

工业机器人应用促进了产业结构升级吗？

——对2006—2016年中国284个地级市的实证检验

杜文强

(北京大学经济学院,北京100871)

摘要: 工业机器人的广泛应用不但可以提高制造业生产效率,促进产业升级,还会通过提高人力资本水平、增加服务业需求、创造第三产业岗位等路径推动地区产业结构的升级。采用2006—2016年中国284个地级市面板数据的分析表明:工业机器人安装密度和存量密度的提高均对城市产业结构高级化水平具有显著的正向影响,并可以通过人力资本提升效应、服务业需求效应和岗位创造效应促进城市产业结构升级;工业机器人应用对城市产业结构升级的促进效应存在区域、时间和城市异质性,对东部地区的促进作用比中西部地区更为明显,在2013年后的促进效应更显著,对高技能劳动力密集型城市的影响比低技能劳动力密集型城市更大。应继续大力扶持和发展机器人产业,促进工业机器人应用,尤其要加快中西部地区的工业机器人应用;积极推广职业教育和技能培训,不断提升劳动力的劳动技能,促进工业机器人应用与人力资本提升的良性循环。

关键词: 工业机器人应用;产业结构升级;人力资本;劳动技能;服务业需求;岗位创造效应

中图分类号: F426 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-8131(2022)01-0097-14

一、引言

根据“国际机器人联盟”(International Federation of Robotics, IFR)的定义,工业机器人是在三个或以上轴上面可自动化控制(automatically controlled)、可重复编程(reprogrammable)、有多种用途(multipurpose)的机器设备。国内研究中对“机器人”的称谓包括“机器人”“工业机器人”“人工智能”以及“智能制造(智能化)”等,其中又以“工业机器人”居多,即在制造业部门中应用的机器人。由于机器人的应用在制造业部门的规模大、增速快,而非制造业部门的机器人应用相对较少、涵盖范围也较窄(赵

* 收稿日期:2021-10-15;修回日期:2021-12-08

作者简介:杜文强(1987),男,山东临沂人;博士研究生,主要从事劳动经济学与发展经济学研究;E-mail:duwq2017@econ.pku.edu.cn。

春明等,2020)^[1],因而本文的研究针对工业机器人的应用,没有考虑制造业部门以外的机器人应用。

中国工业机器人的应用虽然起步时间较晚,但发展态势迅猛,并得到国家的大力支持。20世纪50年代,美国开始将机器人应用于生产中,随后欧洲和日本等发达国家也开始在生产中引入机器人。根据IFR提供的数据,2006年后中国的工业机器人应用规模不断扩大,并在2012年后加速增长(孔高文等,2020)^[2]。2017年,中国的工业机器人安装量超过47万台,占全世界当年安装总量的近四分之一(王文等,2020)^[3],目前中国已经成为世界上最大的工业机器人应用市场。中国工业机器人应用的迅猛发展一方面有经济转型(如劳动力资源结构转变)的要求和市场变化的需求,另一方面也离不开政府的大力支持和推动。在2013年之后,中央和地方政府纷纷出台多种引导、鼓励和补贴政策,大力推进工业机器人应用。如,2013年工业和信息化部发布《关于推进工业机器人产业发展的指导意见》,提出到2020年形成较为完善的工业机器人产业体系的发展目标。此后,《中国制造2025》《机器人产业发展规划(2016—2020)》等也都对中国工业机器人的发展进行了规划。

当前中国经济发展进入新常态,已由高速增长阶段转向高质量发展阶段。改革开放以来,中国产业结构调整取得了显著进展,第三产业产值比重在2013年(46.39%)首次超过了第二产业的比重(44.2%),并在2015年首次超过了50%。但经济发展不平衡不充分的问题仍然突出,产业结构调整和优化升级仍是转变发展方式和实现高质量发展的必然要求和重要任务。现阶段中国经济发展面临多种叠加压力,国内劳动力成本不断提升,人口老龄化等导致劳动力资源结构变化。工业机器人的应用,不仅可以提高生产效率,还可以缓解老龄化带来的劳动力供给不足,有望成为促进产业结构升级和实现经济高质量发展的有效途径之一。

伴随着工业机器人应用在中国的迅猛增加,工业机器人应用的社会经济效应也日益受到关注。比如,工业机器人应用对就业、工资和生产率等都会产生影响,而这些因素都可能会对产业结构调整 and 升级产生影响,但目前直接研究工业机器人应用与产业结构升级的文献还较少。有鉴于此,本文在已有研究的基础上,进一步探究工业机器人应用对城市产业结构升级的影响及其机制。本文的边际贡献主要在于:第一,现有研究多关注机器人应用对劳动力市场的影响,较少关注工业机器人应用对产业结构升级的影响,且相关经验研究多基于省级层面数据。本文基于中国地级市层面的数据检验工业机器人应用对城市产业结构升级的影响,分析更为细致,结论更为可信,可以作为现有文献的有效补充。第二,本文从理论上探讨工业机器人应用促进城市产业结构升级的3种机制(人力资本提升效应、服务业需求效应、岗位创造效应),并使用中介效应模型进行实证检验,还对地区、时间及城市维度的异质性进行实证分析,丰富和拓展该领域的研究内容和思路,可为进一步的研究提供有益参考。

二、理论分析与研究假说

随着机器人产业的迅速发展,工业机器人应用对经济发展的影响逐渐得到重视,不少文献研究了工业机器人应用对劳动力市场、经济增长和人口老龄化等的影响,但目前很少有文献研究工业机器人应用对产业结构升级的影响。工业机器人在生产中的应用可以提高制造业生产率(Halpern et al,2015;宋旭光等,2019;杨光等,2020)^[4-6],而制造业生产率的提高会促进与其具有互补关系的服务业的规模增长,从而推动产业结构向第三产业演化(Ngai et al,2007)^[7]。郭凯明(2019)通过模型推演和数值模拟发现,如果人工智能在制造业的比重较大,则会推动产业结构向服务业演化^[8]。为数不多的实证研究也发现,工业机器人应用可以推动产业结构升级。王文等(2020)使用省级区域数据研究工业机器人冲击对服务业的影响,发现工业机器人应用促进了服务业的结构升级^[3]。韦东明等(2021)基于省级区域数据的分析表明,工业机器人应用促进了产业结构升级^[9]。胡晟明等(2021)的研究也发现工业机器人应用可以

促进产业结构升级^[10]。

基于此,本文提出研究假说 H1:工业机器人应用对产业结构升级具有促进作用。

工业机器人应用会对地区人力资本水平产生影响。首先,工业机器人应用会影响工资水平。杨晓锋(2018)分析发现,工业机器人应用可以增加制造业的平均工资水平^[11];Autor 和 Dorn(2013)则认为,自动化和信息技术会产生工资的两极分化,高技能和低技能劳动者对应的工资增长,而中等技能劳动者对应的工资降低^[12];Acemoglu 和 Restrepo(2019)的研究则显示,美国的机器人应用显著降低了劳动者工资^[13]。虽然相关研究对工业机器人应用的整体工资效应暂未达成共识,但当考虑常规任务和非常规任务时,工业机器人应用可以提高非常规任务的相对工资(余玲玲等,2021)^[14]。同样,考虑劳动力技能时,工业机器人应用会带来中高技术工人的工资会上涨(张桂金等,2019)^[15]。这是因为工业机器人与不同劳动任务、不同技能劳动者之间的替代性是存在差异的。而工资水平的上涨会提高人力资本,因为收入水平的上涨会提高劳动者对人力资本的投资(胡晟明等,2021)^[10]。其次,工业机器人应用会导致高技能劳动力对低技能劳动力的替代(王永钦等,2020)^[16],机器人应用对就业的替代作用在低学历占比较高的地区更加明显(孔高文等,2020)^[2]。面对工业机器人应用的冲击,企业会通过培训和招聘方式提升劳动力技能,劳动者自身也会更加努力提升技能水平,进而促进人力资本水平的整体提升。最后,工业机器人应用会影响劳动力的就业地址选择,从而对劳动力迁移产生影响(魏下海等,2020)^[17],这也可能会影响地区的人力资本水平。而人力资本的提升会促进产业结构的优化升级(李敏等,2020;何小钢等,2020)^[18-19]。

基于此,本文提出研究假说 H2:工业机器人应用可以通过人力资本提升效应促进产业结构升级。

服务业与制造业存在互补关系,工业机器人应用会促进制造业部门的扩张,这会增加对与制造业相关的服务行业的需求,从而通过制造业的规模效应带动处于同一产业链之中的相关服务业行业的发展(Acemoglu et al,2017)^[20],比如生产性服务业和高端服务业。同时制造业规模的提升,还会提高对相关服务行业的需求,进而带动相关服务行业的规模化和专业化发展,并促进服务业的结构升级(王文等,2020)^[3]。

基于此,本文提出研究假说 H3:工业机器人应用可以通过服务业需求效应促进产业结构升级。

从就业的角度来看,工业机器人应用会对就业产生两方面影响。一方面,工业机器人应用会对低技能劳动力产生替代效应。以计算机技术为代表的自动化技术会替代常规型的工作任务,而这部分任务和岗位的就业者通常是低技能劳动力(Autor et al,2003)^[21]。受到工业机器人应用的影响,低技能劳动力会向本地其他行业和其他地区进行转移,尤其是转向本地劳动力替代弹性较高的其他行业(孔高文等,2020)^[2],劳动力在服务业就业的概率会增加(赵春明,2020)^[1]。工业机器人的就业替代效应,促使劳动力转向服务业,进而促进产业结构的演进。另一方面,工业机器人应用也会对服务业产生就业创造效应,即创造更多与人工智能相关的服务业岗位。以工业机器人为代表的人工智能技术具有技术偏向性,需要更多更高人力资本水平的岗位与之匹配,并且人工智能是一种“诱导式创新”的发展方式,其与劳动力之间存在一种“补位式替代”的关系(陈秋霖等,2018)^[22]。工业机器人应用会为生产性服务业和高端服务业创造更多的就业岗位(王文等,2020)^[3],而这会促进服务业的产业结构升级。

基于此,本文提出研究假说 H4:工业机器人应用可以通过岗位创造效应促进产业结构升级。

三、实证方法与数据来源

1. 模型构建

为检验工业机器人应用对城市产业结构升级的影响,本文构建基准模型(1):

$$industry_{i,t} = \alpha_0 + \alpha_1 rob_{i,t} + \delta C_{i,t} + \mu_i + \omega_i + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

其中, i 表示城市, t 表示时间,被解释变量 $industry$ 为“产业结构”,核心解释变量 rob 为“工业机器人应用”, C 为一系列城市层面的控制变量, μ_i 为时间固定效应, ω_i 为城市固定效应, $\varepsilon_{i,t}$ 为随机误差项。 α_1 是本文关心的系数,反映工业机器人应用对城市产业结构升级的影响,根据前文的理论分析,预期 α_1 为正。

为检验在工业机器人应用影响城市产业结构升级中是否存在人力资本提升效应、服务业需求效应和岗位创造效应等传导机制,本文构建中介效应检验模型(2)和(3):

$$Y_{i,t} = b_0 + b_1 rob_{i,t} + \delta C_{i,t} + \mu_i + \omega_i + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

$$industry_{i,t} = c_0 + c_1 rob_{i,t} + c_2 Y_{i,t} + \delta C_{i,t} + \mu_i + \omega_i + \varepsilon_{i,t} \quad (3)$$

其中,模型(2)检验工业机器人应用对中介变量 Y 的影响,模型(3)检验工业机器人应用和中介变量对产业结构升级的影响,以确定是否存在中介效应,其他变量设置与模型(1)相同。中介效应检验程序如下:第一步,检验模型(1)的系数 α_1 ,若 α_1 显著则继续,若 α_1 不显著则表示解释变量与被解释变量不相关;第二步,依次检验模型(2)的系数 b_1 和模型(3)的系数 c_2 ,若二者均显著,则继续;第三步,检验系数 c_1 ,若 c_1 不显著,则为完全中介效应,若 c_1 显著则为部分中介效应显著。若存在部分中介效应, α_1 反映工业机器人应用对城市产业结构升级的总效应, c_1 反映工业机器人应用对城市产业结构升级的直接效应, $b_1 \times c_2$ 反映工业机器人应用通过中介变量对城市产业结构升级的间接效应,即中介效应。

2. 变量选取与测度

(1)“产业结构”(industry)。产业结构升级包含产业结构高级化和产业结构合理化,衡量产业结构的指标有很多,比如第三次产业的产值占地区生产总值的比重、第三产业与第二产业产值之比以及产业结构合理化指数等。本文着重关注产业结构的高级化,即产业结构从第一和第二产业向第三产业的演进,因此使用第三产业产值与第二产业产值比重之比作为衡量“产业结构”的指标,并取自然对数。

(2)“工业机器人应用”(rob):采用城市工业机器人密度(每万人拥有的工业机器人数量)来衡量工业机器人应用水平,计算公式为: $rob_{i,t} = \sum_j \frac{emp_{i,j,2008}}{\sum_j emp_{i,j,2008}} \times \frac{rob_{j,t}}{emp_{j,t}}$ 。其中, i 表示城市, j 表示行业, t 表示

时间; $rob_{j,t}$ 和 $emp_{j,t}$ 分别为 t 年 j 行业全部样本城市的工业机器人安装总量和就业总量, $\frac{rob_{j,t}}{emp_{j,t}}$ 则为 t 年 j 行业

总体层面的工业机器人密度,本文假设行业的工业机器人应用水平在样本城市是一致的(韩民春等,

2020)^[23]; $emp_{i,j,2008}$ 为2008年 i 城市 j 行业的就业量, $\frac{emp_{i,j,2008}}{\sum_j emp_{i,j,2008}}$ 为 i 城市 j 行业的就业量占其制造业

就业总量的比重。本文的城市工业机器人应用水平取决于两个因素:一是行业在制造业中的就业比重,某个行业的就业比重越大,则其对城市工业机器人应用水平的影响越大;二是行业的工业机器人密度,某个行业的工业机器人密度越高,则其对城市工业机器人应用水平的影响越大。本文分别采用工业机器人安装量和存量计算工业机器人的“安装密度”和“存量密度”,以安装量计算的工业机器人密度作为基准指标,以存量计算的工业机器人密度作为稳健性检验的替代指标。

(3)控制变量。本文控制了一系列可能影响产业结构升级的城市特征变量,包括:“经济发展水平”(pergdp),采用城市人均GDP(万元/人)来衡量;“人均资本”(ln kl_ratio),采用城市固定资产投资总额与就业人数比值的自然对数来衡量;“城镇化率”(urban),采用城镇常住人口数占当年常住人口数的比

重来衡量;“对外开放程度”(ln fdi),采用各城市实际利用外资额的自然对数来衡量。

3. 数据来源

本文实证研究的样本期间为2006—2016年^①,样本城市为中国30个省区市(不包括港澳台地区和西藏自治区)的284个城市,最终得到共2900个样本的城市层面非平衡面板数据。数据来源主要有以下4个:(1)工业机器人数据来源于IFR,包括14个制造业细分行业的机器人安装量和存量。(2)制造业分行业的就业数据来自《中国劳动统计年鉴》,由于IFR提供的14个制造业分行业与中国制造业行业分类存在差别,参考闫雪凌等(2020)的做法^[24],将中国制造业分行业归并到14个IFR制造业分行业中,以此获得每个细分行业的就业量^②。(3)城市制造业分行业的就业数据来源于第二次全国经济普查,根据2008年全国各城市企业层面的就业信息和行业类别,可以计算出城市一行业层面的就业数据和占比。(4)其他变量的数据来自相应年度的《中国城市统计年鉴》以及各省区市和城市统计年鉴等,部分缺失值采用插值法补齐。主要变量的描述性统计见表1。

表1 主要变量的描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
产业结构	2 900	-0.285 7	0.412 5	-2.200 7	1.426 9
工业机器人应用	2 900	3.693 6	3.185 5	0.189 1	20.845 3
经济发展水平	2 900	3.654 2	2.600 8	0.342 1	21.548 8
资本劳动比	2 900	12.276 9	0.664 7	7.411 3	13.949 5
城镇化率	2 900	0.511 4	0.152 7	0.129 0	1.000 0
对外开放程度	2 900	9.846 9	1.830 7	2.772 6	14.941 3

四、实证结果分析

1. 基准回归结果

基准模型的回归结果见表2。其中,(1)(2)列是使用稳健标准误的OLS回归结果,(3)~(6)列是控制固定效应的回归结果,所有回归中均对标准误在省级层面进行了聚类。在表2的所有回归结果中,“工业机器人应用”的系数均为正,且都在1%或5%的水平上显著,表明工业机器人应用显著促进了城市产业结构升级,研究假说H1得到验证。

^① 本文使用的工业机器人数据来源于国际机器人联合会(IFR),IFR提供了国家一行业层面的机器人安装数据,其中中国的数据最早是1999年,但只有全部行业的总量数据,无分行业数据,直到2006年才开始有分行业的工业机器人安装量和存量数据,因此本文将2006年作为样本开始年份。在IFR数据中,中国制造业14个细分行业的工业机器人数据可得的全部年份为2006—2018年,本文基于城市层面的研究需要控制城市层面影响产业结构升级的其他变量,其中“资本—劳动比”变量的计算需要固定资产投资总额的数据,而城市统计年鉴自2017年起不再提供固定资产投资总额数据,为减少遗漏变量引起的估计偏误,选择以2016年作为样本结束时间。此外,笔者也采用2006—2018年的数据进行了模型检验,回归结果与本文基准模型的分析结果一致。

^② 由于《中国劳动统计年鉴》在2012年以前的制造业分行业中没有区分汽车制造业(IFR 11行业)与船舶、轮船及其他运输设备制造业(IFR 12行业),因此,2012年以前归并的IFR11汽车制造业分行业就业人数是两个行业的加总(相应机器人数据加总),后面的相关分析中做相同处理(如计算工具变量时对美国数据的处理)。

表2 基准回归结果

变 量	OLS	OLS	HDFE	HDFE	HDFE	HDFE
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
工业机器人应用	0.021 3*** (0.002 4)	0.033 2*** (0.002 7)	0.025 5*** (0.005 0)	0.015 4*** (0.004 6)	0.041 0*** (0.005 3)	0.010 7** (0.004 3)
经济发展水平		-0.037 6*** (0.006 2)			-0.047 5** (0.021 7)	0.002 5 (0.012 8)
资本劳动比		-0.112 7*** (0.015 0)			-0.087 4*** (0.024 7)	-0.178 7*** (0.033 0)
城镇化率		0.678 3*** (0.082 8)			0.284 7 (0.254 4)	-0.610 7* (0.318 3)
对外开放程度		0.020 7*** (0.0053)			0.031 5** (0.014 1)	-0.004 4 (0.006 5)
常数项	-0.364 5*** (0.011 6)	0.562 1*** (0.190 4)	-0.379 9*** (0.018 4)	-0.342 6*** (0.017 2)	0.354 0 (0.338 4)	2.215 0*** (0.475 6)
时间固定效应	未控制	未控制	未控制	控制	未控制	控制
城市固定效应	未控制	未控制	控制	控制	控制	控制
N	2 900	2 900	2 900	2 900	2 900	2 900
R ²	0.027 1	0.112 5	0.843 9	0.872 4	0.350 7	0.889 0

注:括号中数字为标准误,*、**和***分别表示在10%、5%和1%的显著性水平下显著,下表同。

2. 内生性处理

直接使用工业机器人应用指标对产业结构进行回归,可能会存在内生性偏误,比如反向因果关系和遗漏变量的干扰。反向因果关系是指,城市产业结构水平也可能会影响工业机器人应用,如城市高技术产业发达,机器人相关的研发和生产技术能力强,可能会促进城市工业机器人的应用。为解决反向因果关系带来的内生性,本文使用工具变量法进行检验。借鉴 Acemoglu 和 Restrepo (2017)^[20]的做法,使用美国工业机器人密度来构造相应的样本城市层面的工业机器人密度作为工具变量^①。使用世界上其他与中国工业机器人发展类似国家^②的机器人密度作为工具变量是相关文献常用的方法。本文选择使用美国工业机器人数据构造工具变量是基于以下考虑:一方面,在样本期内美国工业机器人应用的发展趋势与中国比较接近,且美国的机器人技术全球领先,其工业机器人应用可以反映机器人产业的技术进步趋势,满足相关性假定;另一方面,没有证据表明美国的工业机器人应用会直接影响中国城市的产业结构变动,其只能通过与中国工业机器人应用的关联来起作用,满足外生性假定。

本文使用两阶段最小二乘法(2SLS)来进行工具变量估计,回归结果见表3。其中第(1)(2)列是使用美国工业机器人安装密度构造的工具变量的回归结果,(3)(4)列是使用美国工业机器人存量密度构

^① 美国制造业分行业的就业数据来自 NBER-CES(naics2012 版本),其提供了6位 naics 代码的制造业分行业数据,使用前文归并中国制造业分行业到 IFR 分行业的方法进行归并。

^② 如美国(王永钦等,2020)、捷克(王文等,2020)以及爱沙尼亚等五国的平均值(胡晟明等,2021)等^{[16][3][10]}。

造的工具变量的回归结果。rk F 统计量均大于临界值,表明工具变量与核心解释变量的相关性较强,不存在弱工具变量问题;rk LM 检验的 p 值均为 0,拒绝原假设,不存在识别不足的问题。工具变量的回归系数为正且显著,表明工业机器人应用促进了城市产业结构升级,再次验证了研究假说 H1。

遗漏变量是指城市工业机器人应用可能与某些不可观测的因素有关,或者存在其他影响产业结构的变量。为减轻遗漏变量问题,借鉴相关研究,本文在基准模型的基础上增加其他可能会影响产业结构的控制变量。具体来讲,加入“邮政业务收入”“电信业务收入”“年末人均存款余额”“贷款余额”和“人均社会消费品零售额”等变量,这些变量反映信息化水平、金融发展和消费需求等因素对产业结构的影响(罗来军等,2012;阳立高等,2014;马微,2019)^[25-27]。增加控制变量后的回归结果见表 3 的(5)(6)列,工业机器人安装密度和存量密度的估计系数均显著为正,同样也验证了研究假说 H1。

表 3 内生性处理结果

变 量	安装密度		存量密度		增加控制变量	
	一阶段 (1)	2SLS (2)	一阶段 (3)	2SLS (4)	安装密度 (5)	存量密度 (6)
工业机器人应用	0.185 3*** (0.017 0)	0.018 3* (0.009 4)	0.129 3*** (0.015 5)	0.006 9** (0.002 7)	0.010 6** (0.004 3)	0.004 9*** (0.001 3)
rk LM 检验(p 值)	0.000		0.000			
rk F 检验(统计量)	304.643		199.565			
控制变量	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
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	2 900	2 900	2 900	2 900	2 883	2 883
R ²	0.881 7	0.101 4	0.932 7	0.095 0	0.891 3	0.892 5

注:限于篇幅,没有列出控制变量和常数项的回归结果,备案,下表同。

3. 稳健性检验

为进一步验证基准模型的分析结果,本文还进行了多种稳健性检验。

(1)核心解释变量“工业机器人应用”指标的替代。一是基于工业机器人存量计算“存量密度”,用以替代基准模型中基于工业机器人安装量计算的“安装密度”,估计结果见表 4 的(1)列;二是使用滞后一期的“安装密度”和“存量密度”作为“工业机器人应用”的替代指标,估计结果见表 4 的(2)(3)列;三是基于第一次全国经济普查数据(2004 年)计算“工业机器人应用”,替代基准模型中基于第二次全国经济普查数据计算的“工业机器人应用”,回归结果见表 4 的(4)(5)列;四是参考胡晟明等(2021)的方法^[10],用经过行业规模调整的“工业机器人应用”替代基准模型的“工业机器人应用”指标,即使用以 2006 年为基期的制造业分行业销售产值增长率对 2007—2016 年的工业机器人密度进行调整,估计结果见表 4 的(6)(7)列。

(2)被解释变量“产业结构”指标的替代。使用第三产业占比作为基准模型中“产业结构”的替代指标,估计结果见表 5 的(1)(2)列。

(3)剔除直辖市样本。直辖市具有一定的特殊性,因而使用剔除直辖市样本后的子样本进行回归分析,估计结果见表 5 的(3)(4)列。

(4)调整样本年份。在计算城市层面的工业机器人应用指标时,通常要选择一个制造业就业结构的

基期,这样可以消除制造业内部结构变化造成的影响。本文基准模型中使用的制造业就业结构是根据第二次全国经济普查(2008年)的数据计算的,而基准回归样本的区间为2006—2016年,稳健起见,删除2008年及之前的样本,只使用2009年之后的样本数据进行回归,估计结果见表5的(5)(6)列。

(5)安慰剂检验。产业结构自身存在逐步演进和优化的趋势,即产业结构的变化可能只是其自身演变的结果,而与工业机器人应用并不存在因果关系。对此,进行安慰剂检验,即检验过去的产业结构水平是否与未来的工业机器人应用相关。使用2012—2016年的工业机器人应用指标对1999—2003年的产业结构水平指标进行回归^①,估计结果见表6的(7)列。“工业机器人应用”的估计系数不显著,表明过去的产业结构变动与未来的工业机器人应用无关,二者之间不存在趋势相关性,再次说明本文的基本结论是稳健的。

表4 稳健性检验结果1:替换“工业机器人应用”指标

变 量	存量密度 (1)	滞后一期		第一次经济普查		行业规模调整	
		安装密度 (2)	存量密度 (3)	安装密度 (4)	存量密度 (5)	安装密度 (6)	存量密度 (7)
工业机器人应用	0.005 0*** (0.001 3)	0.014 6*** (0.003 8)	0.006 2*** (0.001 4)	0.023 1*** (0.006 4)	0.006 0*** (0.001 7)	0.006 9** (0.003 1)	0.001 5* (0.000 8)
控制变量	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
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	2 900	2 549	2 549	2 900	2 900	2 630	2 630
R ²	0.890 4	0.905 9	0.906 7	0.889 6	0.889 4	0.902 8	0.902 7

注:(2)(3)(6)(7)的回归不包括2006年的270个城市样本,由于本文数据集为非平衡面板,使用滞后一期处理会损失部分样本(81个城市样本)。

表5 稳健性检验结果2

变 量	第三产业占比		剔除直辖市样本		2009年以后样本		安慰剂检验 (7)
	安装密度 (1)	存量密度 (2)	安装密度 (3)	存量密度 (4)	安装密度 (5)	存量密度 (6)	
工业机器人应用	0.001 6** (0.000 8)	0.000 7*** (0.000 2)	0.009 9** (0.004 1)	0.004 9*** (0.001 3)	0.009 5*** (0.003 4)	0.005 0*** (0.001 1)	-0.005 0 (0.003 8)
控制变量	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
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	2 900	2 900	2 857	2 857	2 115	2 115	1 216
R ²	0.918 4	0.919 0	0.889 5	0.885 4	0.933 4	0.935 0	0.957 2

①之所以选择1999—2003年的产业结构水平指标,一方面是因为1999年是比较早的可以完整获得城市产业结构指标数据的年份,另一方面是因为中国制造业从2006年左右才开始较大规模地应用工业机器人,此前年份的产业结构变化几乎不受工业机器人应用的影响。

上述稳健性检验中,除了安慰剂检验外,“工业机器人应用”的估计系数均显著为正,表明本文基准模型的分析结果具有很强的稳健性,“机器人应用可以促进城市产业结构升级”的结论是可信的。

4. 异质性分析

(1)地区异质性。不同地区的经济发展水平不同,机器人应用也存在差异,因此不同地区的工业机器人应用对城市产业结构升级的影响可能也存在差异。在基准模型中加入“工业机器人应用”与地区虚拟变量的交互项,以西部地区为基准,对东部和中部地区进行回归,结果见表6的(1)列,回归方法、控制变量、固定效应以及方差聚类都与基准回归一致。工业机器人应用交互项的系数,在东部地区显著为正,在中部地区为正但不显著,表明工业机器人应用对城市产业结构升级的影响存在地区差异。相对于西部地区,东部地区的工业机器人应用对城市产业结构升级的影响更为明显,这是因为东部地区工业机器人应用水平较高。以西部地区为基准,对东部、中部和东北地区进行回归,结果见表6的(2)列,交互项系数在东部地区和东北地区显著为正,在中部地区为正但不显著。

(2)时间异质性。中国的工业机器人应用在2012年后增速更快,同时2013年后劳动力数量开始下降,劳动力数量减少和结构转型可能会促进工业机器人的应用。同时,政府的补贴和支持也是中国工业机器人应用快速增长的一个重要原因,而在2013年之后,中央和地方政府关于促进工业机器人应用的政策密集出台。因此,预期在2013年之后,工业机器人应用对城市产业结构升级的促进效应更大。对此,构建时间虚拟变量,2013年之后取值为1,2013年之前取值为0。在基准模型中加入“工业机器人应用”与时间虚拟变量的交互项,回归结果见表6第(3)列。工业机器人应用交互项的系数显著为正,表明2013年之后工业机器人应用对中国城市产业结构升级的正向影响更为明显。

(3)城市要素密集度异质性。不同城市的资本和劳动要素禀赋存在差异,导致资本—劳动比具有显著异质性。为检验对于资本和劳动要素密集度不同的城市,工业机器人应用对产业结构升级的影响是否存在差异,设置城市一年份层面的“劳动密集型城市”虚拟变量:资本—劳动比低于同期所有城市均值的城市为劳动密集型城市(取值为1),反之为资本密集型城市(取值为0)。以资本密集型城市为参照,在基准模型中加入“工业机器人应用”与“劳动密集型城市”的交互项,回归结果见表6的(4)列。交互项系数接近0且不显著,表明工业机器人应用对产业结构升级的影响在不同的要素密集度城市之间不存在明显差异。

(4)城市劳动力异质性。劳动力可以分为低技能劳动力和高技能劳动力,不同城市的高技能劳动力占比存在差异。工业机器人应用对低技能就业存在替代效应,但与高技能就业存在互补效应。因此,对于不同劳动力技能密集度的城市,工业机器人应用对产业结构的影响可能存在差异。使用第六次全国人口普查分县市数据(2010年),以受教育程度为标准,将受教育程度为高中以上(含)的劳动力定义为高技能劳动力,受教育程度为高中以下的劳动力定义为低技能劳动力,计算城市层面的高技能劳动力占比。设置“高技能劳动力密集度”虚拟变量:若城市的高技能劳动力占比高于当年平均水平,则为高技能劳动力密集型城市(取值为1),否则为低技能劳动力密集型城市(取值为0)。以低技能劳动力密集型城市为参照,在基准模型中加入“工业机器人应用”与“高技能劳动力密集度”的交互项,回归结果见表6的(5)列。交互项系数显著为正,表明工业机器人应用对城市产业结构升级的促进作用在高技能劳动力密集型城市更为显著。

表6 异质性分析结果

变 量	地区差异		时间差异	要素禀赋	劳动力技能
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
工业机器人应用×东部地区	0.021 7*** (0.006 4)	0.020 5*** (0.007 0)			
工业机器人应用×中部地区	0.014 5 (0.010 0)	0.014 5 (0.011 1)			
工业机器人应用×东北地区		0.021 2** (0.008 1)			
工业机器人应用×时间虚拟变量			0.011 4** (0.004 8)		
工业机器人应用×劳动密集型城市				0.000 5 (0.003 8)	
工业机器人应用×高技能劳动力密集型城市					0.030 6** (0.014 5)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制	未控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	未控制
N	2 900	2 900	2 900	2 900	269
R ²	0.891 7	0.891 6	0.889 5	0.889 0	0.064 1

注:第(5)列为截面数据回归,只包含了2010年的269个城市样本。

5. 影响机制检验

(1) 人力资本提升效应

本文采用城市居民的平均受教育程度作为“人力资本水平”的代理变量,数据来自第六次全国人口普查分县市数据,包括2010年269个城市的居民受教育程度信息。采用四种方法计算“人力资本水平”:借鉴胡鞍钢和李春波(2001)的方法^[28],计算平均受教育程度的基准指标“人力资本水平1”^①;借鉴韩兆洲和王亚坤(2012)的方法^[29],计算平均受教育程度的替代指标“人力资本水平2”^②;用全国人口普查中提供的平均受教育程度作为替代指标“人力资本水平3”;将受教育程度为高中以上(含)的劳动力作为高技能劳动力,计算城市高技能劳动力占比,作为替代指标“人力资本水平4”。中介效应检验结果见表7,其中:(1)(3)(5)(7)列为模型(2)的回归结果,“工业机器人应用”的估计系数均显著为正,表明

① 计算公式为:(小学人口数×6+初中人口数×9+高中人口数×12+大专以上人口数×16)÷6岁及6岁以上总人口数。

② 包含了文盲半文盲人口,计算公式为:(文盲半文盲×2+小学人口数×6+初中人口数×9+高中人口数×12+大专以上人口数×16)÷6岁及6岁以上总人口数。

工业机器人应用具有人力资本提升效应;(2)(4)(6)(8)列为模型(3)的回归结果,“人力资本水平”的估计系数均显著为正,“工业机器人应用”的估计系数不再显著,表明在2010年工业机器人应用对城市产业结构升级的影响存在人力资本的完全中介效应^①,工业机器人应用可以通过提升人力资本水平来促进城市产业结构升级,研究假说H2得到验证。

表7 中介效应检验结果:人力资本提升效应

变 量	人力资本水平 1		人力资本水平 2		人力资本水平 3		人力资本水平 4	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
工业机器人应用	0.067 5*** (0.025 0)	0.002 0 (0.011 8)	0.0664*** (0.0233)	0.000 3 (0.011 9)	0.067 6** (0.026 6)	0.003 5 (0.011 7)	0.008 1*** (0.002 2)	-0.009 0 (0.012 4)
人力资本水平		0.131 7** (0.060 2)		0.159 9** (0.063 8)		0.109 8* (0.056 0)		2.452 9*** (0.569 5)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制
城市固定效应	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制	未控制
N	269	269	269	269	269	269	269	269
R ²	0.598	0.113 5	0.674 1	0.119 3	0.632 4	0.109 8	0.696 0	0.164 2

(2) 服务业需求效应

工业机器人的应用可以改善制造业生产效率,扩大制造业规模,制造业的扩张会增加对与制造业相关联的服务行业的需求(如对生产性服务业的需求),从而推动相应服务行业的发展,促进产业结构升级。制造业对服务业需求的增加,也会使得服务业工资上涨,因此一定程度上可以将服务业工资水平作为制造业对服务业行业需求的替代指标(王文等,2020)^[3]。由于没有城市层面服务业工资水平的数据,将城市服务业细分行业就业占服务业总就业的比重作为权重,对服务业分行业工资进行加权平均,得到城市层面的“服务业工资水平”。中介效应检验结果见表8的(1)~(4)列。其中:(1)(3)列中“工业机器人应用”的估计系数显著为正,表明工业机器人应用提高了服务业工资水平;(2)(4)列中“工业机器人应用”和“服务业工资水平”的系数均显著为正,表明存在部分中介效应。因此,工业机器人应用可以通过增加对服务业的需求来促进城市产业结构升级,研究假说H3得到验证。

(3) 岗位创造效应

工业机器人应用一方面可以通过就业替代效应使得低技能劳动力转移到服务业,另一方面可以通过生产力效应创造更多与机器人相关的职位,比如增加与生产性服务业相关的职位,从而促进产业结构升级。以第三产业就业人数占总就业人数的比重作为岗位创造的代理变量进行中介效应检验,回归结果见表8的(5)~(8)列。“工业机器人应用”和“第三产业就业占比”的系数均显著为正,表明存在部分中介效应。工业机器人应用可以通过提高第三产业就业比重促进城市产业结构升级,研究假说H4得到验证。

^① 城市层面的人力资本数据只有2010年的,因而中介效应检验为截面数据回归,人力资本水平的完全中介效应有待进一步验证。

表8 中介效应检验结果:服务业需求效应和岗位创造效应

变 量	服务业需求效应				岗位创造效应			
	安装密度 (1)	安装密度 (2)	存量密度 (3)	存量密度 (4)	安装密度 (5)	安装密度 (6)	存量密度 (7)	存量密度 (8)
工业机器人应用	0.000 9*	0.009 9**	0.000 3**	0.004 7***	0.001 4**	0.009 9**	0.000 7***	0.004 6***
	(0.000 5)	(0.004 7)	(0.000 1)	(0.001 4)	(0.000 7)	(0.004 6)	(0.000 2)	(0.001 4)
服务业工资水平		0.972 7***		0.947 4***				
		(0.312 1)		(0.312 0)				
第三产业就业占比						0.523 5**		0.506 2**
						(0.194 7)		(0.191 4)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
常数项	控制	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	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	2 788	2 788	2 788	2 788	2 900	2 900	2 900	2 900
R ²	0.998 1	0.889 2	0.998 1	0.890 5	0.884 7	0.892 0	0.885 1	0.893 2

注:个别城市和年份的服务业细分行业就业数据存在缺失,计算城市层面服务业工资时会造成一定程度的样本损失;(5)(7)列使用了稳健标准误。

五、结论与启示

随着中国人口老龄化和劳动力成本上升的加剧,以工业机器人为代表的人工智能技术成为解决劳动力短缺和促进产业结构升级的重要手段。本文采用2006—2016年中国30个省区市的284个地级市的面板数据,检验工业机器人应用对城市产业结构升级的影响及其机制和异质性,结果显示:(1)工业机器人应用可以显著促进城市产业结构升级;(2)工业机器人应用可以通过人力资本提升效应、服务业需求效应和岗位创造效应促进城市产业结构升级;(3)工业机器人应用对城市产业结构升级的影响存在异质性,其对城市产业结构升级的促进效应在东部地区、在2013年后、在高技能劳动力密集型城市中更加显著。基于上述结论,本文提出以下政策建议:

第一,大力扶持和发展机器人产业,促进工业机器人应用。当前中国面临劳动力成本迅速上升、劳动力数量下降和老龄化程度持续上升的压力下,扩大工业机器人应用对于缓解经济发展压力、促进产业结构升级具有重要意义。政策扶持对机器人产业发展和工业机器人应用都具有重要促进作用,应该继续扩大对机器人产业的扶持,以促进工业机器人的广泛应用和升级。第二,因地制宜,加快中西部地区的工业机器人应用。目前,工业机器人在东部地区的应用规模和产业结构升级促进效应更加显著,在制定工业机器人产业政策时应考虑各地区的产业发展基础,也要向中西部地区进行倾斜和优惠,引导和鼓励中西部地区加快和扩大工业机器人应用,以更好地促进地区产业结构升级。第三,推广职业教育和技能培训,提升劳动者的劳动技能。机器人应用一方面会对低技能劳动力产生替代,另一方面也要求与机器人配合的劳动者提升自身技能。应大力发展职业教育,提升劳动者的技能水平。既要通过一系列财政、税收手段激励企业进行内部员工的技能升级,也要为失业劳动力提供更多技能培训的机会。第四,促进工业机器人应用与人力资本提升的良性循环。工业机器人应用具有人力资本提升效应,人力资本提升又可以从劳动供给上满足工业机器人应用向更高水平发展的需求。应充分利用工业机器人应用的

契机,实现从“工业机器人应用提升人力资本”到“人力资本提升促进工业机器人应用”的良性循环。

本文研究也存在一些不足,有待更进一步的深入研究。首先,限于中国工业机器人应用数据的可得性,本文研究的样本期间较短,后续研究应进行更长期的动态分析,进而增强分析结果的稳健性。其次,本文的人力资本中介效应检验为截面数据回归,稳健性不足,后续可基于更多数据(如历次全国人口普查数据)进一步检验对人力资本提升效应。再次,需求效应的指标测度有待改进,研究和探讨如何直接测度城市层面制造业对服务业的需求效应是后续研究的一个方向。最后,可以在更细致的层面探讨岗位创造效应的具体来源,如区分生产性服务业、高端服务业和其他服务业进行检验。

参考文献:

- [1] 赵春明,李震,李宏兵,等. 机器换人——工业机器人使用与区域劳动力市场调整[J]. 北京师范大学学报(社会科学版),2020(6):113-127.
- [2] 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.
- [3] 王文,牛泽东,孙早. 工业机器人冲击下的服务业:结构升级还是低端锁定[J]. 统计研究,2020(7):54-65.
- [4] HALPERN L,KOREN M,SZEIDL A. Imported inputs and productivity[J]. American economic review,2015,105(12):3660-3703.
- [5] 宋旭光,左马华青. 工业机器人投入、劳动力供给与劳动生产率[J]. 改革,2019(9):45-54.
- [6] 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.
- [7] NGAI L R,PISSARIDES C A. Structural change in a multisector model of growth[J]. American Economic Review,2007,97(1):429-443.
- [8] 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. 管理世界,2019(7):60-77+203.
- [9] 韦东明,顾乃华,韩永辉. 人工智能推动了产业结构转型升级吗——基于中国工业机器人数据的实证检验[J]. 财经科学,2021(10):70-83.
- [10] 胡晟明,王林辉,朱利莹. 工业机器人应用存在人力资本提升效应吗? [J]. 财经研究,2021(6):61-75+91.
- [11] 杨晓锋. 智能制造是否有助于提升制造业平均工资? ——基于2001~2016年17省工业机器人数据研究[J]. 经济体制改革,2018(6):169-176.
- [12] AUTOE D H,DORN D. The Growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. American Economic Review,2013,103(5):1553-1597.
- [13] ACEMOGLU D,RESTREPO P. Automation and new tasks:How technology displaces and reinstates labor[J]. Journal of Economic Perspectives,2019,33(2):3-30.
- [14] 余玲铮,魏下海,孙中伟,等. 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[J]. 管理世界,2021(1):47-59+4.
- [15] 张桂全,张东. “机器换人”对工人工资影响的异质性效应:基于中国的经验[J]. 学术论坛,2019(5):18-25.
- [16] 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.
- [17] 魏下海,张沛康,杜宇洪. 机器人如何重塑城市劳动力市场:移民工作任务的视角[J]. 经济学动态,2020(10):92-109.
- [18] 李敏,孙佳佳,张婷婷. 人力资本结构高级化对产业结构升级的影响研究——基于中国省级面板数据[J]. 工业技术经济,2020(8):72-77.
- [19] 何小钢,罗奇,陈锦玲. 高质量人力资本与中国城市产业结构升级——来自“高校扩招”的证据[J]. 经济评论,2020(4):3-19.
- [20] ACEMOGLU D,RESTREPO P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[R]. NBER Working Paper,2017.
- [21] AUTOR D H,LEVY F,MURNANE R J. The skill content of recent tech 未控制 logical change:An empirical exploration [J]. Quarterly Journal of Economics,2003,118(4):1279-1333.
- [22] 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(6):30-42+127.
- [23] 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.
- [24] 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.
- [25] 罗来军,史蕊,陈衍泰,等. 工资水平、劳动力成本与我国产业升级[J]. 当代经济研究,2012(5):36-42.
- [26] 阳立高,谢锐,贺正楚,等. 劳动力成本上升对制造业结构升级的影响研究——基于中国制造业细分行业数据的实证分析[J]. 中国软科学,2014(12):136-147.
- [27] 马微. 金融结构对产业结构升级的影响效应研究[D]. 西安:西北大学,2019.
- [28] 胡鞍钢,李春波. 新世纪的新贫困——知识贫困[J]. 中国社会科学,2001(3):70-81+206.
- [29] 韩兆洲,王亚坤. 最低工资提高对企业员工人力资本的影响分析[J]. 产经评论,2012(5):129-137.

Does the Application of Industrial Robots Promote the Upgrading of Industrial Structure?: An Empirical Test of 284 Prefecture-level Cities in China from 2006 to 2016

DU Wen-qiang

(School of Economics, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: The widespread application of industrial robots can not only improve the production efficiency of the manufacturing industry and promote industrial upgrading, but also promote the upgrading of the regional industrial structure by improving the level of human capital, increasing the demand for the service industry, and creating jobs in the tertiary industry. Based on the panel data of 284 prefecture-level cities in China from 2006 to 2016, the analysis shows that the increase in the installation density and stock density of industrial robots have a significant positive impact on the advanced level of urban industrial structure, and can promote the upgrading of urban industrial structure through the effect of human capital improvement, service industry demand effect and job creation effect. Moreover, the application of industrial robots has regional, time and urban heterogeneity in promoting the upgrading of urban industrial structure. The promotion effect on the eastern region is more obvious than the central and western regions, and the promotion effect after 2013 is more significant. The impact on high-skill labor-intensive cities is greater than that on low-skill labor-intensive cities. It is necessary to continue to vigorously support and develop the robotics industry, promote the application of industrial robots, especially in the central and western regions of industrial robots, actively promote vocational education and skill training, continuously improve the labor skills of the labor force, and promote the virtuous cycle of industrial robot application and human capital improvement.

Key words: industrial robot application; upgrading of industrial structure; human capital; labor skills; service industry demand; job creation effect

CLC number: F426

Document code: A

Article ID: 1674-8131(2022)01-0097-14

(编辑:黄依洁)