劳动力的职业培训财政投入力度,采取免费或补贴的形式,通过职业学校、在线课程等方式提供含金量高、形式多样的培训课程,降低中老年劳动力的再培训投资障碍;二是设立专门的转岗指导和就业辅助机构,依托大数据等评估中老年劳动力现有技能状况,根据产业升级趋势和企业技能需求变化给出个性化的转岗建议;三是提供创业补贴、再就业补贴等多种渠道的经济援助,帮助中老年劳动力顺利实现职业转型。

第二,激励和引导企业开展在岗培训,促进中老年劳动力的在职技能更新和提升。考虑到中老年劳动力自身再培训动机较低,政府可以通过多种方式激励企业投入在岗培训:一是加大对企业开展在岗培训的财政补贴力度,通过给予培训经费补助、培训设备购买补贴等方式,分担企业的培训成本;二是实施税收优惠政策,允许企业在对中老年员工进行定期在岗培训时,在企业所得税中按一定比例扣除相关培训投入;三是设立政府购买培训机制,由政府以合同方式向企业购买在岗培训课程和名额,引入市场机制提高培训质量。

第三,完善弹性退休制度。研究表明,工业机器人应用使部分中老年劳动力不得不选择退休,工业机器人应用下的退休行为存在着异质性,应根据不同群体的人力资本特征和技能适应性差异,制定更为合理和灵活的退休年龄政策。应允许中老年劳动力根据自己就业状态、收入水平、家庭条件等,在法定退休年龄前后一定区间内,自主选择退休时点。这不仅综合兼顾了劳动力个人和社会的利益,也为优化我国退休制度提供了政策依据。

第四,警惕机器人等新兴技术替代对社会养老保障财政可持续性的潜在威胁。机器人技术推动中老年劳动力选择退休的概率提升这一结果,不仅反映了机器人技术替代的就业负面效应,也暗示了未来养老保障体系将在技术冲击下面临更为严峻的财政挑战。应积极推进养老保障制度的改革创新,适应技术变迁的新形势,例如实施渐进式延迟退休、完善多层次的社会养老保险体系等。

#### 参考文献:

- 1.[美]安格里斯特、皮施克,2012:《基本无害的计量经济学:实证研究者指南》,中译本,格致出版社、上海人民出版社,第67—76页。
- 2.蔡昉,2020:《阻断“递减曲线”应对老龄化挑战》,《人口与社会》第1期。
- 3.蔡跃洲、陈楠,2019:《新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业》,《数量经济技术经济研究》第5期。

- 4.陈佳莹、赵佩玉、赵勇,2022:《机器人与非正规就业》,《经济学动态》,第12期。
- 5.陈媛媛、张竞、周亚虹,2022:《工业机器人与劳动力的空间配置》,《经济研究》第1期。
- 6.封进、韩旭,2017:《退休年龄制度对家庭照料和劳动参与的影响》,《世界经济》第6期。
- 7.封进、李雨婷,2023:《人口老龄化与企业进入:基于中国地级市的研究》,《世界经济》第4期。
- 8.李实、[加]史泰丽、[瑞典]古斯塔夫森 主编,2008:《中国城镇失业、提前退休和性别收入差距的变化》,载于《中国居民收入分配研究Ⅲ》,北京师范大学出版社,第362—390页。
- 9.沙学康、朱开笛,2023:《区位导向型政策与创新驱动的制造强国战略》,《经济科学》第5期。
- 10.汪伟、王文鹏,2021:《预期寿命、人力资本与提前退休行为》,《经济研究》第9期。
- 11.王林辉、胡晟明、董直庆,2022:《人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据》,《管理世界》第7期。
- 12.王林辉、钱圆圆、宋冬林、董直庆,2023:《机器人应用的岗位转换效应及就业敏感性群体特征——来自微观个体层面的经验证据》,《经济研究》第7期。
- 13.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。
- 14.王永钦、董雯,2023:《人机之间:机器人兴起对中国劳动者收入的影响》,《世界经济》第7期。
- 15.张彬斌,2022:《研发投入强度增长与中年就业退出》,《财贸经济》第5期。
- 16.张川川、赵耀辉,2014:《老年人就业和年轻人就业的关系:来自中国的经验证据》,《世界经济》第5期。
- 17.张熠、张书博、陶旭辉,2022:《中国退休制度设计:基于激励、保险和再分配效应的研究》,《管理世界》第7期。
- 18.诸竹君、袁逸铭、焦嘉嘉,2022:《工业自动化与制造业创新行为》,《中国工业经济》第7期。
- 19.邹红、文莎、彭争呈,2019:《隔代照料与中老年人提前退休》,《人口学刊》第4期。
- 20.Acemoglu, D., and D. H. Autor. 2011. “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings.” In *Handbook of Labor Economics*, Vol.4, Part B. Edited by D. Card and O. Ashenfelter, 1043–1171. NL: North Holland.
- 21.Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2020. “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets.” *Journal of Political Economy* 128(6): 2188–2244.
- 22.Ahituv, A., and J. Zeira. 2011. “Technical Progress and Early Retirement.” *Economic Journal* 121(551): 171–193.
- 23.Bartel, A. P., and N. Sicherman. 1993. “Technological Change and Retirement Decisions of Older Workers.” *Journal of Labor Economics* 11(1, Part 1): 162–183.
- 24.Burlon, L., and M. Vilalta–Bufí. 2016. “A New Look at Technical Progress and Early Retirement.” *IZA Journal of Labor Policy* 5(1): 1–39.
- 25.De Vries, G. J., E. Gentile, S. Miroudot, and K. M. Wacker. 2020. “The Rise of Robots and the Fall of Routine Jobs.” *Labour Economics* 66, 101885.
- 26.Fang, H., and X. Qiu. 2023. “‘Golden Ages’: A Tale of the Labor Markets in China and the United States.” *Journal of Political Economy Macroeconomics* 1(4): 665–706.
- 27.Feldstein, M. 1974. “Social Security, Induced Retirement, and Aggregate Capital Accumulation.” *Journal of Political Economy* 82(5): 905–926.
- 28.Furman, J., and R. Seamans. 2019. “AI and the Economy.” *Innovation Policy and the Economy* 19(1): 161–191.
- 29.Giuntella, O., and T. Wang. 2019. “Is an Army of Robots Marching on Chinese Jobs?” IZA Discussion Papers

12281.

30. Giuntella, O., Y. Lu, and T. Wang. 2022. "How Do Workers and Households Adjust to Robots? Evidence from China." NBER Working Paper 30707.
31. Graetz, G., and G. Michaels. 2018. "Robots at Work." *Review of Economics and Statistics* 100(5): 753–768.
32. Lumsdaine, R. L., and S. J. C. Vermeer. 2015. "Retirement Timing of Women and the Role of Care Responsibilities for Grandchildren." *Demography* 52(2): 433–454.
33. Manyika, J., S. Lund, M. Chui, J. Bughin, J. Woetzel, P. Batra, R. Ko, and S. Sanghvi. 2017. "Jobs Lost, Jobs Gained: Workforce Transitions in a Time of Automation." *McKinsey Global Institute* 150(1): 1–148.
34. Messe, P. J., E. Moreno – Galbis, and F. C. Wolff. 2014. "Retirement Intentions in the Presence of Technological Change: Theory and Evidence from France." *IZA Journal of Labor Economics* 3(1): 1–28.
35. Michaels, G., A. Natraj, and J. Van Reenen. 2014. "Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries over Twenty-Five Years." *Review of Economics and Statistics* 96(1): 60–77.

## Industrial Robots Application, Training Investment and Retirement Behavior

Yu Jinxia<sup>1</sup>, Ni Chenxu<sup>1</sup> and Gao Wenshu<sup>2</sup>

(1: School of Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences;

2: University of Chinese Academy of Social Sciences)

**Abstract:** This paper is based on the impact of industrial robot applications, incorporating technological change, human capital investment, and retirement decisions into a unified analysis framework to examine the retirement behavior of the middle-aged and elderly labor force under the rapid technological change. Empirical analysis using multi-level micro survey data shows that the application of industrial robots significantly increases the retirement probability of middle-aged and elderly labor force. On the one hand, the overall employment environment deteriorated, the employment demand for the middle-aged and elderly labor decreased, and the risk of unemployment increased, resulting in the "discouraged workers" effect, leading them to choose retirement. On the other hand, skilled workers can maintain their competitive advantage in employment under skill-biased technological changes, but they have not been able to obtain compensatory differences in skill income. The cost-benefit imbalance of retraining investment weakens the motivation for middle-aged and elderly labor to stay in the labor market. Heterogeneity analysis shows that groups with poorer employment environments, such as those with lower education levels, older age, and women, are more likely to be affected by industrial robot applications and tend to retire. The conclusion indicates that providing effective investment in skills training and job transfer support is of great significance in improving the employment resilience of the middle-aged and elderly population.

**Keywords:** Employment, Retirement, Industrial Robots Application, Technological Progress, Training Investment

**JEL Classification:** J26, J24, O33

(责任编辑:赵锐、彭爽)