

工业机器人使用与制造业就业： 来自中国的证据

闫雪凌 朱博楷 马 超

【摘 要】本文使用我国2006–2017年制造业分行业数据。实证研究了工业机器人使用对于制造业就业的影响。结果显示,工业机器人使用对制造业行业存在就业效应,其中对岗位数量有显著的负向冲击,工业机器人保有量每上升1%,就业岗位减少约4.6%;对工资水平的影响整体上不明显。在考虑了劳动力市场的动态调节后,工业机器人使用对就业岗位的负面影响仍然存在,并随着“工业4.0”概念的提出有所增强,对工资水平的影响则表现出时间异质性。进一步地,本文尝试使用工具变量解决潜在的内生性问题,结果稳健。最后,文章还探讨了工业机器人就业效应的行业异质性。本文的发现有助于正确认清“机器换人”对我国制造业就业市场的全面影响,并为引导人工智能技术的发展和确保就业稳定提供相应的政策建议。

【关键词】人工智能;就业;工资水平;替代效应;创造效应

【作者简介】闫雪凌,四川大学经济学院助理研究员,研究方向为世界经济与劳动经济学;朱博楷,四川大学经济学院在读本科生,研究方向为国际经济学;马超(通讯作者),中山大学中国公共管理研究中心副教授,东南大学公共卫生学院副教授,研究方向为劳动经济学,电子邮箱:machao@seu.edu.cn。

【原文出处】《统计研究》(京),2020.1.74~87

【基金项目】四川大学中央高校基本科研业务费学院自主项目。

一、引言

人工智能技术的快速发展给世界经济带来了深刻的变革。早在20世纪50年代,有关人工智能的讨论就已存在,近年来随着大数据等相关领域知识的兴起、计算机硬件和算法技术的更新,人工智能技术迎来了发展的新高潮(曹静和周亚林,2018),而作为人工智能最重要技术应用之一,工业机器人开始越来越多地在生产中投入使用。根据国际机器人联盟(International Federation of Robotics,以下简称IFR)定义,工业机器人是“在工业自动化中使用的、可重复编程的、多用途自动控制操作机”,并可依靠人工智能技术进行编程从而实

现各种制造功能的机器设备,也是工业4.0的重要代表^①(程虹等,2018;Graetz和Michaels,2018)。为了更好地适应和推动工业机器人的研发和生产应用,世界各国均出台了相应的扶持政策:美国政府在2013年推出《美国机器人技术路线图》^②,强调了机器人技术在制造业等领域所发挥的重要作用;日本早在2004年的《新产业发展战略》^③中就已经明确,机器人产业的目标是使日本成为“世界技术创新中心”;欧盟在2014年启动了全球最大的民用机器人项目,2016年制定的《“2020”地平线机器人项目》^④政策主要目的是推动工业机器人的开发应用;德国在2012年提出并大力推行了以

“智能工厂”为中心的“工业4.0”计划,通过工业机器人的生产应用直接引领工业制造向灵活化和个性化方向转型。

作为世界上最大的发展中国家,我国的工业机器人伴随着国内经济腾飞、产业技术优化和国家政策扶持,近年来也得到了快速发展(Cheng等, 2019)。2013年工信部出台的《关于推进工业机器人产业发展的指导意见》^⑤,是我国政府关于工业机器人发展较早的全国性政策文件,目标是在重要工业生产领域推进工业机器人的规模化示范应用;2016年,国务院及相关部委出台《机器人产业发展规划(2016-2020年)》^⑥,要求我国力争五年内形成较为完善的机器人产业体系并基本满足市场需求。

目前,工业机器人在全球范围的应用规模增长迅猛。图1和图2显示了2001-2017年^⑦全球工业机器人年保有量和年新安装情况,保有量在

界范围内呈现逐年稳步上升的趋势,截至2017年底,全球工业机器人保有量已超过200万台,而新增安装量除了在2009年可能受金融危机影响有所缩减以外,从2013年开始,伴随“工业4.0”概念的提出和深化,全球工业机器人新安装量速度大幅度上升。图3和图4显示了中国、美国、德国和日本四个国家的工业机器人使用情况。从总量上看,在2006年之前,我国工业机器人保有量微乎其微^⑧,之后才有明显增长。但从年新增安装量来看,美国、德国和日本的年新增安装量都日趋放缓,而我国的工业机器人年新增安装量一直处于上升趋势;从图5可以看出,截至2017年,我国工业机器人的总保有量达到48万台,约占全球工业机器人总量的22%。位居世界第一。

二、文献综述与理论假说

工业机器人等人工智能技术的发展对全球经济社会产生了深刻的影响。IFR在2018年的统计

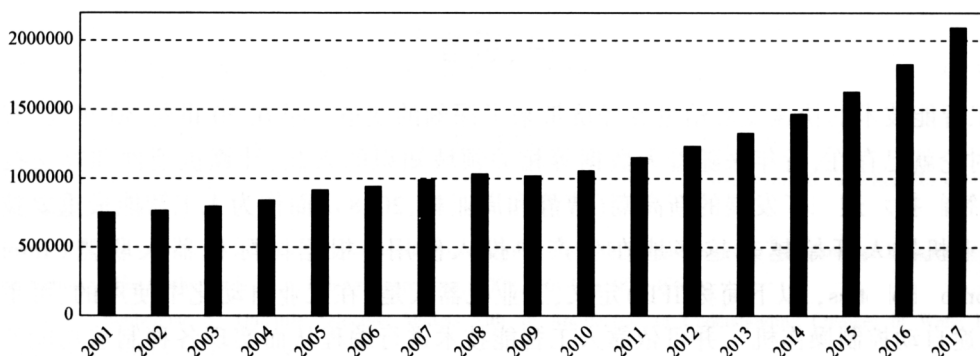


图1 2001-2017年全球工业机器人年保有量(单位:台)

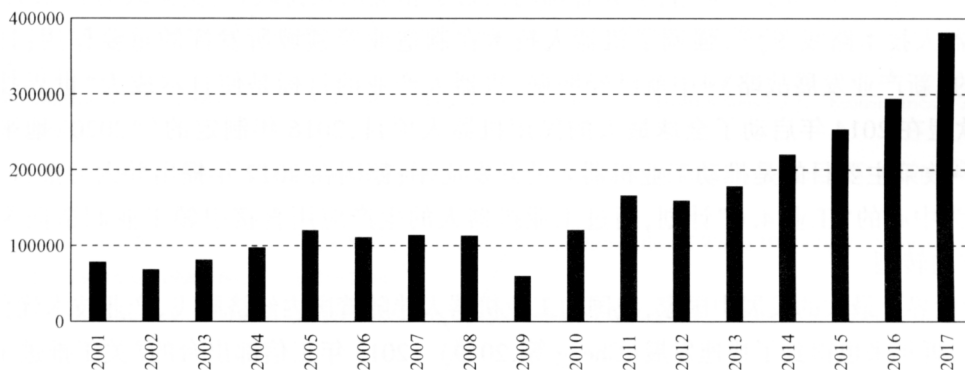


图2 2001-2017年全球工业机器人年新增安装数量(单位:台)

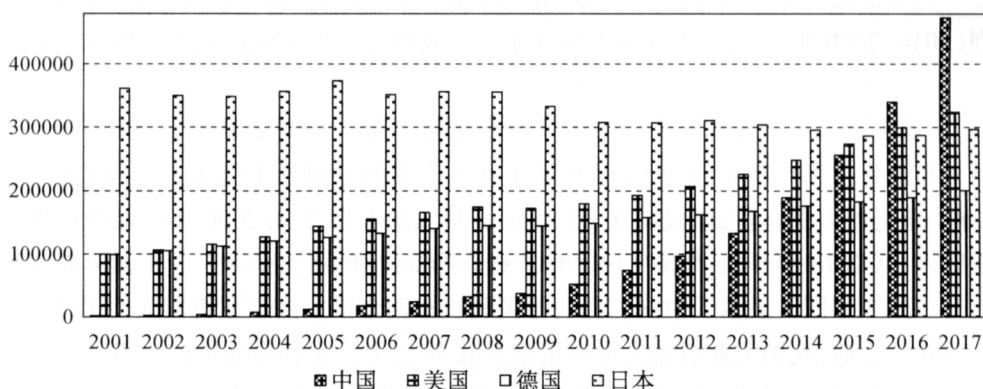


图3 2001-2017年中美德日工业机器人年保有量(单位:台)

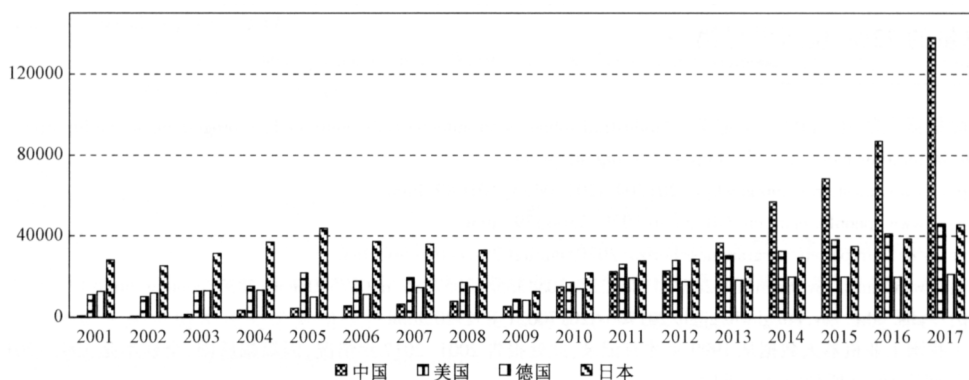


图4 2001-2017年中美德日工业机器人年新增安装数量(单位:台)

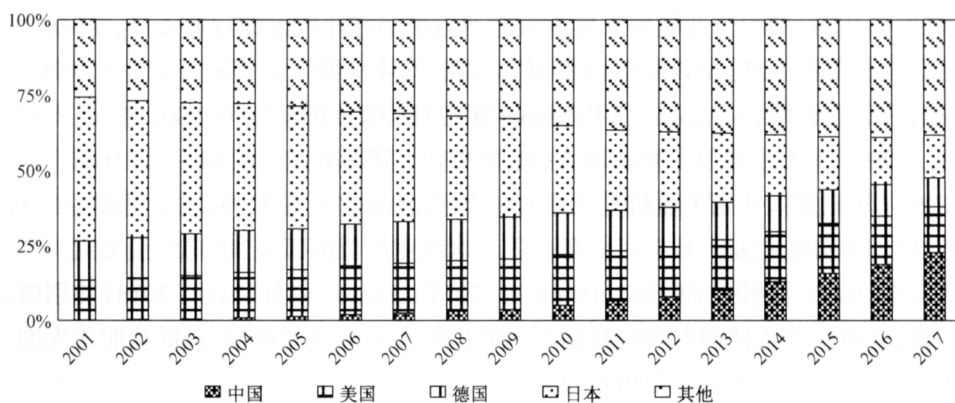


图5 2001-2017年全球工业机器人保有量占比份额情况

报告^⑨中指出,工业机器人的广泛使用,将引起生产效率、产品升级、劳动供需等多方位的连锁反应(程虹等,2018)。现实中,“机器换人”是否会导致大面积失业等问题也成为了社会关注的热点,目前已有相关文献进行了多方面探讨,但结论并不

统一。Autor等(2003)提出了任务模型方法,将工作任务区分为认知和手工任务、常规和非常规任务,以探究人工智能技术对于岗位需求的影响;Frey和Osborne(2017)基于此方法预测了美国700多个职业,发现其中有47%可以在短期内被替代;

David(2017)则发现日本有高达55%的职业为无性别差异的高替代风险职业;Agrawal等(2019)认为,人工智能是否会取代传统劳动力取决于其核心技能的替代程度。也有文献指出新技术可能是中性的,甚至能够促进就业;Oschinski和Wyonch(2017)指出在加拿大,容易被自动化替代的行业劳动力仅占总就业的1.7%,并未发现自动化会在短期内引起大量失业的证据;Acemoglu和Restrepo(2017)指出,新技术在减少传统就业岗位的同时,也会通过创造新的工作任务从而衍生出新的就业机会;Bessen(2017)在实证研究中发现计算机技术的使用虽然导致了制造业岗位的减少,但另一方面却促进了其它行业,尤其是工作任务结构化程度更低的行业岗位增加;Trajtenberg(2018)则强调,人工智能技术会创造大量的新岗位,一方面来自于生产率提高引起业务量增加从而需要更多劳动力,另一方面则是围绕新技术产生的新岗位。

另外,除了考察人工智能等新技术对于总体岗位数量的影响,现有文献也关注其对劳动力市场结构变化的影响,其中重要的一个方面是劳动力市场的极化现象(Michaels等,2014;Goos等,2014;Autor,2014)。David等(2006)发现了中等技能要求的就业岗位更容易被自动化所替代,即相对于低等技能与高等技能要求的岗位而言,中等技能要求岗位的数量和工资增长速度相对缓慢甚至减少。随着劳动力市场中总体就业数量和就业结构的变化,劳动者的收入水平也会产生相应的变化,大部分文献认为人工智能技术的推广和应用将会加剧不同技能要求岗位间的收入不平等,(Acemoglu,2012;Dauth等,2017;Lankisch等,2017),也有少量文献发现,人工智能技术会提高所有工人的平均工资(Graetz和Michaels,2018)。

作为人工智能技术在劳动力市场最具代表的应用,工业机器人已在制造业中大量投入使用,但现有关于工业机器人使用对劳动力市场影响的研究相对有限,其结论也不尽相同。Furman和Sea-

mans(2019)指出,短期内工业机器人使用对劳动力市场存在较大的行业差异;Graetz和Michaels(2018)使用17个国家1993-2007年的数据研究发现,工业机器人会提高行业生产力水平,但对总体就业并没有显著的影响;Acemoglu和Restrepo(2017)研究了美国1990-2007年19个行业使用机器人的情况,发现每千人中增加一个机器人,就业人口下降约0.18~0.34%;但Dauth等(2017)发现在1994-2014年间德国使用工业机器人并没有导致总就业的损失,但改变了就业结构,即制造业就业人数减少,服务业就业人数有所上升。除了对就业岗位的研究,也有少量文献关注工业机器人使用对现有劳动力工资水平的影响。Dauth等(2017)、Graetz和Michaels(2018)使用微观劳动力数据研究发现,工业机器人使用对高中技能工人的工资水平有所促进,但对低技能工人的工资水平产生负向影响,出现一定程度的工资极化现象。

从前文可以看出,现有文献多着眼于研究发达国家的情况,针对发展中国家的研究较少。但发展中国家的劳动力市场结构与发达国家存在较大差异,人工智能技术的应用也处于不同阶段,现有文献的结论不一定适用于我国实际。当前,我国就业问题一直是社会关注焦点,受国际经济波动、国内经济增速放缓、人口老龄化加剧等多方面因素影响,我国劳动力市场供需两端出现了就业难和招工难并存的矛盾现象,在2019年政府工作报告中,作为“民生之本”的“就业优先”问题上升到宏观政策层面^⑨。我国的工业机器人使用增速迅猛,其年保有量和年新安装量都高于世界平均水平(Cheng等,2019),但目前鲜有文献研究工业机器人的大量使用对我国劳动力市场所产生的影响。随着我国工业机器人安装量持续增长,劳动力市场受到何种影响,又呈现出何种变化,则需要进一步细致讨论。

实际上,有关新技术对劳动力市场冲击的讨论由来已久,从18世纪末期的工业革命开始,“机

器换人”就开始引发了经济学家的关注。一方面,技术进步带来的生产效率提升,会促使企业扩张,这意味着新技术会带来更多的工作机会,产生就业创造效应;另一方面,虽然技术革新带来的劳动率提高引起了包括劳动力在内的生产要素需求的短暂上升,但长期来看,社会的总产品需求并没有快速提升的趋势,社会劳动力总需求会产生很大的下降压力,新技术对劳动力市场有挤出,从而产生替代效应(Schumpeter, 1911; Leontief, 1983; Frey 和 Osborne, 2017; Graetz 和 Michaels, 2017; 陈彦斌等, 2019)。本质上,人工智能技术也属于一种新技术,但影响范围更广、程度更深:一方面,由于计算机拥有了模仿人类大脑工作的能力,使得机器不仅能够像过去一样进行重复性的简单劳动,还能够扮演更多种复杂的社会角色,甚至能够超出人类的体力和认知范围进行工作,因此其对劳动力市场替代效应的冲击范围将会扩大;另一方面,新技术提高了劳动生产率,降低了生产要素相对价格,提高了实际工资,进一步促使行业更大程度地使用人工智能替代传统劳动力,产生“诱导式创新”,这意味着其对劳动力市场的影响也可能因为行业生产力得到提升后,创造了更多的就业岗位或者提供了更高的工资,产生综合的就业创造效应。

在我国,工业机器人作为人工智能技术的代表性应用,对劳动力市场的冲击存在上述两方面影响。结合了制造业劳动力市场和工业机器人应用的实际水平,参考 Autor 等(2003)、Acemoglu 和 Restrepo(2017)的理论模型提出本文的假说设定:

(1)工业机器人的使用对我国制造业的就业影响总体上呈现岗位替代效应。当前我国制造业行业的劳动力以中低技能的人工劳动为主,可执行重复性劳动的工业机器人投入使用将与这部分劳动力产生直接竞争关系,导致制造业岗位有所减少。随着工业机器人使用成本降低、使用技术更成熟、投入量更大之后,这种替代效应将更显著。

(2)工业机器人的使用可能促进我国制造业的工资水平的提高。第一,当行业内原本低工资水平的中低技能劳动力被挤出后,剩余劳动力的实际工资水平将会呈现一定程度的上升趋势;第二,新技术的应用会提高生产力,降低要素价格,提高实际工资;第三,工业机器人是一种新技术,其应用要求更高技术的劳动力与之相匹配,而高技术劳动力可能要求更高的工资。

基于此,本文将使用我国制造业分行业工业机器人使用数据,结合行业就业岗位和工资水平的变化,实证研究工业机器人使用对我国劳动力市场的影响,并探讨时间趋势和行业异质性。本文最大的创新之处在于从中国视角出发,研究工业机器人对于一个飞速发展的制造业大国的影响,而现有文献多集中于讨论美国、德国等发达国家,鲜有文献关注发展中国家机器人使用情况及其影响;同时,本文还结合我国实际情况寻找工具变量,尝试解决了实证模型中可能存在的内生性问题;其次,在具体影响上,本文不仅考察工业机器人使用对于就业岗位数量的影响,还同时探究了工资水平因此产生的变化,并讨论处于我国制造业发展的不同阶段、不同生产性质的行业,工业机器人使用对劳动力就业影响的异质性。本文的研究有助于更全面深刻地了解我国当前劳动力市场受到“机器换人”的影响程度,并基于此制定相应的政策措施,为人工智能等新技术更好地在我国推进“保驾护航”,促进我国经济稳定健康发展。

三、模型与数据

本文参考 Acemoglu 和 Restrepo(2017)的研究,构建以下计量实证模型:

$$\text{employee}_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{robot}_{it} + \alpha_2 X_{it} + \sigma_{it} + \lambda_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$\text{wage}_{it} = \beta_0 + \beta_1 \text{robot}_{it} + \beta_2 X_{it} + \sigma_{2it} + \lambda_{2it} + \varepsilon_{2it} \quad (2)$$

式(1)考察工业机器人对就业岗位的影响,式(2)考察工业机器人投入使用对工资水平的影响,其中下标 i, t 分别表示行业和时间, σ 表示行业固定效应, λ 表示时间固定效应, ε 是误差项。

本文主要使用了两套数据匹配后进行实证研究,其一是《中国劳动统计年鉴》与《中国工业统计年鉴》等官方统计数据,提供了2006–2017年我国31个制造业二位码行业就业产出等数据,其二是IFR提供的全球分行业工业机器人数据,涉及到14个制造业分行业。根据分类标准和行业名称,本文将两部分数据进行一一匹配,匹配后,2011年之前有13个行业,2012年之后汽车制造业从原有的运输设备制造业中独立出来,行业数量变为14个,因此共有162个样本参与回归,涵盖了我国所有的制造业二位码行业。具体的匹配过程与样本期间各行业的工业机器人使用情况见附录^①。

由于不同行业在生产规模、盈利能力、技术水平等方面存在很高的异质性,这会在很大程度上影响行业劳动力需求总量和结构,而加入行业固定效应可以在一定程度上解决由于无法测度的行业特性造成的遗漏变量问题;在本文的样本期内,我国工业机器人的生产应用有较大的发展,而国内外经济环境也有巨大变化,加入时间固定效应可以同时控制机器人行业发展和劳动力需求的共同冲击。

(1)因变量:本文从就业岗位和工资水平两个维度的变化刻画劳动力市场所受到的影响。其中就业岗位(employee)用行业年末从业人数刻画,工资水平(wage)为行业年末平均工资,二者在实际回归中均做了对数化处理。考虑到劳动力市场对于技术冲击可能存在滞后反应,在稳健性检验中会检验就业人数和工资水平的滞后一期影响。

(2)核心解释变量:本文的核心解释变量是工业机器人安装量(robot),数据来源于IFR。IFR是成立于1987年的国际性非盈利组织,其成员包括来自20多个国家的50多个全国或国际性工业协会和研究开发机构,提供了从1993年至今全球近100个国家和地区19个行业工业机器人使用情况的数据。前文图3可以看出,我国的工业机器人从2006年开始才有明显数据记录,且从2017年工

业机器人使用的行业分布情况可知,无论是世界还是中国,工业机器人绝大部分应用于制造业。基于此,本文使用2006–2017年我国工业机器人数据,结合14个制造业行业的相关数据进行实证研究。

(3)控制变量:参考Acemoglu和Restrepo(2017)的做法,并结合Cheng等(2019)中指出的我国各行业特征对使用工业机器人的影响,本文通过在实证模型中加入以下变量以控制行业的各项基本特征:①行业规模(size),用各行业规模以上企业的工业总产值衡量,行业生产规模越大,则对于劳动力的相对需求就越大;②资本深化度(fixcp),用各行业规模以上企业固定资产投资表示,较高的资本深化度通常意味着更高的劳动生产率,对就业岗位和工资水平都将产生影响;③盈利能力(prof),用各行业规模以上企业利润总额衡量,盈利能力越强,劳动回报越高,越能吸引劳动力流入;④研发投入(fd),用各行业规模以上企业内部研发投入衡量,这项指标代表了行业总体的技术水平,会影响工业机器人在本行业生产应用的深度和广度;⑤人力资本(humcp),用各行业规模以上企业研发人员全时当量表示,反映了行业劳动力结构。为了量纲的统一,所有的控制变量都作了对数化处理,并对涉及价格的指标以相应的价格指数进行了调整。另外,在式(1)考察就业岗位数量受到的影响时,还控制了行业的工资水平(wage);同理,在式(2)中控制了相应的就业岗位(employee)。本文所有的指标数据来源如表1所示,统计性描述见表2。

四、实证结果及分析

(一)基准回归

表3是工业机器人使用对我国制造业就业影响的基准回归结果。第(1)列和第(2)列考察工业机器人使用对就业岗位数量的影响,结果显示,在控制了行业固定效应和年份固定效应后,核心解释变量robot系数均显著为负,这表明我国工业机器人使用对制造业行业的就业规模总体呈现替代效

表1 变量指标含义及数据来源

变量	指标	含义	单位	数据来源
robot	机器人保有量	分行业工业机器人年安装量	台	国际机器人联盟 IFR
employee	岗位数量	分行业年末就业总人数	千人	中国劳动统计年鉴
wage	工资水平	分行业人均年工资	元	中国劳动统计年鉴
size	行业规模	分行业规模以上企业工业总产值	亿元	中国工业经济统计年鉴
fixcp	资本深化程度	分行业规模以上企业固定资产投资	亿元	中国工业经济统计年鉴
prof	利润总额	分行业规模以上企业年利润总额	亿元	中国工业经济统计年鉴
rd	研发投入	分行业规模以上企业内部研发投入	万元	中国科技统计年鉴
humcp	人力资本	分行业规模以上企业研发人员全时当量	人年	中国科技统计年鉴

表2 变量统计性描述

变量	均值	标准差	最小值	最大值
robot	7,688	22,044	0	159,787
employee	3,116	2,280	637	12,274
wage	31,672	10,876	12,929	60,985
size	684,163	371,291	671	3,104,392
fixcp	1,890	1,368	212	7,219
prof	2,938	2,300	-600.9	10,703
rd	46,070	53,700	1,144	315,100
humcp	5,307	18,663	192	110,729

表3 基准回归结果

自变量	因变量			
	就业岗位		工资水平	
	(1)	(2)	(3)	(4)
robot	-0.0666***(-4.0161)	-0.0463***(-2.6376)	0.0347*** (3.8812)	-0.0025(-0.3485)
wage	0.4143*** (2.7022)	0.5497** (2.4968)		
employee			0.1197*** (2.7022)	0.0839** (2.4968)
size	0.3575** (2.4154)	0.4408** (2.2540)	0.4654*** (6.5543)	-0.1867** (-2.4536)
fixcp	0.0219* (1.8412)	0.0228** (1.9692)	-0.0194*** (-3.1008)	-0.0064 (-1.4115)
prof	-0.0049 (-0.4412)	-0.0039 (-0.3534)	-0.0005 (-0.0912)	0.0005 (0.1064)
rd	0.0485 (0.7701)	-0.0920 (-0.8523)	0.1317*** (4.1163)	0.1708*** (4.3248)
humcp	0.0003 (0.0223)	0.0066 (0.5022)	-0.0079 (-1.1487)	0.0045 (0.8837)
cons	0.4789 (0.4852)	0.5295 (0.2188)	4.0522*** (9.9897)	8.0033*** (12.6991)
行业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	否	是	否	是
样本量	162	162	162	162

注: *、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著,括号内数字表示T值,下表同。

应。本文的样本期是2006–2017年,这段时间正是我国工业机器人从无到有、从少到多飞速发展的阶段,工业机器人的投入使用可以看作是一个较短期的冲击,Furman和Seamans(2019)的文章指出,自动化等新生产技术对于就业的影响,短期是岗位替代为主,本文的实证结果证实了这一观点。具体而言,在样本期内,我国工业机器人安装量每上升1%,制造业就业岗位将下降4.6%,并且在1%的水平上显著,这也与Acemoglu和Restrepo(2017)、Dauth等(2017)、Graetz和Michaels(2018)等学者的研究结论相似。第(3)列和第(4)列考察我国工业机器人使用对工资水平的影响,整体来说,对工资水平的影响并不明显:第(3)列在只控制行业固定效应时,结果显示工业机器人会对工资水平有正向影响,然而在控制时间固定效应后,这种影响消失。工业机器人对制造业工资水平的影响效应不明显,有可能是因为本文研究使用的数据结构有缺陷所导致。由于我们只能获取制造业行业平均工资,而Dauth等(2017)、Graetz和Michaels(2018)对工资水平的研究使用的是微观个体的工资数据,比起行业平均工资水平,微观个体的数据更能精确反应工资受到冲击后的影响,这也是本研究未来改进的方向。虽然整体影响不显著,但后文将继续讨论工业机器人对工资水平的影响是否存在异质性。

控制变量方面,对于就业岗位而言,行业规模和资本深化度的影响系数显著为正,当行业规模越大,可以提供的就业岗位数越多,也更容易吸引

更多劳动力进入;对于工资水平而言,研发投入显著提高了行业的工资水平,研发投入主要衡量行业的技术水平,这说明高技术行业具有较高的工资溢价。后文还将讨论不同性质行业的不同影响。

考虑到就业市场存在动态调整,劳动力对新技术的冲击可能会有延后反应,加之工业机器人从开始引进、到实际使用、再到大规模投产也是一个循序渐进的过程,我们同时考察工业机器人使用对劳动力市场影响的时滞性。在表4的实证模型中,被解释变量由基准回归中的当期数据替换为下一期数据,结果仍然稳健,其中工业机器人的使用对就业岗位的替代效应程度有一定减小。

(二)“工业4.0”影响

2011年在德国汉诺威工业博览会上提出的“工业4.0”概念,对制造业行业产生了巨大影响。“工业4.0”指的是相对于前三次工业革命而言,现今的生产生活中出现的利用信息通讯技术将所有生产环节中的信息数据化、智慧化的新趋势(Kagermann等,2013)。这一概念的提出,促使各国加快了人工智能技术,特别是工业机器人在制造业行业中的投入应用。从前文图3和图4可以看出,我国的工业机器人保有量在2011年开始有了明显增加。基于此,我们考察工业机器人使用对就业市场的影响是否随着“工业4.0”概念的提出而有所变化。表5是对就业岗位的影响,表6是对工资水平的影响,同时我们用两种方式考察“工业4.0”概念的影响,表5和表6各自的第(1)~(4)列是

表4 工业机器人影响就业的时滞效应回归结果

自变量	因变量			
	就业岗位		工资水平	
	(1)	(2)	(3)	(4)
robot _{it-1}	-0.0599***(-2.912)	-0.0572***(-2.675)	0.0446***(4.462)	0.0086(1.005)
控制变量	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	否	是	否	是
样本量	147	147	147	147

表 5 “工业 4.0”对就业岗位影响回归结果

自变量	因变量					
	就业岗位					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	2006-2010	2011-2017	2006-2010	2011-2017	dummy	dummy
robot	-0.0494(-1.5769)	-0.1034***(-3.4705)	-0.0461(-1.3282)	-0.0321*(-1.6935)	-0.0724***(-4.5094)	-0.0505***(-3.0488)
robot×dummy					-0.0424***(-3.2750)	-0.0546***(-4.2009)
dummy					-0.0541(-0.539)	
控制变量	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	否	否	是	是	否	是
样本量	65	97	65	97	162	162

表 6 “工业 4.0”对工资水平影响回归结果

自变量	因变量					
	工资水平					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	2006-2010	2011-2017	2006-2010	2011-2017	dummy	dummy
robot	0.0075(0.6181)	0.0492*** (4.2322)	0.0037(0.2840)	0.0104*(1.8689)	0.0327*** (3.8966)	0.0008(0.1230)
robot×dummy					0.0190*** (2.8222)	0.0174*** (3.2576)
dummy					0.216*** (4.181)	
控制变量	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	否	否	是	是	否	是
样本量	65	97	65	97	162	162

以 2011 年为界直接划分样本的回归结果,第(5)~(6)列则是在基准实证模型中加入“2011 年”时间虚拟变量进行回归。

结果显示,无论是划分样本的结果或是加入时间虚拟变量,工业机器人的使用伴随着“工业 4.0”概念的提出而呈现出更强的就业效应,其对就业岗位的负向冲击更为强烈,而对工资水平的回归结果则显示出与基准回归不一样的时间异质性,在控制了年份固定效应后,交互项系数显著为正,这表明在“工业 4.0”概念提出后,工业机器人的使用对于工资水平的影响,相比之前的时间段有明显的正向提升。

五、进一步讨论

(一)内生性问题

一方面,某个行业是否需要投入大量的工业

机器人,可能跟行业本身的劳动力结构有关。陈秋霖等(2018)指出,当前我国劳动力市场供不应求的现象增多,短期内均衡工资上升,企业需要采用智能化设备来填补劳动力短缺,而工资的上升更增加了机器使用的经济性,加速了机器应用规模的提升,因此本文可能存在互为因果所导致的内生性问题。另一方面,尽管基准实证模型已经从规模、利润、研发等多方面控制行业特征,但由于变量可得性等问题,仍然可能存在因遗漏变量而导致的内生性问题。为此,本文尝试通过寻找工具变量方法解决工业机器人就业效应的潜在内生性问题。

在现有关于工业机器人就业效应影响的文献中,有两篇文献使用了工具变量法进行研究。Graetz 和 Michaels(2018)在研究全球 17 个国家

1993–2007年机器人使用情况时,使用了两个工具变量,一是行业“可被替代度”,是根据1980年与2012年美国职业数据匹配所得,二是该行业在1980年是否需要使用机械臂。但由于文章研究对象为发达国家样本,与我国制造业工业机器人使用情况有本质上的结构差异,加之我国相关行业数据也缺失,这两个工具变量并不适用于我国的情况。Acemoglu和Restrepo(2017)在考察1990–2017年美国工业机器人使用对就业影响的文章中,提出当前由于几大制造业大国之间存在明显的国际竞争,各国对于新生产技术和设备应用规模呈现出很高的趋同性,因而使用同行业德国、日本和韩国的工业机器人安装量作为美国工业机器人安装量的工具变量,具有一定的合理性。

本文选择的工具变量从我国制造业的实际情况出发。在样本期内,随着近年来我国产业升级换代,我国制造业与美国竞争愈发激烈,相关产业政策的出台更是加快了我国制造业发展速度,在这种情况下,美国已成为我国制造业最强有力的竞争对手。基于此,我们借鉴Acemoglu和Restrepo(2017)的思路,并同时考虑我国制造业的实际情况,采用美国同行业工业机器人安装量USARobot作为我国工业机器人安装量的工具变量,相应回归结果如表7所示,在解决了可能存在的内生性问题后,工业机器人使用对我国制造业就业的影

响仍然存在,工业机器人安装量每上升1%,我国制造业就业岗位就下降6.2%,此结果相较于基准回归系数有所上升,而对于工资的影响同样在控制了时间固定效应后消失。

(二)行业异质性

1.交互效应。

在基准实证模型的结果中,工业机器人对就业岗位存在明显的负向影响,但对工资水平的影响整体上并不显著,这其中可能存在较大的行业差异。现实中,我国制造业不同行业间确实存在明显不同,我国工业机器人在制造业行业间的使用分布也有较大差异,而Furman和Seamans(2019)也指出,即便是同样规模的工业机器人,在不同生产特性行业中应用,也会呈现出截然不同的就业效应。因此,我们需要进一步考察行业特征与工业机器人使用之间是否存在交互效应,以此去探讨工业机器人就业效应的行业异质性。对就业岗位的交互影响结果见表8,对工资水平的影响结果见表9^⑨。结果显示,在对就业岗位的影响中,工业机器人安装量与行业规模、资本深化度、研发力度和人力资本的交互项显著为正,这说明这些行业的就业岗位受到工业机器人使用的负面影响相对较小。一般而言,这样的行业通常是高技术行业,他们对于新技术的适应能力更强,调整更快,受到的负面冲击程度相较而言更轻(Frey和Osborne,

表7 工业机器人影响就业岗位回归结果

自变量	因变量			
	就业岗位		就业岗位	
	(1)	(2)	(3)	(4)
robot	-0.0527*(-1.82)	-0.0624*(-1.96)	-0.0708*** (4.62)	-0.0102(-0.78)
USARobot	第一阶段回归			
	0.6595*** (4.23)	0.7063*** (4.74)	0.6581*** (8.91)	0.6742*** (6.58)
弱工具变量识别检验	模型设定检验			
	通过	通过	通过	通过
控制变量	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	否	是	否	是
样本量	162	162	162	162

表 8

工业机器人影响就业岗位交互效应回归结果

自变量	因变量					
	就业岗位					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
robot	-0.9656***(-5.0724)	-0.2193***(-3.6357)	-0.2393***(-4.4594)	-0.0765**(-2.5200)	-0.2858***(-3.5553)	-0.1102***(-4.0386)
robot×wage	0.0932*** (4.8467)					
robot×size		0.0259*** (2.9897)				
robot×fixcp			0.0256*** (3.7847)			
robot×prof				0.0048 (1.2177)		
robot×rd					0.0174*** (3.0482)	
robot×humcp						0.0110*** (2.9975)
控制变量	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	162	162	162	162	162	162

表 9

工业机器人影响工资水平交互效应回归结果

自变量	因变量					
	工资水平					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
robot	0.0471* (1.6610)	0.0671*** (2.7956)	0.0804*** (3.7982)	0.0092 (0.7593)	0.1021*** (3.2547)	0.0143 (1.2469)
robot×employee	-0.0065* (-1.8028)					
robot×size		-0.0102*** (-3.0225)				
robot×fixcp			-0.0107*** (-4.1222)			
robot×prof				-0.0018 (-1.1800)		
robot×rd					-0.0075*** (-3.4133)	
robot×humcp						-0.0027* (-1.8385)
控制变量	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	162	162	162	162	162	162

2017; Graetz 和 Michaels, 2018; Cheng 等, 2019)。在对工资水平的影响中,我们发现工业机器人的影响存在明显的行业异质性,在整体不显著的情况下,对于行业规模较大、资本深化度较深以及研发力度更强的行业中工资水平出现了一定程度的正向提升,这表明在当前我国工业机器人安装量总体快速增长、但各行业实际使用差异较大的情况下,工业机器人的就业效应呈现出明显的行业异质性。

2. 技术差异。

工业机器人是人工智能技术的重要应用,也是新技术的代表,那么这样一项“技术”本身对于不同技术水平的行业影响是否存在差异,Lehn (2019)指出,在发达国家,低技术行业更少运用工业机器人,其就业影响可能并不明显;高技术行业更容易适应工业机器人,其就业影响也不大,反而是处于中等技术水平的行业受到来自工业机器人的就业冲击更为明显。因此,我们再进一步讨论

技术差异对于工业机器人就业效应的影响。关于如何定义高中低技术水平,文献的划分标准并不统一,Michaels等(2014)采用信息数据对行业进行技术划分,Graetz和Michaels(2018)则是根据工人的受教育水平划分技术高低。由于缺少从业者受教育水平的微观数据,我们使用研发投入的多少作为行业技术高低的衡量标准,通过聚类分析,将所有行业划分为高、中、低技术要求行业三类样本后进行回归分析,结果如表10所示。

可以看到,工业机器人使用的就业效应确实在中等技术行业中影响更为明显,其岗位的减少程度更大,工资水平的提升幅度也更多,当中等技术劳动力被工业机器人挤出后,由于新技术引发的生产率提高导致了行业整体工资水平的上升,这也与前文交互效应回归结果一致。Autor等(2003)指出,服务、劳动性的工作需要更好的环境适应性和互动能力,而专业、高技术要求的抽象任务需要更高的解决能力、创造能力和说服力,这些要求决定了这类型的岗位不容易被“计算机化”,甚至与机器人所执行的任务形成互补关系,通常是分布在技能要求的两端,即低技术与高技术;而中等技能行业主要从事结构化程度更高的常规任务,与机器人所执行的任务形成相互替代的关系,更容易受到新技术的冲击,因而影响更为明显。

六、结论和政策建议

当人工智能成为引领新一轮科技进步和社会

变革的重要技术时,其对就业市场产生的冲击也引起了极大关注。本文探讨了人工智能技术在制造业行业的重要应用——工业机器人的使用,对于制造业就业的影响。在使用了我国2006–2017年14个制造业分行业的数据进行实证研究后发现,总体上工业机器人使用对样本期内我国制造业岗位数量产生了明显的负向影响,而对工资水平的影响整体上不明显,但存在明显的时间和行业异质性。在考虑了劳动力市场的延迟调整反应后,工业机器人对我国制造业的就业冲击仍然存在,并随着“工业4.0”概念促使全球各国加快了制造业转型升级后,这种冲击强度更加显著。针对可能存在的内生性问题,本文从我国的现实角度出发,采用美国制造业同行业工业机器人安装量作为工具变量进行回归,结果仍然稳健。进一步的,本文讨论了工业机器人就业效应的行业异质性,讨论了不同行业对于工业机器人冲击的不同反应,发现行业规模较大、资本深化度较深以及研发力度更强的行业受到的影响更为明显,而相对于低技术和高技术要求的行业,中等技术行业受到的影响也更强烈,呈现出初步的就业极化现象。

在我国人口老龄化程度加剧、产业转型升级的背景下,就业市场由于供需两侧的不平衡正面临着严峻的结构性失业问题,本文的发现有助于探究当前我国工业机器人的使用对于制造业就业的冲击程度及其影响机制,基于此,我们提出以下

表 10

工业机器人影响不同技术行业就业回归结果

行业技术划分	因变量					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	低技术	中技术	高技术	低技术	中技术	高技术
	就业岗位			工资水平		
robot	0.0138(0.9182)	-0.1001***(-3.7053)	-0.0562(-1.3446)	0.0055(1.2347)	0.0314**(2.1342)	0.0032(0.4605)
控制变量	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
样本量	48	60	54	48	60	54

政策建议:

第一,正确看待工业机器人对就业岗位所带来的替代效应。与历史上的新技术冲击类似,短期来看替代效应大于创造效应,但长期而言,伴随社会生产力的提升,新的岗位得到创造,新技术对于整个社会发展有极大的促进作用(Korinek 和 Stiglitz, 2017; Furman 和 Seamans, 2019; Acemoglu 和 Restrepo, 2019; Agrawal 等, 2019)。政府要及时出台相应的就业扶持和社会保障制度,加强对失业的风险防范和措施应对,并及时做好受冲击人群的再就业服务,保证经济增长和就业稳定同步进行。

第二,合理把握人工智能技术在生产中的推广和应用。工业机器人为代表的人工智能技术对处于不同发展阶段、具有不同特性的行业影响差异并不相同,政府应该针对当前出现的新技术在不同行业、不同区域间的革新速度不平衡问题,继续出台和落实相关支持政策,积极引导新技术继续顺利地应用到生产中;另一方面,在积极推广技术的同时,也要结合行业特性循序渐进,不能一味追求超前,忽视了与行业现有劳动力结构调整速度的匹配与平衡。

第三,确保人力资本投入均衡,防范社会不平等现象加剧。面对新生产技术应用而带来的就业不平等和甚至可能出现的就业极化现象,政府要继续加大对中低技能劳动者的人力资本投入,鼓励职业教育和培训行业的发展,确保处于不同层次的劳动者就业稳定;同时要进一步发挥人工智能技术先天的强适配性和协作性,鼓励和引导人工智能技术与现有的劳动力结构相匹配,将“人口红利”转化为“人才红利”。

注释:

①国际机器人联盟(IFR)原文定义:"Industrial robots is an automatically controlled, reprogrammable multipurpose manipula-

tor programmable in three or more axes."(<https://ifr.org/#topics>)

②http://www.most.gov.cn/gnwkjdt/201304/t20130425_101089.html.

③<http://www.people.com.cn/GB/guojij/1029/2504329.html>.

④<https://ec.europa.eu/programmes/horizon2020/en/h2020-section/robotics>.

⑤<http://www.miit.gov.cn/n1146285/n1146352/n3054355/n3057585/n3057590/c3617837/content.html>.

⑥http://ghs.ndrc.gov.cn/ghwb/gjjgh/201706/t20170621_851920.html.

⑦由于我国工业机器人数据从1999年才有记录,此处报告2001-2017年情况,因篇幅所限,全样本是1993-2017年以附表展示,见《统计研究》网站所列附件。下同。

⑧实际上,直到1999年IFR才有中国机器人保有量数据,为550台,同年全球保有量超过72万台,美国和德国超过8万台,日本超过3万台。

⑨<https://ifr.org/free-downloads/>.

⑩<http://www.gov.cn/zhuant/2019qglh/2019lhzfzbg/index.htm>.

⑪因篇幅所限,匹配结果在附录中展示,见《统计研究》网站。下同。

⑫由于同时控制行业固定效应和年份固定效应更能全面刻画实证模型,因篇幅所限,未控制年份固定效应的结果以附表展示,见《统计研究》网站所列附件。下同。

参考文献:

[1]曹静,周亚林.人工智能对经济的影响研究进展[J].经济学动态,2018(1):103-115.

[2]陈秋霖,许多,周羿.人口老龄化背景下人工智能的劳动力替代效应——基于跨国面板数据和中国省级面板数据的分析[J].中国人口科学,2018,189(6):30-42.

[3]陈彦斌,林晨,陈小亮.人工智能、老龄化与经济增长[J].经济研究,2019(7):47-63.

[4]程虹,陈文津,李唐.机器人在中国:现状、未来与影响——来自中国企业—劳动力匹配调查(CEES)的经验证据[J].宏观质量研究,2018,6(3):1-21.

[5]Acemoglu D. What Does Human Capital Do? A Review of Goldin and Katz's The Race between Education and Technology [J]. Journal of Economic Literature, 2012, 50(2): 426-63.

[6]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J]. NBER Working Paper, 2017(w23285).

- [7]Acemoglu D, Restrepo P. Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor[J].Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 3–30.
- [8]Agrawal A, Gans J S, Goldfarb A. Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction[J]. Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 31–50.
- [9]Autor D, 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.
- [10]Autor D. Polanyi's Paradox and the Shape of Employment Growth[M].Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2014.
- [11]Bessen J E. Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment[J].Boston Univ. School of Law, Law and Economics Research Paper, 2017(17–09).
- [12]Chang H, Jia R, Li D, et al. The Rise of Robots in China [J].Journal of Economic Perspectives, 2019, 33(2): 71–88.
- [13]Danth W, Findeisen S, Jens S, et al. German Robots–The Impact of Industrial Robots on Workers[R].CEPR Discussion Papers, 2017.
- [14]David B. Computer Technology and Probable Job Destructions in Japan: An Evaluation[J].Journal of the Japanese and International Economies, 2017, 43: 77–87.
- [15]David H, Katz L F, Kearney M S. The Polarization of the US Labor Market[J].American Economic Review, 2006, 96(2): 189–194.
- [16]Frey C B, Osborne M A. The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?[J].Technological Forecasting and Social Change, 2017, 114: 254–280.
- [17]Furman J, Seamans R. AI and the Economy[J].Innovation Policy and the Economy, 2019, 19(1): 161–191.
- [18]Coos M, Manning A, Salomons A. Explaining Job Polarization: Routine–Biased Technological Change and Offshoring[J]. American Economic Review, 2014, 104(8): 2509–2526.
- [19]Graetz G, Michaels G. Is Modern Technology Responsible for Jobless Recoveries?[J].American Economic Review, 2017, 107(5): 168–173.
- [20]Graetz G, Michaels G. Robots at Work[J].Review of Economics and Statistics, 2018, 100(5): 753–768.
- [21]Kagermann H, Helbig J, Hellinger A, et al. Recommendations for Implementing the Strategic Initiative INDUSTRIE 4.0: Securing the Future of German Manufacturing Industry; Final Report of the Industrie 4.0 Working Group[M].Forschungsunion, 2013.
- [22]Korinek A, Stiglitz J E. Artificial Intelligence and Its Implications for Income Distribution and Unemployment[R].National Bureau of Economic Research, 2017.
- [23]Lankisch C, Prettnner K, Prskawetz A. Robots and the Skill Premium: An Automation–Based Explanation of Wage Inequality[R].Hohenheim Discussion Papers in Business, Economics and Social Sciences, 2017.
- [24]Lehn C V. Labor Market Polarization, the Decline of Routine Work, and Technological Change: A Quantitative Analysis[J].Journal of Monetary Economics, 2019.
- [25]Leontief W. National Perspective: The Definition of Problems and Opportunities[J].The Long–Term Impact of Technology on Employment and Unemployment, 1983: 3–7.
- [26]Michaels G, Natraj A, Van Reenen J. Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries over Twenty–Five Years[J].Review of Economics and Statistics, 2014, 96(1): 60–77.
- [27]Oschinski M, Wyonch R. Future Shock? The Impact of Automation on Canada's Labour Market[J].The Impact of Automation on Canada's Labour Market(March 16, 2017). CD Howe Institute Commentary, 2017(472).
- [28]Schumpeter J. The Theory of Economic Development [M].1911.
- [29]Trajtenberg M. AI as the Next GPT: A Political–Economy Perspective[R].National Bureau of Economic Research, 2018.