

工业机器人如何重塑中国就业结构^{*}

董雪兵 潘登 池若楠

摘要:近年来中国制造业就业规模和就业份额连年下降,需引起高度重视。本文结合中国 CF-PS 数据库和 IFR 数据库,探讨了工业机器人对中国就业结构的影响,结果表明:2013—2017 年工业机器人密度的增长解释了同期中国制造业相对服务业就业份额下降原因的 12.56%。工业机器人一方面提升了服务业相对制造业的劳动力新进入水平,并促进了企业层面由制造业向服务业转型,另一方面促进了劳动力个体层面从其他行业流向服务业。然而,工业机器人对促进制造业劳动力流向服务业影响并不显著,且对增加制造业失业率无显著影响。进一步研究发现,从职业选择看,工业机器人提高了劳动力选择单位负责人、专业技术人员相对制造生产类职业的概率;从替代类型看,工业机器人主要是减少了与其任务内容相重合的职业就业概率,与劳动力的技能水平无关;从行业工资性收入看,工业机器人提高了服务业劳动力的工资性收入,对制造业劳动力工资性收入影响不显著。

关键词:工业机器人 就业结构 制造业 服务业

一、引言

自改革开放以来,尤其是 2001 年加入 WTO 以后,我国制造业承接了大量农村剩余劳动力,一跃成为全球制造业就业第一大国,确立了“世界工厂”的地位。然而,近年来中国制造业就业绝对规模与就业份额同时出现了下降,与此同时,服务业就业规模和就业份额同时上升。从城镇单位来看,2001—2013 年中国制造业就业人数由 3070.1 万增长到 5257.9 万,制造业就业份额由 2001 年的 27.50% 波动上升到 2013 年的 29.04%,12 年间上升了 1.54 个百分点;2013—2019 年制造业就业人数由 5257.9 万下降到 3832.0 万,年均减少 237.65 万,制造业就业份额迅速下降到 2019 年的 22.33%,6 年间下降了 6.71 个百分点。与此同时,2001—2013 年城镇单位服务业就业人数由 6002.4 万增长到 8592.7 万,服务业就业份额由 53.76% 减少到 47.45%。2013—2019 年城镇单位服务业就业人数年均增长 265.28 万,服务业就业份额增长了 11.89%,达 59.34%。显然,中国就业结构正发生着改变。从国际视角看,主要发达经济体都经历了不同程度的制造业就业份额萎缩。1953 年美国制造业就业份额达 25.86%,2019 年下降到不足 10%,英国制造业就业份额由 1962 年的 32.61% 下降到 2019 年的 9.14%,日本制造业就业份额由 1973 年的 26.03% 下降到 2019 年的 15.81%。^① 与这些发达国家相比,中国制造业就业份额呈“过早”“快速下降”的特点,引起了学者的广泛关注(黄群慧等,2017;魏后凯、王颂吉,2019;闰冰倩、冯明,2021)。

结构的改变可由发展模式和发展进程驱动,也可能是受科技革命的影响(郭克莎,2019)。在制造业就业绝对规模和就业份额同时下降的同时,中国工业机器人安装数量迅猛增长,从 2013 年的

^{*} 董雪兵,浙江大学区域协调发展研究中心、中国西部发展研究院,邮政编码:310058,电子邮箱:dxh@zju.edu.cn;潘登(通讯作者),浙江大学经济学院,邮政编码:310058,电子邮箱:11601006@zju.edu.cn;池若楠,杭州师范大学经济学院,邮政编码:311121,电子邮箱:crn615@163.com。感谢匿名评审专家的宝贵意见,文责自负。

^① 我国就业数据根据历年《中国劳动统计年鉴》计算得到。美国、日本、英国就业数据根据 Groningen Growth and Development Centre (GGDC) 10-Sector Database 和 EPS 数据平台世界主要经济体数据库计算得到。

13.3万台迅速增长到2019年的78.3万台,并于2016年超过美国和日本,成为全球最大的工业机器人市场。根据ISO8373:2012定义,工业机器人是自动控制的、可重复编程、多用途的操作机。第一台工业机器人诞生于1962年的美国,之后被广泛应用于工业发达国家,其主要应用于制造业领域的焊接、喷涂、组装、放置、产品检测和测试等环节,是衡量一国制造业水平和科技水平的重要标志(王田苗、陶永,2014)。为推动工业机器人的应用和发展以提升科技创新能力,2013年工业和信息化部发布了《关于推进工业机器人产业发展的指导意见》,提出到2020年要形成较为完善的工业机器人产业体系,工业机器人基本满足国防建设、国民经济和社会发展需要。此后,工业机器人行业的战略地位日益凸显。图1绘制了2001—2018年中国城镇单位制造业就业份额、城镇单位服务业就业份额和中国工业机器人安装数量发展趋势。可以看出,2001—2013年,城镇单位制造业就业份额保持平稳波动上升,城镇单位服务业就业份额平稳波动下降,在此期间工业机器人安装数量缓慢增长;2013年后,工业机器人安装数量迅猛增长,制造业就业份额不断下滑,服务业就业份额加速上升。但是工业机器人对中国就业结构趋势性变动是否有影响,有多大影响程度,如何影响,尚未有明确的答案。

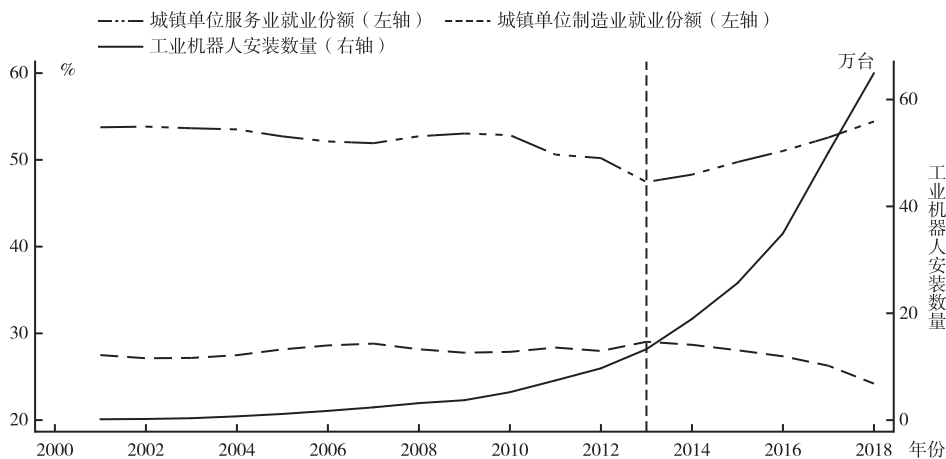


图1 2001—2018年中国就业结构及工业机器人安装趋势

基于此,本文利用中国家庭追踪数据库(以下简称CFPS)2014年、2016年、2018年的成人数据库,结合国际机器人联盟(International Federation of Robotics, 以下简称为“IFR”)工业机器人数据,从微观视角实证考察了工业机器人对劳动力就业行业选择的影响及其影响机理。本文可能的研究价值和边际贡献在于:第一,为近年来我国制造业就业规模和制造业相对服务业就业份额连年下降提供了解释和经验支撑;第二,从微观视角讨论了工业机器人对劳动力在非农行业间就业选择的影响。现有文献关于中国就业结构变化的研究主要集中探讨劳动力由农业转向非农的影响因素、影响机制(邢春冰,2006;宁光杰,2012),对非农行业间的就业结构变化分析主要基于理论层面分析和典型事实剖析(郭凯明,2019;黄群慧等,2017;魏后凯、王颂吉,2019),鲜有文献通过实证研究探讨近年来中国非农行业间就业结构变动的成因;第三,从生产技术变革的视角阐述了以工业机器人为代表的自动化技术进步促进就业结构变动的作用路径,为推进工业机器人的广泛应用和制定积极的就业政策提供参考建议。

二、文献回顾与假说提出

早在1973年,Kuznets(1973)就提出了经济发展过程中经济结构会从工业转向服务业的“库兹涅茨事实”,之后的学者将驱动这一结构变迁特征事实的原因归为两类:第一类由需求因素驱动,该类文献主要是以恩格尔定律为基础,认为消费者需求收入弹性变化会带来结构变迁(Kongsamut et al,2001);第二类由供给因素驱动,该类文献主要以“鲍莫尔效应”(Baumol,1967)为基础,认为部门

间非平衡生产率会导致结构变迁(Ngai & Pissarides, 2007)。20世纪中期以来,一些发达国家陆续出现了制造业占比显著下降的现象,并伴随着国际竞争力下降,学者将其称之为“去工业化”(Rowthorn, 1987)。Rodrik(2016)发现,20世纪90年代以来,一些新兴经济体过早地出现了“去工业化”现象,即该国制造业比重达到顶点时,其人均GDP远远低于发达国家以前达到的水平,并指出这将阻碍经济进一步增长。近年来中国制造业增加值占GDP比重与制造业就业份额双双出现了下降,黄群慧等(2017)、魏后凯和王颂吉(2019)指出中国在理论、经验和现实层面都出现了“过早去工业化”。

部分学者通过理论模型推导或数理统计分析对制造业就业份额与经济关系的“倒U”型关系做出了分析与解释。Lawrence & Edwards(2013)认为,美国的制造业就业份额下降与美国商品贸易赤字、制品相对需求降低以及制造业生产率提高有关,其中,制造业生产率提高是最主要原因。Rodrik(2016)指出,发达国家“去工业化”的主要原因是非熟练技能劳动力节约型技术的发展使得制造业劳动力需求下降,因此,发达国家的制造业就业份额下降明显但产出份额下降不明显;发展中国家“去工业化”是受贸易和全球化的影响,其被动接受发达国家制造业价格下降趋势,进而制造业产出和就业份额同时下降。魏后凯和王颂吉(2019)认为中国现阶段“去工业化”是各地产业升级的冲动、劳动力土地要素成本上升、产能过剩等因素共同导致的。

中国自动化技术的广泛应用对就业结构会产生何种影响?中国老龄化进程加快、劳动力受教育程度提高、劳动力要素成本不断上升等人口发展趋势,推动了自动化技术在制造业领域的广泛应用。一般来说,自动化的使用会提高制造业企业库存管理或工厂车间的协调性,且这些往往都是不可观测的(Dinlersoz & Wolf, 2018),这时制造业企业生产率是希克斯非中性的,生产率和自动化之间会呈显著的正相关关系。制造业部门生产率的快速增长会导致增长缓慢的服务业部门在经济中变得越来越重要,制造业相对服务业就业份额不断减少,并且服务业部门劳动力要素价格相对制造业劳动力要素价格会不断上升,进而产生“鲍莫尔效应”(Baumol, 1967)。与已有革新技术相比,工业机器人更偏向于在大规模自动化生产中应用(孔高文等, 2020),工业机器人可能就是“鲍莫尔效应”背后的主要推动力量。基于此,本文提出假说1和假说2:

假说1:工业机器人的广泛应用推动了中国制造业相对服务业就业份额的下降。

假说2:工业机器人的广泛应用减少了制造业劳动力工资水平,提升了服务业劳动力工资水平。

围绕技术进步与就业的讨论由来已久。现有文献关于技术进步对就业影响可以大致分为两类:一类是基于“技能偏向性技术进步”(skill-based technology)假说(Krueger, 1993; Acemoglu, 2002),此类观点认为技术进步是技能偏向性的,技术的发展会增加对高技能劳动力或低技能劳动力的需求,降低对另一种技能劳动力的需求;另一类是基于“任务型偏向性技术进步”(task-based technology)假说(Autor et al, 2003),即认为技术进步提高了对非常规认知任务劳动力的需求,减少了对常规手工任务劳动力的需求,技术的进步对劳动力需求的影响与劳动力教育水平无关,仅与劳动力从事的任务内容有关。前者主要解释了20世纪70年代发达国家信息技术的广泛应用带来的劳动力技能溢价和工资差距不断增大的现象;后者主要解释了20世纪90年代以来自动化技术发展导致的发达国家低技能和高技能就业份额同时增长的就业极化现象。在后者假说的理论基础上, Frey & Osborne(2013)使用高斯分布模型估计了美国各类职业将来被计算机取代的可能性,发现702种职业中有47%都易被取代; David(2017)预测日本有55%的岗位有被自动化的风险;孙早和侯玉琳(2019)通过实证分析表明了中国劳动力市场已经出现了高低技能就业极化现象。

随着业界和学界认知程度不断加深,许多学者开始直接考察工业机器人对就业的影响(Graetz & Michaels, 2018; Cheng et al, 2019; Acemoglu & Restrepo, 2020)。现有关于工业机器人对就业影响研究主要探讨了机器人与劳动力替代、岗位创造、劳动力收入和生产率的关系。(1)机器人与劳动力替代。Acemoglu & Restrepo(2020)结合IFR数据库、EUKLEMS数据库和CBP数据库研究发现1990—2007年美国每千名工人增加一台工业机器人将使制造业就业率降低0.18%~0.34%。

Cheng et al(2019)指出工业机器人与一般机器设备相比,对手工劳动力的替代作用更强。孔高文等(2020)结合工业机器人数据库与中国宏观统计数据指出工业机器人对制造业就业有显著的替代效应。王永钦和董雯(2020)使用工业机器人数据与制造业上市公司的微观数据构造出企业层面的工业机器人密度指标,发现工业机器人对劳动力产生了替代效应,且对技能需求产生了极化效应。(2)机器人与岗位创造。Dauth et al(2017)发现工业机器人解释了德国1994—2014年制造业就业总体下降的23%,但其增加了服务业就业岗位。魏下海等(2020)结合IFR数据库和中国劳动力动态调查数据库发现工业机器人的就业创造效应大于替代效应,工业机器人带来的生产力提升能够创造更多就业,进而吸引劳动力流入。李磊等(2021)发现工业机器人提升了企业的劳动力需求。(3)机器人与劳动力收入。Acemoglu & Restrepo(2020)指出美国工业机器人密度的增加降低了制造业工人工资。余玲玲等(2021)使用广东省制造业“企业—工人”匹配数据(CEES)研究发现,工业机器人降低了常规任务劳动力工资。王永钦和董雯(2020)指出工业机器人对制造业工人工资影响并不显著。(4)机器人与生产率。Graetz & Michaels(2018)研究发现工业机器人提升了劳动生产率和全要素生产率,减少了低技能、中等技能劳动力的劳动时间。杨光和侯钰(2020)通过构造72个国家和地区的面板数据,实证发现工业机器人的使用能够显著提高一国的全要素生产率,进而促进经济增长。

其实,技术的发展并不必然引起就业规模的减少。自第一次工业革命以来,制造业就业份额随着制造业劳动生产率提升而提升,到后期才开始下降。这表明技术的发展并不必然引起失业,只是在不同时间不同行业对就业产生的影响是不同的。技术进步最终是否减少了就业规模取决于两个因素:技术进步如何直接影响技术进步所在行业的劳动力就业,以及这些直接影响是如何被技术进步间接刺激的其他经济领域劳动力就业变化所抵消的(Autor, 2013)。工业机器人带来的生产率效应和劳动力替代效应孰高孰低在各个国家和各个行业不尽相同,工业机器人对就业规模的最终影响是一个经验性问题。因此,以工业机器人为代表的自动化技术发展带来了劳动生产率提升但并不必然导致制造业就业规模收缩。基于此,本文提出假说3。

假说3:工业机器人的广泛应用显著减少了制造业就业规模。

三、数据来源与研究设计

(一)数据说明

本文使用的数据主要来源于IFR数据库和CFPS数据库。IFR数据库包括1993年以来100个国家和地区根据行业和用途分类的符合ISO标准的工业机器人安装数量。CFPS数据库是个体、家庭、社区三个层次的追踪数据,每隔一年进行一次追踪,以2010年基线,覆盖25个省份,具有代表性。考虑到我国工业机器人安装数量趋势大量增长于2012年后,且2014年后CFPS问卷开始采取EHC调查事件历史日历记录法,问卷设计技术更为成熟,因此,本文仅选取了CFPS数据库中2014年、2016年、2018年的成人数据库,并只保留了CFPS基因人员的样本。通过与地区统计年鉴匹配,删除含有缺失值以及年龄在16岁以下、65岁以上的样本,最终得到24573份有效样本。其他数据来源于《中国劳动统计年鉴》《中国城市统计年鉴》《中国区域统计年鉴》《中国统计年鉴》和国泰安数据库。内生性检验中,印度分行业就业人数数据来源于印度统计局。

(二)模型设定

为探讨工业机器人对中国就业结构的影响,本文构建如下probit模型:

$$\Pr(Ind_{it} = 1) = \alpha + \beta_1 Robo t_{c,t-1} + \sum \beta_2 X_{c,t-1} + \sum \beta_3 Z_{it} + \lambda_c + \sigma_t + \epsilon_{it} \quad (1)$$

其中,下标*i*表示受访者劳动个体,*c*代表受访者劳动个体主要工作单位所在的省份或直辖市,*t*表示调查年份。*Ind_{it}*是虚拟变量,表示劳动力主要工作单位所在的行业。*Robo t_{c,t-1}*表示*c*省份(直辖市)工业机器人密度。*X_{c,t-1}*表示省份(直辖市)层面的地区特征变量,由于CFPS调查时间往往集

中在一年的中旬,而工业机器人安装数量和地区层面的特征变量是一整年的统计数据,因此,本文将工业机器人密度和地区层面特征变量均滞后一年。 Z_{it} 表示个体特征控制变量。 λ_c 表示地区虚拟变量, σ_t 表示年份虚拟变量, α 是常数项。本文采用个体和时间两个层面的聚类标准误。

(三)变量说明

1. 被解释变量:劳动力的主要工作单位所在行业。 Ind_{ikt} 表示受访者劳动个体的工作单位所在行业是否为服务业^①,若为服务业则 $Ind_{ikt}=1$,若为制造业则 $Ind_{ikt}=0$ 。由于部分被访者存在同时有多份工作的情况,本文选取的是其最主要工作单位所在行业。

2. 核心解释变量:工业机器人密度。本文参考 Acemoglu & Restrepo(2020)和 Bartik(1991)的方法构造地区层面工业机器人密度($Robo\ t_{c,t-1}$)这一指标。具体测算公式如下:

$$Robo\ t_{c,t-1} = \sum_j \frac{L_{cjt=2007}}{L_{c=2007}} \frac{R_{j,t-1}}{L_{jt=2007}}, \quad (j \in \text{制造业}) \quad (2)$$

其中,2007年为基期, $L_{cjt=2007}$ 表示2007年c省份(直辖市)城镇单位j行业就业人数, $L_{c=2007}$ 表示2007年c省份(直辖市)的城镇单位制造业总就业人数。 $\frac{L_{cjt=2007}}{L_{c=2007}}$ 表示权重,即2007年c省份(直辖市)城镇单位j行业就业人数占制造业就业人数的比重。 $R_{j,t-1}$ 表示t-1年全国城镇单位j行业工业机器人安装数量。 $L_{jt=2007}$ 表示2007年全国城镇单位j行业就业人数。 $\frac{R_{j,t-1}}{L_{jt=2007}}$ 表示以2007年为基期计算的,t-1年j行业工业机器人密度。

3. 个体特征变量。近年中国人口呈现老龄化进程加快、受教育程度不断提高等发展趋势,因此,本文控制了劳动力的“年龄”和“受教育程度”。“年龄”计量时包括平方项,“受教育程度”为分类变量,取值范围为1~8,分别表示文盲或半文盲水平、小学学历、初中学历、高中/中专/技校/职高学历、大专学历、大学本科学历、硕士学历、博士学历。文中还控制了个体层面的其他特征变量。“性别”为虚拟变量,赋值为1表示男性,0表示女性;“户口类型”为虚拟变量,赋值为1表示非农户口,0表示农业户口。“婚姻状态”为虚拟变量,赋值为1表示有配偶,赋值为0则表示未婚配或者丧偶。“健康状况”为分类变量,赋值范围为1~5,分别表示非常健康、很健康、比较健康、一般、不健康。“未成年子女个数”表示劳动力未满18岁子女个数。

4. 地区特征变量。本文控制了地区层面其他可能影响劳动力就业行业选择的变量。“人均地区生产总值”控制恩格尔效应对就业结构的影响。“出口依存度”和“进口依存度”控制贸易对制造业劳动力需求的影响,分别用出口总额占GDP比重和进口总额占GDP比重衡量。“固定资产投资总额”控制地区固定资本投入对就业结构的影响。为了区分机器人与信息技术发展对就业结构的影响,本文加入“电信业务总量”作为控制变量。“相对工资”控制行业间工资差异对劳动力就业行业选择的影响,用地区服务业平均工资与制造业平均工资的比值表示。表1是变量的描述性统计。

表1 变量描述性统计

变量	变量定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
所在行业	二值虚拟变量,1为服务业,0为制造业	24573	0.6866	0.4639	0	1
工业机器人密度	单位:台/千城镇单位工人	24573	5.2588	3.5427	0.6574	20.4958
年龄	单位:岁	24573	39.2175	12.1208	16	65
受教育程度	1=文盲/半文盲,2=小学,3=初中,4=高中/中专/技校/职高,5=大专,6=大学本科,7=硕士,8=博士	24573	3.6192	1.2822	1	8

^①CFPS对被访者从事行业划分是基于《国民经济行业分类》(GB/T4754-2002)。本文根据CFPS对行业的分类,将交通运输、仓储和邮政业,信息传输、计算机服务和软件业,批发和零售业,住宿和餐饮业,金融业,房地产业,租赁和商务服务业,科学研究、技术服务和地质勘查业,水利、环境和公共设施管理业,居民服务和其他服务业,教育,卫生、社会保障和社会福利业,文化、体育和娱乐业,公共管理与社会组织,国际组织视为服务业。

续表 1

变量	变量定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
性别	二值虚拟变量,1为男性,0为女性	24573	0.5268	0.4992	0	1
户口类型	二值虚拟变量,1为非农户口,0为农业户口	24573	0.4202	0.4936	0	1
婚姻状态	二值虚拟变量,1为有配偶,0为无配偶	24573	0.7833	0.4130	0	1
健康状况	1=非常健康,2=很健康,3=比较健康,4=一般,5=不健康	24573	2.7787	1.0908	1	5
未成年人子女个数	单位:个	24573	0.6321	0.8060	0	6
人均地区生产总值	单位:万元	24573	5.6856	2.4452	2.2922	12.8927
出口依存度	单位:%	24573	20.6860	20.2394	1.0342	65.1900
进口依存度	单位:%	24573	18.2060	22.0119	0.5646	118.2653
固定资产投资总额	单位:万亿元	24573	2.1842	1.2553	0.2361	5.5202
电信业务总量	单位:亿元	24573	1040.7620	797.3761	64.5262	3579.6963
相对工资		24573	1.2222	0.1541	0.9186	1.6710

四、实证分析

(一) 基准回归

表 2 报告了工业机器人密度影响劳动力就业行业选择的边际效应回归结果。第(1)列为未加入个体特征控制变量和地区特征控制变量,且未在个体、时间层面进行双向聚类的回归结果,工业机器人密度的系数在 5%水平上显著为正。第(2)列在第(1)列的基础上使用了双向聚类的标准误,结果在 1%水平上显著为正。第(3)列在第(2)列的基础上加入了个体特征变量,结果仍在 1%水平上显著为正。第(4)列在第(3)列的基础上加入了地区特征变量,工业机器人密度系数在 5%水平上显著为正。根据第(4)列基准回归结果可知,工业机器人密度每增加 1 台,劳动力选择服务业相对制造业就业的概率平均提升 0.54%。在基准模型中,由于被解释变量劳动力主要工作单位所在行业 (Ind_{it}) 为 0-1 的伯努利(Bernoulli)随机变量,劳动力选择服务业就业的概率即服务业占制造业和服务业就业总和的比重,因而工业机器人促进了劳动力选择服务业相对制造业就业的概率,可以推出工业机器人提升了服务业相对制造业的就业份额,回归结果支持假说 1。文中工业机器人密度是根据各行业城镇单位就业人数计算得到的,而 2013-2017 年城镇单位制造业就业人数约占制造业就业总数的 30.67%^①,因此,以制造业就业总数计的工业机器人密度(台/千工人)增加 1 台,劳动力选择服务业相对制造业就业的概率平均提升 0.17%。结合 IFR 数据库,2013 年中国工业机器人密度为 0.82 台/千工人,2017 年为 3.11 台/千工人,期间工业机器人密度增长了 2.29 台/千工人。2013 年中国制造业就业人数占制造业和服务业就业总人数的 37.47%,2017 年占比为 34.45%,比重下降了 3.02%,可推出工业机器人密度的增长约解释了中国制造业相对服务业就业份额下降原因的 12.56%。

从表 2 第(4)列控制变量的回归结果来看,年龄的估计系数在 1%水平上显著为负,劳动力年龄每增加 1 岁,选择服务业相对制造业的概率减少 0.98%。年龄的平方项在 1%水平上显著为正,表明年龄与劳动力就业行业选择存在 U 型关系,当年龄达到一定数值,劳动力更倾向选择服务业。受教育程度的估计系数在 1%水平上显著为正,边际效应为 5.36%,表明劳动力受教育程度每提高一个等级,选择服务业相对制造业就业的概率提高 5.36 个百分点。性别对劳动力就业行业影响在 1%水平上显著为负,边际效应为 7.92%,表明女性选择服务业相对制造业的概率比男性高 7.92%。户口类型在 1%水平上显著为正,表明非农户口类型的劳动力较农业户口劳动力更倾向选择服务业。

^①中国 2013-2017 年制造业总就业人数来源于 Groningen Growth and Development Centre (GGDC) Economic Transformation Database。

婚姻状态在 1% 水平上显著为负, 边际效应为 3.69%, 表明没有配偶的劳动力较有配偶的劳动力更倾向选择服务业。未成年子女个数估计系数在 1% 水平上显著为正, 表明劳动力的未成年子女个数每增加 1 个, 其选择服务业相对制造业就业的概率增加 1.31%。地区层面的控制变量中, 地区人均生产总值估计系数在 5% 水平上显著为正, 表明地区经济发展水平越高, 当地劳动力选择服务业相对制造业就业的概率越高。固定资产投资总额的估计系数在 1% 水平上显著为负, 表明地区固定资产投资总额每增加 1 万亿元, 劳动力选择服务业相对制造业就业的概率减少 1.03%。电信业务总量估计系数在 1% 水平上显著为正, 表明信息技术的广泛应用增加了劳动力选择服务业相对制造业就业的概率。健康状况、出口依存度、进口依存度、相对工资对劳动力就业行业选择没有显著影响。

表 2 工业机器人对就业结构影响基准结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
工业机器人密度	0.0068** (0.0028)	0.0068*** (0.0012)	0.0060*** (0.0012)	0.0054** (0.0022)
年龄			-0.0097*** (0.0015)	-0.0098*** (0.0016)
年龄平方项			0.0155*** (0.0019)	0.0002** (0.0000)
受教育程度			0.0537*** (0.0044)	0.0536*** (0.0045)
性别			-0.0792*** (0.0059)	-0.0792*** (0.0060)
户口类型			0.0622*** (0.0153)	0.0618*** (0.0162)
婚姻状态			-0.0373*** (0.0097)	-0.0369*** (0.0117)
健康状况			0.0041 (0.0043)	0.0041 (0.0045)
未成年人子女个数			0.0129*** (0.0043)	0.0131*** (0.0049)
地区人均生产总值				0.0124** (0.0058)
出口依存度				0.0011 (0.0007)
进口依存度				0.0004 (0.0005)
固定资产投资总额				-0.0103*** (0.0034)
电信业务总量				0.0001*** (0.0000)
相对工资				-0.0064 (0.0612)
观测值	24573	24573	24573	24573

注:***、**和*分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著,括号内为聚类标准误,下同。回归均控制了地区和时间固定效应。

为进一步考察工业机器人密度对劳动力就业行业选择的影响趋势,图 2 绘制了工业机器人密度在各个取值对劳动力就业行业选择影响的边际效应,阴影部分为工业机器人密度边际效应的 90% 置信区间。可以看出,随着工业机器人密度的增加,其对劳动力选择服务业相对制造业就业概率影响呈单调递减趋势。当工业机器人密度从最小值 0.66 台/千名城镇单位工人增长到最大值 20.50 台/千名城镇单位工人,劳动力选择服务业相对制造业就业概率从 0.56% 减少到 0.47%。

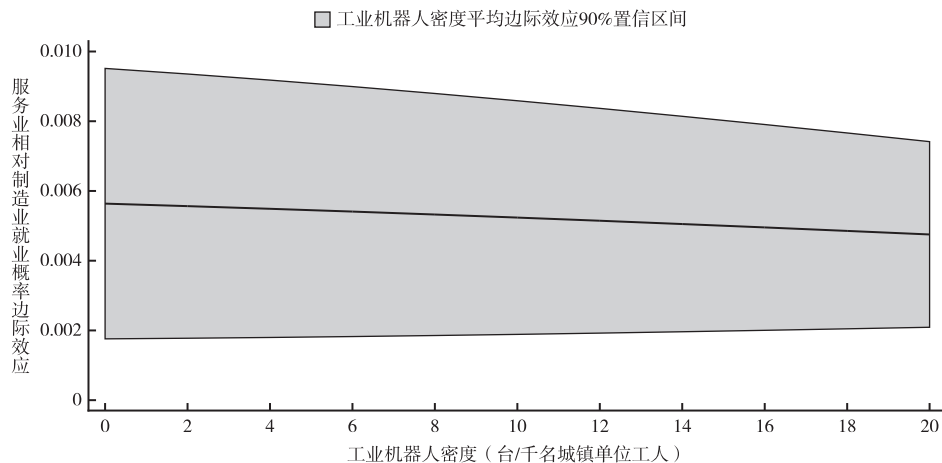


图2 工业机器人对就业选择影响边际效应

(二) 稳健性检验

为了进一步增强工业机器人提高了劳动力选择服务业相对制造业就业概率这一结论的可靠性,本文做了如下五个方面稳健性检验。

1. 调整回归模型。在基准回归中,本文人为筛选出了受访者主要工作单位为制造业和服务业的样本,剔除了其他行业(主要是农业)的样本,由此可能产生样本选择偏误。本文进一步使用 Heckman 模型进行克服。第一步考察工业机器人对劳动力选择非农就业的影响,估计出逆米尔斯比率 λ ,第二步将逆米尔斯比率 λ 加入模型中,考察工业机器人对劳动力就业行业选择的影响。Heckman 两阶段回归模型要求第一阶段回归模型和第二阶段回归模型相比,至少包含一个排他性变量,本文将受访劳动力的户口类型以及受教育程度作为劳动力选择非农就业的识别变量。结果如表3第(1)列所示,逆米尔斯比率 λ 显著异于0,说明模型存在样本选择性问题,在调整了选择性偏误的情况下,工业机器人密度的系数在5%水平上显著为正。结果表明工业机器人密度的增加显著提升了劳动力选择服务业相对制造业就业的概率。

2. 更换解释变量。使用新增工业机器人数量更能反映地区对工业机器人的需求程度,因此,本文将模型(2)中工业机器人安装数量($R_{i,t-1}$)替换成新增工业机器人安装数量,使用新增工业机器人密度替换原解释变量,回归结果如表3第(2)列所示,新增工业机器人密度在1%水平上显著为正,表明新增工业机器人密度的增加会提升劳动力选择服务业相对制造业就业概率。

3. 排除汽车行业的影响。根据 IFR 数据库中国各行业工业机器人安装数量可知,汽车行业的工业机器人数量远远高于其他行业,工业机器人对劳动力就业行业选择的影响可能主要是汽车行业的工业机器人引起的。为此,本文剔除了模型(2)中的汽车行业,得到新的工业机器人密度(剔除汽车行业)指标进行回归,结果如表3第(3)列所示,剔除了汽车行业后,工业机器人密度的系数依旧显著为正,且其边际效应为1.70%,较基准结果大幅度增加。这一方面说明工业机器人提高了劳动力选择服务业就业的概率并不是受汽车行业的影响;另一方面说明工业机器人在汽车行业的广泛应用扩大了其对劳动力的需求。

4. 分期回归。本文进一步使用2014—2016年和2016—2018年两轮两期面板数据进行回归作为稳健性检验。回归结果如表3第(4)(5)列所示,工业机器人密度这一系数均在1%水平上显著为正。从数值大小上看,2016—2018年工业机器人密度的增加对提升劳动力选择服务业相对制造业就业概率的边际效应小于2014—2016年的边际效应。

5. 更换样本。本文还使用宏观层面数据进行稳健性检验,通过构建31个省份(直辖市)2013—2017年的面板数据,将地区层面服务业就业人数占制造业和服务业总就业人数比重作为被解释变量,使用固定效应模型考察工业机器人对宏观层面就业结构的影响,并控制了模型(1)中的地区特征

变量,用稳健标准误进行调整。从表3第(6)列可以看出工业机器人密度在5%水平上显著增加了服务业相对制造业的就业比重,工业机器人密度每增加1台,服务业相对制造业就业比重提升0.31%。上述的检验工作均表明前文的研究结论是稳健可靠的。

表3 稳健性检验

变量	(1)		(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	Heckman 模型		更换解释变量	剔除汽车行业	2014—2016年	2016—2018年	更换样本
工业机器人密度	0.0001 (0.0121)	0.0053** (0.0021)			0.0092*** (0.0021)	0.0039*** (0.0013)	0.0031** (0.0014)
新增工业机器人密度			0.0201*** (0.0068)				
工业机器人密度 (剔除汽车行业)				0.0170*** (0.0036)			
逆米尔斯比率 λ		-0.3242*** (0.0178)					
个体特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	否
地区特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定效应	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
观测值	49022	49022	24573	24573	18148	15273	155
Wald p-value		0.0000					

(三)内生性检验

工业机器人提高了劳动力选择服务业相对制造业就业的概率,这一结果可能受到内生性问题的影响。一方面可能存在反向因果问题,在中国产业结构变动背景下,劳动力向服务业流动,制造业企业招工难,进而选择工业机器人作为替代,促进了工业机器人的发展;另一方面是遗漏变量的影响,以互联网为代表的信息技术也在中国蓬勃发展,尽管本文控制了电信业务总量,但还有可能存在遗漏变量的问题。因此,本文使用印度2007年行业层面的工业机器人密度作为工具变量解决内生性问题。印度是除中国外人口最多的发展中国家,从GDP增速来看,根据世界银行数据统计,2014—2018年期间中国和印度GDP增速最大差幅度不超过1%。从贸易伙伴来看,2020年中国是印度最大的贸易伙伴。从技术创新发展情况来看,中国和印度的科学技术和创新绩效近年来都持续增强。选取印度行业层面工业机器人密度作为工具变量具有一定合理性。工具变量的构造方法参考Acemoglu & Restrepo(2020),具体构建方法如下:

$$Robot_{c,t-1}^{IV} = \sum_j l_{cjt=2007} \frac{R_{j,t-1}^{IND}}{L_{j=2007}^{IND}} \quad (3)$$

其中, $l_{cjt=2007}$ 表示中国2007年c省份(直辖市)城镇单位j行业的就业比重。 R_{jt}^{IND} 表示t年印度j行业工业机器人安装数量, $L_{j=2007}^{IND}$ 表示2007年印度j行业就业人数, $\frac{R_{j,t-1}^{IND}}{L_{j=2007}^{IND}}$ 表示t-1年以2007年为基期的印度j行业工业机器人密度。

表4汇报了基于probit模型的极大似然估计(MLE)和两阶段(twostep)回归结果,表4第(1)列为MLE的估计结果,工业机器人密度系数在5%水平上显著为正。第(2)列为两阶段回归结果,工业机器人密度系数仍在5%水平上显著为正,回归估计系数与MLE估计系数均为0.0481。从第一阶段F统计量大小可以看出不存在弱工具变量问题,Wald检验表明了工具变量的有效性。以上结果均表明了工业机器人提高了劳动力选择服务业相对制造业就业概率这一结果的稳健性。

表4 工具变量回归结果

变量	(1)	(2)
	MLE	twostep
工业机器人渗透密度	0.0481** (0.0208)	0.0481** (0.0209)
观测值	24573	24573
第一阶段F统计量		16671.2700
Wald	3.3500	3.3500
Wald p-value	0.0673	0.0673

注:均控制了个体特征、地区特征变量以及地区固定效应和时间固定效应。

五、服务业相对制造业就业份额上升的深层次原因

服务业相对制造业就业份额上升有很多种可能的解释。一是劳动力在行业间的重新配置。具体又包括三种情况:劳动力从其他行业流向服务业但没有流向制造业,制造业就业规模没有增加,服务业就业规模增加了;劳动力从其他行业同时流向制造业和服务业,但是流向服务业的劳动力总数多于流向制造业的,制造业和服务业就业规模均增加了,但是制造业就业规模的增长低于服务业;劳动力从制造业流向服务业,制造业就业规模减小,服务业就业规模增加。二是企业层面由制造业向服务业转型。这使得劳动力在没有发生主动跨行业流动的情况下,从统计上由制造业就业人员变成了服务业就业人员。^①三是劳动力的进入与退出。新加入劳动力市场的劳动力在不同行业间的就业选择,以及不同行业劳动力失业规模的差异都会影响就业结构。前文实证表明了工业机器人密度的增加促进了劳动力选择服务业相对制造业的就业概率,背后原因属于上述哪种情况或哪几种情况?本文接下来进行探讨。

(一)劳动力在行业间的重新配置

为考察工业机器人是否促进了劳动力在行业间的重新配置,进而提升了服务业相对制造业就业份额,验证上述解释一,本文参照于新亮等(2021)构建如下probit模型:

$$Turn_{k,t+2}^s = \alpha^s + \gamma_1^s Robot_{c,t+1} + \gamma_2^s Ind_{kt}^s + \gamma_3^s Robot_{c,t+1} \cdot Ind_{kt}^s + \sum \gamma_4^s X_{c,t+1} + \sum \gamma_5^s Z_u + \lambda_c^s + \sigma_t^s + \epsilon_{k,t+2} \quad (4)$$

其中, $s \in \{SS^-, MM^-, MS\}$,分别表示劳动力在行业间流动的类型, $Turn_{k,t+2}^s$ 为虚拟变量。 $Turn_{k,t+2}^{SS^-} = 1$ 表示在连续两个调查期间劳动力在服务业和服务业以外的其他行业^②发生了跨行业流动,即:在 t 年劳动力工作单位所在行业为服务业,在 $t+2$ 年工作单位所在行业为服务业以外的其他行业;或者在 t 年劳动力工作单位所在行业为服务业以外的其他行业,在 $t+2$ 年工作单位所在行业为服务业。 $Turn_{k,t+2}^{SS^-} = 0$ 则表示劳动力未发生跨行业流动,即从 t 年到 $t+2$ 年的调查期间,劳动力工作单位所在行业都为服务业或者都为服务业以外的其他行业。 $Turn_{k,t+2}^{MM^-} = 1$ 表示劳动力在制造业和制造业以外的其他行业^③间发生了跨行业流动, $Turn_{k,t+2}^{MM^-} = 0$ 表示在制造业和制造业以外的其他行业间没有发生跨行业流动。 $Turn_{k,t+2}^{MS} = 1$ 表示劳动力在制造业和服务业间发生了跨行业流动, $Turn_{k,t+2}^{MS} = 0$ 表示劳动力未在制造业和服务业间发生跨行业流动。 Ind_{kt}^s 为虚拟变量, $Ind_{kt}^{SS^-} = 1$ 表示劳动力在 t 年的工作单位为服务业以外的其他行业, $Ind_{kt}^{SS^-} = 0$ 表示劳动力在 t 年的工作单位为服

^①解释二与解释一的区别在于前者劳动力未发生离职变动,只是企业所属行业性质发生了改变;后者劳动力发生了离职变动,并进行了跨行业流动。

^②服务业以外的其他行业包括农牧林渔业、采矿业、制造业、电力煤气及水的生产和供应业、建筑业。

^③制造业以外的其他行业包括农牧林渔业、采矿业、电力煤气及水的生产和供应业、建筑业和服务业。

务业。 $Ind_{ict}^{MM^-} = 1$ 表示劳动力在 t 年的工作单位为制造业以外的其他行业, $Ind_{ict}^{MM^-} = 0$ 表示劳动力在 t 年的主要工作单位为制造业。 $Ind_{ict}^{MS} = 1$ 表示劳动力在 t 年的工作单位为制造业, $Ind_{ict}^{MS} = 0$ 表示劳动力在 t 年的工作单位为服务业。本文主要关注模型(4)交叉项的系数符号。

模型(4)的回归结果如表 5 第(1)–(3)列所示。第(1)列回归结果表明,工业机器人密度与 $Ind_{ict}^{SS^-}$ 的交叉项系数在 1%水平上显著大于 0,表明工业机器人促进了劳动力从服务业以外的其他行业流向服务业。第(2)列结果表明,工业机器人密度与 $Ind_{ict}^{MM^-}$ 交叉项系数不显著,表明工业机器人对促进制造业以外的其他行业劳动力流向制造业,或促进制造业劳动力流向其他行业影响均不显著。本文进一步考察工业机器人是否促进了劳动力由制造业流向服务业,回归结果如表 5 第(3)列所示,工业机器人密度与 Ind_{ict}^{MS} 交叉项系数不显著,表明工业机器人对劳动力从制造业流向服务业影响不显著。综合第(1)–(3)列结果可知,工业机器人促进了劳动力从其他行业流入服务业进而增加了服务业就业规模,但工业机器人对促进制造业劳动力流入服务业影响并不显著,且对促进劳动力流入或流出制造业均不显著。上述结果表明,工业机器人主要通过增加服务业就业规模,进而提升了服务业相对于制造业就业份额,支持上述解释一劳动力在行业间重新配置的第一种情况。

(二)劳动力的进入与退出

工业机器人是否引发了制造业工人“技术性失业”是学者们讨论工业机器人的重点话题之一。本文使用劳动力上一调查期间主要工作单位所在行业($Ind_{i,t-2}$)与工业机器人密度进行交乘,考察其对调查期劳动力就业状态(就业=1,失业=0)的影响。^① 回归结果如表 5 第(4)列,交叉项系数不显著,表明工业机器人对制造业劳动力失业影响不显著。那么工业机器人如何同时维护制造企业现有就业关系又减少制造业就业岗位?一种解释是工业机器人促使制造业企业创造更少的新工作,减少了劳动力的新进入率,而不是直接取代现有工人。因此,本文保留了在调查时被访者因毕业、结业、肄业、中途退学、辍学等原因离开学校在 1 年以内且有工作的样本,考察工业机器人对新进入劳动力市场的劳动力就业行业选择影响,回归结果如表 5 第(5)列所示,工业机器人密度系数在 5%水平上显著为正,工业机器人密度的增加显著提升了新进入劳动力选择服务业相对制造业的就业概率,表明相对降低制造业劳动力新进入水平是工业机器人广泛应用对制造业就业份额消极影响的原因之一。

(三)企业层面由制造业向服务业转型

服务业相对制造业就业份额提升也可能是企业层面由制造业向服务业转型的结果。随着信息技术的发展以及互联网的普及,深化分工的成本日趋减少,制造业企业将一些服务类业务(如销售、财务)分离出去,成为独立的生产性服务企业,原本被统计在制造业内的就业人员就被统计在服务业内,从而在统计意义上减少了制造业就业规模,增加了服务业就业规模。闫冰倩和冯明(2021)指出,中国服务业用于制造业中间投入的比例比国际经验值偏高,制造业就业份额下降主要是由于专业分工细化导致的服务业就业扩张。

工业机器人的引入一方面会提高制造业企业生产制造相对于服务类业务的效率,增强了制造业企业将服务类业务分离出去的动力。另一方面,工业机器人的引入可能会进一步加剧同行业不同规模企业间的生产率差距,一些中小企业为了维持生存和利润转型为服务业。为进一步考察工业机器人是否促进了企业层面由制造业向服务业转型,本文仅保留了连续两个调查期间主要工作单位没有发生变化的个体样本,通过 CFPS 问卷中“您当前从事的主要工作单位是否为上次调查时的主要工作单位?”这一指标识别和筛选,进一步使用固定效应模型控制个体固定效应和时间固定效应进行回归,结果如表 5 第(6)列所示,工业机器人在 5%水平上显著促进了劳动力的工作单位所在行业由制造业变为服务业。通过回归结果可推断,工业机器人促进了企业层面由制造业向服务业转型,从而

^①前文结果表明了工业机器人促进服务业相对制造业就业份额上升,因此,这里仅考察工业机器人对制造业劳动力失业的影响。

在劳动力个体没有发生主动跨行业流动的前提下,在统计意义上增加了服务业就业人数,减少了制造业就业人数,进而增加了服务业相对于制造业就业份额。

表5 工业机器人影响就业结构的深层次原因

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	跨行业流向服务业	跨行业流向制造业	制造业流向服务业	就业状态	新进入的劳动力行业选择	工作单位没有变化
工业机器人密度	-0.0460*** (0.0057)	-0.0265** (0.0126)	-0.0382*** (0.0073)	0.0219*** (0.0066)	0.0329** (0.0131)	0.0061** (0.0027)
工业机器人密度 $\times Ind^{SS-}$	0.0430*** (0.0080)					
工业机器人密度 $\times Ind^{MM-}$		0.0267 (0.0196)				
工业机器人密度 $\times Ind^{MS}$			0.0062 (0.0129)			
工业机器人密度 $\times LL. Ind$				-0.0042 (0.0062)		
Ind^{SS-}	-0.6009*** (0.0586)					
Ind^{MM-}		-1.2425*** (0.0882)				
$LL. Ind^{MS}$			0.5241*** (0.0945)			
$Ind_{it,t-2}$				0.1206** (0.0514)		
个体特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	否
地区特征变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
个体固定效应	否	否	否	否	否	控制
地区固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	否
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	27083	27083	10595	11537	5516	6480

综合上述结果可知,工业机器人减少了制造业就业绝对规模,增加了服务业就业绝对规模,进而促进了服务业相对于制造业的就业份额。具体而言,工业机器人密度的增加提升了服务业相对制造业的劳动力新进入水平,并推动了劳动力在行业间的重新配置,通过促进其他行业劳动力流向服务业,增加了服务业就业绝对规模,但是工业机器人对劳动力个体层面流入流出制造业没有显著影响。工业机器人对制造业劳动力失业没有显著的促进作用或抑制作用,其对制造业就业绝对规模的负面影响主要通过促进企业层面由制造业向服务业转型,使得这些企业的劳动力从统计上由制造业就业人员变成了服务业就业人员。以上回归结果总体来说支持假说3。

六、拓展性分析

(一) 职业选择

制造业企业实际上拥有广泛的服务类业务,如营销、分销、金融和研发等,以化妆品企业为例,其虽然属制造业,但是制造生产在其产值中只占很小部分,这些企业的所有员工都是被统计为制造业就业人员。因此,有可能劳动力在制造业企业从事的是商业服务等服务类职业,仅考虑劳动力工作单位所在行业分布的变化无法反映劳动力市场结构变化的全貌,本文进一步考察工业机器人对劳动力职业分布的影响。

CFPS数据库基于《中华人民共和国国家标准职业分类与代码》(GB/T6565-2009)对被访劳动者的职业进行了事后编码,本文基于CFPS的职业编码将劳动力的职业类型分为6大类,分别为单位负责人、专业技术人员、办事人员、商业服务人员、农林牧渔业生产人员、生产和运输设备操作人

员。本文将生产和运输设备操作人员为视为制造生产类职业,并以此为基准,分别考察工业机器人对劳动力选择各种职业类型相对制造生产类职业的影响。回归结果如表6第(1)–(5)列所示,工业机器人在1%水平上显著增加了劳动力选择单位负责人相对于制造生产类职业的概率,边际效应为0.71%;在1%水平上显著增加了选择专业技术人员相对于制造生产类职业的就业概率,边际效应为0.68%;在5%水平上显著减少了农林牧渔业生产人员相对制造生产类职业的就业概率,边际效应为0.11%;工业机器人对促进劳动力选择办事人员、商业服务类人员相对于制造生产类职业就业概率影响不显著。回归结果表明,工业机器人的应用相对于制造生产类职业主要促进了劳动力选择单位负责人、专业技术人员类职业,相对于农林牧渔业生产人员提升了制造生产类职业就业概率,而对促进劳动力选择商业服务人员相对制造生产类职业影响不显著,这一结果与表5第(3)列回归结果工业机器人对促进劳动力从制造业流向服务业影响不显著一致。根据工业机器人对劳动力职业选择影响的边际效应大小来看,工业机器人密度的增加对提升劳动力选择单位负责人、专业技术人员相对制造生产类职业的幅度大于选择制造生产类职业相对农林牧渔业生产人员幅度,可以推断,工业机器人总体上仍是相对减少了从事制造生产类职业的劳动力。其可能的原因是:一方面,工业机器人的广泛应用提升了工业机器人相关行业的劳动生产率,并产生了一定的规模效应(李磊等,2021),进而大幅度促进了农林牧渔业生产人员向其他职业转型;另一方面,工业机器人的应用替代了从事简单重复的制造生产类劳动力,更大程度相对提升了对单位负责人和专业技术人员的需求。

表6 工业机器人对劳动力职业类型选择影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	单位负责人	专业技术人员	办事人员	商业服务人员	农林牧渔业生产人员
工业机器人密度	0.0071*** (0.0017)	0.0068*** (0.0014)	0.0006 (0.0038)	0.0058 (0.0044)	-0.0011** (0.0004)
观测值	9879	10478	9788	15051	7240

注:均控制了个体特征、地区特征变量以及地区固定效应和时间固定效应。

(二)劳动力替代类型

工业机器人这一自动化技术的广泛应用给劳动力市场带来深远的影响,进一步探讨工业机器人对哪种类型劳动力产生影响有利于制定更积极合理的就业导向政策。如本文第二部分所述,已有文献将技术发展对就业的影响分为两类:“技能偏向型技术进步”将技术视为要素扩充形式,认为技术与高技能或者低技能劳动力是互补的,且技术对劳动力技能需求是偏向性的;“任务偏向型技术进步”将技能和任务进一步区分。Autor(2013)指出“任务”是产生出的工作单元,技能是劳动力执行任务的能力储备,技术的发展改变了资本劳动力的相对价格,进而使得完成同一任务所需的劳资配比发生了改变。根据前者的理论,工业机器人在制造业的广泛应用会增加制造业对高技能或者低技能劳动力的需求;根据后者,工业机器人会替代与其任务内容重合的劳动力,减少对此类劳动力的需求。本文接下来分别考察工业机器人对不同技能劳动力和不同职业内容劳动力影响。

根据IFR数据库,工业机器人根据用途可以分为加工(handling operation)、处理(processing)、焊接(welding and soldering)、喷漆(dispensing)、拆装(assembling and disassembling)和其他(others)等六大类。本文结合IFR报告中关于工业机器人这六大类细分应用领域释义,以及CFPS数据库对劳动者事后职业编码以及劳动力职业内容表述,将职业内容与工业机器人应用领域重合且包含“装配”“装卸”“包装”“加工”“勘测”“监测”“测绘”“检测”“检验”等词语的视为与工业机器人任务内容重合的劳动力,并将其定义为 $Appl=1$,职业内容没有包含相应词语的定义 $Appl=0$ 。本文将其对工业机器人密度进行回归,考察工业机器人对职业内容与其任务内容相重的劳动力影响。表7第(1)列汇报了回归结果,结果表明工业机器人在5%水平上显著减少了与其任务内容相重合的职业就业概率。为进一步考察工业机器人对不同技能劳动力的影响,本文参照已有文献根据劳动力的受教育程度划分劳动力的技能水平(Krueger,1993),将受教育程度为文盲/半文盲、小学、初中的视为低技能水平,受教育程度为高中/中专/技校/职高、大专的视为中等技能水平,受教育程度为本科及以

上的视为高等技能水平,均生成虚拟变量分别与工业机器人密度进行交乘,并以高技能水平作为参考基准。回归结果如表7第(2)列所示,低技能与工业机器人密度的交乘项系数和中等技能与工业机器人密度交乘项系数均不显著,结果表明,与服务业相比,工业机器人的广泛应用并没有显著增加制造业对高技能劳动力、中等技能劳动力或者低等技能劳动力需求。综上可知,工业机器人对劳动力就业影响与劳动力的技能水平无关,其主要是替代了与其任务内容重合的劳动力。

(三)行业工资性收入

Baumol(1967)指出部门间的非平衡增长会推动劳动力要素从生产率较高的部门流向生产率较低的部门,并进一步推进所有部门的劳动力要素价格不断提升,提出了“结构性负担”假说。Acemoglu & Restrepo(2020)指出工业机器人显著降低了制造业工人工资水平。工业机器人对中国不同行业劳动力要素工资性收入影响究竟如何?本文使用固定效应模型分别考察了工业机器人对服务业和制造业劳动力工资性收入的影响。表7第(3)(4)列分别为服务业和制造业劳动力年工资性收入(取对数)对工业机器人密度的回归结果,工业机器人密度在10%水平上显著促进了服务业劳动力的工资性收入水平,而对制造业劳动力工资性收入影响为负且不显著。其可能的原因是,工业机器人密度增加对促进劳动力流入流出制造业并不显著,但显著促进了劳动力从其他行业流入服务业,提升了对服务业劳动力的需求,增加了服务业劳动力的工资性收入水平。回归结果部分支持假说2。

表7 工业机器人对劳动力替代类型和行业收入的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	任务替代	技能替代	服务业收入	制造业收入
工业机器人密度	-0.0022** (0.0009)	0.0013 (0.0113)	0.0228* (0.0123)	-0.0165 (0.0193)
低技能×工业机器人密度		0.0186 (0.0133)		
中技能×工业机器人密度		0.0148 (0.0119)		
低技能水平		-0.6904*** (0.1009)		
中技能水平		-0.4302*** (0.0662)		
个体特征变量	控制	控制	否	否
地区特征变量	控制	控制	控制	控制
个体固定效应	否	否	控制	控制
地区固定效应	控制	控制	否	否
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	24573	24573	3903	1845

七、结论和政策建议

近年来中国制造业就业份额和就业绝对规模同时出现了下降,引起了国内学者对中国“过早去工业化”的担忧。本文从微观视角考察了工业机器人对中国就业结构的影响,研究发现:工业机器人密度每增加1台,劳动力选择服务业相对制造业就业的概率增加0.54%,2013—2017年工业机器人密度的增长解释了同期中国制造业相对服务业就业份额下降原因的12.56%。具体而言,一方面,工业机器人促进了劳动力个体层面从其他行业流向服务业,提高了服务业就业的绝对规模;另一方面,工业机器人提升了服务业相对制造业的劳动力新进入水平并且在企业层面促进了制造业企业转型为服务业,工业机器人对制造业就业绝对规模的负向影响不是源于增加制造业的失业率,也没有促进劳动力个体层面由制造业跨行业流向其他行业。进一步研究表明,从职业选择看,工业机器人提高了劳动力选择单位负责人、专业技术人员相对于制造生产类职业的概率,提高了劳动力选择制造生产类职业相对农林牧渔业生产人员的概率,对促进劳动力选择商业服务人员相对制造生产类职业

影响不显著；从劳动力替代类型看，工业机器人主要替代了与其任务内容重合的劳动力，与劳动力技能水平无关；从行业工资性收入看，工业机器人密度的增加促进了服务业劳动力的工资性收入水平，对制造业劳动力工资性收入水平影响不显著。本文根据研究结论，提出如下政策建议：

1. 培养和增强就业人员的技能更新能力。本文实证结果表明工业机器人密度显著减少了与其任务内容相重合的就业岗位。地方政府在推动当地工业机器人发展的同时，要制定易被工业机器人替代的劳动力转型就业方案，加强劳动力技能多样化培训，减少与工业机器人任务内容重合的岗位培训。要继续扩大高等教育规模，增强潜在劳动力的知识储备，培育潜在劳动力顺应技术变革要求更新相应技能的能力。要加大对智能制造人才培养力度，以适应未来我国人工智能化的产业布局。

2. 优化服务业产业结构。本文实证分析表明工业机器人促进了劳动力向服务业流动。互联网技术的发展改变着服务业生产与消费同时发生的基本特性，许多以网络为载体的服务行业呈现出比制造业更显著的规模经济，要推动服务业与互联网等信息技术融合发展。要促进服务贸易的发展，积极推动和开展服务业贸易国际合作，扩大服务业出口规模。要严防低生产率服务业蔓延引发“鲍莫尔成本病”。

3. 积极研究制造业就业绝对规模下降背后原因以及应对方法。本文实证结果表明目前工业机器人对制造业就业规模影响负向影响主要是在企业层面促进了制造业向服务业转型，对劳动力流入流出制造业没有显著影响。因此，需要进一步积极研究近年来制造业就业规模下降的背后原因，精准施策，防止出现产业“空心化”。面对部分发达国家提出的“再工业化”战略，中国要积极抓住新一轮科技革命的机遇以推动制造业转型升级，筑牢制造强国根基。

本文工业机器人密度指标是根据城镇单位就业人数指标构建成的，城镇单位制造业就业人数不能代替整体制造业就业情况，实证结果关于工业机器人对劳动力就业行业选择的估计系数大小与实际可能存在出入。此外，本文对工业机器人促进劳动力向服务业流动的背后机制没有进行更深入的探讨，后续将进一步探讨工业机器人促进劳动力向服务业流动的背后机制。

参考文献：

- 郭凯明, 2019:《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》,《管理世界》第7期。
- 郭克莎, 2019:《中国产业结构调整升级趋势与“十四五”时期政策思路》,《中国工业经济》第7期。
- 黄群慧 黄阳华 贺俊 江飞涛, 2017:《面向中上等收入阶段的中国工业化战略研究》,《中国社会科学》第12期。
- 孔高文 刘莎莎 孔东民, 2020:《机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析》,《中国工业经济》第8期。
- 李磊 王小霞 包群, 2021:《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》第9期。
- 宁光杰, 2012:《自选择与农村剩余劳动力非农就业的地区收入差异——兼论刘易斯转折点是否到来》,《经济研究》第S2期。
- 孙早 侯玉琳, 2019:《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》,《中国工业经济》第5期。
- 王田苗 陶永, 2014:《我国工业机器人技术现状与产业化发展战略》,《机械工程学报》第9期。
- 王永钦 董雯, 2020:《机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据》,《经济研究》第10期。
- 魏后凯 王颂吉, 2019:《中国“过度去工业化”现象剖析与理论反思》,《中国工业经济》第1期。
- 魏下海 张沛康 杜宇洪, 2020:《机器人如何重塑城市劳动力市场:移民工作任务的视角》,《经济学动态》第10期。
- 邢春冰, 2006:《中国农村非农就业机会的代际流动》,《经济研究》第9期。
- 闫冰倩 冯明, 2021:《服务业结构性扩张与去工业化问题再审视》,《数量经济技术经济研究》第4期。
- 杨光 侯钰, 2020:《工业机器人的使用、技术升级与经济增长》,《中国工业经济》第10期。
- 于新亮 张文瑞 郭文光 于文广, 2021:《养老保险制度统一与劳动要素市场化配置——基于公私部门养老金并轨改革的实证研究》,《中国工业经济》第1期。
- 余玲铮 魏下海 孙中伟 吴春秀, 2021:《工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据》,《管理世界》第1期。
- Acemoglu, D. (2002), “Directed technical change”, *Review of Economic Studies* 69(4):781—809.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo (2020), “Robots and jobs: Evidence from U. S. labor markets”, *Journal of Political Economy* 128(6):2188—2244.
- Autor, D. H. (2013), “The ‘task approach’ to labor markets: An overview”, *Journal for Labour Market Research* 46(3):185—199.
- Autor, D. H. et al (2003), “The skill content of recent technological change: An empirical exploration”, *Quarterly*

- Journal of Economics* 118(4):1279—1333.
- Bartik, T. J. (1991), *Who Benefits from State and Local Economic Development Policies?* W. E. Upjohn Institute for Employment Research.
- Baumol, W. J. (1967), “Macroeconomics of unbalanced growth: The anatomy of urban crisis”, *American Economic Review* 57(3):415—426.
- Cheng, H. et al(2019), “The rise of robots in China”, *Journal of Economic Perspectives* 33(2):71—88.
- Dauth, W. et al(2017), “German robots: The impact of industrial robots on workers”, CEPR Discussion Paper, No. DP12306.
- David, B. (2017), “Computer technology and probable job destructions in Japan: An evaluation”, *Journal of the Japanese and International Economies* 43(1):77—87.
- Dinlersoz, E. & Z. Wolf(2018), “Automation, labor share, and productivity: Plant-level evidence from US manufacturing”, U. S. Census Bureau Working Paper, No. 26738.
- Frey, C. B. & M. A. Osborne(2013), “The future of employment: How susceptible are jobs to computerization?”, *Technological Forecasting and Social Change* 114(C):254—280.
- Graetz, G. & G. Michaels(2018), “Robots at work”, *Review of Economics and Statistics* 100(5):753—768.
- Kongsamut, P. et al(2001), “Beyond balanced growth”, *Review of Economic Studies* 68(4):869—882.
- Krueger, A. B. (1993), “How computers have changed the wage structure: Evidence from microdata, 1984—1989”, *Quarterly Journal of Economics* 108(1):33—60.
- Kuznets, S. (1973), “Modern economic growth: Findings and reflections”, *American Economic Review* 63(3):247—258.
- Lawrence, R. Z. & L. Edwards(2013), “US employment deindustrialization: Insights from history and the international experience”, Peterson Institute for International Economics Policy Brief, No. PB13—27.
- Ngai, L. R. & C. A. Pissarides(2007), “Structural change in a multisector model of growth”, *American Economic Review* 97(1):429—443.
- Rodrik, D. (2016), “Premature deindustrialization”, *Journal of Economic Growth* 21(1):1—33.
- Rowthorn, R. E. (1987), *De-industrialization Foreign*, Cambridge University Press.

How Have Industrial Robots Reshaped China’s Employment Structure?

DONG Xuebing¹ PAN Deng¹ CHI Ruonan²

(1. Zhejiang University, Hangzhou, China;

2. Hangzhou Normal University, Hangzhou, China)

Abstract: The fact that the employment scale and share of China’s manufacturing industry have been declining in recent years needs to be taken very seriously. This paper uses the CFPS and IFR databases to examine how industrial robots have affected China’s employment structure. The results show that the growth of industrial robot density is responsible for 12.56% of the fall in the employment share of China’s manufacturing industry relative to the service industry between 2013 and 2017. On the one hand, industrial robots have raised the probability of working in the service relative to the manufacturing industry for labor market entrants and have enhanced the shift from the manufacturing to service industry at the level of the firm. On the other hand, industrial robots have increased the labor flow from other industries to service industry. It is important to note that industrial robots do not significantly increase the manufacturing unemployment rate, nor do they have a substantial effect on the labor turnover from the manufacturing to service industry. In terms of occupational choice, industrial robots increase the employment probability of working as persons in charge, professional technicians instead of working in manufacturing productive occupations. In terms of the type of substitution, industrial robots mainly reduce the number of occupations with overlapping task contents, independent of the level of labor skill. In terms of industry wages, industrial robots mainly increase the wage level of the service industry and have little impact on that of the manufacturing industry.

Keywords: Industrial Robots; Employment Structure; Manufacturing Industry; Service Industry

(责任编辑:何伟)

(校对:陈建青)