

劳动力人口与就业

工业机器人应用、劳动保护与异质性技能劳动力就业

明娟, 胡嘉琪

(广东工业大学 经济与贸易学院, 广东 广州 510520)

摘要:工业机器人应用呈现“井喷式增长”态势,其可能带来的“机器替代劳动”问题也引发广泛讨论。在机器人应用带来生产率提升的同时,如何发挥劳动保护政策的缓冲作用,帮助技术变革脆弱群体实现技能提升和就业转移,促进经济增长和就业稳定的持续平衡,便成为政策制定部门必须面对的一个重要议题。基于2012—2020年中国省级面板数据,探讨工业机器人应用对就业技能结构的影响,并考察劳动保护在“机器换人”中的缓冲作用。估计结果证实:工业机器人应用导致就业技能结构呈现单极化特征,即工业机器人应用促进高技能劳动力就业的同时,挤出中等技能劳动力,但对低技能劳动力就业的影响并不显著;在利用工具变量法和PSM-DID处理内生性后,结论依然稳健。区域异质性分析表明,东部地区工业机器人应用对就业技能结构的影响呈现偏向高技能型的单极化趋势,西部地区的工业机器人应用在增加低技能劳动力就业的同时,挤压中高技能劳动力的就业空间,对中等技能劳动力产生更为明显的替代效应,就业技能结构呈现偏向低技能型的单极化特征。劳动保护的调节效应分析进一步显示,随着工会力量的加强,工业机器人应用对低技能劳动力的替代效应逐渐增强,而对中等技能劳动力的替代效应逐渐减弱。职业培训在强化工业机器人应用对高技能劳动力促进作用的同时,也加剧了工业机器人对低技能劳动力的替代作用。因此,在推广应用工业机器人的过程中,要考虑劳动保护的作用,发挥工会组织和职业培训的调节器角色,提高不同技能劳动力对人工智能技术的适应能力,引导劳动力与工业机器人的互补式发展。

收稿日期: 2021-12-20; 修订日期: 2022-04-06

基金项目: 国家社会科学基金重点项目“促进更充分更高质量就业问题研究”(20AZD071); 广州市哲学社科规划2020年度课题“数字经济时代人工智能对广州就业市场重塑研究”(2020GZYB52)。

作者简介: 明娟, 经济学博士, 广东工业大学经济与贸易学院副教授; 胡嘉琪, 广东工业大学经济与贸易学院硕士研究生。

关键词: 工业机器人; 就业极化; 劳动保护; 就业技能结构

中图分类号: F241.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4149 (2022) 04-0106-16 **DOI:** 10.3969/j.issn.1000-4149.2022.00.018

一、引言

近年来,我国工业机器人应用规模呈现“井喷式增长”态势。国际机器人联合会(International Federation of Robotics, IFR)全球工业机器人报告显示,截至2019年,我国工业机器人保有量以78.3万台的数量稳居世界第一,约占世界工业机器人总保有量的29%^①。工业机器人广泛应用,其可能带来的“机器替代劳动”的技术性失业风险也引起广泛关注。部分研究证实:工业机器人应用对中国制造业就业总量产生冲击^[1-4]。工业机器人具有鲜明的技术进步特征,对就业可能产生偏向性影响,导致就业极化,即工业机器人使用会促进高技能岗位和低技能岗位增加,而常规型的中等技能岗位减少。不过,对于工业机器人应用引发的就业结构极化特征,实证证据存在较大争议。部分来自制造业上市公司微观数据的研究证实,机器人应用对不同技能劳动力就业的影响具有显著差异,将促进高、低技能劳动力的就业,导致中国劳动力就业结构整体上呈现两极化特征^[5],不过部分研究也指出我国部分地区出现单极化趋势^[6-8],甚至就业反极化效应^[9]。虽然对于是否出现就业两极化态势,实证研究结果并不一致,但一个相对一致的结论是,工业机器人的使用对就业技能结构带来一定冲击。

当前中国劳动力市场供需不匹配问题依然突出,“招工难”与“就业难”并存的矛盾凸显,而工业机器人的大规模应用势必进一步加剧这一就业结构性矛盾。如何有效化解人工智能给技术变革脆弱群体带来的不利影响,提升劳动力市场对技术冲击的适应性也成为当前加快发展新一代人工智能技术需要思考的问题。而劳动保护可能是解决这一问题的重要渠道和手段,在劳动保护程度较高的地区,企业往往受制于高昂的诉讼成本和严格的监管约束,不能随意调整或解除与员工签订的劳动合同,这可以在一定程度上缓解机器人应用对劳动力市场的负面冲击^[10]。但现有研究更多关注工业机器人应用的就业影响,而忽视了劳动保护对就业负面冲击的缓冲作用。

基于此,本文将工业机器人、劳动保护和就业技能结构纳入统一的分析框架,探讨人工智能技术下我国不同技能劳动力就业的影响趋势,试图厘清人工智能和就业技能结构在劳动保护政策体系下的互动关系,并针对性地提出相关劳动保护举措的优化路径和政策建议。研究致力于回答三个问题:工业机器人应用是否引发就业技能结构极化?劳动保护政策是否能够有效缓解工业机器人应用带来的就业负面冲击?不同劳动保护政策发挥的调节作用是否存在异质性影响?以上问题的探讨有助于捕捉劳动保护政策体系可能存在的困境,促进我国就业保护机制的长期改革,实现技术变革和劳动力市场的动态适配和协调发展。

本文可能的创新之处在于:一是现有研究大多利用国际机器人联合会(IFR)提供的分

① 数据来源:国际机器人联合会(IFR)发布的*World Robotics Report*, 2020。

行业工业机器人数据,通过 Bartik 工具变量法计算各行业机器人渗透率与各省份分行业劳动就业份额,以此衡量省级层面的工业机器人应用水平。相较之下,本文直接采用工业机器人进口金额作为工业机器人应用水平的测度指标,能更精确衡量我国省级层面的机器人应用水平,有效地减少加权谬误,从而保证估计结果的可靠性。二是已有文献大多关注工业机器人应用的就业影响,随着人工智能技术不断推进,系统考察机器人技术对就业技能结构的影响以及劳动保护在其中的缓冲效应具有重要意义。有鉴于此,本文从工会力量和职业培训的双重视角出发,检验劳动保护是否缓解工业机器人对中低技能劳动力就业的负面冲击,扩展了机器人应用对劳动力市场就业领域的文献研究,丰富了后续的研究视角。三是研究发现,工业机器人应用导致我国就业技能结构呈现单极化趋势。工会力量和职业培训在“机器换人”与就业技能结构的调整中发挥了积极作用,证实了劳动保护在“机器换人”中的缓冲作用,为政府制定人工智能产业政策提供经验证据,对就业结构性矛盾下实现稳就业和更充分就业目标也有一定借鉴意义。

二、理论分析与研究假设

1. 机器人应用与就业技能结构

工业机器人应用对劳动力市场影响的分析框架大多基于任务制模型展开^[11-12]。任务制模型将工作任务划分为认知和手工任务、常规和非常规任务,并考虑机器人与劳动力在不同任务中的比较优势,以探究机器人对就业总量的影响。在任务制分析框架下,工业机器人应用对就业产生替代和补偿两种效应:一方面,工业机器人能够替代一系列重复性、程序化、标准化的常规任务,减少相应工作任务的劳动需求,产生就业替代效应^[1,3,13]。另一方面,工业机器人应用可扩大生产规模并创造新的工作任务,进而增加劳动需求,实现就业补偿^[14-15]。就业替代效应和补偿效应往往同时存在,而工业机器人应用对就业总量影响的净效应,要取决于两者之间相互冲减程度,在不同行业、地区和不同技能劳动者群体之间,这一影响存在较大的不确定性,研究结论也不尽一致,甚至相反^[4,16]。

然而工业机器人鲜明的偏向型技术进步特征,决定了工业机器人应用的益处不能均等地渗透到所有劳动人口^[17],即机器人对劳动力市场影响会出现较大的群体异质性,因此人工智能的发展不可避免地会对就业结构产生冲击^[14,18-19]。特别是随着产业自动化和智能化技术改造的加速,工作岗位的生命周期不断缩短,落后岗位消失和新岗位创造的速度持续加快,使得技能成为技术变革中“任务—劳动力”匹配的关键^[20]。这种匹配互动关系不仅加速了不同技能劳动力在就业市场中的比重变动^[21-22],而且加剧了就业极化趋势的形成,这一特征可能有两种态势:一是技能偏向型技术进步使高技能劳动力与技术进步的匹配度更高,因此信息化与自动化技术进步会降低中低技能劳动力的就业水平,并提升高技能劳动力的就业水平,形成就业单极化趋势^[23];二是程序偏向型技术进步下常规型任务通常由中等技能劳动者执行,而对非常规型任务主要由低技能和高技能劳动者执行。工业机器人应用对执行常规型任务的中等技能劳动力产生挤出效应,而对执行非常规型任务的低技能和高技能劳动力产生互补效应,使得就业结构呈现两极化特征^[24]。

已有研究证实,工业机器人在中国的应用会产生就业结构极化现象,但由于对低技能劳动力就业的冲击存在较大不确定性,对于就业技能结构是两极化还是单极化,结论并不一致。如王永钦和董雯基于中国行业机器人应用数据和制造业上市公司微观数据,利用 Bartik 工具变量的因果关系识别策略分析机器人对劳动力市场的影响,研究表明,工业机器人应用在促进高技能和低技能劳动力就业的同时,挤压了部分中等技能劳动力的就业空间,进而引致就业技能结构的两极化^[5]。韩民春等学者利用 2013—2017 年中国 286 个地级市的面板数据,以科技活动人员和非科技活动人员作为高低技能劳动力的划分标准,估计工业机器人对制造业就业结构影响时发现,制造业的机器人应用对高技能劳动者的就业有促进作用,但对低技能劳动力产生了就业挤出效应,此时制造业就业结构朝着单极化方向调整^[1]。而孙早和侯玉琳利用 2001—2015 年全国省级面板数据,构造工业智能化指标,探讨工业智能化对就业结构的影响,研究指出,工业智能化替代初、高中学历劳动力的同时,增加了专科及以上与小学及以下学历劳动力的就业,使全国范围内劳动力就业结构整体呈现两极化态势。而在东南发达地区,工业智能化和过高生活成本的交互作用挤出低技能劳动力,致使发达地区就业结构呈现单极化趋势^[6]。

基于此,假设如下:

H1: 工业机器人应用引发就业技能结构呈现极化特征。

2. 劳动保护在机器人应用对就业技能结构冲击中的缓冲作用

工业机器人应用规模增大给劳动力就业结构带来巨大改变,随之热议的“技术性失业”浪潮触发公众对失业风险的担忧,而加大劳动保护力度可能有助于劳动者应对技术性失业风险。其作用机制主要表现在三个方面。

第一,劳动保护直接提高了企业的雇佣成本和解雇成本,限制了企业调节劳动力数量的手段和力度^[25-26],使得企业在进行雇佣决策时采取相对谨慎的态度^[27],进一步规范企业用工行为,使得企业无法轻易调整或解除与员工签订的劳动合同,一定程度上缓解了机器人应用所带来的就业冲击;第二,为了维护劳动力市场的稳定性,政府很可能会通过强化劳动保护的方式来影响企业劳动力调整。如政府可以通过约谈或行业协会沟通等方式来劝诫企业有限度地裁减低技能劳动力^[28],也可采取税收优惠、补贴等政策工具影响企业雇佣策略^[10,29];第三,考虑到保障就业的需要,政府鼓励企业在发展智能机器人的同时,引导企业在利润分配时更注重工人利益,增强对职工的岗位保护和职业培训,在企业内部转移吸收“富余”劳动力,从企业内部缓解智能机器人应用对就业的不利影响^[10]。

进一步来看,劳动保护对异质性技能劳动群体所发挥的作用也存在差异。对于低技能劳动力而言,劳动保护导致雇佣弹性不足,可能会增加企业雇佣成本,进而刺激企业转而使用临时工、劳务派遣、共享员工等灵活用工形式来替代低技能用工^[30],增加其就业难度,最终造成低技能劳动力利益减损。而对于高技能劳动力而言,劳动保护强化了企业对高技能劳动力的偏好。以职业培训为例,高技能劳动力具有较强的学习能力和适应能力,往往能更快理解新的思想理念、更易掌握新的技术手段以及适应新的工作环境^[31]。企业雇佣高技能劳动力可以节约更多的培训投资和调整成本以适应机器人等新一轮自动化技术。因此,高技能

劳动力在职业培训的“加持”作用下，会赢得企业更强的偏好、拥有更好的就业机会。

基于此，做出如下假设：

H2：劳动保护有助于缓解工业机器人对就业技能结构的冲击，但对不同技能水平劳动力的影响有显著差异。

三、计量模型设定、变量选取与数据

1. 模型设定

本文采用2012—2020年中国省级层面数据，主要讨论工业机器人应用是否导致我国就业技能结构出现极化趋势，以及劳动保护能否有效缓解机器人应用对就业技能结构的负面冲击。基准计量模型设定如下：

$$labor_{it} = \beta_0 + \beta_1 robots_{it} + \lambda_0 control_{it} + \theta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中，下标*i*和*t*分别表示省份和年份。*labor_{it}*为被解释变量，衡量不同技能劳动力的就业水平。*robots_{it}*为关键解释变量，衡量工业机器人应用水平。*control_{it}*代表一系列省级层面的控制变量，包含人力资本投资水平、产业结构、贸易开放度和城镇化水平。另外，模型还控制了省份固定效应 θ_i 和年份固定效应 μ_t ， ε_{it} 表示随机扰动项。估计参数 β_1 用以刻画工业机器人应用对不同技能劳动力就业水平的影响，若 β_1 显著为正，则表明工业机器人应用会提高该类技能劳动力的就业水平；若 β_1 显著为负，则表明工业机器人应用会降低该类技能劳动力的就业水平。

为探讨劳动保护是否有助于缓解工业机器人对就业技能结构的冲击，进一步明确劳动保护在其中的调节效应，构建劳动保护的调节效应模型如下：

$$labor_{it} = \beta_0 + \beta_1 robots_{it} + \beta_2 protection_{it} + \beta_3 robots_{it} * protection_{it} + \lambda_0 control_{it} + \theta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中，*protection_{it}*表示*i*省份在第*t*年的劳动保护强度，采用工会力量和职业培训两种工具手段。

2. 变量选取和数据说明

(1) 不同技能劳动力的就业水平 (*labor*)。人工智能技术的迅速发展，机器人等自动化设备的采用，在创造新岗位的同时摒弃落后岗位，使得不同技能劳动力的就业水平产生差异。本文采用受教育程度刻画其技能水平，将小学及以下的劳动力定义为低技能劳动力，初中和高中的劳动力定义为中等技能劳动力，大学专科及以上的劳动力定义为高技能劳动力。为反映不同受教育程度就业人员受工业机器人影响的程度差异，参照孙早和侯玉琳学者的做法^[6]，将不同受教育程度就业人员占总就业的比重作为被解释变量。

(2) 工业机器人应用 (*robots*)。尽管近年来中国工业机器人本土企业市场占有率一路攀升，但与国际企业相比，我国工业机器人国产化率依然偏低。《中国工业机器人产业发展白皮书(2020)》显示，以世界机器人“四大家族”(ABB、库卡、发那科、安川)为代表的国外企业占中国工业机器人市场份额合计超过60%。考虑到省级层面数据的可得性与中国工业机器人市场的实际情况，本文采用工业机器人进口金额来衡量工业机器人的应用水

平。根据《中国商品贸易数据库》基于 HS2012 八位编码体系提供的数据,我国工业机器人具体包括以下 8 类:喷涂机器人(84248920)、搬运机器人(84289040)、未列名的多功能工业机器人(84795010)、其他未列名的工业机器人(84795090)、集成电路工厂专用的自动搬运机器人(84864031)、电阻焊接机器人(85152120)、电弧焊接机器人(85153120)和激光焊接机器人(85158010)。本文使用的各省份年度工业机器人进口金额是上述八类机器人月度进口金额的加总。

(3) 劳动保护(*protection*)。本文将从工会力量(*union*)和职业培训(*training*)的角度来探讨劳动保护在机器人应用对就业技能结构冲击中的调节效应。工会力量方面,本文采用各省份工会集体劳动争议人数作为工会力量对应的代理变量。职业培训方面,本文采用各省份工会职业培训机构数来衡量职业培训的覆盖程度,并对其作对数化处理。

(4) 控制变量。①人力资本投资水平(*education*),采用各省份一般公共预算教育经费占一般公共预算支出的比重来测度;②产业结构(*industry*),采用各省份第三产业增加值占 GDP 的比重来衡量;③贸易开放度(*trade*),采用各省份进出口总额占 GDP 的比重来表示;④城镇化水平(*urban*),采用各省份年末城镇人口占总人口的比重来反映。

由于西藏、青海、港澳台地区工业机器人进口金额数据缺失严重,本文选取 2012—2020 年我国除此之外的 29 个省级行政单位的面板数据作为初始样本,并且根据数据处理原则,删除在样本期间数据缺失的部分。同时,为了保证研究数据真实可靠,本文未对缺失值作插补处理,因此本文实证研究有效样本量为 225。除工业机器人应用数据外,本文其他变量的数据来源主要包括《中国统计年鉴》、《中国区域经济统计年鉴》、《中国劳动统计年鉴》和《中国人口和就业统计年鉴》。变量描述性统计见表 1。

表 1 变量的描述性统计

变量名称	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
低技能劳动力(%)	225	18.35	8.05	2.10	44.10
中等技能劳动力(%)	225	61.32	7.77	34.90	74.19
高技能劳动力(%)	225	20.33	10.76	8.19	63.00
工业机器人(亿美元)	225	0.52	1.01	0.00	7.05
人力资本投资水平(%)	225	16.65	2.57	10.32	22.22
产业结构(%)	225	48.02	10.04	30.94	83.87
贸易开放度(%)	225	28.14	27.33	3.09	135.79
城镇化水平(%)	225	60.41	12.08	36.41	89.60
工会力量(万人)	225	0.95	1.81	0.01	12.70
职业培训(个)	225	85.26	194.60	2.00	2461.00

从表 1 可以看出,就业劳动力的技能以中等技能为主,占 61.32%,而高技能劳动力和低技能劳动力份额近似,分别占 20.33%和 18.35%。全国历年机器人应用水平差异较大,最高达到 7.05 亿美元,最低为 0,主要类型机器人年度平均进口金额为 0.52 亿美元。

四、实证结果及分析

1. 基准回归结果

基准回归根据公式(1)进行,检验工业机器人应用对就业技能结构的影响。面板估计模型的选择根据 Hausman 检验结果采用固定效应模型,具体回归结果见表2。结果显示,在控制省份固定效应和年份固定效应的条件下,工业机器人应用导致我国就业技能结构呈现单极化的趋势。具体来说,工业机器人应用促进了高技能劳动力的就业,同时挤出中等技能劳动力,但对低技能劳动力的影响并不显著,与已有的研究结论相似^[1,32]。

表2 基准回归结果

变量	低技能劳动力	中等技能劳动力	高技能劳动力
工业机器人应用	0.2464 (0.8465)	-1.4407*** (-4.6092)	1.1943*** (3.3679)
人力资本投资水平	-0.2788 (-1.3941)	0.0149 (0.0706)	0.2639* (1.8101)
产业结构	-0.0520 (-0.6713)	-0.0434 (-0.5041)	0.0954** (2.1295)
贸易开放度	0.0349*** (3.0824)	-0.0141 (-0.7560)	-0.0208 (-1.3710)
城镇化水平	0.0868 (0.9241)	0.2817** (2.5495)	-0.3685*** (-4.8559)
常数项	20.9017** (2.6089)	51.0028*** (6.2269)	28.0955*** (5.3966)
省份固定效应	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes
R ²	0.3060	0.6893	0.8681
N	225	225	225

注:括号内为t值,*、**、***分别表示在10%、5%和1%的显著性水平下通过检验。以下各表同。

由于区域间要素禀赋和经济发展水平的不同,无论是工业机器人应用水平还是就业技能结构,都存在明显的区域异质性特点。因此,工业机器人应用对就业技能结构的影响可能存在区域差异。研究在基准回归的基础上按照三大经济区的分类标准将总样本划分为东部、中部和西部三组子样本进行回归,结果如表3所示。

从表3中可以看出,工业机器人应用对三大经济区的就业技能结构的影响存在明显差异。其中,东部地区的结果与全样本的估计结果基本一致,工业机器人使用显著提高了对大学专科及以上受教育程度劳动者的就业水平,同时降低了高中及以下受教育程度劳动者的就业水平,工业机器人对就业技能结构的影响呈现偏向高技能型单极化的趋势。西部地区的工业机器人应用在增加低技能劳动力就业的同时,挤压中高技能劳动力的就业空间,对中等技能劳动力产生更为明显的替代效应,就业技能结构呈现偏向低技能型单极化的趋势。而在中部地区,工业机器人应用促进高、低技能劳动力就业的同时,对中等技能劳动力形成了就业挤出效应,呈现两极化趋势,虽然作用效果并不显著(如图1所示)。

上述异质效应可能归因于以下两点。

一是东部地区的人工智能基础技术和机器人发展规模位于全国前列。特别是长三角、珠三角和京津冀地区作为我国机器人产业园的集聚地,其建成与建设中的机器人产业园已达到

表3 工业机器人应用对劳动力技能结构的区域异质性影响

变量	东部			中部			西部		
	低技能劳动力	中等技能劳动力	高技能劳动力	低技能劳动力	中等技能劳动力	高技能劳动力	低技能劳动力	中等技能劳动力	高技能劳动力
工业机器人	-0.0941 (-0.5934)	-1.1005*** (-3.2977)	1.1946** (2.9356)	0.8411 (0.7525)	-1.6722 (-1.4498)	0.8312 (1.4259)	10.5203** (2.7172)	-6.1946 (-1.5265)	-4.3257*** (-5.1086)
常数项	37.0498*** (4.3349)	31.3728** (3.0064)	31.5774** (2.4337)	0.0280 (0.0024)	78.4631*** (8.2148)	21.5088 (1.7901)	-90.9081* (-2.2196)	161.3788*** (4.1750)	29.5292** (2.7165)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
省份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
R ²	0.5211	0.7796	0.8670	0.4631	0.8079	0.9176	0.4978	0.6541	0.9384
N	111	111	111	76	76	76	38	38	38

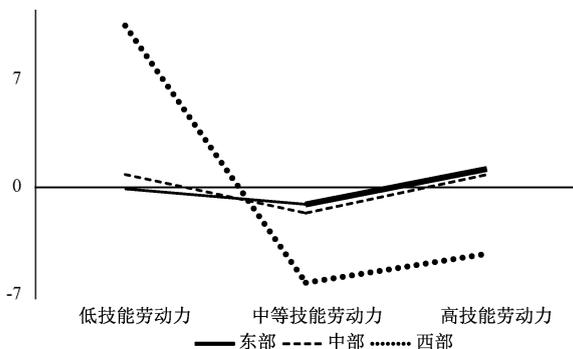


图1 工业机器人应用对劳动力技能结构影响的区域差异

说明:横轴代表不同技能水平的劳动力,纵轴表示工业机器人应用变量系数,每条直线加粗部分为模型检验显著的一部分。

46个,占全国机器人产业园总数的70.77%^①。而东部地区通过机器人产业体系的不断完善、国际机器人龙头企业的引进合作和核心技术的不断突破等途径,实现其在产业结构水平、集聚水平、规模效应、发展环境和创新能力上的优势,进而改变社会就业结构和企业内部劳动者的供求结构,东部地区机器人应用促进了高技能劳动力就业,但降低了中等技能劳动力的就业水平。因此,东部地区工业机器人应用对就业技能结构的影响呈现偏向高技能型单极化的趋势。

二是西部地区的产业发展具有劳动密集型和资本密集型特征,机器人应用提升了生产效率并降低了生产成本,使得企业扩大再生产,刺激了服务和手工劳动任务生产的产品需求,进而促进低技能劳动力就业。但西部地区机器人产业发展起步较晚,机器人产业发展环境受限,高技能劳动力流失现象仍然明显。中部地区作为老牌装备制造业基地,则侧重于雇佣生产关键基础零部件等重复性、标准化工作的低技能劳动力,机器人应用对中等技能劳动力的负面冲击和对高技能劳动力的正面创造效应尚未显现,所以中部地区机器人应用对就业技能结构的影响不显著。

^① 数据来源:中国机电一体化技术应用协会,《中国工业机器人产业发展白皮书(2020)》。

2. 内生性处理

(1) IV-2SLS 估计。工业机器人应用对就业技能结构的基准回归结果可能会受到内生性问题的干扰。一方面,就业技能结构影响企业投入工业机器人的生产决策。一般来说,新技术变革对人才需求旺盛的地区往往会产生剧烈影响,而后者也常常偏向于借助工业机器人等高端技术设备来实现工业再升级和智能化转型。另一方面,基准模型已纳入人力资本投资、产业结构、贸易开放等控制变量,但受限于数据可获得性,仍可能存在变量遗漏问题。

为克服模型双向因果和遗漏变量导致的内生性问题,本文选择滞后一期的劳动年龄人口比重作为工具变量,并使用二阶段最小二乘法(2SLS)进行估计。本文选择滞后一期的15—64岁的劳动力人口占总人口比重作为工具变量主要基于两点:一是我国劳动供给总量减少,人口结构老龄化趋势带来的劳动力供给紧缺可能倒逼企业进行技术创新,促使企业更多地使用工业机器人替代人力劳动工作,以弥补用工缺口所带来的负面影响。因此,滞后一期的劳动年龄人口比重与工业机器人应用之间必然存在强相关关系。二是劳动年龄人口比重会直接引致劳动供给结构的变化,但与就业技能结构并没有直接关联,即滞后一期的劳动年龄人口比重与就业技能结构正交,满足外生性的要求。

IV-2SLS 估计结果如表4所示,第一阶段回归 F 统计值为35.97,工具变量不存在弱工具变量问题。此外,第一阶段回归系数显著为负,说明劳动年龄人口比重越低则越倾向于采用自动化和智能化机器人。第二阶段估计结果表明,虽然基准回归可能低估工业机器人应用对就业技能结构的影响,但工业机器人应用导致就业技能结构呈现单极化特征的基本结论依然稳健。

表4 工业机器人应用对劳动力技能结构影响的IV-2SLS估计结果

变量	第一阶段	第二阶段		
	工业机器人应用	低技能劳动力	中等技能劳动力	高技能劳动力
滞后一期的劳动年龄人口比重	-0.1193*** (-5.9971)			
工业机器人应用		-0.7644 (-0.8591)	-4.1455*** (-3.7705)	4.9099*** (4.5216)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
省份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes
N	225	225	225	225
F statistic	35.97			

(2) 双重差分倾向得分匹配(PSM-DID)估计。工业机器人应用导致我国就业技能结构呈现单极化的特征,这一估计也可能存在样本自选择问题,即并非工业机器人应用导致高技能劳动力的就业水平提高和中等技能劳动力的就业水平降低,而是广泛应用工业机器人生产的省份本身就是具有高技能偏向型特征的省份。

为了克服不同省份对不同技能劳动力就业水平可能存在的系统性差异,本文采用PSM-DID的方法进行稳健性检验,并将《中国制造2025》这一国家行动纲领作为外生政策冲击。之所以如此,其原因在于《中国制造2025》明确提出了我国实施制造强国战略第一个十年

的行动纲领,并将“高档数控机床和机器人”作为大力推动的十大重点领域之一,由此以工业机器人为代表的智能制造飞速发展。基于此,本文将2015年视为冲击发生的年份,同时借鉴杨光和侯钰的做法^[33],设定2012—2020年人均工业机器人进口金额的平均数大于等于157(单位:万美元/百万人)的省份为实验组,否则视为对照组,计量模型如下:

$$labor_{it} = \beta_0 + \beta_1 treated_{it} * time_t + \beta_2 treated_{it} + \beta_3 time_t + \lambda_0 control_{it} + \theta_i + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

在使用双重差分法时,依据上述标准设置准自然实验分组虚拟变量 $treated$,对实验组赋值为1,对控制组赋值为0。同时考虑到《中国制造2025》这一行动纲领的颁布时间,将准自然实验分期虚拟变量 $time$ 在2015年及以后的年份赋值为1,2015年之前赋值为0。因此,所有的样本可以分为四组:行动纲领颁布之前的控制组($treated = 0, time = 0$)、行动纲领颁布之后的控制组($treated = 0, time = 1$)、行动纲领颁布之前的实验组($treated = 1, time = 0$)和行动纲领颁布之后的实验组($treated = 1, time = 1$)。

要过滤样本自选择的影响,需要保证实验组和对照组之间不存在显著的系统性差异。本文采用logit模型来获得倾向得分,然后运用核匹配(Kernel Matching)对得分值进行匹配。而协变量检验结果显示,匹配后实验组和对照组各个协变量之间没有明显差异,说明采用PSM-DID方法进行稳健性检验是合适的。

PSM-DID的回归结果如表5所示,在剔除了样本的自选择效应后,工业机器人应用仍然形成就业技能结构呈现偏向高技能型单极化的特征,进一步支撑了前面回归分析的结论。

表5 工业机器人应用对劳动力技能结构影响的PSM-DID估计结果

变量	低技能劳动力	中等技能劳动力	高技能劳动力
$treated * time$	-0.3684 (-0.5076)	-3.6685*** (-5.2304)	4.0368*** (6.2761)
常数项	17.2570 (1.5281)	62.5235*** (6.1371)	20.2195** (2.6511)
控制变量	Yes	Yes	Yes
省份固定效应	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes
R^2	0.3182	0.6301	0.8666
N	225	225	225

3. 劳动保护的调节机制

工业机器人具有明显的技术进步偏向特征,可能加重中低技能劳动力的技术性失业风险,如前结论显示,工业机器人应用同时降低了低技能和中等技能劳动力的就业水平,而加强劳动保护力度可能有助于缓解这一冲击。因此,研究尝试将工业机器人、劳动保护与就业技能结构纳入统一的分析框架,检验劳动保护是否缓解工业机器人对中低技能劳动者就业的负面影响。具体估计采用公式(2)进行,对于劳动保护,我们选择工会组织和职业培训的覆盖程度作为其代理变量,依据如下:一是工会组织在维护劳动者权益和调解劳资纠纷方面发挥着重要作用。一方面,工会组织通过监督劳动合同的履行、订立包括防止企业强制性裁员条款的工会协议,提高了企业随意招募和恶意遣散员工的成本,使得企业在进行雇佣决策

时采取相对谨慎的态度^[27,34]，进而规范了企业用工行为。另一方面，工会利用“集体发声”的方式，推进集体合同和集体协商，调解企业在机器换人过程中可能出现的劳动争议，一定程度上缓解了机器人应用所带来的就业冲击。二是机器人应用正在重塑工作所需要的技能^[16]，伴随机器人的大规模推广应用，职业所需的专业知识与技能将变化的越来越快^[20]。职业技能培训有助于劳动者实现技能提升，进而获得更为稳定的就业机会和可持续发展的能力，以实现广泛而有效的人机协作^[35]。

劳动保护调节效应的估计结果见表6。从中可以看出，工会力量和机器人应用的交互项系数同时对低技能和中等技能劳动力显著。更直观地，如图2(a)、(b)的交互项边际效应图所示，可以发现，随着工会力量的加强，工业机器人应用对低技能劳动者的替代效应逐渐增强，而对中等技能劳动者的替代效应逐渐减弱。

表6 工业机器人应用、劳动保护与劳动力技能结构的调节效应检验

变量	工会力量			职业培训		
	低技能劳动力	中等技能劳动力	高技能劳动力	低技能劳动力	中等技能劳动力	高技能劳动力
工业机器人应用	0.6297** (2.2842)	-1.8120*** (-4.4036)	1.1823*** (3.8570)	1.3087** (2.5180)	-1.8071*** (-3.4631)	0.4984 (1.4731)
劳动保护	0.7244 (1.4403)	-0.5591 (-1.6097)	-0.1653 (-0.4350)	-0.0247 (-0.0711)	0.2173 (0.7464)	-0.1926 (-0.8544)
工业机器人应用 * 劳动保护	-0.3843** (-2.1696)	0.3694*** (3.1095)	0.0150 (0.1052)	-0.5845** (-2.2089)	0.1854 (0.5937)	0.3990* (2.0120)
常数项	19.5675** (2.3966)	51.9830*** (6.2372)	28.4495*** (5.4269)	15.8971* (1.7063)	53.2778*** (5.5780)	30.8251*** (5.3663)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
省份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
年份固定效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
R ²	0.3291	0.6971	0.8685	0.3269	0.6854	0.8685
N	225	225	225	225	225	225

工会力量增强了机器人应用对低技能劳动者的替代效应。工会力量增强，可能在用工、解雇、工资福利等方面强化了劳动保护的作用，不仅直接增加了企业的用工成本，提高了企业使用劳动要素的价格，提高企业雇佣成本，还加大了企业调整雇佣规模和雇佣工资的难度。用工成本粘性降低了企业的劳动需求弹性^[36]，一定程度上增加了企业的雇佣调整成本。以工会力量为代表的劳动保护加强提高了企业的雇佣成本和调整成本，更加刺激企业采用机器资本来替代人工，而这种替代效应对低技能劳动力影响更大，因为低技能劳动力的解雇风险成本相对较低，对企业生产经营影响不大。

随着工会组织力量增强，工业机器人对中等技能劳动力的替代效应有所减缓。这可能是由于工会组织强化了劳动力在工作场所中的谈判力量及议价权，中等技能劳动力更愿意通过调解、仲裁等方式来处理“机器换人”所带来的劳资争议。此外，当企业采用机器人替代中等技能劳动力以执行常规型生产任务时，工会组织也会积极采取措施以应对中等技能劳动力的失业风险。工会通过集体协商的途径与企业管理层达成一致，利用企业内部劳动力流转机制，为劳动力提供在岗培训、转岗和再就业的机会，使中等技能劳动力在被替代和失业之

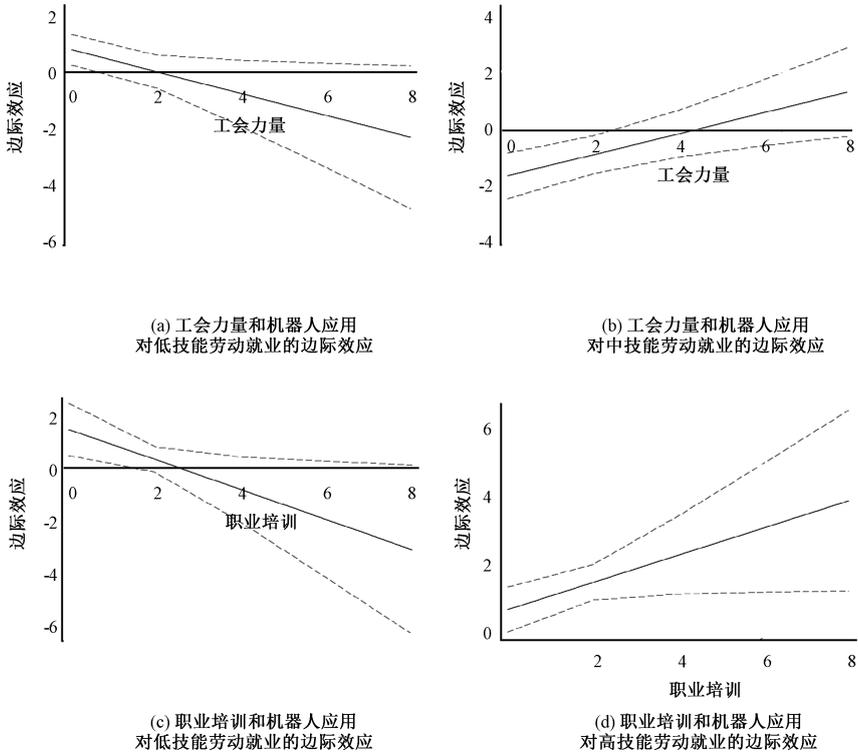


图2 交互项边际效应的变化趋势

间得到缓冲。此外,相对于低技能劳动力,中等技能劳动力仍是企业的核心竞争力,受到解雇的威胁相对较小。

职业培训的调节效应结果显示,职业培训的调节效应同时对低技能和高技能劳动力有显著影响,降低了低技能劳动力的就业水平,促进了高技能劳动力就业增加。而图2(c)、(d)的交互项边际效应进一步表明,随着职业培训覆盖程度的提高,工业机器人应用对低技能劳动力的替代效应和高技能劳动力的补偿效应逐渐增强。

职业培训增强了工业机器人应用对低技能劳动力的替代效应,不利于低技能劳动力就业,可能的原因在于:低技能劳动力人力资本积累不足,学习能力有限,需要花费较多的时间和精力接受系统的技能培训才能适应工业机器人的应用,引发“腐蚀效应”,降低了企业对低技能劳动力的有效需求^[37]。这进一步印证了新技术变革速度往往超过技能调整速度,被替代的低技能劳动力通过培训重新进入就业市场或转移到高技能岗位时面临较大的阻力,低技能劳动力工作能力与现有工作技能要求的结构性矛盾短期内难以消除^[38]。而随着职业培训覆盖程度的提高,工业机器人应用对高技能劳动力的边际效应逐渐增强,这一结果表明:接受职业培训促使高技能劳动力在劳动力市场中拥有更多的就业机会,而职业培训在“工业机器人应用—技能供求变迁—就业结构优化”的动态调整机制中发挥着积极作用,推动就业技能结构向高级演化。

五、结论与政策建议

基于2012—2020年中国省级面板数据,本文探讨了工业机器人应用对异质性技能劳动力就业的影响,并考察了劳动保护在“机器换人”中的缓冲作用。研究结果证实,工业机器人应用使得我国就业技能结构呈现出单极化特征,即工业机器人应用在促进高技能劳动力就业的同时,挤出中等技能劳动力,但对低技能劳动力就业的影响并不显著。在运用工具变量法和PSM-DID方法检验后,以上研究结果依然稳健。进一步的区域异质性分析表明,东部地区工业机器人应用对就业技能结构的影响呈现偏向高技能型单极化的趋势,西部地区的工业机器人应用在增加低技能劳动力就业的同时,挤压中高技能劳动力的就业空间,对中等技能劳动力产生更为明显的替代效应,使得就业技能结构呈现偏向低技能型单极化特征。而在中部地区,机器人应用对异质性技能劳动力就业的影响尚未显现,对就业技能结构的影响并不显著。

劳动保护的调节效应分析进一步显示,工会力量增强了机器人应用对低技能劳动力的替代效应,这可能与工会力量增强提高了企业的雇佣成本和调整成本,导致企业采取反雇佣策略,增加机器资本替代人工有关。与此同时,工会组织力量减缓了工业机器人对中等技能劳动力的替代效应,可能的解释是当企业采用机器人替代中等技能劳动力时,工会通过集体协商的途径与企业管理层达成一致,利用企业内部劳动力流转机制,为被替代的劳动者提供转岗培训和再就业机会,从而减缓了机器人应用对中等技能劳动力的负面冲击。而职业培训在强化工业机器人应用对高技能劳动力促进作用的同时,也加剧了工业机器人对低技能劳动力的替代作用。其原因可能是低技能劳动力人力资本积累不足,学习能力有限,需要花费较多的时间和精力接受系统的技能培训才能适应工业机器人的应用,而高技能劳动力具备更强的学习能力和环境适应能力。因此职业培训降低了企业对低技能劳动力的偏好,但赋能了高技能劳动力。

基于以上结论,本文得到如下政策启示。

第一,稳定重点群体就业,强化技能人才支撑。研究发现,工业机器人应用对中等技能劳动力有显著的替代效应,而对高技能劳动力有显著的正向影响。因此,为打好稳就业保就业攻坚战,实现就业质量的持续提升,政府要着力于完善现代化劳动保护体系,加强职业技能培训力度。完善企业工会体系,健全工会组织架构,畅通劳动者利益诉求渠道,充分发挥工会组织对劳动力市场的稳定作用。同时,要优化职业技能培训和转岗培训机制,建立终身学习体系,提高不同技能劳动者对新经济的适应能力,引导劳动者与工业机器人的互补式发展。尤其应关注中低技能劳动力在工作场所中的弱势处境,为中低技能劳动群体提供有效而持续的培训机制,着力推动我国就业技能结构整体升级。

第二,充分考虑地区异质性特征,制定适配产业扶持政策。工业机器人应用对就业技能结构的影响存在显著的区域异质性。其中东部地区的工业机器人应用对就业技能结构的影响呈现偏向高技能型的单极化趋势,而西部地区工业机器人的发展对当地的劳动者技能结构反而呈现偏向低技能型单极化特征,这与各区域的要素禀赋密不可分。因此,各区域应根据当地的发展阶段和就业现状,推出因地制宜、全面协调的机器人发展战略,积极探索与之适配

的产业转型升级路径,不应盲目进行资本扩张和推广机器人使用,而应注重提高资本、技术与劳动力的融合水平。

(致谢:感谢广东制造业大数据创新研究中心、工业大数据战略决策实验室对本研究的支持。)

参考文献:

- [1] 韩民春,韩青江,夏蕾. 工业机器人应用对制造业就业的影响——基于中国地级市数据的实证研究 [J]. 改革, 2020 (3): 22-39.
- [2] 何勤,李雅宁,程雅馨,李晓宇. 人工智能技术应用对就业的影响及作用机制研究——来自制造业企业的微观证据 [J]. 中国软科学, 2020 (S1): 213-222.
- [3] 闫雪凌,朱博楷,马超. 工业机器人使用与制造业就业: 来自中国的证据 [J]. 统计研究, 2020 (1): 74-87.
- [4] 明娟,卢小玲,胡嘉琪. 工业机器人应用对广东就业市场的影响研究 [J]. 广东行政学院学报, 2021 (3): 78-88.
- [5] 王永钦,董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据 [J]. 经济研究, 2020 (10): 159-175.
- [6] 孙早,侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构 [J]. 中国工业经济, 2019 (5): 61-79.
- [7] 韩民春,赵一帆. 工业机器人对中国制造业的就业效应 [J]. 工业技术经济, 2019 (11): 3-12.
- [8] 康茜,林光华. 机器人与农民工就业: 替代抑或促进 [J]. 山西财经大学学报, 2021 (2): 43-56.
- [9] 潘丹丹. 人工智能的就业反极化效应研究 [J]. 现代经济探讨, 2019 (12): 25-31, 65.
- [10] 孔高文,刘莎莎,孔东民. 机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析 [J]. 中国工业经济, 2020 (8): 80-98.
- [11] AUTOR D H, LEVY F, MURNANE R J. The skill content of recent technological change: an empirical exploration [J]. The Quarterly Journal of Economics, 2003, 118 (4): 1279-1333.
- [12] ACEMOGLU D, RESTREPO P. The race between man and machine: implications of technology for growth, factor shares, and employment [J]. American Economic Review, 2018, 108 (6): 1488-1542.
- [13] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets [J]. Journal of Political Economy, 2020, 128 (6): 2188-2244.
- [14] AUTOR D, SALOMONS A. Is automation labor-displacing? productivity growth, employment, and the labor share [R]. National Bureau of Economic Research, 2018.
- [15] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Artificial intelligence, automation, and work [M]. Chicago: University of Chicago Press, 2019: 203-206.
- [16] 屈小博. 机器人和人工智能对就业的影响及趋势 [J]. 劳动经济研究, 2019 (5): 133-143.
- [17] 蔡昉. 经济学如何迎接新技术革命? [J]. 劳动经济研究, 2019 (2): 3-20.
- [18] DAUTH W, FINDEISEN S, SUEDEKUM J, WOESSNER N. Adjusting to robots: worker-level evidence [R]. Opportunity and Inclusive Growth Institute Working Papers, 2018.
- [19] 杨虎涛. 人工智能、奇点时代与中国机遇 [J]. 财经问题研究, 2018 (12): 12-20.
- [20] AKERMAN A, GAARDER I, MOGSTAD M. The skill complementarity of broadband Internet [J]. The Quarterly Journal of Economics, 2015, 130 (4): 1781-1824.
- [21] AGHION P, HOWITT P. Growth and unemployment [J]. The Review of Economic Studies, 1994, 61 (3): 477-494.
- [22] HALTIWANGER J, JARMIN R S, MIRANDA J. Who creates jobs? small versus large versus young [J]. Review of Economics and Statistics, 2013, 95 (2): 347-361.

- [23] HELPMAN E, RANGEL A. Adjusting to a new technology: experience and training [J]. *Journal of Economic Growth*, 1999, 4 (4): 359-383.
- [24] BORLAND J, COELLI M. Labour market inequality in Australia [J]. *Economic Record*, 2016, 92 (299): 517-547.
- [25] KAMBOUROV G, MANOVSKII I. Occupational specificity of human capital [J]. *International Economic Review*, 2009, 50 (1): 63-115.
- [26] BRADLEY D, KIM I, TIAN X. Do unions affect innovation? [J]. *Management Science*, 2017, 63 (7): 2251-2271.
- [27] 刘彩凤. 《劳动合同法》对我国企业解雇成本与雇用行为的影响——来自企业态度的问卷调查 [J]. *经济管理*, 2008 (Z2): 143-150.
- [28] 孙楚仁, 马艳君, 陈瑾. 最低工资对企业内部雇佣技能结构的影响 [J]. *经济科学*, 2020 (4): 97-110.
- [29] KONG D, LIU S, XIANG J. Political promotion and labor investment efficiency [J]. *China Economic Review*, 2018, 50: 273-293.
- [30] 张雪凯, 宁光杰. 劳动力市场管制与企业雇佣合同选择——来自世界银行中国企业调查的证据 [J]. *经济科学*, 2020 (6): 86-97.
- [31] 杨菊华, 张娇娇. 人力资本与流动人口的社会融入 [J]. *人口研究*, 2016 (4): 3-20.
- [32] SACHS J D, KOTLIKOFF L J. Smart machines and long-term misery [R]. *National Bureau of Economic Research*, 2012.
- [33] 杨光, 侯钰. 工业机器人的使用、技术升级与经济增长 [J]. *中国工业经济*, 2020 (10): 138-156.
- [34] 魏下海, 董志强, 金钊. 工会改善了企业雇佣期限结构吗? ——来自全国民营企业抽样调查的经验证据 [J]. *管理世界*, 2015 (5): 52-62.
- [35] 杨伟国, 邱子童, 吴清军. 人工智能应用的就业效应研究综述 [J]. *中国人口科学*, 2018 (5): 109-119, 128.
- [36] 刘媛媛, 刘斌. 劳动保护、成本粘性与企业应对 [J]. *经济研究*, 2014 (5): 63-76.
- [37] GALOR O, MOAV O. Ability-biased technological transition, wage inequality, and economic growth [J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2000, 115 (2): 469-497.
- [38] ARNTZ M, GREGORY T, ZIERAHN U. The risk of automation for jobs in OECD countries: a comparative analysis [R]. *OECD Social, Employment and Migration Working Papers*, 2016.

Industrial Robots, Labor Protection and Employment of Heterogeneous Skilled Labor Force

MING Juan, HU Jiaqi

(School of Economics and Commerce, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510520, China)

Abstract: The application of industrial robots shows a trend of “blowout growth”, which may bring about limelight issue of “machine replacing labor”. In addition to the productivity improvement brought by robot application, how to help the vulnerable to achieve skill-upgrade and employment transformation, promote the ongoing balance between economic growth and employment stability with the buffering of labor protection policy becomes a crucial issue that policymakers must face. Based on provincial panel data of China from 2012 to 2020, this paper explores the impact of industrial robots’ application on employment skill structure and examines the moderating effect of labor protection in machine substitution. The

results show that: 1) The application of industrial robots leads to the characteristics of “single polarization” in the employment skill structure, which means the industrial robots’ application promotes the employment of high-skilled labor force while crowds out medium-skilled labor force. But it has no significant effect on the employment of low-skilled labor force. After solving the endogeneity problem with the method of instrumental variable and PSM-DID, the results remained robust. 2) The regional heterogeneity analysis shows that the impact of industrial robots’ application on employment skill structure in the eastern region tends to be high-skilled “literal tendency”. But the application in the western region can increase the employment of low-skilled labor force. Meanwhile, it which squeezes out the space of medium-skilled and high-skilled, which has a more obvious substitution effect on medium-skilled labor force. The employment skill structure shows the characteristic of “single polarization” of low skill type, which tends to be low-skilled unipolar. 3) The analysis of the moderating effect of labor protection further shows that, with the reinforcing of unions’ power, the substitution effect of industrial robots on low-skilled labor force gradually strengthens, and the substitution effect on medium-skilled labor force gradually weakens. Vocational training not only strengthens the promotion effect of industrial robots’ application on high-skilled labor force, but also intensifies the substitution effect of industrial robots on low-skilled labor force. Therefore, in the process of promoting the application of industrial robots, we should consider the role of labor protection, actively play to the role of labor unions and vocational training, improve the adaptability of different skills of labor force to artificial intelligence technology, and guide the complementary development of labor force and industrial robots.

Keywords: industrial robots; employment polarization; labor protection; employment skill structure

[责任编辑 刘爱华]