

工业机器人应用与就业再配置*

毛日昇

摘要:近年来,集成了人工智能的新一代机器人正在我国快速普及应用。长期来看,机器人在国民经济各领域广泛应用对于提高企业生产效率,促进企业人力资本提升,推动企业数字化绿色低碳转型,缓解老龄化加速和劳动力成本快速上升的不利影响等方面会产生诸多积极作用。与此同时,机器人广泛普及应用同样会引起劳动力在地区和产业层面重新配置,对就业增长和再配置产生多方面影响。本文基于企业税收调查数据(2010~2016)、城市层面数据(1999~2019)、中国劳动力动态调查(2012~2018)微观数据,通过构建城市层面机器人渗透率工具变量,多角度探讨了机器人应用在地区层面的就业影响作用。研究发现:(1)机器人广泛应用显著增强了在位企业的市场优势,促进了市场在位企业总体就业增长,促进了劳动力在不同部门之间的转移,劳动力会倾向于转移到企业平均规模较大的行业。(2)企业加总层面和微观个体层面的经验结论表明:机器人应用显著地提升了企业生产效率,导致就业创造效应放缓的同时也显著降低了就业损失效应,劳动力在地区层面的就业稳定性呈现上升趋势。(3)机器人应用会产生显著的市场外溢效应,促进在位企业就业增长的同时,也会一定程度上放缓新企业进入速度,这也是地区层面总体就业增长率放缓的主要原因和机制。(4)微观数据异质性分析表明:机器人应用对高学历和中间年龄群体的工作转换产生更显著影响,会提升高学历和中间年龄群体追求工作稳定的倾向。这也意味着长期来看机器人应用会促进企业人力资本积累,能够有效缓解老龄化加速和劳动力成本快速上升给企业带来的经营压力。机器人对不同职业类型和性别群体的工作转换影响没有显著性差异。

关键词:人工智能 机器人 就业增长 就业再配置

一、引言

进入21世纪以来,人工智能和信息技术飞速发展正在对人类生产和生活产生深远影响。集成了人工智能技术的新一代工业机器人在中国快速普及和应用,目前工业机器人应用已覆盖中国国民经济60个行业大类、168个行业中类,中国连续10年成为全球最大工业机器人市场。2022年,中国工业机器人产量超过44万套,装机量占全球比重超过50%^①。倡导和积极推动新质生产力发展对于提升我国产业竞争优势、培育新的增长点、加快高质量发展势必会起到重要的促进作用,新一代机器人应用在带动企业生产效率提升、加速人力资本积累、促进企业绿色低碳转型、应对老龄化和劳动力成本快速上涨方面发挥积极作用。与此同时,智能化机器人的广泛应用也会引起劳动力的重新配置,对就业市场产生多方面的影响。

当前,以人工智能为基础的新一代自动化技术进步对就业增长影响的问题越来越受关注,主要原因在于:一方面,技术进步对就业增长影响的理论框架发生了变化,新的理论分析认为,以人工智能和机器人为代表的技术进步与早期传统的技术进步方式出现了系统性差异。奥托等(2003)基于传统的技能偏向性技术进步理论框架分析表明,技术进步虽然会对传统就业岗位产生替代效应,但新技术变革通常会带来资本深化和生产率显著上升,产出增长和价格下降带来需求上升,同样会产生就业补偿和创造效应,从而抵消就业的替代效应,总体就业水平并不会因为技术进步出现显著下降。该理论框架强调了技术的根本性变化,前提是技术进步会带动所有工作环节效率提高,被称作要素增进型技术创新。与上述理论框架不同,阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2019)提出新的工作任务理论框架认为,以工业机器人和人工智能为代表的技术进步更多的是自动化任

收稿时间:2023-9-17;反馈外审意见时间:2023-12-20,2024-3-2;拟录用时间:2024-7-10。

*本研究得到中国社会科学院“世界经济预测与政策模拟实验室”项目(编号:2024SYZH003)和中国社会科学院智库基础研究项目(编号:ZKJC241803)的资助。

务技术创新,并不会对所有生产环节都产生显著生产率促进作用,如果自动化技术只是提高了具体工作任务生产效率,并不会带动要素生产率总体提升,也不会创造出更多新生产任务,那么这种类型自动化技术进步只是一种一般性技术进步,任务模式技术进步可能只会带来大量就业替代效应,而不能产生显著的就业互补效应。奥托和萨洛蒙(2018)以及阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2019)从经验方面也都进一步发现,2000年以来,伴随着自动化技术快速推进,新工作任务增长出现了明显下滑趋势。不仅如此,近年来一些经验研究更进一步细致区分了要素增进型技术进步和自动化技术进步对就业市场的影响,发现要素增进型技术进步确实对就业增长影响作用很小,但是以任务模式为代表的机器人技术进步对几乎所有技能和职业群体的就业和工资增长都产生了显著负面影响(奥托等,2022;科根等,2023)。

另一方面,与强调技术供给方式的差异性不同,贝森(2019)从全球视角提出了一种全新的需求理论分析框架。他认为,当前技术进步与早期的技术进步并没有本质区别,技术进步都会带来生产率显著提升,当前技术进步带来生产率提升效应并不比早期技术进步更慢,但是当前自动化技术进步对就业替代越来越显著的根本原因在于,进入现代社会以来,随着各行业需求被大量满足后,需求的价格、收入、生产率弹性出现了大幅下降(按照相关理论和数据测算,发现从1850年到1950年,全球对棉纺织制品、初级钢铁、汽车的需求价格弹性下降了大约8倍),在技术进步同样显著促进生产率提升和价格下降的情形下,由于需求价格弹性大幅下降,并不会导致实际需求量上升,也就无法产生显著的就业补偿和创造效应,这是当前技术进步对就业替代作用更为显著的主要原因所在。

自动化任务技术创新能否对就业产生显著替代作用与一国的劳动力市场状况存在密切关系,在劳动力成本高、老龄化严重、缺乏大量中青年劳动力从事生产性任务的情况下,比如:对欧洲和日本的一些相关研究发现,机器人大规模应用并没有带来很大的就业替代,反而在一定程度上促进了就业和工资的增长,或者促进了劳动力从制造业部门向服务业部门流动和重新配置(多斯等,2021;多米尼等,2021;格雷兹、米歇尔,2018;科赫等,2021)。不同的是,由于美国的中青年劳动力供给相对较多,基于美国的一些代表性研究却发现(阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2020;法伯尔等,2022),机器人应用产生的就业替代效应要远高于就业创造效应。自动化任务技术进步通常被认为对不同技能和职业群体就业和收入的影响存在显著异质性。早期的研究通常认为,工业机器人自动化技术是常规任务偏向性技术进步,采用样本时间较早的研究发现,工业机器人应用倾向于替代中间技能的常规工作任务,而需要更多高技能和低技能的非常规任务工作岗位呈现上升趋势,即高技能和低技能工作岗位数量在两端极化现象日益突出(古斯等,2014;德弗里斯等,2020;雷金德斯、德弗里斯等,2018;格雷兹、米歇尔,2018)。近年来,越来越多的研究表明(冯、格雷兹,2020;法伯尔等,2022;科根等,2023),自动化技术应用会对高技能劳动力就业和工资产生更为显著的负面影响。一个基本的理论解释是:由于采用机器人的企业普遍生产率较高,这些企业更倾向于用机器人来替代高成本和高技能劳动力,因为用机器人替代更多高成本劳动力会对企业利润产生显著促进作用。韦伯(2020)和布瑞江弗森等(2018)更多强调了以人工智能和机器学习为基础的新一代自动化技术相对于传统工业机器人会对很多高技能劳动力产生替代效应,从而可能会降低高低技能群体收入差距。福瑞和奥斯伯(2017)研究认为,随着机器学习和人工智能技术快速发展,目前机器人对工作岗位替代不仅仅发生在常规任务工作岗位,很多非常规性任务工作岗位也逐渐开始被取代,他们估算美国大约有47%的职业属于高风险、能够被自动化技术替代的职业。同时随着人工智能的快速发展,集成了人工智能技术的新一代工业机器人不仅出现在制造业部门,而且越来越多被应用于服务业部门,比如医疗、教育、金融、新闻媒体、仓储、交通运输等众多服务业部门机器人渗透率呈现快速增长,服务业自动化程度得到了前所未有的提高。鲍德温(2022)认为,由于服务业就业比重在大多数国家要远高于制造业,全球服务业大规模智能化技术应用将会对劳动力市场产生更为深远的影响。

需要强调的是,在企业和地区层面考察工业机器人对就业增长的影响是两个完全不同的分析框架。企业层面绝大多数的研究结论都发现,相对于没有采用机器人的企业,采用了工业机器人的企业生产率更高,机器人应用会显著促进企业生产率提升,并不会对就业产生显著替代效应,甚至会显著促进企业就业增长(阿西莫

格鲁等,2022;贝森等,2019;多米尼等,2021;冯、格雷兹,2020;科赫等,2021)。产生这种现象的原因是,企业层面的研究通常只考虑机器人应用对本企业就业的影响,而没有考虑对其它企业产生的市场外溢效应。阿西莫格鲁等(2020)对此现象进行了专门检验,发现采用机器人的企业会显著促进自身就业增长,但是市场中企业的其他竞争者采用机器人则会显著降低该企业就业增长。考虑市场外溢效应后,地区层面机器人渗透率提升最终会对就业增长产生显著负面影响。因此,基于地区层面的研究更能全面反映机器人渗透对就业市场直接和间接影响。在地区层面考察机器人渗透率对就业影响,要重点区分对在位企业就业的影响,以及机器人大规模应用导致企业进入和退出所产生的就业再配置效应。

近年来,国内学者围绕机器人对中国劳动力市场的影响,进行了大量深入细致研究。多数研究发现,工业机器人广泛应用对中国制造业就业产生了显著替代效应(王永钦、董雯,2020;孔高文等,2020;宋旭光、左马华青,2022;董雪兵等,2022;王晓娟等,2022;闫雪凌等,2020)。与上述研究结论不同,李磊等(2021)研究发现,中国工业机器人应用会显著促进中国企业就业水平提升,而陈媛媛等(2022)研究发现,工业机器人应用显著减少了地区外来劳动力迁入,对地区总体就业没有显著影响。同时,国内一些研究也重点关注了工业机器人应用对常规劳动和非常规就业岗位和工资收入的影响,发现中国工业机器人应用倾向于降低常规任务岗位就业和工资水平,但有助于提升非常规任务就业和增加收入(余玲铮等,2021;魏下海等,2020;何小刚、刘叩明,2023)。王林辉等(2023)探讨了人工智能应用对职业变迁方向的影响,发现人工智能技术能够诱发职业变迁,引致劳动者从传统职业向新兴职业转变。张军等(2023)研究发现,工业机器人应用总体上恶化了劳动关系,企业下调工资水平和减少隐性福利是劳动关系恶化的主要渠道。

本文主要从以下几个方面进行扩展性研究:本文基于企业税收调查数据(2010~2016)、城市层面加总数据(1999~2019)、微观劳动力动态调查数据(2012~2018),从多个角度检验中国机器人在地区层面渗透率变化对就业再配置的影响,重点考察机器人对劳动力在地区层面总体流动性的影响。与已有研究不同,本文研究发现,第一,机器人应用主要增强了在位企业的市场相对优势,促进了在位企业总体就业增长,劳动力从机器人相对密集的行业转向了机器人密度相对较低,企业平均规模较大的行业。与此同时,机器人应用也会产生市场外溢效应,在一定程度上造成就业增长速度放缓。第二,机器人应用总体上会提升企业的生产效率,在放缓就业创造效应的同时也显著降低了就业的损失效应,劳动力在地区层面就业的稳定性呈现上升趋势。第三,为了确保结果稳健可靠,本文在企业加总和城市宏观层面验证机器人对就业市场影响基础上,通过对中国劳动力动态调查数据库(2012~2018)进行细致整理,梳理出超过9.4万条微观个体在不同时间的工作和职业转换信息,系统分析和探讨了地区机器人渗透率变化对不同年龄、职业类型、教育水平以及性别与工作转换之间的关系。本文其它部分内容安排如下:第二部分是经验分析框架与识别方法;第三部分是中国就业市场总体状况和变量统计分析;第四部分是经验结果分析及说明;第五部分为结论和政策启示。

二、经验分析框架与识别方法

本文参照阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)以及法伯尔等(2022)关于机器人对就业增长和劳动力迁移的理论分析框架,构建理论模型,从理论上探讨了机器人在地区渗透率变化通过直接替代效应、生产率价格效应、劳动供给收入效应3个渠道对就业再配置产生影响^②。

(一)基于企业和城市加总层面数据的验证

参考察人工智能和工业机器人对就业市场影响最具代表性文献(阿西莫格鲁、雷斯特雷波,2020;多斯等,2021;奥托等,2022)都采用了长差分经验方程进行因果识别检验,本文同样设定长差分经验方程进行因果识别,主要原因在于:第一,机器人巴蒂克工具变量方法本质上是一种连续变量的双重差分法,构建巴蒂克变量能够有效体现出一段时期内机器人应用的累积性技术冲击,有助于更好识别机器人应用产生的真实效应,核心解释变量更适合构建成一个长差分变量(金德尔史密斯-匹克汉姆等,2020;布罗斯亚克等,2022)。第二,相对于采用连续时间面板数据多维固定效应估计方法,长差分模型通过控制事前基期水平变量,能够有效

避免多时点异质性处理效应引起的负向权重加权问题(德·柴瑟马、达尔富耶,2020);避免加入随时间变化的当期和事后控制变量而人为引入内生性问题。另外,在双重差分模型识别中加入随时间变化的控制变量本身是一个较为棘手的问题,原因在于核心解释变量也可能对控制变量产生影响作用,从而导致因果识别变得异常复杂(卡埃塔诺、卡拉威,2022)。第三,采用长差分经验方程识别更方便对机器人技术冲击的事前趋势进行安慰剂检验,提升经验研究的透明度和可靠性。基于企业和城市加总层面数据,本文设定如下经验方程:

$$\Delta Y_{i,c,(t_0,t_1)} = \alpha + \beta RBK_{c,(t_0,t_1)} + \lambda_j \Delta X_{i,c,(t_0-t_1)} + \delta_j Base_c + \eta_i + \varepsilon_{i,c} \quad (1)$$

经验方程(1)中被解释变量 $\Delta Y_{i,c,(t_0,t_1)}$ 表示地级市 c 在行业 i 从时间 t_0 到 t_1 的就业指标变化情况。为了体现劳动力在地区层面总体流动或者再配置效应,这里主要参考了戴维斯和豪梯旺格尔(1992)对劳动力在地区层面总体流动或者重新配置的代表性文献来定义本文的被解释变量。参照相关方法,可以将就业指标分为就业创造、就业损失、净就业增长、就业总配置效应和就业内部配置效应。即:

$$\Delta Y = [\Delta ANET, \Delta JC, \Delta JD, \Delta NET, \Delta REA, \Delta NEA]$$

如果直接采用地级市层面加总数据,只能得到各地级市分行业总体就业变化指标,而无法得到其它指标。为了得到其它指标,我们采用了企业税收调查数据计算各地级市上述指标:

$$\text{就业创造变化率: } \Delta JC_{i,c,(t_0,t_1)} = \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \in i,c,t_1 \\ \Delta semp_{i_1} > 0}} \Delta semp_{i_1} \right) - \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \in i,c,t_0 \\ \Delta semp_{i_0} > 0}} \Delta semp_{i_0} \right)$$

其中, $\Delta semp_{i_1}$ 表示企业 s 在年度 t_1 期末从业人数减去期初从业人数。 $\Delta semp_{i_0}$ 表示企业 s 在年度 t_0 期末从业人数减去期初从业人数。

$$\text{同样可以定义就业损失率: } \Delta JD_{i,c,(t_0,t_1)} = \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \in i,c,t_1 \\ \Delta semp_{i_1} < 0}} |\Delta semp_{i_1}| \right) - \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \in i,c,t_0 \\ \Delta semp_{i_0} < 0}} |\Delta semp_{i_0}| \right)$$

$$\text{就业净增长率: } \Delta NET_{i,c,(t_0,t_1)} = \text{Ln} \left(\sum_{s \in i,c,t_1} \Delta semp_{i_1} \right) - \text{Ln} \left(\sum_{s \in i,c,t_0} \Delta semp_{i_0} \right) = \Delta JC_{i,c,(t_0,t_1)} - \Delta JD_{i,c,(t_0,t_1)}$$

$$\text{就业总体配置变化率: } \Delta REA_{i,c,(t_0,t_1)} = \Delta JC_{i,c,(t_0,t_1)} + \Delta JD_{i,c,(t_0,t_1)}$$

$$\text{就业内部配置变化率: } \Delta NEA_{i,c,(t_0,t_1)} = \Delta REA_{i,c,(t_0,t_1)} - |\Delta NET_{i,c,(t_0,t_1)}|$$

需要特别说明,由于税收调查企业样本并非连续时间的面板数据,这里通过企业层面数据计算上述指标是采用了每个企业在各年度期末从业人数减去期初从业人数,这些指标只反映了当年在位企业的就业变动情况。我们这里计算得到的上述指标没有反映由于抽样调查企业样本变化,以及企业进入和退出导致的再配置效应。如果考虑调查企业样本调整和企业进入退出导致的总就业变化率,其计算公式可以表示为:

$$\Delta ANET_{i,c,(t_0,t_1)} = \text{Ln} \left(\sum_{s \in t_1} semp_{i_1} \right) - \text{Ln} \left(\sum_{s \in t_0} semp_{i_0} \right)$$

此时这里的 $semp_{i_1}$ 和 $semp_{i_0}$ 表示在调查年份所有企业(包括由于调查样本调整以及当年进入和退出的企业)的平均从业人数。为了理清 $\Delta ANET_{i,c,(t_0,t_1)}$ 和 $\Delta NET_{i,c,(t_0,t_1)}$ 之间的关系以及机器人对就业增长变化的具体机制,这里可以将总体的就业增长分解为企业进入退出导致的就业变化、在位企业的就业变化和持续存在企业跨期就业调整变化三部分,即:

$$\begin{aligned} \Delta ANET_{i,c,(t_0,t_1)} = & \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \in t_1, s \notin t_0 \\ \Delta semp_{i_1} = 0}} semp_{i_1} \right) - \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \notin t_1, s \in t_0 \\ \Delta semp_{i_0} = 0}} semp_{i_0} \right) + \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \in t_1, s \in t_0 \\ \Delta semp_{i_1} = 0}} semp_{i_1} \right) - \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \in t_1, s \in t_0 \\ \Delta semp_{i_0} = 0}} semp_{i_0} \right) \\ & \text{企业抽样调整(进入及退出)导致的净就业变动}(\Delta NET_ADJ) \quad \text{持续存在企业净就业水平的跨期变动}(\Delta NET_INC) \\ & + \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \in t_1, s \notin t_0 \\ \Delta semp_{i_1} \neq 0}} \Delta semp_{i_1} \right) - \text{Ln} \left(\sum_{\substack{s \notin t_1, s \in t_0 \\ \Delta semp_{i_0} \neq 0}} \Delta semp_{i_0} \right) \\ & \text{当年在位企业净就业变动}(\Delta NET) \end{aligned}$$

分解后的第一项和第二项表示企业就业在当年没有发生变化(即: $\Delta semp_{i_1}=0; \Delta semp_{i_0}=0$),但是在跨期情况下发生了变化导致的就业变动。其中第一项表示期末 t_1 新进入调查样本企业减去期末 t_1 退出调查范围企业的总就业水平之差(ΔNET_ADJ);第二项表示持续存在的企业,并且当年就业均没有发生就业变化,但是在跨期

之间总体的就业水平发生了调整导致的净就业变动(ΔNET_INC)。第三项表示当年在位企业的就业均发生了调整($\Delta semp_{it} \neq 0; \Delta semp_{it} \neq 0$)而导致的总体就业变化(ΔNET)。

就业市场总体配置效应 $\Delta AREA_{i,c,(t_0,t_1)}$, 不仅包括在位企业产生的就业创造效应和就业损失效应, 还包括新企业进入产生的就业创造效应 $\Delta JC_{i,c,(t_0,t_1)}^{Entry}$, 以及由于企业退出产生的就业损失效应 $\Delta JD_{i,c,(t_0,t_1)}^{Exit}$, 就业市场总体重新配置效应可以表示为:

$$\Delta AREA_{i,c,(t_0,t_1)} = \Delta JC_{i,c,(t_0,t_1)} + \Delta JD_{i,c,(t_0,t_1)} + \Delta JC_{i,c,(t_0,t_1)}^{Entry} + \Delta JD_{i,c,(t_0,t_1)}^{Exit} = \Delta REA_{i,c,(t_0,t_1)} + \Delta REA_{i,c,(t_0,t_1)}^{EnEx}$$

显然, 就业市场总的重新配置效应包括在位企业就业变动带来的再配置效应 $\Delta RET_{i,c,(t_0,t_1)}$, 以及由于企业进入和退出导致的就业再配置效应 $\Delta REA_{i,c,(t_0,t_1)}^{EnEx}$ 。考察机器人对就业市场总体的再配置效应, 要同时检验对在位企业就业的再配置效应, 以及机器人对企业进入和退出的综合影响作用。

需要特别说明, 本文采用的 2010~2016 年企业税收调查数据中, 在 2010 年和 2016 年两年共计调查了 135 万多家企业, 其中在 2010 年和 2016 年同时存在且当年没有发生就业变动的企业不足 1.12 万家, 该类企业数量和就业数量占全部样本的比重仅为 0.6%, 对整体就业的变动影响可以忽略不计。因此本文需要重点考察机器人渗透率对第一项和第三项的影响作用。第一项企业样本调整导致的就业变动, 包括了企业实际新进入和实际退出市场以及由于抽样调整导致的企业进入和退出两种作用。

$RBK_{c,(t_0,t_1)}$ 是本文核心解释变量, 表示地级市层面工业机器人渗透率。这里用行业层面机器人安装密度和地区在不同行业基期就业比重来构建城市层面巴蒂克变量, 即:

$$RBK_{c,(t_0,t_1)} = [chnbk_{c,(t_0,t_1)}, eurobk6_{c,(t_0,t_1)}, eurobk5_{c,(t_0,t_1)}]$$

其中, $chnbk_{c,(t_0,t_1)}$ 表示用中国行业机器人使用密度和地区产业比重构建的机器人巴蒂克变量, 即:

$$chnbk_{c,(t_0,t_1)} = \sum_{i \in I} l_{ci,1995} \times APR_{i,(t_0,t_1)}^{chn}$$

其中, $l_{ci,1995}$ 表示中国地级市 c 在行业 i 在 1995 年按行业分类的就业比重, $APR_{i,(t_0,t_1)}^{chn}$ 表示中国在行业 i , 从时间 t_0 到 t_1 的机器人每千人机器人安装密度平均变化率, 即:

$$APR_{i,(t_0,t_1)}^{chn} = \frac{R_{i,t_1}^{chn} - R_{i,t_0}^{chn}}{L_{i,1995}^{chn}} - g_{i,(t_0,t_1)}^{chn} \times \frac{R_{i,t_0}^{chn}}{L_{i,1995}^{chn}}$$

其中, R_{i,t_1}^{chn} , R_{i,t_0}^{chn} 分别表示中国在时间 t_1 和 t_0 在行业 i 安装机器人的存量数, $L_{i,1995}^{chn}$ 表示中国在行业 i 在 1995 年的从业人员数。考虑到不同行业产出扩张速度不对称性, 这里采用样本时间区间行业产出增长速度 $g_{i,(t_0,t_1)}^{chn}$ 与样本初期的机器人密度乘积做了修正。

由于中国地级市机器人渗透率巴蒂克变量与中国地级市就业变动之间存在内生性问题。需要用其它国家机器人应用情况构建对应的工具变量。工具变量选择除了要满足相关性, 更重要的是满足唯一性(排他性)假设。为达到上述目的, 样本国家选择至少要满足几个条件: 一是这些国家使用机器人时间要早于中国, 代表机器人应用前沿技术方向, 能够对中国应用机器人产生示范效应; 二是在相同时期内机器人应用速度和密度变化与中国趋势一致, 能够较好预测中国机器人应用的渗透率; 三是中国与这些国家相互之间不存在较强的产业竞争和互补性, 如果存在较强的产业竞争和互补性, 就容易导致其他国家机器人应用通过加剧外包或者外包回流(克伦茨等, 2021; 法伯尔, 2020)方式间接对中国劳动力市场产生影响, 很容易违反工具变量唯一性假设。比如美国、韩国、日本、德国等国家前期在华投资较多, 或者与中国存在较多产业竞争的新兴市场经济体, 比如印度、越南、墨西哥等大量采用机器人会导致更多外资从中国转移到这些经济体, 也会间接对中国劳动力市场产生影响, 因此应当避免采用这些国家的机器人应用构建中国机器人渗透率的工具变量。

基于上述原则, 本文首先选取了 6 个欧洲工业基础发达国家(丹麦、瑞典、芬兰、荷兰、法国、意大利)构建了巴蒂克工具变量 $eurobk6$, 这些国家不仅最先采用自动化设备, 在自动化设备早期应用中不仅远远领先中国, 也领先美国、日本、德国、英国等其他发达国家(阿西莫格鲁、雷斯特雷波, 2020); 另一方面, 这些国家规模相对较小, 与中国在产业方面的直接竞争性和互补性都较弱, 不足之处是近年来在机器人应用速度上明显慢于中国。考虑到上述因素, 本文从国际机器人联合会数据库中经过筛选, 另外选择了 5 个欧洲工业化基础较好, 早

期机器人技术应用领先中国,并且近年来机器人应用速度更接近于中国的国家(奥地利、捷克、匈牙利、斯洛伐克、斯洛文尼亚)构建了另外一个工具变量 *eurobk5*,这些国家机器人应用速度和密度变化更接近于中国,并且与中国在产业方面的竞争和互补性更弱,更容易满足工具变量的外生性假设条件。另外,上述11个国家都属于欧盟国家,数据来源一致,巴蒂克工具变量指标也更具有可比较性和可靠性。

$$eurobk6_{c,(t_0,t_1)} = \sum_{i \in I} l_{ci,1995} \times \overline{APR}_{i,(t_0,t_1)}^{euro6}$$

$$\overline{APR}_{i,(t_0,t_1)}^{euro6} = \frac{1}{6} \sum_{j \in euro6} \left[\frac{R_{i,t_1}^j - R_{i,t_0}^j}{L_{i,1995}^j} - g_{i,(t_0,t_1)}^j \frac{R_{i,t_0}^j}{L_{i,1995}^j} \right]$$

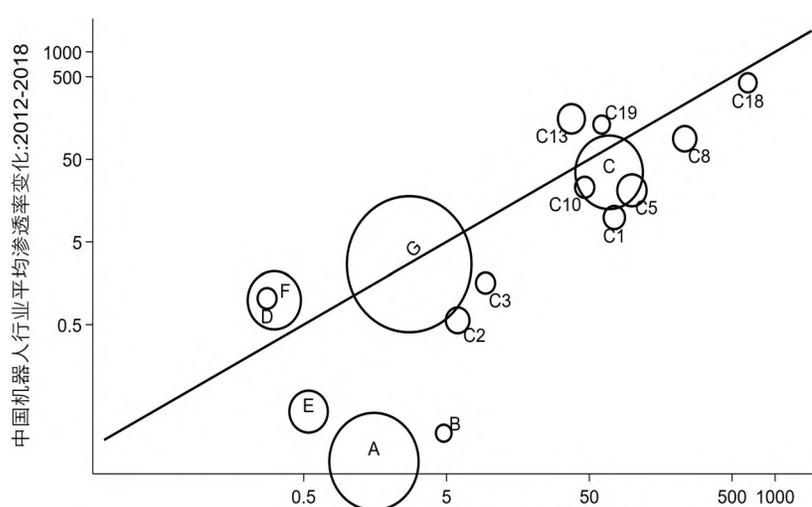
$$eurobk5_{c,(t_0,t_1)} = \sum_{i \in I} l_{ci,1995} \times \overline{APR}_{i,(t_0,t_1)}^{euro5}$$

$$\overline{APR}_{i,(t_0,t_1)}^{euro5} = \frac{1}{5} \sum_{j \in euro5} \left[\frac{R_{i,t_1}^j - R_{i,t_0}^j}{L_{i,1995}^j} - g_{i,(t_0,t_1)}^j \times \frac{R_{i,t_0}^j}{L_{i,1995}^j} \right]$$

图1和图2分别给出了利用欧洲6国和欧洲5国分别计算机器人在主要行业平均渗透率变化(\overline{APR})与中国机器人行业平均渗透率变化在大致同一时期的对比(圆圈的大小代表中国和欧洲国家在基期年份1995年就业的平均值)。斜线为45度线,无论是采用欧洲6国还是欧洲5国计算行业平均渗透率变化都显示:除了机器人渗透率偏低的部门(农业、建筑业、采矿、燃气供应业),制造业和服务业部门多数都集中在45度线附近,这些国家机器人的行业平均渗透率变化能够很好预测中国机器人行业平均渗透率变化,并且这些国家机器人应用主要是通过影响中国机器人应用对中国劳动力市场产生影响,而很难通过其它渠道对中国劳动力市场产生影响,这对于保证工具变量有效性至关重要。

$\Delta X_{i,c,(t_0-T,t_0)}$ 表示在相对于时间 t_0 ,提前 T 期的事前趋势变化变量,用来控制事前的变化趋势对潜在结果变量影响,这里提前期数 $T=10$ 。主要包括事前 T 期各地级市就业总规模变化、人口数量变化、固定资产投资变化以及人均工资水平变化。

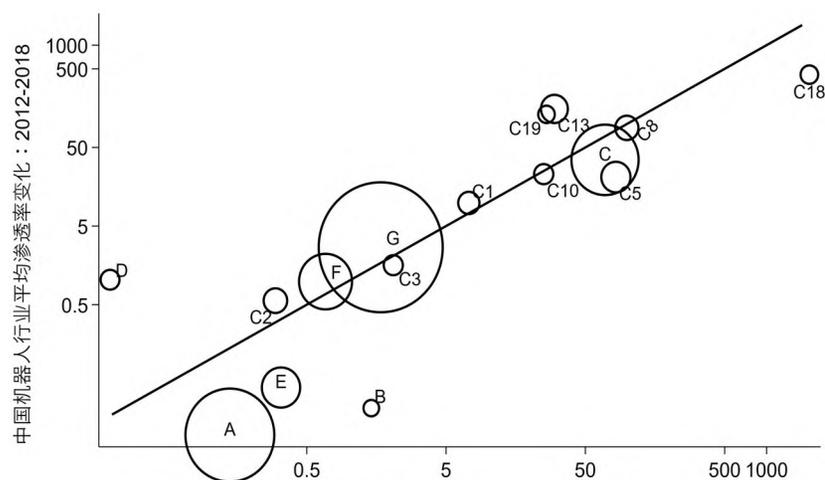
*Base_c*表示不随时间变化以2003年为基期地级市水平控制变量^③,主



欧洲6国机器人行业平均渗透率变化:2011-2017

图1 中国与欧洲6国机器人行业平均渗透率变化

注:(1)机器人行业渗透率是不同行业每千人从业人数平均安装的机器人数量,也可以解释为不同行业的机器人平均密度。(2)符号代表的行业说明如下:A.农林牧渔业;B.采矿及采选业;C.制造业;C1.食品饮料制造;C2.纺织服装制造;C3.木材及家具、造纸;C5.塑料、橡胶、非金属矿物;C8.基础金属及金属制品;C10.机械设备制造;C13.家用电器及电子设备;C18.交通运输设备及零部件;C19.其它制造业;D.电力、燃气及水供应业;E.建筑业;F.教育科研及医疗卫生业;G.其它非制造业。



欧洲5国机器人行业平均渗透率变化:2011-2017

图2 中国与欧洲5国机器人行业平均渗透率变化

注:符号代表的行业说明见图1注。

要包括第三产业比重、平均工资水平、客运与货用总量、研发投入比重、外商直接投资企业就业比重、污水排放密度、各地级市大类产业的就业份额。这里加入各地级市分类产业就业比重,主要原因在于:按照安道等(2019)理论和经验分析,在构建巴蒂克工具变量过程中,如果各地区产业结构比较相似,就容易在不同地区误差项变量之间存在相关性,如果不加以修正就会导致估计的标准误差偏小,从而给统计推断带来问题。布罗斯亚克等(2022)理论分析表明,在构建巴蒂克工具变量过程中,如果地区基期产业就业比重之和不等于1,需要控制总体产业就业比重值。为了避免上述问题,本文直接控制了各地区在基期主要产业的就业比重。 η_i 为行业固定效应, $\varepsilon_{i,c}$ 为误差项。

(二)基于个体微观数据的验证

本文同样基于中国劳动力动态调查个体数据(CLDS),验证工业机器人对个体就业或者职业转换(或者流动)的影响,同时检验工业机器人应用对微观个体就业或者职业转换影响的异质性。经验方程设定如下:

$$jbstatus_{k,c(t_0,t_1)} = \theta + \gamma RBK_{c(t_0,t_1)} + \vartheta_j RBK_{c(t_0,t_1)} \times X_{k,c} + \eta_j X_{k,c} + \rho_j Base_c + \delta_h + \sigma_{k,c} \quad (2)$$

$jbstatus_{k,c,(t_0,t_1)}$ 表示微观个体 k 在时间 t_0 到 t_1 之间发生就业或者职业转换的情况。定义:

$$jbstatus_{k,c,(t_0,t_1)} = [jobst_{k,c,(t_0,t_1)}, jobed_{k,c,(t_0,t_1)}, jobrea_{k,c,(t_0,t_1)}]$$

对应于宏观的就业创造指标, $jobst_{k,c,(t_0,t_1)}$ 表示微观个体在 t_0 到 t_1 之间如果开始了一份新的工作或者职业,设定为1,否则设定为0;对应于宏观的就业损失指标, $jobed_{k,c,(t_0,t_1)}$ 表示微观个体在 t_0 到 t_1 之间如果结束了现有的工作或者职业,设定为1,否则设定为0;对应于宏观的就业重新配置指标, $jobrea_{k,c,(t_0,t_1)}$ 表示微观个体在 t_0 到 t_1 之间只要发生了就业或者职业状态的转变就设定为1,否则设定为0。 $X_{k,c}$ 表示微观个体特征的控制变量,即: $X_{k,c}=[Age_{k,c}, Gender_{k,c}, Edu_{k,c}, Occ_{k,c}]$,包括年龄 $Age_{k,c}$,性别 $Gender_{k,c}$,教育程度 $Edu_{k,c}$,职业类型 $Occ_{k,c}=[gov_{k,c}, pro_{k,c}, clerk_{k,c}, busi_{k,c}, agr_{k,c}, maf_{k,c}]$,共包括6个大类,政府和企事业单位负责人($gov_{k,c}$),专业技术人员($pro_{k,c}$),办事人员($clerk_{k,c}$),社会服务人员($busi_{k,c}$),农林牧副渔生产人员($agr_{k,c}$),生产制造人员($maf_{k,c}$)。方程(2)加入了机器人渗透率巴蒂克变量与个体特征交叉项变量 $RBK_{c,(t_0,t_1)} \times X_{k,c}$,用来检验工业机器人对个体就业和职业转换概率影响与个体特征之间的关系,核心解释变量和其它控制变量都与方程(1)中的定义完全一致。 δ_h 表示个体的家庭固定效应, $\sigma_{k,c}$ 为误差项。本文被解释变量和核心解释变量的详细定义和说明请见表1。

三、中国就业市场总体状况和变量统计分析

(一)中国就业市场总体状况分析

本文计算地级市层面就业市场再配置指标数据来自于国家统计局全国税收调查数据库2010~2016年,该数据库由国家税务总局和财政部共同组织实施。每年调查超过65万家企业,由重点调查企业(80%)和抽样调查企业(20%)组成,被调查企业既包括大中型工业企业,也包括大量小规模服务业企业,同时也涵盖了部分个体经营者,其就业人数变动相对于规模以上工业企业数据库具有更好代表性。由于抽样样本在不同年份之间存在较大变动,因此该数据库并非严格面板数据,无法通过观测同一个企业在不同年份从业人员连续变动指标来分析就业变动情况,但是在2010~2016年企业税收调查数据库中,存在对每个企业年初和年末从业人数统计指标,这为我们考察企业就业变动提供了良好经验基础。

表1 被解释变量和核心解释变量定义与说明

	主要变量	变量说明与定义
基于企业加总和城市层面的被解释变量定义	$\Delta ANET$	全部企业加总后就业总变化率
	$\Delta AREA$	全部企业加总后的就业再配置变化率
	ΔNET_ADJ	样本调整导致的就业变动(包括企业进入和退出)
	ΔNET_INC	持续性存在企业就业跨期变动
	ΔNET	在位企业加总后的就业变化率
	ΔJC	在位企业加总后的就业创造变化率
	ΔJD	在位企业加总后的就业损失变化率
	ΔREA	在位企业加总后的就业再配置变化率
	ΔNEA	在位企业加总后的就业内部配置变化率
	$\Delta Entry$	企业进入变动率
$\Delta Exit$	企业退出变动率	
$\Delta EnEx$	企业进入和退出变动率	
基于中国劳动力动态调查数据(CLDS)的被解释变量定义	$jobst$	微观个体开始新工作定义为1,否则为0
	$jobed$	微观个体结束已有工作定义为1,否则为0
	$jobre$	微观个体开始或者结束工作定义为1,否则为0
核心解释变量定义	$chnbk$	基于中国行业机器人设定的地级市巴蒂克变量
	$eurobk6$	基于欧洲6国行业机器人设定的地级市巴蒂克工具变量
	$eurobk5$	基于欧洲5国行业机器人设定的地级市巴蒂克工具变量

表2给出了2010~2016年税收调查企业描述性统计值,对超过481万个企业样本观测值计算显示:不同企业之间就业规模以及变动呈现出明显差异。企业平均就业规模指标远高于中间值规模指标。从全部行业统计指标来看,企业年平均从业人数大约为148人,而中间值在23~24人之间,这意味着大企业就业规模要远高于数量众多的中小企业。在全部样本观测值中,有大约132.5万个样本企业观测值出现年末就业人数超过年初就业人数(就业创造),占全部样本比重约为27.5%,同时有大约108.8万企业样本观测值出现了年末就业人数低于年初就业人数(就业损失),占全部样本比重约为22.5%,即总共有大约50%企业观测值在当年发生了就业调整,另外的50%企业样本没有在当年发生就业调整。其中,单个企业年平均就业创造人数约为40人,年平均就业损失人数约为36人,企业新增就业人数总体上超过损失就业人数。从就业创造和损失的中间值来看,也远低于平均值,这意味着大企业就业变动幅度要远高于中小企业就业调整幅度。

从分行业情况来看,其它行业(包括农业、采矿业、建筑业、燃气水电热供应业)就业规模总体上要显著高于制造业和服务业,企业年平均就业规模超过273人,这不仅高于制造业(198人),更显著高于服务业(96人)。不同行业就业发生变动的比重同样存在明显差别,制造业发生就业创造和就业损失观测样本占全部样本比重超过了64.7%,但是服务业比例只有41.4%,其它行业比例为48.7%,这意味着制造业发生就业变动的企业数量比例要远高于服务业和其它行业。从每个企业年均新增和损失就业人数来看,制造业企业平均新增就业和损失就业人数较为接近,平均新增45人,平均损失43人,但是在服务业和其它行业单个企业新增就业人数则显著高于损失就业人数,服务业平均就业创造人数约为31人,平均损失人数只有大约23人;其它行业平均新增就业人数69人,平均损失人数约为60人。这也表明非制造业企业对就业增长的带动作用显著高于制造业。

表3给出了基于中山大学中国劳动力动态调查数据库(CLDS)2012年、2014年、2016年、2018年整理后得到的地级市层面微观个体在不同时间区间总共大约9.4万频次的工作(2012年)和职业转换经历(2014年、2016年、2018年),主要涵盖了微观个体开始一份工作时间,以及结束一份工作的时间。从全部样本统计来看,在2008年以

表2 税收调查数据库企业就业情况统计(2010~2016年)

行业分类	指标	观测值	均值	中间值	最小值	最大值	标准差	
全部行业	年初就业	4815882	146.1	23	0	2103378	2654.1	
	年末就业	4817327	149.3	23	0	2121354	2699.8	
	平均就业	4815255	147.7	23.5	0	2112366	2670.2	
	就业创造	1325560	40.5	6	1	144800	597.9	
	就业损失	1088665	35.6	5	1	93047	483.5	
	制造业	年初就业	1660267	196.9	58	0	492530	1028.2
制造业	年末就业	1660825	199.3	58	0	533860	1070.8	
	平均就业	1660224	198.1	59	0	513195	1028.2	
	就业创造	570936	45.0	8	1	99576	580.9	
	就业损失	503334	42.8	8	1	77905	453.8	
	服务业	年初就业	2703212	94.2	12	0	2103378	3357.3
	服务业	年末就业	2703937	97.2	12	0	2121354	3409.5
平均就业		2702686	95.7	12.5	0	2112366	3379.7	
就业创造		631148	30.8	5	1	144800	568.0	
就业损失		488357	23.4	4	1	71998	445.1	
其它行业		年初就业	452403	270.6	35	0	331664	1927.5
其它行业		年末就业	452565	276.7	35	0	331664	1971.6
	平均就业	452345	273.6	35.5	0	331664	1930.9	
	就业创造	123476	68.9	7	1	97077	791.8	
	就业损失	96974	59.8	6	1	93047	745.5	

数据来源:国家统计局企业税收调查数据库;其它行业包括:农林牧渔业、采矿业、建筑业、燃气热电水供应业,上述统计值去掉了单个企业年初就业或者年末从业人数超过300万人的明显异常的样本,同时对于一年就业变动超过10万人的样本,作者通过网络仔细核查了这些企业的就业和经营状况,发现多数为错误统计值,去除了这些统计上存在明显错误的样本。

表3 中国劳动力动态调查数据库就业岗位转换信息:2012~2018年(单位:人)

样本	工作或职业转换	2014~2018	2009~2013	2004~2008	2000~2004	2000年之前
全部	开始	7157	12160	9684	8039	35869
	结束	9701	14898	8023	6256	9262
按性别划分						
男性	开始	3543	6164	4952	4231	18899
	结束	4254	6686	3405	2657	4926
女性	开始	3535	5960	4695	3766	16823
	结束	5355	8177	4591	3578	4303
按教育水平划分						
初中及以下	开始	4174	6715	5718	5158	26765
	结束	6388	9348	5174	4173	6524
中专高中大专	开始	2247	4093	2993	2205	7802
	结束	2767	4582	2447	1802	2468
本科及以上	开始	729	1316	943	650	1201
	结束	527	906	382	254	234
按职业大类划分						
机关及企事业单位负责人	开始	110	109	80	66	222
	结束	108	72	54	38	64
专业技术人员	开始	626	1022	631	463	1650
	结束	647	858	454	312	385
办事人员和有关人员	开始	304	612	380	270	712
	结束	302	424	227	162	134
社会生产生活服务人员	开始	3129	3752	2362	1813	3700
	结束	3207	2779	1495	1108	1056
农林牧渔生产及辅助人员	开始	918	1031	917	1040	14222
	结束	2043	2418	1037	765	1200
生产制造及有关人员	开始	1867	3078	2449	2012	6580
	结束	2933	3366	2266	1844	3000

注:(1)数据来源于中山大学中国劳动力动态调查数据库(CLDS)。(2)2012年数据来源于工作经历信息;2014年、2016年、2018年数据来源于职业经历信息。

及之前,找到新工作个体数量总体上要高于失去工作个体数量,但二者比例总体上呈现下降变化趋势,但是在2008年之后找到新工作个体数量开始低于失去工作个体数量,并且二者相对差距呈现扩大变化趋势。

从个体特征分类统计来看,男性和女性都呈现了上述变化趋势,但是男性就业优势相对女性十分明显,在2000~2008年之前男性开始新工作人数要显

著高于失去工作人数,但是女性开始新工作和失去工作人数较为接近;而2008年之后,女性开始新工作人数明显低于男性,女性失去工作人数要明显高于男性。

基于不同教育水平样本来看,高学历相对于低学历就业优势同样十分明显。数据显示:2000~2008年初中及以下学历个体开始新工作人数总体上高于失去新工作人数,二者比较接近,但是2008年之后低学历失去工作人数出现了大幅度上升,明显高于找到新工作人数。中等学历群体在2008年之后虽然找到新工作人数也低于失去工作人数,但是二者总体上较为接近;而高学历群体中,2008年前后开始新工作人数都显著高于失去工作人数,但在2008年之前高学历个体就业优势更为明显。

按照职业分类情况来看,新增和失去工作对比变化最大的职业来自于农林牧副渔以及生产制造相关人员。2014年之前,从事其它职业类型微观个体开始新工作人数都高于失去工作人数,即便在2014年之后到2018年期间,开始新工作和失去工作个体数量差距也很小,但是对于农林牧副渔从业人员,在2004年之后开始新工作个体数量就已经低于失去工作个体数量,并且二者差距在此之后持续拉大,2014~2018年从事农林牧副渔职业失去工作人数是开始新工作人数两倍以上;同样,从事生产制造相关职业人员在2008年之后失去工作人数高于开始工作人数,但二者差距不大,在2014年之后,该职业领域失去工作人数要远高于开始工作人数。

(二)其它数据来源与说明

本文构建工业机器人巴蒂克变量及其工具变量的机器人安装数据均来自国际工业机器人联合会,中国各地级市分行业的就业人数统计数据来自《中国城市统计年鉴》;11个欧盟国家分行业就业人数的数据来自欧盟KLEMS数据库;构建数字化巴蒂克工具变量的数字化指标来自经合组织数据库,其它城市层面数据均来自《中国城市统计年鉴》1985~2021年。

图3给出了中国296个地级市机器人巴蒂克变量与采用欧洲6个工业化国家机器人构建的巴蒂克工具变量之间的关系。四幅图分别展示了在不同时间段按照地级市基期就业规模加权后的内生变量和工具变量之间的散点图。图3显示:中国机器人在地级市层面渗透率与机器人巴蒂克工具变量之间存在高度相关性,表明基于欧洲6个发达国家构建的巴蒂克工具变量在不同时间区间都能够很好预测中国机器人在地级市层面渗透率变化趋势。采用5个欧洲国家构建的巴蒂克工具变量也呈现出与图3基本一致的变化趋势和特征。

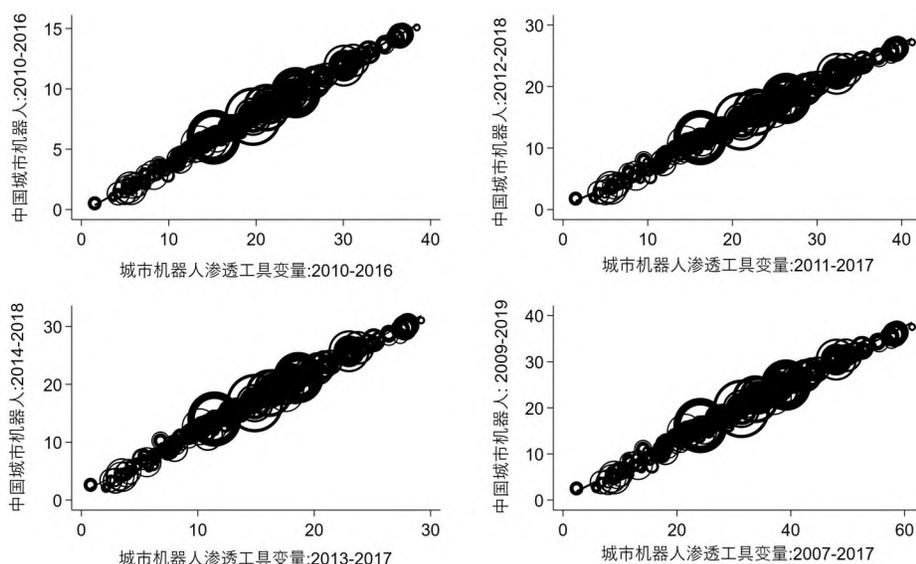


图3 中国城市机器人渗透率变化与欧洲6国机器人渗透率变化

四、经验结果分析及说明

(一)基于企业层面加总数据检验

本文首先基于企业税收调查数据,分别计算了三大行业(制造业、服务业、其它行业)全部被调查企业在

2010~2016年地级市层面加总后就业变化率,以及当年在位企业在地级市层面加总后就业创造、就业损失、净就业、就业总配置、就业内部配置变化率。采用欧洲6个国家构建的机器人巴蒂克工具变量,考察了工业机器人应用对中国就业市场再配置的影响。表4给出了采用工具变量两阶段回归结果:第(1)列采用全部企业计算就业增长率作为被解释变量,两阶段和简约式回归系数都在1%显著性水平上为负值,这意味着机器人渗透率增加会显著放缓地区整体就业增长率。工具变量回归系数显示:机器人在地区层面渗透率增长1%,总体就业增长率会下降大约1%。这也表明:在地区层面,机器人广泛应用总体上会对就业产生一定程度的替代效应。第(2)~(6)列采用了在位企业计算指标考察机器人对就业的再配置效应,面板1两阶段估计和面板3简约式的回归结论和显著性基本一致。第(2)列回归系数都在5%显著性水平上为负值,表明机器人渗透率增加会显著降低在位企业就业创造效应。根据估计系数可知:机器人渗透率上升1%,大约会造成地区在位企业就业创造增长率下降0.8个百分点。表4第(3)列估计系数都在1%显著性水平上为负值,这同样意味着机器人在地区层面总体渗透率增长会显著降低在位企业就业损失效应,估计结果表明机器人渗透率上升1%,大约会导致地区在位企业就业损失增长率下降2%。显然,对于在位企业来说,机器人渗透率上升导致的就业损失下降效应要高于就业创造下降效应,这也表明机器人应用显著提升了企业的生产效率,更大程度上缓解了就业的损失效应,因此总体上有助于提升在位企业就业增长。第(4)列估计结果都至少在10%显著性水平上为正值,意味着机器人渗透率提升确实会促进在位企业就业增长率提升。两阶段回归系数显示:机器人渗透率上升1%会导致在位企业就业增长率总体上升约0.88个百分点。

表4第(2)列和第(3)列估计系数都为显著负值,说明地区机器人渗透率增加在降低潜在就业机会的同时,也显著降低了在位企业就业损失效应,并且对就业损失降低作用更大,这意味着机器人应用对在位企业潜在就业岗位产生替代的同时,也会显著促进在位企业生产率提升,在地区加总层面有效抵消了对已有就业岗位的替代作用。

表4第(1)列和第(4)列分别估计了地区机器人渗透率增加对全部企业就业增长和在位企业净就业增长的影响,结果显示对全部企业净就业增长产生了显著负面影响,但是对在位企业的净就业增长却产生了显著正面影响,造成这一现象主要原因在于:按照本文第二节对就业增长分解来看,对全部企业就业影响主要包括机器人渗透率增加对企业进入退出(或者样本变换)、当年在位企业就业变动两方面的影响。上述经验结论也意味着:机器人渗透率增加通过影响企业进入退出导致的就业替代作用显著高于对在位企业产生的就业促进效应。通常采用机器人的在位企业都具有较高生产率,机器人广泛应用可能会显著强化在位企业的生产率效应,导致在位企业市场份额扩张和就业增长,这种机制在采用其它国家企业样本数据也得到了验证(阿西莫格鲁等,2020;科赫等,2021)。

由于机器人应用同时放缓了在位企业的就业创造增长率和就业损失增长率(潜在新增就业机会下降,已有就业岗位退出率也下降),从而会导致在位企业的地区总体再配置增长率和内部再配置增长率都出现下降。表4中的第(5)列和第(6)列估计系数至少在5%显著性水平上为负值也印证了这一点。其中,第(5)列是总再配置效应,第(6)列是内部再配置效

表4 自动化与就业市场再配置(两阶段估计,2SLS):
2010~2016年长差分估计

面板 1	全部企业		在位企业			
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
被解释变量	$\Delta ANET$	ΔJC	ΔJD	ΔNET	ΔREA	ΔNEA
<i>chnbk</i>	-1.024*** (0.373)	-0.796** (0.352)	-1.981*** (0.579)	0.877** (0.443)	-1.135** (0.456)	-1.874*** (0.408)
基期控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	741	739	741	739	741	739
城市数量	247	247	247	247	247	247
面板 2	一阶段估计结果(First_Stage)					
一阶段系数	0.437					
Kp.F值	29905.3	29817.9	29905.3	29817.9	29905.3	29817.9
Hansen J Ovid. (概率值)	1.147 (0.284)	1.679 (0.195)	0.050 (0.823)	0.150 (0.699)	0.028 (0.866)	1.921 (0.166)
面板 3	简约式估计结果(OLS-ITT)					
被解释变量	$\Delta ANET$	ΔJC	ΔJD	ΔNET	ΔREA	ΔNEA
<i>eurobk6</i>	-0.431*** (0.154)	-0.341** (0.151)	-0.822*** (0.241)	0.359* (0.189)	-0.471** (0.190)	-0.790*** (0.174)
<i>eurobk5</i>	-0.443*** (0.162)	-0.346** (0.155)	-0.853*** (0.252)	0.376* (0.194)	-0.489** (0.198)	-0.812*** (0.179)
基期控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是
产业固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	741	739	741	739	741	739
城市数量	247	247	247	247	247	247
校准R ²	0.233	0.149	0.162	0.068	0.133	0.255

注:括号内为聚类到城市层面的稳健标准误差,***p<0.01,**p<0.05,*p<0.1。这里两阶段估计同时采用了欧洲6国(*eurobk6*)和欧洲5国(*eurobk5*)分别构建的巴蒂克工具变量,一阶段系数为两个工具变量估计系数之和。

应,回归系数显示:工业机器人渗透率上升1%,会导致在位企业劳动力总体再配置增长率下降1.1个百分点,对在位企业劳动力内部再配置增长率下降约1.9个百分点,这也同时意味着劳动力在地区层面就业的稳定性呈现上升的趋势。同时表4中面板2的一阶段估计结果显示:Hansen J过度识别检验以及Kp.F值检验都表明本文构建的两个工具变量具有良好的有效性。

表5给出了地区机器人渗透率对不同行业就业再配置的影响。面板1对于制造业两阶段估计结果显示:机器人渗透率增加会放缓整个制造业总体就业增长率,同时对于制造业在位企业就业创造和就业损失变化率都会产生显著负面影响,但是对于就业损失影响作用更大且显著性也更高。估计系数大小显示:工业机器人渗透率上升1%,大约会导致制造业部门就业创造增长率下降约0.75个百分点,但是会导致就业损失增长率下降约1.6个百分点,由于就业损失下降幅度远高于就业创造下降幅度,机器人应用倾向于对在位企业净就业水平产生提升作用。表5中的第(4)列估计结果也显示,机器人渗透率提升会对在位企业净就业增长产生正向促进作用,但估计系数并不显著。同时,机器人应用显著降低在位企业就业损失,在这种情况下对制造业所有企业就业增长仍然产生了显著的放缓作用,这也意味着机器人应用通过影响制造企业进入或者退出产生的就业效应更大,同时第(5)和第(6)列的估计系数也至少在5%的显著性水平上为负值,进一步表明机器人应用同样会显著放缓制造业劳动力在地区层面的总体流动速度,就业的稳定性呈现上升趋势。

表5中面板2给出了机器人渗透率变化对服务业就业再配置影响。第(1)列估计系数同样在5%显著性水平上为负值,说明机器人渗透率提升不仅放缓了制造业的就业增长率,也同样放缓了服务业的就业增长率,根据回归系数计算得到:机器人渗透率增加1%,服务业总体就业增长率会下降大约0.9个百分点,略低于制造业的1.1个百分点。同时第(2)列和第(3)列估计结果也同样显示机器人渗透率增长会同时显著降低服务业在位企业就业创造和就业损失增长率。与制造业不同:机器人对服务业在位企业就业创造和就业损失影响作用差别并不大,回归系数比较接近,机器人渗透率上升1%,大约会造成服务业就业创造增长率下降1.8个百分点,就业损失增长率下降大约1.7个百分点,因此对在位企业就业的影响很低,意味着机器人渗透率上升不仅对服务业就业创造放缓作用要远高于制造业,并且对服务业就业再配置效应产生了更大作用,第(5)列和第(6)列的回归系数显示:机器人渗透率上升1%,会导致服务业就业再配置增长率下降约1.5个百分点,内部再配置增长率下降约2.1个百分点。原因在于:一方面,制造业机器人大规模应用产生的就业放缓作用会显著扩散和外溢到服务业和其它行业,这本身会放大机器人应用对就业市场最初作用;另一方面,服务业领域容纳了远高于制造业更多更密集的从业人数,服务业就业相对于制造业就业对于机器人技术应用的弹性会更大(法伯尔等,2022)。

表5中面板3给出了机器人渗透率变化对其它行业(农业、采矿业、建筑业、燃气热电水供应业)就业市场影响。估计结果显示:机器人渗透率增加同样会显著放缓其它行业总体就业增长,这与对制造业和服务业影响一致,其作用大小也没有明显差别,但是机器人渗透率对其它行业在位企业就业创造没有显著影响,并且估计系数为正,但是同样显著降低了其它行

表5 工业机器人应用与就业市场再配置简约式估计
(2010~2016年):分行业估计(2SLS)

面板1:制造业						
	全部企业	在位企业				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
被解释变量	$\Delta ANET$	ΔJC	ΔJD	ΔNET	ΔREA	ΔNEA
<i>chnbk</i>	-1.119** (0.419)	-0.753** (0.372)	-1.624** (0.660)	0.434 (0.596)	-1.103** (0.499)	-1.427** (0.476)
一阶段系数	0.437					
Kp.F值	28315.8	28049.8	28315.8	28049.8	28315.8	28049.8
Hansen J Ovid. (概率值)	0.203 (0.652)	0.200 (0.655)	0.348 (0.555)	0.000 (0.991)	1.031 (0.310)	0.032 (0.858)
校准R ²	0.040	0.031	0.088	0.085	0.023	0.108
面板2:服务业						
被解释变量	$\Delta ANET$	ΔJC	ΔJD	ΔNET	ΔREA	ΔNEA
<i>chnbk</i>	-0.882** (0.343)	-1.853*** (0.478)	-1.675** (0.710)	-0.179 (0.681)	-1.528** (0.516)	-2.146*** (0.600)
一阶段系数	0.437					
Kp.F值	28315.8	28049.8	28315.8	28049.8	28315.8	28049.8
Hansen J Ovid. (概率值)	0.104 (0.748)	0.007 (0.933)	0.267 (0.605)	0.231 (0.630)	0.004 (0.950)	0.810 (0.368)
校准R ²	0.107	0.065	0.016	0.045	0.010	0.072
面板3:其他行业						
被解释变量	$\Delta ANET$	ΔJC	ΔJD	ΔNET	ΔREA	ΔNEA
<i>chnbk</i>	-1.070** (0.526)	0.267 (0.791)	-2.644*** (0.911)	2.373** (0.859)	-0.773 (0.849)	-2.038** (0.671)
一阶段系数	0.437					
Kp.F值	28315.8	28049.8	28315.8	28049.8	28315.8	28049.8
Hansen J Ovid. (概率值)	1.887 (0.169)	3.373 (0.066)	0.258 (0.612)	0.844 (0.358)	0.878 (0.349)	4.289 (0.038)
校准R ²	0.084	0.016	0.122	0.060	0.038	0.134
基期控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是
观测值	247	246	247	246	247	246
城市数量	247	246	247	246	247	246

注:同表4。

业就业损失效应,其第(3)列估计系数在5%显著性水平上为负值,并且对其它行业就业损失下降影响作用更大,回归系数表明:机器人渗透率增加1%会导致其它行业就业损失增长率下降约2.6个百分点,显著高于对制造业和服务业相应的影响。由此导致,机器人渗透率增加会显著促进其它行业在位企业净就业水平增长,第(4)列估计系数显示,机器人渗透率增加1%,大约会带动其它行业在位企业的净就业水平上升约2.4个百分点。这也表明:受到机器人应用冲击,服务业或者制造业部门部分劳动力流向了机器人渗透率明显偏低的其它行业,其它行业在位企业劳动力净流入出现了显著增长,体现了劳动力在不同行业之间存在一定程度重新配置效应。根据本文表2的描述性统计结果可知,其他行业企业的平均就业规模更大,这也意味着劳动力就业会向更大规模的企业集中,这一经验结果也与已有研究发现数字技术的发展会导致劳动力向更大企业集中的结论一致(布瑞江弗森等,2023)。

综上所述,分行业估计结果显示,地区机器人渗透率增长显著放缓了制造业和非制造业部门的就业增长率。从在位企业估计结果来看:机器人渗透率增加对服务业就业创造作用显著较高,并且对服务业劳动力在地区内部流动产生了更大作用。受到机器人应用冲击,服务业和制造业劳动力总体上倾向于流向其它行业,在一定程度上实现了就业的再配置。为了进一步明确机器人对更细分行业就业的影响作用,本文通过细分行业虚拟变量与机器人渗透率变量的交叉项进一步考察了机器人对就业增长的行业异质性特征^④。

(二)机制和稳健性检验

上述经验研究发现,机器人渗透率增加对全部企业和当年在位企业就业增长呈现出截然相反的影响,可以间接推断出,机器人通过影响企业进入或者退出对就业增长的放缓作用要显著高于对在位企业就业增长产生的正面作用,但这一机制仍然需要进一步验证。

表6分别考察了机器人渗透率变化对企业进入和退出的影响,以及由于样本调整导致就业变化、持续存在企业就业人数跨时期调整导致就业增长的影响作用。

幸运的是,2010年和2016年税收调查企业数据刚好提供了每个企业成立的具体时间点,我们通过汇总后得到不同地级市在2010年和2016年新成立(新进入)的企业数量,然后检验机器人渗透变化与新企业进入增长率之间的关系。由于税收调查企业数据库没有提供企业退出市场的相关指标和变量,本文采用了企业年末从业人数为零来近似替代企业退出指标,考察机器人渗透率变化对企业退出影响作用。

表6第(1)列回归结果显示,无论是采用两阶段估计还是简约式估计,所有回归系数都至少在5%显著性水平上为负值,表明地区机器人渗透率增加会显著降低新企业进入增长率,机器人在地区层面渗透率增长1%,大约会导致新企业进入数量增长率下降1.6个百分点。表6中第(2)~(5)列分别考察了机器人渗透率增加对企业退出、样本调整导致的就业变化以及持续性企业跨期调整导致的就业变化影响作用,所有估计系数均为不显著负值,并且估计弹性也远小于对企业进入增长率的弹性,这进一步表明,机器人渗透率增加对全部企业就业增长的放缓影响主要是通过抑制新企业进入、不是淘汰已有企业渠道而产生,也不是通过其它渠道而产生。这也意味着机器人广泛采用,可能会显著强化在位企业优势。由于新企业进入是带动就业增长和促进劳动力流动和再配置的主要力量,这也意味着在位企业对机器人大规模应用会显著放缓新企业进入的速度,显著放缓劳动力在地区层面的重新配置效应,提升劳动力在地区层面就业的稳定性。

为了进一步明确机器人应用对就业市场再配置的总体影响作用,表6中的第(5)列给出了机器人渗透率对企

表6 工业企业机器人应用与就业增长的机制检验
(两阶段估计:2SLS)

	新企业进入 (1)	企业退出 (2)	样本调整 (3)	跨期调整 (4)	进入退出 (5)
被解释变量	$\Delta Entry$	$\Delta Exit$	ΔNet_ADJ	ΔNet_Inc	$\Delta EnEx$
面板1:两阶段估计(2SLS)					
<i>chnbk</i>	-1.651** (0.599)	-0.120 (0.308)	-0.582 (0.388)	-0.509 (0.328)	-1.410** (0.468)
一阶段系数	0.437				
Kp F值	22841.6	29905.3	29905.3	22920.3	27044.5
Hansen J Overid (概率值)	0.594 (0.441)	0.019 (0.890)	1.661 (0.197)	0.002 (0.967)	0.120 (0.729)
面板2:简约式估计					
<i>eurobk6</i>	-0.692** (0.251)	-0.048 (0.131)	-0.252 (0.162)	-0.208 (0.139)	-0.586** (0.196)
<i>eurobk5</i>	-0.712** (0.263)	-0.051 (0.135)	-0.254 (0.169)	-0.217 (0.144)	-0.607** (0.205)
基期控制变量	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是
产业固定效应	是	是	是	是	是
观测值	532	741	741	558	598
城市数量	229	247	247	238	243
校准R ²	0.20	0.55	0.23	0.03	0.36

注:同表4。

业进入和退出的总体影响作用,回归系数仍然在5%的显著性水平上为负值,表明机器人渗透率增加总体会显著降低企业的进入和退出增长率。结合前面的分析,机器人应用不仅放缓了在位企业总体的再配置效应,同时也放缓了企业总体的进入和退出速度,由于企业的进入和退出同样是影响劳动力再配置的重要渠道,这也意味着工业机器人应用总体上显著放缓了劳动力在中国地区层面的重新配置速度,提升了就业的稳定性。这一结论与陈媛媛等(2022)基于中国人口普查抽样数据得到的经验结论基本一致,也与阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)、法伯尔等(2022)有关工业机器人应用对美国通勤区就业市场影响的结论一致。

为了检验上述经验结论的稳健性,本文直接采用了更长时间跨度(1999~2019年)的地级市层面总体就业数据,对机器人渗透率与就业增长之间关系做进一步验证^⑤。表7给出了基于城市层面数据的验证结果。由于巴蒂克估计方法本质上是一种连续变量冲击的双重差分方法。基于这种思路,我们同样可以验证机器人渗透变化对事前就业增长率的影响,作为安慰剂检验。表7中第(1)~(3)列估计采用了地级市层面在2004~2010年的就业增长率作为被解释变量,两阶段和简约式的回归结果显示:不仅所有估计系数都不显著,并且估计系数大小都接近于零,表明机器人渗透率在2011~2017年变化对事前就业增长率不会产生任何影响。表7中第(4)~(6)列采用了地级市2013~2019年的就业增长率作为被解释变量,同时控制了地级市层面2000~2010年这10年的就业增长、人口变化、工资变化以及固定资产投资变化趋势,所有回归系数都在5%显著性水平上为负值。第(4)列两阶段的估计值表明:机器人渗透率上升10%,会造成地区就业增长率下降大约2个百分点。上述的结论与前文中基于企业加总后得到的结论完全一致,仍然表明机器人应用显著放缓了地区的就业增长率。表6和表7经验结论表明,样本选择性并不是影响机器人渗透率增加对总体就业产生显著影响的关键因素。

另外,本文使用企业税收调查数据虽然经过反复清理,仍然有小部分企业样本就业调整幅度非常大,比如在2010~2016年有651个企业观测样本年度就业变动幅度大于1万人、有197个观测值年度就业变动幅度大于5万人,有119个企业样本观测值年度就业变动幅度大于10万人。为了检验本文经验结果是否会受到这种特大型企业或者统计错误影响而导致就业指标极端变动,本文分别将就业变动幅度大约1万人、大约5万人以及大约10万人样本去掉后重新计算被解释变量,发现回归结果与上述相关经验结果只是在估计系数上有略微差别,总体结论没有发生变化,并且在位企业净就业增长率变量回归系数显著性均得到了提升,显著性水平均从10%上升到了5%,因此这里只报告了比较保守的回归显著性水平。

(三)基于微观个体数据的进一步验证

前面的经验结果主要是从宏观层面验证了机器人在地区层面的就业再配置效应和相关机制,但是缺乏机器人渗透率对微观个体就业或者职业转换影响方面的直接经验证据,并且对不同类型个体工作转换影响作用和差异性也并不清楚。

基于中国劳动力动态调查数据,本文整理了微观个体在不同时间区间的工作转换频次,进一步验证地区机器人渗透率变化对微观个体工作转换的影响。表8给出了利用微观数据检验的基准结果,由于2012年调查数据没有个体的职业转换信息,但有就业岗位转换的信息。为了保持指标变动一致性,基准结果主要验证了机器人渗透率变动对微观个体在2014~2018年工作转换概率的影响。面板1基准检验采用欧洲6个国家构建的巴蒂克工具变量进行了两阶段估计,表中第(1)列检验了机器人渗透率对微观个体开始新工作的影响,估计系数在5%水平上为显著负值,表明机器人

表7 工业机器人应用与就业增长:基于城市层面的验证

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
估计方法	2SLS	OLS	OLS	2SLS	OLS	OLS
被解释变量	$\Delta ANET_{t,2004-2010}$			$\Delta ANET_{t,2013-2019}$		
<i>chnbk</i> _{t,2011-2017}	-0.014 (0.062)			-0.201** (0.069)		
<i>eurobk6</i> _{t,2011-2017}		-0.009 (0.044)			-0.134** (0.048)	
<i>eurobk5</i> _{t,2012-2018}			-0.009 (0.042)			-0.129** (0.047)
$\Delta ANET_{t,2000-2010}$				0.037 (0.031)	0.029 (0.030)	0.031 (0.030)
$\Delta Pop_{t,2000-2010}$				0.212** (0.087)	0.212** (0.090)	0.213** (0.090)
$\Delta Wage_{t,2000-2010}$				0.106 (0.080)	0.101 (0.083)	0.101 (0.083)
$\Delta FC_{t,2000-2010}$				-0.018 (0.023)	-0.020 (0.024)	-0.021 (0.024)
第一阶段估计系数	0.437			0.437		
Kp.F值	3339.0			4099.0		
Hansen J Ovid. (概率值)	0.001 (0.998)			2.049 (0.152)		
基期控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额 观测值	244	244	244	242	242	242
城市数量	244	244	244	242	242	242
校准R ²	0.300	0.301	0.301	0.109	0.108	0.107

注:同表4。

渗透增加会显著降低微观个体重新开始新工作的概率,估计结果显示:地区机器人渗透率上升1%,会导致微观个体开始新工作概率下降大约3.4个百分点。第(2)列给出了机器人渗透率对微观个体失去工作概率的影响,回归系数仍然在5%显著性水平上为负值,这意味着地区机器人渗透率的增加同样会降低微观个体失去工作概率,回归系数表明:机器人渗透率增加1%会导致微观个体失去工作概率下降大约4个百分点;第(3)列检验了机器人渗透率对微观个体出现职业转换概率的影响,回归系数仍然在5%显著性水平上为负值,估计结果显示:机器人渗透率增加1%,大约会造成微观个体职业转换概率下降大约6个百分点。显然,上述经验结论与前面基于宏观数据得到的结论高度一致,机器人渗透率增加不仅会放缓就业创造效应,导致微观个体开始新工作概率(就业创造)出现显著下降,同时也会通过生产率渠道间接产生互补效应,微观个体失去工作概率出现显著下降,最终导致劳动力流动性或者工作转换率呈现放缓的趋势。

为了进一步验证上述经验结论稳健性,本文同样检验了机器人渗透率对事前微观个体工作转换影响作为安慰剂检验。第(4)列和第(5)列分别检验了2011~2017年机器人渗透率变化对2000~2012年,以及2000年之前微观个体开始新职业概率的影响,第(6)列和第(7)列分别检验了对上述时期微观个体失去现有职业的影响,所有回归系数均不显著,且估计系数大小基本接近于零,这也与本文在表7中基于城市层面对事前结果变量的验证结论完全一致。表8中面板2采用了欧洲6国和欧洲5国家构建的工具变量分别进行简约式回归,回归系数显著性和结论与面板1的估计结果完全一致。显然,无论在个体层面还是宏观层面的经验证据都稳健显示:机器人渗透率增加显著放缓了劳动力在地区层面的流动速度和工作转换率,微观个体更倾向于追求工作的稳定性。

(四)异质性检验与分析

正如本文引言部分所强调的,机器人渗透率对个体工作转换影响与个体技能、职业、年龄、性别等因素都可能存在系统性关系。为了明确机器人渗透率变化对个体工作变动影响的异质性,本文同时检验了个人特征因素与机器人对工作转换概率影响之间的关系。为了简洁明确,这里的异质性检验都采用工具变量进行了简约式OLS估计。

表9首先检验了年龄与工业机器人对微观个体工作转换之间的关系。面板1检验了工业机器人对个体开始新工作影响与年龄之间的关系,本文将年龄划分为青少年(15~25岁)、中青年(26~50岁)、中老年(51~70岁)以及老年(70岁以上)4个阶段,分别设定虚拟变量。通过机器人渗透率与年龄阶段虚拟变量交叉项来考察机器人应用对不同年龄阶段个体开始新工作的影响,第(1)~(6)列估计结果显示:控制了交叉项和年龄之后,机器人渗透率估计参数仍然都至少在5%水平上为显著负值;年龄估计参数在青少年和中青年都为显著正值,但是在中老年和老年都为显著负值,说明青少年

和中青年重新开始工作概率要显著高于中老年和老年个体,这符合直觉和现实状况。这里重点关注交叉项的估计结果:估计结果显示只有第(2)列和第(3)列交叉项变量估计参数为显著负值,尤其是中老年和老年群体交叉项变量估计系数基本都接近于零,这意味着机器人渗透率增加会显著降低中间年龄阶段相对于其它年龄阶段个体开始新工作的概率。对于这一结果可以从两个方面来理解:从需求方面来看,这表明机器人对中间年龄阶段就业替代效应会显著上

表8 工业机器人应用与职业岗位转换:基于CLDS数据的验证(2SLS)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
被解释变量	<i>jobst</i>	<i>jobed</i>	<i>jobre</i>	<i>jobst</i>	<i>jobst</i>	<i>jobed</i>	<i>jobed</i>
时间区间	2014~2018	2014~2018	2014~2018	2000~2012	2000年之前	2000~2012	2000年之前
面板1:工业机器人与职业岗位转换:2SLS估计							
<i>chnbk</i> _{2013(2011~2017)}	-0.034** (0.012)	-0.039** (0.019)	-0.061** (0.024)	0.015 (0.030)	0.005 (0.048)	0.008 (0.029)	0.012 (0.020)
第一阶段估计系数	1.038			0.647			
Kp. F值	2059.6			1132.1			
Hansen J Overid (概率值)	0.166 (0.683)	1.527 (0.216)	0.357 (0.550)	3.058 (0.080)	0.167 (0.683)	0.312 (0.576)	0.043 (0.837)
面板2:工业机器人与职业岗位转换简约式估计							
<i>eurobk6</i> _{2013~2017}	-0.034** (0.013)	-0.044** (0.019)	-0.066** (0.025)	0.009 (0.020)	0.004 (0.032)	0.005 (0.019)	0.008 (0.013)
<i>eurobk5</i> _{2013~2017}	-0.034** (0.013)	-0.045** (0.019)	-0.066** (0.025)	0.010 (0.020)	-0.003 (0.031)	0.005 (0.019)	0.007 (0.013)
个体层面控制变量	是	是	是	是	是	是	是
城市层面控制变量	是	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是	是
家庭成员固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	51991	51991	51991	51991	51991	51991	51991
城市数量	141	141	141	141	141	141	141
校准R ²	0.103	0.039	0.107	0.157	0.245	0.089	0.153

注:同表4,第(1)~(3)列采用了2013~2017年构建的工具变量回归;第(4)~(7)列采用2011~2017年构建的工具变量回归。

升;而从劳动者供给角度来看,这也意味着中间年龄阶段群体面对机器人渗透冲击,更可能追求职业稳定性,会降低现有工作岗位的转换。为了确保结论稳健性,本文同时采用了2012~2018年以及2014~2018年两个样本时间阶段进行验证,交叉项的估计系数至少都在5%的显著性水平上为负值。这一经验结论与阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2022)关于老龄化与机器人应用的理论和经验结论完全一致,即老龄化会显著促进机器人应用,机器人主要用来弥补中间年龄阶段的劳动力缺失,这也意味着机器人应用会有效地缓解中青年劳动力短缺导致劳动力成本上升的不利影响,在人口老龄化较为严重的国家,机器人应用不会造成显著的就业替代问题。

表9中面板2继续考察了年龄与机器人渗透率对个体丢失工作之间的关系。与面板1估计结果类似的是第(2)列和第(3)列交叉项变量的系数仍然都至少在5%显著性水平上为负值,同样表明机器人渗透率增加会显著降低中间年龄阶段相对于其它年龄群体丢失工作的概率,这也意味着机器人渗透在替代中间年龄阶段群体潜在就业机会的同时,也通过生产率效应扩大产出从而稳定就业市场,降低已有中间年龄阶段群体失去工作岗位概率,而第(4)列采用2014~2018年时间区间定义就业变动的交叉项变量估计系数在1%显著性水平上为正值,第(5)列采用2012~2018年时间区间定义就业岗位变动的交叉项变量估计系数同样在10%显著性水平上为正值,由于机器人渗透率自身估计参数为显著负值,交叉项变量回归参数意味着机器人渗透率的增加对缓解中老年群体丢失工作岗位概率的影响作用较小,这与中老年群体职业技能与工作岗位需求更容易出现不匹配存在较大关系。第(1)列和第(6)列交叉项参数都不显著。表9回归结果表明:机器人渗透率变化对个体工作转换的影响与中间年龄群体比重存在显著关系,机器人广泛应用会显著降低中间年龄群体工作转换概率,显著提升中间年龄群体选择职工作稳定的倾向。

表10进一步验证了微观个体教育水平与机器人渗透率对个体开始和失去工作影响之间的关系。这里把个体教育水平分为低(初中及以下)、中(中专高中大专)、高(本科及以上)3个区间,设定虚拟变量,通过与机器人渗透率交叉项变量来检验机器人渗透率变化对不同受教育个体工作转换的影响。第(1)列和第(2)列分别检验了机器人渗透变化对低学历和中等学历个体开始新工作的影响是否与其它个体影响存在差异性,交叉项估计参数均不显著,说明机器人渗透率变化对低学历和中等学历个体开始新工作概率的影响相对于其它学历个体没有显著差异。第(3)列采用2012~2018年时间区间样本数据来定义开始新工作指标,检验了机器人渗透对高学历个体开始新工

表9 工业机器人应用与就业岗位重新配置:年龄异质性

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
时间区间	2014~2018	2014~2018	2012~2018	2014~2018	2012~2018	2014~2018
面板1:工业机器人应用与新工作岗位增加(jobst)						
eurobk6	-0.038*** (0.013)	-0.027* (0.014)	-0.030** (0.018)	-0.039** (0.015)	-0.038** (0.015)	-0.040*** (0.014)
Age ₁₅₋₂₅	0.145*** (0.038)					
eurobk6×Age ₁₅₋₂₅	0.034* (0.020)					
Age ₂₆₋₅₀		0.057*** (0.013)	0.079*** (0.016)			
eurobk6×Age ₂₆₋₅₀		-0.026*** (0.008)	-0.022*** (0.008)			
Age ₅₁₋₇₀				-0.076*** (0.015)	-0.107*** (0.021)	
eurobk6×Age ₅₁₋₇₀				-0.000 (0.010)	-0.001 (0.010)	
Age ₇₀₊						-0.055** (0.026)
eurobk6×Age ₇₀₊						0.006 (0.017)
校准R ²	0.087	0.059	0.075	0.072	0.094	0.059
面板2:工业机器人应用与就业岗位丢失(jobed)						
时间区间	2014~2018	2014~2018	2012~2018	2014~2018	2012~2018	2014~2018
eurobk6	-0.044** (0.020)	-0.032 (0.021)	-0.015 (0.022)	-0.062** (0.026)	-0.030 (0.023)	-0.047** (0.021)
Age ₁₅₋₂₅	0.164*** (0.037)					
eurobk6×Age ₁₅₋₂₅	-0.015 (0.022)					
Age ₂₆₋₅₀		0.000 (0.013)	-0.009 (0.016)			
eurobk6×Age ₂₆₋₅₀		-0.031*** (0.007)	-0.018** (0.007)			
Age ₅₁₋₇₀				-0.036** (0.018)	-0.029 (0.019)	
eurobk6×Age ₅₁₋₇₀				0.032*** (0.011)	0.015* (0.008)	
Age ₇₀₊						0.001 (0.036)
eurobk6×Age ₇₀₊						-0.031 (0.024)
校准R ²	0.041	0.035	0.028	0.031	0.025	0.030
个体控制变量	是	是	是	是	是	是
基期城市控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是
家庭特征固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	52063	52063	52063	52063	52063	52063
城市数量	141	141	141	141	141	141

注:同表4。

表10 工业机器人与就业岗位重新配置(教育水平异质性)

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)
被解释变量	<i>jobst</i>	<i>jobst</i>	<i>jobst</i>	<i>jobst</i>	<i>jobed</i>	<i>jobed</i>	<i>jobed</i>
时间区间	2014~2018	2014~2018	2012~2018	2014~2018	2014~2018	2014~2018	2014~2018
<i>eurobk6</i> _{2013(2011)~2017}	-0.047** (0.020)	-0.039** (0.015)	-0.038** (0.015)	-0.039** (0.015)	-0.052** (0.025)	-0.048** (0.020)	-0.049** (0.021)
<i>edu_{low}</i>	-0.071*** (0.019)				-0.037* (0.021)		
<i>eurobk6</i> _{2013~2017} × <i>edu_{low}</i>	0.009 (0.012)				0.004 (0.013)		
<i>edu_{mid}</i>		0.041** (0.020)				0.039* (0.020)	
<i>eurobk6</i> _{2013~2017} × <i>edu_{mid}</i>		-0.006 (0.012)				-0.006 (0.012)	
<i>edu_{high}</i>			0.262*** (0.052)	0.161*** (0.036)			0.014 (0.030)
<i>eurobk6</i> _{2013(2011)~2017} × <i>edu_{high}</i>			-0.052** (0.021)	-0.038* (0.021)			-0.003 (0.019)
个体层面控制变量	是	是	是	是	是	是	是
城市层面控制变量	是	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是	是
家庭特征固定效应	是	是	是	是	是	是	是
观测值	52104	52104	52104	52104	52104	52104	52104
城市数量	141	141	141	141	141	141	141
R ²	0.046	0.042	0.053	0.046	0.024	0.024	0.023

注:同表4。

作相对于其它个体的影响,交叉项估计参数在5%显著性水平上为负值,这意味着相对于中低学历个体,机器人渗透率增加会进一步降低高学历个体开始新工作的概率,为了进一步验证上述结果稳健性,第(4)列采用了2014~2018年区间样本数据来定义开始新工作指标,交叉项回归系数仍然在10%显著性水平上为负值,同样表明机器人渗透率增加会显著降低高学历群体开始新工作的概率。另外,如果不加入家庭特征固定效应,第(3)列和第(4)列对应交叉项变量估计系数都至少在5%显著性水平上为负值,这也表明上述结论非常稳健^⑥。第(5)~(7)

列分别检验了机器人渗透率变化对不同学历个体工作岗位丢失的影响,所有交叉项回归系数都不显著且大小基本都接近于零,表明机器人渗透率变化对个体失去工作的影响与个体教育水平没有显著的关系。表10经验结果表明,机器人渗透率更可能降低高学历群体开始新工作的概率,这与一些研究发现“机器人更容易替代高技能劳动力就业,更容易对高技能收入产生负面影响”的结论类似(贝森等,2019;冯、格雷兹,2020;科赫等,2021;科根等,2023)。产生这种现象的原因可以从劳动需求和供给两个方面加以解释:第一,多数使用机器人的企业生产率较高,企业技能型劳动力占据较高成本,企业更愿意采用机器人替代高技能劳动力和需要接受大量培训工作的岗位,这能够显著提升企业利润水平。第二,机器人技术迭代加快导致其对一些非常规性任务、高技能需求工作岗位替代性也显著增强(福瑞、奥斯伯,2017)。第三,从劳动供给来看,高学历群体在面对新技术进步对就业替代增加的情形下,更有能力去追求现有工作的稳定性,降低更换现有工作岗位的概率(福森、索尔格纳,2019)。这一经验结论也意味着随着工业机器人的广泛应用,高学历群体也更愿意追求工作和职业的稳定性,进一步提升工作技能,也有助于促进企业人力资本的积累和投资。

为了进一步检验中国工业机器人应用是否会对男性和女性工作转换产生系统性差异,同样基于上述分析框架进行检验。回归结果显示:无论被解释变量是开始工作还是结束工作,无论采用2014~2018年,还是2012~2018年样本来定义被解释变量指标,机器人渗透率与性别虚拟变量的交叉项的所有回归系数都不显著,且系数基本接近于零。这意味着机器人在地级市层面渗透率变化对男性和女性工作转换率没有显著差异性。最后,本文检验了地区机器人渗透率对个体工作转换影响与个体所从事职业类型之间的关系。按照中国职业分类标准将微观个体在2014~2018年从事职业划分为6个职业大类,分别将每个职业设定为虚拟变量,通过机器人渗透率变量与职业虚拟变量交叉项,检验机器人渗透率变化对工作转换概率影响是否与从事职业之间存在显著关系,但交叉项变量估计系数总体上均不显著,同样表明机器人对个体工作转换概率总体上与个体所从事职业没有显著的关系(参见《管理世界》网络发行版附录部分的附表3和附表4)。

机器人渗透率对不同性别和职业类型群体工作转换没有产生系统性的差异,这与前文中发现机器人渗透率变化不仅会对制造业就业增长,也会对服务业就业增长产生显著作用,并且对服务业在位企业的就业创造效应会产生更大作用的结论在逻辑上是一致的。由于女性相对于男性在服务业部门就业比重更高,同时服务业部门就业比重也远高于制造业,这都会导致在宏观地区层面机器人渗透率变化对不同性别、不同职业属性个体工作转换影响难以呈现显著性差异。

五、结论和政策启示

近年来,智能化工业机器人在中国各领域快速推广,在促进企业生产率快速提升的同时也必然会对劳动力的就业再配置产生影响。本文基于企业和微观调查数据的经验研究表明:第一,机器人应用主要增强了在位企业的市场相对优势,促进了在位企业总体就业增长,劳动力从机器人相对密集的行业转向了机器人密度相对较低、企业平均规模较大的行业。与此同时,机器人应用也会产生市场外溢效应,一定程度上造成就业增长速度放缓。第二,机器人应用总体上会提升企业生产效率,在放缓就业创造效应的同时也显著降低了就业损失效应,劳动力在地区层面就业稳定性呈现上升趋势。第三,机器人应用显著增加了高学历和中间年龄群体追求工作稳定的倾向,这也意味着长期来看机器人应用能够有效缓解老龄化加速和劳动力成本快速上升带来的经营压力,促进企业人力资本积累。

本文经验结论主要有以下几方面启示:(1)全面看待智能化机器人应用带来的长期积极作用。智能化和自动化技术发展对已有工作岗位的替代是一个快速的过程,但是创造新的工作岗位往往是一个较为缓慢和长期调整的过程。尽管智能化自动化技术的应用在短期内会造成总体就业增长率放缓,但是新一代自动化技术发展紧密依赖于庞大的数字产业发展和数字技术不断提升,自动化技术的快速普及和应用本身会带动大量数字化产业竞争力提升,比如新一代智能化机器人普及应用会进一步提升基于互联网技术的云计算、大数据、企业供应链管理、平台经济等大量数字技术和产业的创新普及。长期来看,这不仅有利于加快企业数字化转型、促进企业生产效率提升,最终有效地抵消新技术应用在短期内带来就业的压力,实现劳动力在更大范围和更高质量层面的就业。

(2)机器人对就业的增长作用本身并不仅仅取决于机器人能否显著地提升生产效率,还与市场的需求特征存在密切关系。在产能供给充分的情况下,就业增长关键是取决于需求增长。正如引言所强调的,如果传统行业市场需求趋于饱和,需求价格弹性出现大幅下降,在这种情况下,自动化技术的广泛应用即便能够显著促进生产效率提升,也无法创造出足够多新工作任务来弥补机器人应用短期内造成的就业替代效应,这更凸显了企业需要加快数字化转型、在新兴产业部门推广新一代自动化和数字化技术的紧迫性。自动化技术应用会显著提高新兴产业生产率,引起价格下降,由于新兴产业市场需求弹性大,这会有效带动新兴行业产出需求增长,从而创造更多就业岗位,实现就业的长期平稳增长。

(3)要分门别类地看待机器人应用对就业产生的替代作用。对于一些高污染、高风险、高劳动强度的就业岗位,通过智能化机器人的应用替代人工作业,不仅能够有效地提升生产效率,也能大幅度控制污染扩散和降低从业人员的工作风险和工作强度,比如本文分行业的经验研究发现,机器人应用会对一些高污染行业(塑料橡胶制造业)就业产生更大的替代作用,这本身有助于提升劳动力的总体福利水平,促进就业结构转型和就业高质量增长,也能够助力企业实现绿色低碳转型。对劳动密集度较高、在短期内不容易带动相关产业发展、不容易创造出大量新工作岗位的传统行业,机器人的应用应当采取循序渐进的策略,避免在短期内对就业增长产生较大的冲击。

(4)机器人广泛应用增强了高学历和中间年龄群体追求职业稳定的倾向。考虑到我国当前和未来正面临老龄化快速推进趋势,中间年龄人口呈现长期短缺的变化趋势,机器人的应用普及能够有效应对和缓解中青年劳动力未来面临短缺的发展趋势。从全球范围来看,正是人口老龄化趋势加剧和高技能劳动力成本快速上升显著促进了机器人的广泛应用。高学历和中间年龄群体更注重工作的稳定性,也会进一步带动企业人力资本积累和投资。另外,人工智能技术进步并不仅仅体现为智能机器人的应用,大量非机器类型的人工智能技术发展本身也会对很多工作岗位产生显著互补效应,会显著提升生产工作效率,这也是未来需要进一步扩展的研究方向^⑦。

(作者单位:中国社会科学院大学国际政治经济学院、中国社会科学院世界经济与政治研究所)

注释

①数据来源:朱玥颖(2024)。

②请参见《管理世界》网络发行版附录1的理论模型。

③这里也可以采用其它事前年份为基期的水平变量,并不会影响本文的经验结果。由于2003年地级市控制变量数据指标最为完

善,所以选取了2003年为基期的水平控制变量。

④请参见本文的《管理世界》网络发行版附录部分附表5。

⑤作者也同时查阅了2021~2023年《中国城市统计年鉴》的相关数据,发现有关城市层面总体就业指标统计数据并没有在2020~2022年期间公布,同时受到疫情冲击带来的混杂和不确定因素影响,将样本区间设定在疫情爆发之前更有利于识别机器人对就业市场的影响作用。

⑥篇幅所限,这里未列出相应的估计结果,如需要可向作者索取。

⑦中外文人名(机构名)对照:奥托(Autor);阿西莫格鲁(Acemoglu);雷斯特雷波(Restrepo);萨洛蒙(Salomons);科根(Kogan);贝森(Bessen);多斯(Dauth);多米尼(Domini);格雷兹(Graetz);米歇尔(Michaels);古斯(Goos);德弗里斯(De Vries);雷金德斯(Reijnders);冯(Feng);法伯尔(Faber);韦伯(Webb);布瑞江弗森(Brynjolfsson);福瑞(Frey);奥斯伯(Osborne);鲍德温(Baldwin);科赫(Koch);巴蒂克(Bartik);金德尔史密斯-匹克汉姆(Goldsmith-Pinkham);布罗斯亚克(Borusyak);德·柴瑟马(De Chaisemartin);达尔富耶(D'Haultfeuille);卡埃塔诺(Caetano);卡拉威(Callaway);戴维斯(Davis);豪梯旺格尔(Haltiwanger);克伦茨(Krenz);安道(Adao);福森(Fossen);索尔格纳(Sorgner)。

参考文献

- (1)陈媛媛、张竞、周亚虹:《工业机器人与劳动力的空间配置》,《经济研究》,2022年第1期。
- (2)董雪兵、潘登、池若楠:《工业机器人如何重塑中国就业结构》,《经济学动态》,2022年第12期。
- (3)何小刚、刘叩明:《机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据》,《数量经济技术经济研究》,2023年第4期。
- (4)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》,《中国工业经济》,2020年第8期。
- (5)李磊、王小霞、包群:《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》,2021年第9期。
- (6)宋旭光、左马华青:《工业机器人如何影响制造业就业变动——基于上市公司微观数据的分析》,《经济学动态》,2022年第7期。
- (7)王林辉、钱圆圆、周慧琳、董直庆:《人工智能技术冲击和中国职业变迁方向》,《管理世界》,2023年第11期。
- (8)王晓娟、朱喜安、王颖:《工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究》,《数量经济技术经济研究》,2022年第4期。
- (9)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》,《经济研究》,2020年第10期。
- (10)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》,《经济学动态》,2020年第10期。
- (11)闫雪凌、朱博楷、马超:《工业机器人使用与中国制造业就业:来自中国的证据》,《统计研究》,2020年第1期。
- (12)余玲铮、魏下海、孙中伟、吴春秀:《工业机器人、工作任务与非常规能力议价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据》,《管理世界》,2021年第1期。
- (13)张军、闫雪凌、余沐乐、张雪原:《工业机器人应用与劳动关系:基于司法诉讼的实证研究》,《管理世界》,2023年第12期。
- (14)朱玥颖:《全球工业机器人市场规模扩大》,《人民日报》,2024年7月9日。
- (15)Acemoglu, D., Anderson, G. W., Beebe, D. N., Buffington, C., Childress, E., Dinlersoz, E., Foster, L. S., Goldschlag, N., Haltiwanger, J. C., Kroff, Z., Restrepo, P. and Zolas, N., 2022, "Automation and the Workforce: A Firm-Level View from the 2019 Annual Business Survey", NBER Working Paper, No.30659.
- (16)Acemoglu, D., Lelarge, C. and Restrepo, P., 2020, "Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France", *AEA Paper and Proceedings*, vol.110, pp.383-388.
- (17)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2019, "Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor", *Journal of Economic Perspectives*, vol.33(2), pp.3-30.
- (18)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2020, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", *Journal of Political Economy*, vol.128(6), pp.2188-2244.
- (19)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2022, "Demographics and Automation", *The Review of Economic Studies*, vol.89(1), pp.1-44.
- (20)Adao, R., Kolesar, M. and Morales, E., 2019, "Shift-Share Designs: Theory and Inference", *The Quarterly Journal of Economics*, vol.134(4), pp.1949-2010.
- (21)Autor, D., Levy, F. and Murman, R. J., 2003, "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration", *The Quarterly Journal of Economics*, vol.118(4), pp.1279-1333.
- (22)Autor, D. and Salomons, A., 2018, "Is Automation Labor-Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share", NBER Working Paper, No.24871.
- (23)Autor, D., Salomons, A. and Seegmiller, B., 2022, "New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940-2018", NBER Working Paper, No.30389.
- (24)Baldwin, R., 2022, "Globoitics and Macroeconomics: Globalization and Automation of The Service Sector", NBER Working Paper, No.20317.
- (25)Bessen, J., 2019, "Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment", *Economic Policy*, vol.34(100), pp.589-626.
- (26)Bessen, J., Goos, M., Salomons, A. and van den Berge, W., 2019, "Automation Reaction-What Happens to Workers at Firms that Automate?", Boston University School of Law, Law and Economics Research Paper, Available at: https://scholarship.law.bu.edu/faculty_scholarship/584.
- (27)Borusyak, K., Hull, P. and Jaravel, X., 2022, "Quasi-Experimental Shift-Share Research Design", *The Review of Economic Studies*, vol.89(1), pp.181-213.
- (28)Brynjolfsson, E., Mitchell, T. and Rock, D., 2018, "What Can Machines Learn and What Does It Mean for Occupations and the Economy", *AEA Papers and Proceedings*, vol.108, pp.43-47.
- (29)Brynjolfsson, E., Wang, J. and Xiupeng, W., 2023, "Information Technology, Firm Size and Industrial Concentration", NBER Working Paper, No.31065.
- (30)Caetano, C. and Callaway, B., 2022, "Difference-in-Differences with Time-Varying Covariates in the Parallel Trends Assumption", arXiv: 2202.02903.

- (31) Dauth, W., Findeisen, S., Suedekum, J. and Woessner, N., 2021, "The Adjustment of Labor Markets to Robots", *Journal of the European Economic Association*, vol.19(6), pp.3104~3153.
- (32) Davis, S. J. and Haltiwanger, J., 1992, "Gross Job Creation, Gross Job Destruction, and Employment Reallocation", *The Quarterly Journal of Economics*, vol.107(3), pp.819~863.
- (33) De Chaisemartin, C. and D'Haultfeuille, X., 2020, "Two-Way Fixed Effects Estimators with Heterogenous Treatment Effects", *American Economic Review*, vol.110(9), pp.2964~2996.
- (34) De Vries, G. J., Gentile, E., Miroudot, S. and Wacker, K. M., 2020, "The Rise of Robots and the Fall of Routine Jobs", *Labor Economics*, vol.66, No.101885.
- (35) Domini, G., Grazzi, M., Moschella, D. and Treibich, T., 2021, "Threats and Opportunities in the Digital Era: Automation Spikes and Employment Dynamics", *Research Policy*, vol.50(7), No.104137.
- (36) Faber, M., 2020, "Robots and Reshoring: Evidence from Mexican Labor Markets", *Journal of International Economics*, vol.127, No.103384.
- (37) Faber, M., Sarto, A. P. and Tabellini, M., 2022, "Local Shocks and Internal Migration: The Disparate Effects of Robots and Chinese Imports in the U.S.", NBER Working Paper, No.30048.
- (38) Feng, A. and Graetz, G., 2020, "Training Requirements, Automation, and Job Polarization", *The Economic Journal*, vol.130(631), pp.2249~2271.
- (39) Fossen, F. M. and Sorgner, A., 2019, "New Digital Technologies and Heterogeneous Employment and Wage Dynamics in the United States: Evidence from Individual-Level Data", IZA Discussion Paper Series, No.12242.
- (40) Frey, C. B. and Osborne, M. A., 2017, "The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization", *Technological Forecasting & Social Change*, vol.114, pp.254~280.
- (41) Goldsmith-Pinkham, P., Sorkin, I. and Swift, H., 2020, "Bartik Instruments: What, When, Why, and How", *American Economic Review*, vol.110(8), pp.2586~2624.
- (42) Goos, M., Manning, A. and Salomons, A., 2014, "Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring", *American Economic Review*, vol.104(8), pp.2509~2526.
- (43) Graetz, G. and Michaels, G., 2018, "Robots at Work", *The Review of Economics and Statistics*, vol.100(5), pp.753~768.
- (44) Koch, M., Manuylov, I. and Smolka, M., 2021, "Robots and Firms", *The Economic Journal*, vol.131, pp.2253~2584.
- (45) Kogan, L., Papanikolaou, D., Schmidt, D. W. and Seegmiller, B., 2023, "Technology And Labor Displacement: Evidence From Linking Patents with Worker-Level Data", NBER Working Paper, No.31846.
- (46) Krenz, A., Prettner, K. and Strulik, H., 2021, "Robots, Reshoring and the Lots of Low-Skilled Workers", *European Economic Review*, vol.136, No.103744.
- (47) Rejjinders, L. S. M. and De Vries, G. J., 2018, "Technology, Offshoring and the Rise of Non-Routine Jobs", *Journal of Development Economics*, vol.135, pp.412~432.
- (48) Webb, M., 2020, "The Impact of Artificial Intelligence on the Labor Market", Available at <https://ssrn.com/abstract=3482150>.

The Application of Industrial Robots and Employment Reallocation

Mao Risheng^{a, b}

(a. School of International Politics and Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences; b. Institute of World Economy and Politics, Chinese Academy of Social Sciences)

Abstract: In recent years, a new generation of robots integrated with artificial intelligence has been rapidly applied in China. In the long run, the widespread application of robots in various sectors of the national economy will have numerous positive impacts, such as improving productivity of enterprises, promoting human capital accumulation, driving the digital, green, and low-carbon transformation of enterprises, and mitigating the adverse effects of accelerated aging and rapidly rising labor costs. At the same time, the widespread application of robots will also lead to the reallocation of labor at the regional and industrial levels, and have a multi-faceted impact on job market. Based on enterprise tax survey data (2010–2016), city-level data (1999–2019), and micro-individual data from the China Labor Dynamics Survey (2012–2018), this paper constructs Bartik instruments for robots at the prefectural level to explore the impact of robot application on employment reallocation from multiple perspectives. The findings are as follows. First, the widespread application of robots has significantly enhanced the market advantages of incumbent enterprises, promoted the growth of employment in incumbent enterprises, and to some extent led to the transfer of labor between different sectors. Workers tend to shift to industries with larger average enterprise size. Second, the application of robots has significantly improved enterprise production efficiency, slowed down the growth of job creation and job destruction simultaneously, therefore, the stability of employment has shown an upward trend. Third, the application of robots also has significant market spillover effects. While promoting the growth of employment in incumbent enterprises, it also slows down the speed of entry of new enterprises, which is the main reason and mechanism for the slowdown of overall employment growth at the prefectural level caused by robots. Fourth, the application of robots has a more significant impact on the job transitions of highly educated and middle-aged groups, and significantly enhances the tendency of highly educated and middle-aged groups to pursue job stability. This also means that in the long run, the application of robots will promote the human capital of enterprises and can effectively alleviate the operating pressure on enterprises caused by accelerated aging and rapid increases in labor costs. No significant differences have been found in the impacts of robots on job transitions for different occupational types and gender groups.

Keywords: artificial intelligence; robots; employment growth; employment reallocation

The Application of Industrial Robots and Employment Reallocation

Mao Risheng^{a, b}

(a. School of International Politics and Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences; b. Institute of World Economy and Politics, Chinese Academy of Social Sciences)

Summary: In recent years, robots integrated with artificial intelligence have been rapidly applied in China. At present, the application of industrial robots has covered 60 major industries and 168 sub-sectors of China's national economy. China has been the world's largest industrial robot market for 10 consecutive years. How robots are reshaping China's labor market has attracted widespread attention. Based on enterprise tax survey data (2010–2016), prefectural-level data (1999–2019), and micro-data of China's Labor Force Dynamic Survey (2012–2018), this paper constructs Bartik instrumental variables at the prefectural level and adopts a long difference empirical strategy to explore the impact of employment reallocation brought about by robot applications.

Main findings and contributions are as follows. First, the application of robots has primarily strengthened the relative advantages of incumbent firms, promoting employment growth among these firms. This has led to a shift of the labor force from industries with relatively high robot density to those with lower robot density and larger average firm sizes. Moreover, the application of robots has also produced spillover effects on new entry firms, causing a decline in total employment growth at the regional level. Second, the application of robots has improved firms' production efficiency, which slows down the growth rate of job creation and job destruction simultaneously, therefore, the job stability at the regional level has shown an upward trend. Third, the application of robots has notably increased the tendency of highly educated and middle-aged groups to seek job stability. This implies that in the long run, the application of robots can effectively alleviate the increasing cost pressures of firms brought about by accelerated aging and rapidly rising labor costs.

Policy implications of this paper are as follows. (1) While the widespread adoption of intelligent robots has slowed down overall employment growth in the short term, the rapid development and application of automation technologies will drive significant improvements in the competitiveness of digital industries. In the long run, this will effectively offset the short-term employment pressures caused by new technologies, enabling workers to find jobs on a larger scale and at a higher quality level. (2) For highly polluting and high-risk jobs, replacing human labor with intelligent robots can not only significantly improve production efficiency but also contribute to welfare for workers and improvement of job quality. It can also effectively promote a green and low-carbon transformation of enterprises. (3) When production capacity is sufficient, employment growth depends more critically on demand growth rather than solely on improvements in productivity. This highlights the urgency for enterprises to accelerate digital transformation and the development of emerging industries. Automation technologies can more easily and effectively drive demand growth and create more jobs in emerging industries due to the high elasticity of demand in those industries, therefore, leading to a persistent employment growth. (4) Given China's rapidly aging population and the potential shortage of middle-aged workers in the long-term, the application of robots can effectively address and alleviate the future shortage of young and middle-aged workers. Globally, the accelerating trend of aging populations has significantly promoted the widespread application of robots.

Keywords: artificial intelligence; robots; employment growth; employment reallocation

JEL Classification: J01, O33

附录1 理论模型

为了从理论上明确地区层面机器人应用对就业市场调整的影响,我们参照阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)以及法伯尔等(2022)工作任务分析框架构建了本文的理论模型。考虑到封闭经济和开放经济情况下,机器人对就业市场影响的具体机制和渠道不存在本质差别。为了简单起见,本文只考虑在封闭经济的情景,而不考虑区域之间存在相互贸易的情况。给定一个地级市*c*,其总消费规模 Y_c 来自于该城市不同企业*i*的产出 X_{ci} 的加总:

$$Y_c = \left(\sum_{i \in I} \alpha_i X_{ci}^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}$$

$$\text{s.t.} : \sum_{i \in I} P_{ci} X_{ci} = I_c$$

其中 α_i 表示每个企业的产值占全部企业产值比重, $\sum_{i \in I} \alpha_i = 1$, σ 为不同企业之间产品的替代弹性。 I_c 为地级市的预算总收入。根据一阶条件(FOC)对总产出求最大化可以得到地区层面各企业的总产出水平为:

$$X_{ci} = \alpha_i^\sigma P_{ci}^{-\sigma} Y_c$$

同时,企业的产出服从CES形式的生产函数:

$$X_{ci} = A_{ci} \left[\left(\min(x_{ci}(\tau)) \right)^{\frac{\beta-1}{\beta}} + K_{ci}^{\frac{\beta-1}{\beta}} \right]^{\frac{\beta}{\beta-1}}$$

其中, A_{ci} 为城市层面企业的生产效率, K_{ci} 为除了工业机器人之外的非劳动要素, β 为不同要素之间的替代弹性, $\beta > 1$ 。生产要素 $x_{ci}(\tau)$ 由多个任务组合完成,部分任务由工业机器人完成,部分任务由劳动力完成。参照阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2020)的任务分析框架,我们可以将要素 $x_{ci}(\tau)$ 的生产任务过程分解为:

$$x_{ci}(\tau) = \begin{cases} R_{ci}(\tau) + \gamma_l L_{ci}(\tau) & \text{if } \tau \leq \theta \\ \gamma_l L_{ci}(\tau) & \text{if } \tau > \theta \end{cases}$$

θ 表示能够被自动化的任务比例大小,当任务 $\tau \in [0, \theta]$ 时所有的生产要素投入都可以用机器人来实现,机器人和劳动投入可以实现完全替代。当 $\tau \in (\theta, 1]$ 时,此时要素生产只能通过劳动力投入完成。

$$\text{s.t.} \begin{cases} P_c \times R_{ci} + P_l \times K_{ci} = I_{ci} & \text{if } \tau \leq \theta \\ W_l L_{ci} + P_k \times K_{ci} = I_{ci} & \text{if } \tau > \theta \end{cases}$$

W_l, P_c, P_l 分别表示劳动、机器人以及其他资本品的价格, I_{ci}, I_c 表示不同情形下的预算总收入。这里将机器人的单位生产率标准化为1,劳动的单位生产率为 γ_l 。根据生产函数和预算约束,求解利润最大化问题,可以得到:

$$L_{ci}(\tau) = \begin{cases} \frac{X_{ci}}{\gamma_l A_{ci} \omega} & \text{if } \tau > \theta \quad \omega = \left(\frac{W_l}{\gamma_l A_{ci}} \right)^\beta \\ 0 & \text{if } \tau \leq \theta \end{cases}$$

由上式可以得到企业的劳动力需求:

$$L_{ci} = \frac{X_{ci}}{\gamma_l A_{ci} \omega} (1 - \theta_i)$$

为了方便起见,假设城市层面所有的企业都发生了就业变动,企业集合为*S*。定义在城市层面就业出现增长的企业集合为*S+*,占全部企业的比重为 $0 < \delta < 1$,定义在城市层面就业出现下降的企业集合为*S-*,占全部企业的比重为 $0 < 1 - \delta < 1$ 。

对城市层面中所有劳动需求出现增长的企业加总可以得到城市层面就业创造水平 JC_c :

$$J C_c = L_{c+} = \sum_{i \in S+} L_{ci} \frac{X_{ci}}{\gamma_l A_{ci} \omega} (1 - \theta_i) = \sum_{i \in S+} L_{ci} \frac{\alpha_i^\sigma P_{ci}^{-\sigma} Y_c}{\gamma_l A_{ci} \omega} (1 - \theta_i)$$

对城市层面中所有出现劳动需求下降的企业加总可以得到城市层面就业损失水平 JD_c (取绝对值):

$$J D_c = L_{c-} = \sum_{i \in S-} L_{ci} \left| \frac{X_{ci}}{\gamma_l A_{ci} \omega} (1 - \theta_i) \right| = \sum_{i \in S-} L_{ci} \left| \frac{\alpha_i^\sigma P_{ci}^{-\sigma} Y_c}{\gamma_l A_{ci} \omega} (1 - \theta_i) \right|$$

显然,城市层面净就业增长水平可以表示为:

$$L_c = \sum_{i \in S+} L_{ci} \frac{X_{ci}}{\gamma_l A_{ci} \omega} (1 - \theta_i) - \sum_{i \in S-} L_{ci} \frac{\alpha_i^\sigma P_{ci}^{-\sigma} Y_c}{\gamma_l A_{ci} \omega} (1 - \theta_i) = J C_c - J D_c$$

由于就业创造和就业损失与净就业增长的影响因素完全一致,下面的推导以就业净增长为列。 L_{ci} 表示地级市每个企业就业占全部企业就业的比重,对城市层面的劳动力需求取对数后再取微分可以得到:

$$d \ln L_c = - \sum_{i \in S+} L_{ci} \frac{d \theta_i}{1 - \theta_i} - \sigma \sum_{i \in S+} L_{ci} d \ln P_{ci} + \sigma \sum_{i \in S-} L_{ci} d \ln \alpha_i + d \ln Y_c$$

显然由上边的函数可知,机器人的应用可以通过4种潜在的渠道对就业市场产生一项,公式的右边的第一项表示机器人带来的直接替代效应,第二项表示机器人可能通过影响城市的价格水平来影响城市就业的总需求,第三项表示机器人可能改变每个企业的市场占比,导致不同企业的产出比重发生变化从而对就业需求产生影响,即产出会在企业之间发生重新配置;第四项表示机器人可能通过影响城市总的产出规模对就业产生影响。在第三项中,由于不同企业的产值比重重新组合后再加权后的值变化很小(两个比例的乘积),即直接效应可以忽略,重新组合主要是会间接带来城市价格水平的变化。因此,在不影响结论的情况下,可以将上述劳动的需求方程简化为:

$$d \ln L_c = - \sum_{i \in S+} L_{ci} \frac{d \theta_i}{1 - \theta_i} - \sigma \sum_{i \in S+} L_{ci} d \ln P_{ci} + d \ln Y_c \quad (\text{附1})$$

现在我们需要重点论证的是:机器人应用会如何影响企业面对的价格水平变化 $d \ln P_{ci}$,以及机器人如何会影响产出规模的变化

$d \ln Y_c$ 。企业产出的价格水平可以表示为单位劳动力成本与生产率之比,即:

$$P_{ci} = \frac{\left[\theta_i P_r + (1 - \theta_i) \frac{W_i}{\gamma_i} \right] \left(\frac{P_k}{\gamma_k} \right)^{1-\eta}}{A_{ci}} \quad (附2)$$

η 表示机器人和劳动力单位成本的占比, γ_k 表示非机器人资本要素单位生产率。给定劳动、机器人、其他资本要素的价格,其企业产出的最优价格水平只能通过调整机器人使用比例 θ_i 实现:

$$d \ln P_{ci} = d \ln P_{ci}^{W_r, P_r, P_k} + s_{ci} d \ln W_i + s_{ci} d \ln P_r + s_{ci} d \ln P_k \quad (附3)$$

其 s_{ci} , s_{ci} , s_{ci} 分别表示城市层面劳动、机器人、非机器人资本要素在企业 i 中要素的投入占比。

$$d \ln P_{ci}^{W_r, P_r, P_k} = \frac{\lambda_c}{P_{ci} A_{ci}} \left(P_r - \frac{W_i}{\gamma_i} \right) d\theta = -\lambda_c \frac{W_i \pi_c}{\gamma_i A_{ci} P_{ci}} d\theta = -\lambda_c \frac{W_i \pi_c (1 - \theta_i)}{\gamma_i A_{ci} P_{ci}} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} = -s_{ci} \lambda_c \pi_c \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} \quad (附4)$$

其中 $\lambda_c = \frac{\eta}{\left(P_{ci} A_{ci} \frac{\gamma_k}{P_k} \right)^{\frac{1}{\eta-1}}}$, 给定 θ_i 的最优值,由(附2)式可知 $P_{ci} A_{ci}$ 等于单位成本,因此这里 λ_c 可以看作是一个不随企业变化的常数。

$s_{ci} = \frac{W_i (1 - \theta_i)}{\gamma_i A_{ci} P_{ci}}$ 表示单位成本中劳动力成本占比。 $\pi_c = 1 - \frac{P_r \gamma_i}{W_c}$ 表示单位产出利润水平,当 $\pi_c > 0$ 才会用机器替换劳动力。

由(附3)和(附4)合并可知:

$$d \ln P_{ci} = -s_{ci} \lambda_c \pi_c \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} + s_{ci} d \ln W_i + s_{ci} d \ln P_r + s_{ci} d \ln P_k \quad (附5)$$

同样给定劳动力、机器人以及非机器人资本要素投入,通过调整机器人和劳动要素之间的配置比例 θ_i 可以求得最优的产出,即:

$$d \ln Y_c = d \ln Y_{L, R, K} + s_d d \ln L_c + s_r d \ln R_c + s_k d \ln K_c$$

由包络定理可知:

$$d \ln Y_{L, R, K} = \lambda_c \sum_{i \in I} s_{ci} \left(\frac{W_c}{\gamma_i} - P_r \right) \frac{1}{A_{ci} P_{ci}} d\theta = \lambda_c \sum_{i \in I} \frac{P_{ci} X_{ci}}{Y_c} \left(\frac{W_c}{\gamma_i} - P_r \right) \frac{1}{A_{ci} P_{ci}} d\theta_i = \lambda_c \sum_{i \in I} \frac{\gamma_i L_{ci}}{Y_c} \left(\frac{W_c}{\gamma_i} - P_r \right) \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} = s_d \lambda_c \pi_c \sum_{i \in I} l_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} \quad (附6)$$

由(附5)和(附6)可知:

$$d \ln Y_c = s_d \lambda_c \pi_c \sum_{i \in I} l_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} + s_d d \ln L_c + s_r d \ln R_c + s_k d \ln K_c \quad (附7)$$

由(附1)(附5)(附7)可知:

$$d \ln L_c = -\sum_{i \in S} l_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} + \sigma \lambda_c \pi_c \sum_{i \in S} l_{ci} s_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} - \sigma (s_d d \ln W_i + s_r d \ln P_r + s_k d \ln P_k) + s_d \lambda_c \pi_c \sum_{i \in S} l_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} + s_d d \ln L_c + s_r d \ln R_c + s_k d \ln K_c \quad (附8)$$

由于总产值规模等于总成本,即:

$$Y_c = W_i L_c + P_r R_c + P_k K_c \quad (附9)$$

对(附9)式求全微分可得:

$$s_d \lambda_c \pi_c \sum_{i \in S} l_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} = s_d d \ln L_c + s_r d \ln R_c + s_k d \ln K_c \quad (附10)$$

为了简化分析,给定生产要素的供给方程为:

$$L_c^s = H_l W_l^{\varepsilon_l} Y_c; R_c^s = H_r P_r^{\varepsilon_r} Y_c; K_c^s = H_k P_k^{\varepsilon_k} Y_c$$

对上述的要素供给方程求全微分可得:

$$d \ln L_c = \varepsilon_l d \ln W_l + d \ln Y_c = (\varepsilon_l + s_d) d \ln W_l + s_r d \ln P_r + s_k d \ln P_k \quad (附11)$$

$$d \ln R_c = (\varepsilon_r + s_r) d \ln P_r + s_d d \ln W_l + s_k d \ln P_k \quad (附12)$$

$$d \ln K_c = (\varepsilon_k + s_k) d \ln P_k + s_d d \ln W_l + s_r d \ln P_r \quad (附13)$$

同时在机器人完全替代劳动的情况下,通过资本与机器人要素投入的生产函数和一阶条件,可以得到如下恒等式:

$$\frac{d \ln R_c}{d \ln K_c} = \frac{d \ln P_r}{d \ln P_k} \quad (附14)$$

现在我们有6个求解变量, $[d \ln L_c, d \ln R_c, d \ln K_c; d \ln W_l, d \ln P_r, d \ln P_k]$, 有6个联立方程(附8)(附10)(附11)(附12)(附13)(附14)。根据阿西莫格鲁和雷斯特雷波(2018)的证明,在静态条件下,可以求得唯一均衡解,最终得到:

$$d \ln L_c = -\varphi_1 \sum_{i \in S} l_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} + \varphi_2 \lambda_c \pi_c \sum_{i \in S} l_{ci} s_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} - \varphi_3 \lambda_c \sum_{i \in S} l_{ci} s_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i}$$

其中 $\varphi_i = f_i(\varepsilon_l, \varepsilon_r, \varepsilon_k)$, 第一项表示机器人应用导致劳动直接替代效应,第二项表示机器人应用通过提升生产率降低产出价格导致的就业扩张效应,第三项表示机器人应用通过降低工资和缩减劳动供给产生的就业收缩效应。

基于净就业增长变化率,城市层面就业创造和就业损失的增长率可以同样表示为:

$$\Delta J C_c = d \ln L_{c+} = -\varphi_1 \sum_{i \in S+} l_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} + \varphi_2 \lambda_c \pi_c \sum_{i \in S+} l_{ci} s_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} - \varphi_3 \lambda_c \sum_{i \in S+} l_{ci} s_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i}$$

$$\Delta J D_c = |d \ln L_{c-}| = \left| -\varphi_1 \sum_{i \in S-} l_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} + \varphi_2 \lambda_c \pi_c \sum_{i \in S-} l_{ci} s_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} - \varphi_3 \lambda_c \sum_{i \in S-} l_{ci} s_{ci} \frac{d\theta_i}{1 - \theta_i} \right|$$

按照就业市场总体配置率为就业创造率和就业损失率的加总效应(戴维斯、豪梯旺格儿,1992),机器人应用对就业市场总配置变化率的影响同样取决于直接替代效应、生产率扩张效应以及劳动力供给收缩效应,即^①:

$$\Delta R E A_c = \Delta J C_c + \Delta J D_c$$

附表1 城市层面基期控制变量(2003年)描述性统计值

变量	中文名称	观测值	平均值	标准差	最小值	最大值
<i>gdps_h_ser_03</i>	服务业产值比重	5877	35.933	7.051	11.630	63.040
<i>ave_wage_03</i>	平均工资	5877	11943	3924	9.810	31052
<i>tot_pass_03</i>	总货运量(万吨)	5877	5629	7108	151	72793
<i>rd_ratio_03</i>	研发占财政支出比例	5877	0.003	0.002	0.000	0.023
<i>for_share_03</i>	外商直接投资比重	5877	8.100	15.018	0.000	103
<i>ict_emp_03</i>	计算机及软件业从业人数	5877	3963	11330	100	179900
<i>water_int_03</i>	污水排放强度	5877	18.120	16.013	0.852	95.301
<i>share_tra</i>	交通运输业就业比重	5877	0.045	0.022	0.010	0.144
<i>share_who</i>	批发零售业就业比重	5877	0.055	0.022	0.011	0.139
<i>share_rea</i>	房地产行业就业比重	5877	0.008	0.006	0.000	0.050
<i>share_man</i>	制造业就业比重	5877	0.252	0.125	0.039	0.757
<i>share_inf</i>	信息通讯业就业比重	5877	0.009	0.004	0.001	0.028
<i>share_fin</i>	金融业就业比重	5877	0.034	0.010	0.003	0.010
<i>share_con</i>	建筑业就业比重	5877	0.069	0.045	0.007	0.295
<i>share_acc</i>	住宿餐饮就业比重	5877	0.013	0.014	0.001	0.175
<i>share_adm</i>	居民公共福利就业比重	5877	0.189	0.058	0.028	0.350

数据来源:作者计算。

附表2 城市层面基期控制变量相关系数

	<i>gdps_h_ser_03</i>	<i>ave_wage_03</i>	<i>tot_pass_03</i>	<i>rd_ratio_03</i>	<i>for_share_03</i>	<i>water_int_03</i>	<i>ict_emp_03</i>	<i>share_tra</i>
<i>gdps_h_ser_03</i>	1							
<i>ave_wage_03</i>	0.1795	1						
<i>tot_pass_03</i>	0.2885	0.404	1					
<i>rd_ratio_03</i>	0.1388	0.3493	0.177	1				
<i>for_share_03</i>	0.2104	0.5569	0.2586	0.2169	1			
<i>water_int_03</i>	-0.0799	0.0067	-0.0223	-0.1429	-0.101	1		
<i>ict_emp_03</i>	0.3484	0.3762	0.3669	0.3756	0.2568	-0.1044	1	
<i>share_tra</i>	0.4441	0.227	0.1606	0.0366	0.245	-0.0861	0.1998	1
<i>share_who</i>	0.0587	-0.1614	0.0438	-0.0145	-0.0551	-0.1659	0.2291	0.0991
<i>share_rea</i>	0.4578	0.3252	0.2924	0.2242	0.3446	-0.143	0.3366	0.3189
<i>share_man</i>	0.0097	0.3881	0.1725	0.1777	0.5016	0.1644	0.0612	-0.0741
<i>share_inf</i>	0.372	0.2932	0.2025	0.2797	0.1664	-0.2228	0.3142	0.1992
<i>share_fin</i>	0.1917	0.2382	0.1539	0.098	0.1336	-0.1146	-0.051	0.1783
<i>share_con</i>	0.1369	0.1223	0.3122	0.0664	-0.1298	-0.0617	0.1021	-0.0025
<i>share_acc</i>	0.3588	0.2246	0.1338	0.1037	0.159	-0.1419	0.2655	0.2597
<i>share_adm</i>	-0.0397	-0.3413	-0.1588	-0.1205	-0.3297	-0.1209	-0.1898	-0.0178
	<i>share_who</i>	<i>share_rea</i>	<i>share_man</i>	<i>share_inf</i>	<i>share_fin</i>	<i>share_con</i>	<i>share_acc</i>	<i>share_adm</i>
<i>share_who</i>	1							
<i>share_rea</i>	0.113	1						
<i>share_man</i>	-0.1938	0.1471	1					
<i>share_inf</i>	-0.0196	0.2337	-0.068	1				
<i>share_fin</i>	-0.0541	0.1081	-0.0389	0.4039	1			
<i>share_con</i>	-0.0436	0.2546	-0.0022	0.0527	-0.0196	1		
<i>share_acc</i>	0.1402	0.3522	-0.0407	0.2273	0.0299	0.0135	1	
<i>share_adm</i>	0.1258	-0.2256	-0.5355	0.2388	0.3709	-0.1986	-0.0985	1

数据来源:作者计算。

附表3 工业机器人与就业岗位重新配置:性别异质性

被解释变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
时间区间	<i>jobst</i>	<i>jobst</i>	<i>jobed</i>	<i>jobed</i>	<i>jobre</i>	<i>jobre</i>
	2012~2018	2014~2018	2012~2018	2014~2018	2012~2018	2014~2018
<i>eurobk6</i> _{2013(2011)~2017}	-0.031** (0.013)	-0.033** (0.013)	-0.024 (0.021)	-0.051** (0.020)	-0.039 (0.024)	-0.069*** (0.026)
<i>male</i>	0.021* (0.011)	0.008 (0.009)	-0.058*** (0.018)	-0.052*** (0.015)	-0.033 (0.020)	-0.032* (0.018)
<i>eurobk6</i> _{2013(2011)~2017} × <i>male</i>	-0.008 (0.005)	-0.003 (0.006)	0.008 (0.008)	0.011 (0.010)	0.004 (0.009)	0.004 (0.012)
个体层面控制变量	是	是	是	是	是	是
城市层面控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是
家庭特征固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	51991	51991	51991	51991	51991	51991
城市数量	141	141	141	141	141	141
校准R ²	0.139	0.103	0.037	0.039	0.110	0.107

注:括号内为聚类到城市层面的稳健标准误差,***p<0.01,**p<0.05,*p<0.1。

附表4 工业机器人与就业岗位调整:职业异质性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
被解释变量 (Panel A)	<i>jobst</i> ₂₀₁₄₋₂₀₁₈					
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇	-0.034*** (0.013)	-0.036** (0.013)	-0.034** (0.013)	-0.032*** (0.012)	-0.043** (0.017)	-0.033** (0.013)
<i>gov</i>	0.093** (0.044)					
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>gov</i>	-0.028 (0.030)					
<i>pro</i>		-0.030 (0.026)				
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>pro</i>		0.031* (0.016)				
<i>clerk</i>			0.068 (0.045)			
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>clerk</i>			-0.010 (0.026)			
<i>busi</i>				0.110*** (0.022)		
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>busi</i>				0.004 (0.014)		
<i>agr</i>					-0.095*** (0.015)	
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>agr</i>					0.015 (0.010)	
<i>maf</i>						0.038** (0.017)
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>maf</i>						-0.005 (0.010)
校准 R ²	0.104	0.104	0.104	0.125	0.111	0.105
被解释变量 (Panel B)	<i>jobed</i> ₂₀₁₄₋₂₀₁₈					
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇	-0.044** (0.019)	-0.044** (0.019)	-0.045** (0.019)	-0.046** (0.019)	-0.045** (0.021)	-0.039** (0.019)
<i>gov</i>	0.066 (0.067)					
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>gov</i>	-0.016 (0.045)					
<i>pro</i>		0.021 (0.033)				
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>pro</i>		-0.001 (0.019)				
<i>clerk</i>			-0.014 (0.049)			
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>clerk</i>			0.022 (0.030)			
<i>busi</i>				0.061*** (0.018)		
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>busi</i>				0.021* (0.011)		
<i>agr</i>					-0.028 (0.022)	
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>agr</i>					-0.003 (0.015)	
<i>maf</i>						0.106*** (0.023)
<i>eurobk6</i> ₂₀₁₃₋₂₀₁₇ × <i>maf</i>						-0.013 (0.012)
个体层面控制变量	是	是	是	是	是	是
城市层面控制变量	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是
家庭特征固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	51991	51991	51991	51991	51991	51991
城市数量	141	141	141	141	141	141
校准 R ²	0.040	0.040	0.039	0.051	0.041	0.048

注:括号内为聚类到城市层面的稳健标准误差,***p<0.01,**p<0.05,*p<0.1。

附表5 工业机器人与就业增长:行业异质性检验(被解释变量: $\Delta ANET_{2010-2016}$)

解释变量	农林牧副渔	采矿业	食品饮料烟草	纺织服装皮革	木材家具造纸印刷	石油医药化学纤维	塑料与橡胶制造
<i>eurobk6</i>	-0.232** (0.107)	-0.229** (0.107)	-0.229** (0.107)	-0.220** (0.106)	-0.238** (0.107)	-0.230** (0.107)	-0.209* (0.107)
<i>sdum</i> (行业虚拟变量)	0.963*** (0.346)	-1.886*** (0.256)	-1.449*** (0.180)	-1.596*** (0.217)	-2.169*** (0.229)	-1.641*** (0.182)	0.844*** (0.251)
<i>eurobk6</i> × <i>sdum</i>	0.082 (0.160)	0.007 (0.119)	0.016 (0.074)	-0.193** (0.096)	0.219** (0.102)	0.024 (0.073)	-0.450*** (0.113)
解释变量	黑色及有色金属	通用及专用设备	汽车及其他运输设备	电器电子与通讯设备	电力水热力燃气供应	建筑业	批发零售业
<i>eurobk6</i>	-0.241** (0.107)	-0.234** (0.107)	-0.230** (0.107)	-0.225** (0.106)	-0.227** (0.106)	-0.224** (0.106)	-0.225** (0.106)
<i>sdum</i> (行业虚拟变量)	-2.510*** (0.229)	-1.749*** (0.235)	-2.207*** (0.328)	-1.067*** (0.237)	-1.419*** (0.173)	-1.263*** (0.208)	-0.158 (0.186)
<i>eurobk6</i> × <i>sdum</i>	0.283*** (0.098)	0.122 (0.098)	0.040 (0.132)	-0.072 (0.096)	-0.044 (0.076)	-0.113 (0.087)	-0.078 (0.071)
解释变量	交通运输仓储	住宿餐饮	信息传输与技术服务	金融业	房地产与租赁	教育与科学研究	公共管理与公共服务
<i>eurobk6</i>	-0.232** (0.107)	-0.229** (0.107)	-0.225** (0.106)	-0.227** (0.107)	-0.233** (0.107)	-0.232** (0.107)	-0.221** (0.106)
<i>sdum</i> (行业虚拟变量)	0.234 (0.191)	-3.373*** (0.260)	-0.709** (0.300)	-0.858*** (0.145)	-0.621*** (0.186)	-0.242 (0.310)	-0.430 (0.263)
<i>eurobk6</i> × <i>sdum</i>	0.084 (0.078)	-0.001 (0.114)	-0.081 (0.129)	-0.028 (0.054)	0.102 (0.068)	0.087 (0.136)	-0.164 (0.125)
观测值	5494	5494	5494	5494	5494	5494	5494
城市数量	247	247	247	247	247	247	247
基期控制变量	是	是	是	是	是	是	是
城市产业份额	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是
校准R ²	0.350	0.350	0.350	0.350	0.350	0.350	0.350

注:括号内为稳健标准误差:***p<0.01,**p<0.05,*p<0.1。

注释

①中外文人名(机构名)对照:阿西莫格鲁(Acemoglu);雷斯特雷波(Restrepo);法伯尔(Faber);戴维斯(Davis);豪梯旺格尔(Haltiwanger)。

参考文献

- (1)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2018, "The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment", *American Economic Review*, vol.108(6), pp.1488~1542.
- (2)Acemoglu, D. and Restrepo, P., 2020, "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets", *Journal of Political Economy*, vol.128(6), pp.2188~2244.
- (3)Davis, S. J. and Haltiwanger, J., 1992, "Gross Job Creation, Gross Job Destruction, and Employment Reallocation", *The Quarterly Journal of Economics*, vol.107(3), pp.819~863.
- (4)Faber, M., Sarto, A. P. and Tabellini, M., 2022, "Local Shocks and Internal Migration: The Disparate Effects of Robots and Chinese Imports in the U.S.", NBER Working Paper, No.30048.