

机器人如何塑造企业技能结构?

——兼析机器人技术进步的偏向

李小瑛 张宇平*

摘要: 理解机器人使用对企业技能结构的影响,有助于合理应对生产自动化的劳动力市场冲击,保障劳动力供需匹配。本文基于2021年广东省“企业-员工”匹配调查数据,探讨机器人使用对企业技能结构的潜在影响。结果表明:机器人的使用同时扩大了高、中、低技能劳动者的就业数量,而中技能劳动者的增幅最大,使得企业技能结构出现中等技能极化的现象。究其成因,劳动生产贡献下降、生产规模扩张与生产任务变化是影响技能结构的潜在机制,中等技能极化的现象主要由生产任务变化所导致。更进一步,机器人使用的技能结构效应主要存在于高新技术企业,对不同营业收入规模企业、不同行业企业的技能结构影响各异。此外,中技能劳动者更可能负责专业技术岗位,同时具有较低流动意愿,这是机器人使用带来中等技能极化的重要原因。

关键词: 机器人; 生产任务; 技能结构; 有偏技术进步

中图分类号: F241

一、引言

生产自动化与人力资本积累是我国应对“人口红利”消退与“银发浪潮”冲击的两大法宝,对劳动要素的需求端与供给端具有重要影响(张鹏等,2019;陈彦斌等,2019)。在需求端,以机器人技术发展为代表的生产自动化改善了生产方式,影响企业劳动需求(徐晔等,2022)。工信部统计数据 displays,中国作为全球最大的机器人应用市场,2022年的工业机器人装机量占全球比重超过50%,2023年机器人密度达392台/万人,稳居全球前列。其中,制造业体系完善的广东省更是机器人应用的重地,在2014年已率先推行“机器换人”项目。广东省工业和信息化厅统计数据 displays,省内工业机器人产量自2020年已跃居全国第一。在供给端,自1999年高等教育扩招政策出台以来,我国技能劳动者供给大幅增加。相较于第六次

* 李小瑛,中山大学港澳珠江三角洲研究中心、中山大学粤港澳发展研究院、中国统一战线理论研究会港澳和海外统战工作理论广东研究基地,邮政编码:510275,电子信箱:lix36@mail.sysu.edu.cn;张宇平(通讯作者),中山大学港澳珠江三角洲研究中心、中山大学粤港澳发展研究院,邮政编码:510275,电子信箱:zhangyp79@mail2.sysu.edu.cn。

本文得到教育部人文社会科学重点研究基地重大项目“提升粤港澳大湾区国际竞争力研究”(22JJD790088)的资助。本文在“《经济评论》第八届中国经济增长与发展青年学者论坛”、“第27期香樟经济学(福建)Seminar”报告时得到了董志强、魏东海、闫雪凌等学者的建设性意见。感谢华南师范大学政治与公共管理学院孙中伟教授提供的数据。感谢审稿专家和编辑部的宝贵意见,作者文责自负。

全国人口普查,2021年公布的第七次全国人口普查数据中每10万人中具有大学文化程度的人数已由8930人上升为15467人;拥有高中文化程度的人数由14032人上升为15088人;初中及以下学历人群则明显减少。现阶段,有效吸纳高学历、高技能劳动者实现充分就业,是提升教育收益与企业生产率,助力实现高质量发展的关键(刘晨阳、曹以伦,2021)。

值得关注的是,机器人普及所产生的劳动需求是否与劳动供给趋势相适应,是否有利于高技能劳动者充分就业?现实中,使用机器人带来的就业创造与就业破坏可能随经济发展阶段不同而产生差异。近年来,我国劳动成本不断上升,机器人作为降低劳动成本的自动化生产设备引进时,其对就业总量和结构的影响具有一定的特殊性:其一,当劳动力短缺时,机器人使用带来的就业调整更可能发生于企业内部,即劳动者在企业内发生岗位调动,这在一定程度有助于降低“机器换人”带来的就业破坏效应;其二,当前中国是国际公认的机器人应用市场而非研发来源地,作为设备的使用方,国内企业围绕机器人普及所衍生的新岗位可能相对较少,潜在的就业创造效应可能相对较低。

当前,社会对机器人普及冲击劳动力市场存在担忧,催生了大批关于机器人就业效应、工资效应的相关研究(Acemoglu and Restrepo,2018;Cheng et al.,2019)。考虑到机器人技术对不同劳动者的影响可能存在异质性,该项技术发展带来的技能结构效应值得进一步关注。关于机器人使用对劳动力市场的异质性冲击,现有文献主要围绕任务偏向与技能偏向两个角度展开分析,但未能形成一致的结论(Autor,2015;魏下海等,2020)。差异首先产生在不同国家之中,发达国家样本所存在的就业向高低技能两端极化与整体就业规模减少的现象,在发展中国家样本内并不明显(Maloney and Molina,2019)。就国内研究而言,同样以学历表征技能水平,既有文献基于工业企业数据与上市公司数据所得出的就业极化结论亦有差异(王永钦、董雯,2020;李磊等,2021;宋旭光、左马华青,2022)。由此可见,关于机器人使用对劳动力市场异质性冲击的分析仍待进一步强化。

采用2021年广东省“企业-员工”匹配调查数据(GDEES),我们分析了机器人使用的技能结构效应,结果表明:(1)使用机器人会扩大高、中、低技能劳动者的就业数量,并呈现出中等技能极化的结构特征。(2)机器人使用中的生产任务变化是导致中等技能极化现象出现的主要机制。(3)使用机器人会显著影响高新技术企业、不同营业收入规模企业及不同机器人使用情况行业企业的技能结构。(4)中技能劳动者从事专业技术岗位与低流动性的特征可能是其被偏好的原因,来自中技能劳动者工资增长的证据支持了该推测。

文章潜在的边际贡献体现在:一是以企业技能结构变迁衔接人力资本扩张与技能偏向型技术进步的相关研究与现实背景。对于机器人使用带来的技能结构极化现象,本文结合机器人就业效应深入分析了技能结构极化的特征与形成逻辑,一定程度上有助于深化对“自动化—技能结构—技能偏向”之间联系的理解与认识。二是结合更为细致、具有时效性的微观企业数据为现有研究提供补充。利用我国机器人使用前沿——广东省的企业数据,在已有文献主要依靠进口情况与行业渗透率等近似指标识别机器人使用影响的基础上,以企业实际使用机器人的情况作为识别指标,分析机器人使用的技能结构效应。三是丰富我国机器人技术进步偏向的相关文献。立足中国作为主要应用市场的背景,结合理论模型与微观数据,借助企业生产规模变迁、要素贡献变化与生产任务变化等指标识别机器人作用于技能结构的潜在机制,并辅以员工数据探讨中等技能极化现象的成因。

下文具体安排如下:第二部分对相关文献进行综述;第三部分构建理论模型分析技能结

构的调整;第四部分对实证数据样本进行介绍;第五部分汇报基准回归、稳健性检验与机制分析的结果;第六部分进一步分析机器人使用对劳动力市场的异质性冲击与中等技能极化的成因;第七部分则为研究结论与政策建议。

二、文献综述

作为推动社会发展的核心引擎,技术进步对生产力变革、经济增长、收入分配以及就业变动具有深刻影响(Agrawal et al., 2019; Damigli et al., 2021; 李磊等, 2021)。正是持续更新迭代的技术变革,推动着生产方式的转变与生产要素的重新组合,从而带来各类要素的投入结构调整与收入分配变迁。现阶段,机器人技术是企业生产技术发展的重要体现,是生产自动化、智能化的核心载体,更是稳就业的重要挑战(宋旭光、左马华青, 2022)。因此,在推动我国生产力转型升级的过程中,出于对新技术就业破坏的担忧,机器人使用的劳动力市场冲击成为当前核心议题之一(王军、常红, 2021)。

大量文献将研究目光落在了机器人的就业效应上(Acemoglu and Restrepo, 2018; Cheng et al., 2019; 余玲铮等, 2021)。由于机器人存在就业破坏与就业创造双重效应,其就业总效应引发了学界的激烈讨论(王军、常红, 2021; 李磊等, 2021)。具体来说,就业破坏效应源于机器人在常规任务中的竞争优势,使其在生产中常负责简单、重复的任务,从而挤出劳动(Acemoglu and Restrepo, 2018; 魏下海等, 2020; 李磊等, 2021)。对于“机器换人”,现有文献从工作可替代性、生产任务特点等方面对替代效应的存在性与影响做出了丰富的讨论(Frey and Osborne, 2017; Autor and Salomons, 2018; 余玲铮等, 2021)。与此同时,“机器扩人”的就业创造效应同样吸引了学界的目光(魏下海等, 2020)。一方面,使用机器人所带来的生产率提升有助于降低企业边际成本、扩大生产规模并拓展市场份额,从而产生更多的劳动需求(Autor, 2015; Berg et al., 2018);另一方面,在资本累积、自动化深化的过程中,机器人的使用将提高非自动化任务的劳动需求,并可能创造具有劳动比较优势的新生产任务,从而扩大劳动投入(Acemoglu and Restrepo, 2019; 李磊等, 2021)。

现实中,上述两种作用相反的效应同样重要,还可能随着机器人的普及与自动化技术的发展在不同阶段存在差异。为了进一步剖析其中的具体影响,针对不同技能水平、行业、区域群体的异质性分析引起了广泛关注(王军、常红, 2021)。现有文献主要从任务偏向与技能偏向的角度探讨机器人使用的异质性影响。若将工作任务分为简单重复的常规任务与灵活多变的非常规任务,机器人的使用将主要替代前一类任务,并在生产中与后者互补,从而导致不同劳动者的就业情况出现分化(Autor, 2015; 魏下海等, 2020)。一般而言,在技能有差异的劳动者中,中低技能劳动者多分布在常规且易于自动化的工作中,被先进技术替代的风险更大,而高技能劳动者由于自身任务的复杂性,较难被替代(李磊等, 2021)。基于上述框架,现有结论认为使用机器人造成了高学历、高技能、非常规任务的劳动需求,以及低学历、低技能、常规任务的劳动挤出,或是淘汰中低技能劳动者的就业极化现象(Autor, 2015; 余玲铮等, 2021; 宋旭光、左马华青, 2022)。然而,由于个体技能水平的尺度差异与生产任务的测度不同,现有研究尚无定论。继 Autor 和 Salomons(2018)从欧盟 18 个发达经济体近 40 年的行业数据中观察到机器人在近年来日趋显著的就业破坏效应后, Maloney 和 Molina(2019)进一步对比了机器人在发达国家与发展中国家中的作用差异。后者依据任务内容对不同劳动者的就业情况进行分析,巩固了发达国家样本中已有的就业向高低技能两端极化与整体就

业份额减少的基本结论;并进一步指出,发展中国家可能由于承接发达国家生产需求而出现各类技能劳动者就业全面扩张现象。转观国内,基于中国样本与学历表征技能的机器人就业效应研究亦未有定论,同时也存在魏下海等(2020)所提及的“‘技术-技能’互动”具体表现的疑虑,学历教育所获取的技能也不一定与机器人适配。围绕本文主题,在技术进步影响下,不仅就业规模会有所变化,技能结构也将发生深刻调整(王泽宇,2020)。当下对于我国机器人普及所带来的技能结构效应如何,其中机制、潜在影响如何等问题仍有疑惑。同样以学历表征技能水平,李磊等(2021)基于企业机器人进口情况发现了工业企业中具有“机器人与中等技能劳动力互补”的特征,同王永钦和董雯(2020)、宋旭光和左马华青(2022)使用行业机器人渗透率与上市公司数据讨论的就业极化情况存在矛盾,说明在学历与技能视角上的机器人异质性劳动力市场冲击分析仍需强化。

按照就业创造与就业破坏的已有逻辑来看,现有研究所提及的机器人替代效应、规模效应及生产率效应等在实际中均可能改变企业的技能结构,具体变化取决于不同技能劳动者就业的相对规模变化(王永钦、董雯,2020;李磊等,2021)。同时,技能结构的变化在就业创造与就业破坏的背景下存在不同的解释,还可能受到要素禀赋差异、要素流动限制与技能种类划分等因素的影响。由此启发本文研究,我们以机器人使用所带来的企业技能结构效应为研究焦点,结合已有机器人就业效应的研究逻辑着重讨论机器人使用对不同技能劳动力的需求差异与需求特征,并尝试结合理论模型、机制分析与企业经营情况讨论技能结构的变化机理。

三、理论框架

本文基于 Acemoglu 和 Restrepo(2020)提出的模型,参考李磊等(2021)的做法,从企业生产的层面刻画机器人使用对企业劳动需求的影响。假定同行业企业具有如下结构的生产函数:

$$X_{it} = A_{it} \min_{s \in [0, S]} \{x_{it}(s)\} \quad (1)$$

(1)式中: A_{it} 是企业的生产率系数; X_{it} 为企业*i*在*t*时期的产出规模。假设每一个企业的生产过程均通过一系列连续的生产任务($s \in [0, S]$)实现, S 为总任务量,则有 $x_{it}(s)$ 为产出 X_{it} 过程中专业化于任务*s*的产量,最终产出由这些任务以固定比例构成。

为了在生产中刻画机器人的影响,Acemoglu 和 Restrepo(2020)假定机器人在可自动化任务中比劳动投入更具竞争优势,且在企业*i*中存在任务 $s \in [0, M_i]$ 可由机器人执行。简单地,将各任务的劳动生产率设为常数 $\gamma_{it} > 0$,并将机器人在每个任务中的生产率标准化为1。可得企业*i*对于任务*s*的生产函数:

$$x_{it}(s) = \begin{cases} r_{it}(s) + \gamma_{it} l_{it}(s) & (s \leq M_i) \\ \gamma_{it} l_{it}(s) & (s > M_i) \end{cases} \quad (2)$$

(2)式中: $l_{it}(s)$ 为企业*i*在任务*s*中劳动要素的投入量, $r_{it}(s)$ 为对应的机器人投入量。基于成本最小化原则,我们得到了*t*时期每个任务*s*对劳动力和机器人的需求函数:

$$l_{it}(s) = \begin{cases} 0 & (s \leq M_i) \\ \frac{X_{it}}{\gamma_{it} A_{it}} & (s > M_i) \end{cases} \quad (3)$$

$$r_{it}(s) = \begin{cases} X_{it} & (s \leq M_i) \\ A_{it} & (s > M_i) \\ 0 & (s > M_i) \end{cases} \quad (4)$$

对所有任务进行加总,我们得到 t 时期企业 i 的劳动力总需求:

$$l_{it} = \frac{(1-M_i)X_{it}}{\gamma_{it}A_{it}} = lh_{it} + ll_{it} \quad (5)$$

为了考察技能结构对可自动化任务量 M_i 的影响,我们尝试建立任务总量 S 、可自动化任务量 M_i 与技能结构 b_i 的联系。现实中,虽然劳动者无法直接干预企业使用机器人的决策,但 M_i 与企业原有技能结构相关(此处以高技能劳动者占比衡量)。依据任务偏向型技术进步(Task-Biased Technological Change, TBTC)的理论框架定义,高技能劳动者常负责无法为机器人所完全替代的非常规任务,故企业原有生产中所需的高技能劳动者越多,所负责的任务便越难全面自动化,可推测,在尚未使用机器人之时两者负相关^①,从而假定 $M_i = S/b_i$ 。令 l_{it} 、 lh_{it} 、 ll_{it} 分别表示企业 i 投入的劳动总量、高技能劳动量与其他技能劳动量,可得相应的技能结构 $b_i = lh_{it}/(lh_{it} + ll_{it})$ 。将上述关系式代入(5)式可得:

$$b_i = \frac{lh_{it}}{lh_{it} + ll_{it}} = \frac{S}{1 - \frac{\gamma_{it}A_{it}}{X_{it}/l_{it}}} = \frac{S}{1 - \frac{\gamma_{it}A_{it}}{y_{it}}} = \frac{S y_{it}}{y_{it} - \gamma_{it}A_{it}} = \frac{S y_{it} l_{it}}{X_{it} - \gamma_{it}A_{it} l_{it}} = \frac{S X_{it}}{X_{it} - \gamma_{it}A_{it} l_{it}} \quad (6)$$

(6)式说明企业高技能劳动者占比 b_i 主要由企业生产任务总量 S 、生产规模 X_{it} 、劳动投入 l_{it} 以及单位劳动生产率 $\gamma_{it}A_{it}$ 构成,为我们研究机器人使用影响企业技能结构的潜在机制提供了思路^②。其中,分子由总产出规模 X_{it} 与任务量 S 构成,刻画了考虑企业生产的总任务量;分母为总产出与劳动要素贡献之差 $X_{it} - \gamma_{it}A_{it} l_{it}$,识别了资本与劳动在生产中的贡献。依据魏下海等(2020)、李磊等(2021)的观点,使用机器人可以通过替代效应、规模效应、生产率效应与创造效应改变企业高技能劳动者占比。直观地, $\gamma_{it}A_{it}$ 识别了机器人技术普及所带来的劳动生产率变化情况,视为生产率效应; S 识别了创造效应,新任务的产生直接体现在 S 的增加上,可视随自动化产生的新劳动需求; X_{it} 为生产的规模效应,将会随着生产任务 S 与劳动贡献 $\gamma_{it}A_{it} l_{it}$ 的变化在生产中影响技能结构,当其他因素不变时,消去 l_{it} 可得人均产出 y_{it} 的提高将降低高技能劳动者占比;由于劳动投入 l_{it} 可被消去,机器人对劳动的替代效应则隐含于(6)式的整体之中,分母越大说明劳动者在生产中的贡献越小,分子 S 越小说明使用机器人可能破坏原有任务使得劳动者失去工作,从而挤压就业岗位,但具体是否挤出劳动者还需取决于技术进步偏向与规模效应。

我们可以依据 $\gamma_{it}A_{it}$ 与 S 来判断机器人技术的进步偏向,当机器人属于偏向型技术进步,机器人使用会提高偏向要素的边际生产率,并带来更具相对优势的新任务。聚焦于结构变化,若机器人不偏向于高技能劳动力($\gamma_{it}A_{it}$ 与 S 不变),部分企业产出将由人力转换为机器人

①此处可能产生关于技能结构影响使用机器人决策的双向因果疑虑。为此,我们将在下文基于不同的实证策略对潜在的内生性问题做出一系列稳健性检验。

②根据(3)式, $l_{it}(s) = \begin{cases} 0 & (s \leq M_i) \\ X_{it} & (s > M_i) \\ \gamma_{it}A_{it} & (s > M_i) \end{cases}$, 我们可以得出劳动生产率为个人效率与企业技术的乘积 $\gamma_{it}A_{it}$ 。

单独负责(如喷漆、搬运、包装、运输等),使用机器人则可以通过提高人均产出(y_{it})降低劳动投入的重要性(X_{it} 与 $\gamma_{it}A_{it}L_{it}$ 差距变大),使 b_{it} 减小。结果是符合直觉的,若机器人无技能偏向性,企业可以通过减少高技能劳动者占比实现成本最小化。反之,使用机器人可能需要更多的高技能劳动者的配合(如编码、维护、系统环境搭建等),提高劳动生产率($\gamma_{it}A_{it}$),并可能产生更多的生产任务(S)使得 b_{it} 提升。

总的来说,机器人潜在的技能偏向与就业效应共同作用于企业技能结构,理论模型为我们理解机器人技能结构效应提供了初步指引。基于此,我们在下文将结合实证分析做出深究。

四、计量模型与样本数据

(一) 计量模型

为了探究使用机器人对企业技能结构的影响,本文设置实证模型如下:

$$Y_{ijc} = \beta_0 + \beta_1 Robot_{ijc} + \varphi E_{ijc} + City + \mu_{ijc} \quad (7)$$

(7)式中: i 表示企业, j 为企业所属行业, c 为企业所处城市。被解释变量(Y_{ijc})表示企业高、中、低技能劳动者的就业数量与就业占比。具体而言,我们将本科及以上学历劳动者视为高技能者,劳务派遣和非全日制劳动者视为低技能者,以中专、高中及大专学历为主体的余下劳动者看作中技能者,可以根据企业信息计算不同技能劳动者的就业数量与就业占比。在参考闫雪凌等(2020)、王永钦和董雯(2020)选用就业数量衡量机器人劳动力市场冲击的基础上,我们结合李磊等(2021)、宋旭光和左马华青(2022)所应用的不同劳动者就业占比,以反映劳动力投入的结构性变化。核心解释变量($Robot_{ijc}$)为企业机器人使用的虚拟变量,当企业在生产中使用了机器人时取1,否则取0。

参考余玲铮等(2021)、宋旭光和左马华青(2022)的经验,我们主要纳入企业层面与地区层面的控制变量集。其中,企业特征 E_{ijc} 包括:企业年龄、企业年龄的平方、企业人均营业收入,以及企业所有制与所属行业分类变量; $City$ 则为企业所在城市分类变量,以控制城市层面的经济发展、文化特点与基础设施建设等潜在影响因素。 μ_{ijc} 为随机扰动项。

(二) 样本数据

本文研究所采用的数据集为2021年广东省“企业-员工”匹配调查数据(GDEES)。该项调研重点调查了广东省内各地市制造业、建筑业、住宿和餐饮业等行业的企业。其中记录了企业特征、经营情况与机器人使用等信息,为我们提供了直接识别机器人使用影响的条件,相较于现有基于进口数据所展开的研究而言更为直观、准确(李磊等,2021)。需要说明的是,在实证过程中我们剔除了核心变量缺失的观测值,删去了异常样本,并对所涉及的连续变量在1%和99%分位数上进行缩尾处理。

表1汇报了主要变量的描述性统计情况,并依据企业使用机器人情况展开均值差异检验。总的来说,分组情况表明有近三分之一的企业在生产中使用了机器人。从样本均值的角度来看,使用了机器人的企业中各类技能劳动者均有更大的就业数量,且中技能劳动者规模最大;对于技能结构而言,使用机器人的企业中技能占比更大,而两端技能占比小于未使用机器人企业;对于其他特征,使用了机器人的企业成立时间更长,人均营业收入更高,且多为非国有企业。统计结果说明,机器人使用情况不同的企业存在显著的劳动需求差异,而这种影响还可能会进一步改变企业技能结构;同时,计量模型中所涉及的控制变量在不同分组

的企业中存在明显的均值差异,由此需要加以控制。

表1 主要变量描述性统计

变量名称	使用机器人分组(1)			未使用机器人分组(2)			均值(1)-(2)
	观测值	均值	标准差	观测值	均值	标准差	差异
高技能劳动数	474	3.155	1.583	1 047	2.303	1.540	0.852***
中技能劳动数	397	5.435	1.517	778	4.268	1.525	1.168***
低技能劳动数	415	1.831	2.226	877	1.547	2.061	0.285**
高技能占比	474	0.116	0.136	1 047	0.159	0.204	-0.042***
中技能占比	415	0.761	0.267	877	0.673	0.348	0.088***
低技能占比	474	0.237	0.376	1 047	0.322	0.429	-0.085***
企业年龄	474	2.816	0.567	1 047	2.659	0.687	0.158***
企业人均营业收入	474	3.804	1.232	1 047	3.451	1.443	0.352***
企业所有制	474	0.076	0.265	1 047	0.121	0.327	-0.045***

注:***表示 $p<0.01$,**表示 $p<0.05$,*表示 $p<0.1$ 。各类技能劳动数、企业年龄与人均营业收入变量均加1取对数。

图1展示了样本分布特征。具体而言,图1(a)一(c)为企业高、中、低技能劳动者就业数量的密度分布,在生产中使用机器人的企业具有更大的劳动就业量。图1(d)一(f)则表明,机器人使用所带来的企业技能结构差异主要体现在高技能与中技能劳动者中,机器人的使用会造成中技能占比提升、高技能占比下降;低技能占比则未因企业使用机器人而有明显分布差异。在此基础上,为了更好地识别核心变量之间的关系,下文将展开更为严谨的实证分析。

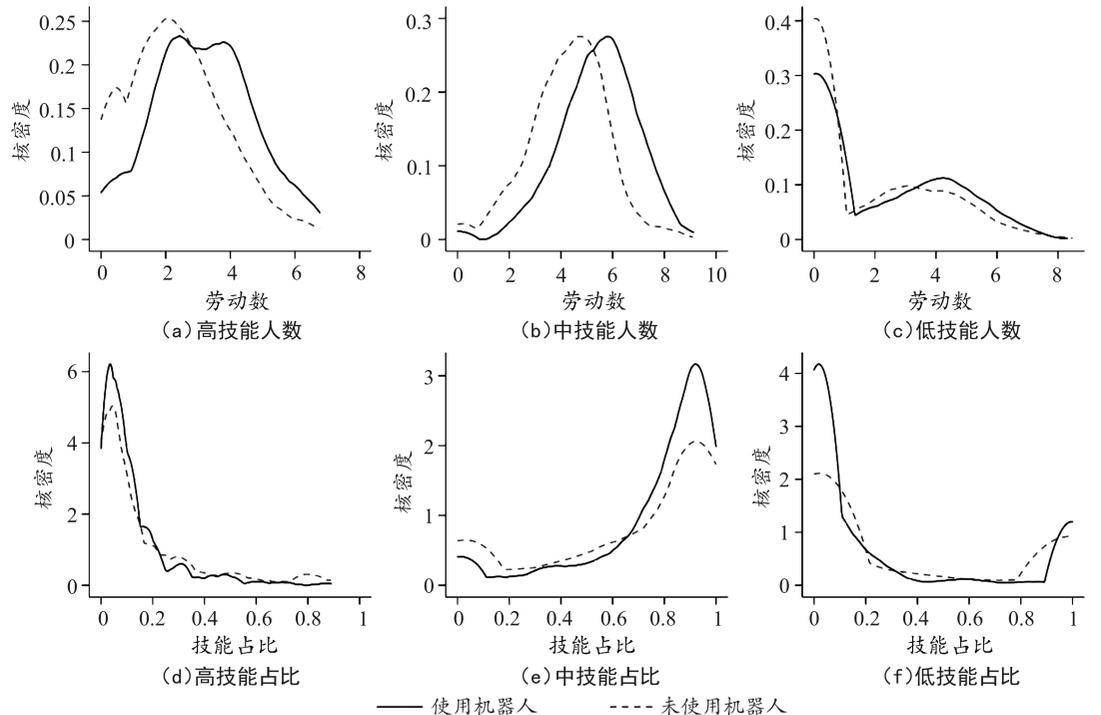


图1 不同机器人使用情况下的用工与结构分布特征

五、实证结果分析

(一) 基准结果分析

表2汇报了机器人技能结构效应的基准估计结果,各回归均采用异方差稳健标准误做出估计。结果表明,机器人的使用会显著提升不同技能劳动者的就业数量,而中技能劳动者提升更大,使得其在整体中的就业占比提升,两端技能劳动者的就业占比则下降。所得结果与现有使用机器人提高中长期就业规模的研究结论相符(孔高文等,2020);同时,与李磊等(2021)基于第一次全国经济普查数据所得研究结果相近,使用机器人造成了企业内中等技能极化的现象,且本文提供了更为全面使用机器人后的结构变迁新证据。可以发现,机器人的使用在重塑企业内部技能结构的过程中,在结构上尚未有明显的高技能偏向性。需要注意的是,现阶段使用机器人对劳动就业的创造效应会导致不同技能劳动者的就业均有增加,而要素投入的性价比、生产扩张的需要和新生任务的匹配等因素则可能导致结构效应有所差异。因此,本文的实证发现并不与机器人属于任务偏向型技术进步(Task-Biased Technological Change, TBTC)或技能偏向型技术进步(Skill-Biased Technological Change, SBTC)相悖(余玲铮等,2021)。

表2 基准估计结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	高技能劳动数	中技能劳动数	低技能劳动数	高技能占比	中技能占比	低技能占比
使用机器人	0.598 *** (0.085)	0.707 *** (0.090)	0.421 *** (0.139)	-0.022 ** (0.009)	0.034 * (0.019)	-0.051 ** (0.024)
企业年龄	0.457 *** (0.069)	0.639 *** (0.079)	0.032 (0.106)	-0.006 (0.008)	0.031 * (0.016)	0.014 (0.019)
企业年龄 ²	0.015 (0.063)	-0.064 (0.076)	-0.125 (0.099)	-0.004 (0.008)	0.010 (0.016)	0.006 (0.018)
企业人均营业收入	0.160 *** (0.030)	-0.041 (0.036)	-0.048 (0.047)	0.022 *** (0.004)	-0.007 (0.007)	-0.025 *** (0.008)
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	1 521	1 175	1 292	1 521	1 292	1 521
R ²	0.245	0.289	0.047	0.153	0.095	0.048

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

对于控制变量的估计结果:一方面,企业人均营业收入更高的企业,内部高技能劳动者的就业数量更多且占比更高,且会降低企业内低技能劳动者占比。这说明业绩占优的企业更愿意聘请生产率更高的高技能劳动者,进一步提高自身优势。另一方面,企业存续越久,所可能汇聚的高、中技能劳动者数量更多,说明不断优化的技能结构是企业发展的重要趋势。

(二) 稳健性检验

1. 潜在发展特征的考虑

在基准模型中,我们所关注的核心解释变量在企业少量或广泛使用机器人时均取1,并未区分机器人使用强度。为了排除由于企业自身发展特征以及潜在技能结构趋势所带来的估计偏误,我们将目光聚焦于尚未使用机器人与少量使用机器人的企业中,重新考察使用机器人的影响。结果如表3所示,与前文结果保持一致。

表3 考虑潜在发展特征的稳健性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	高技能劳动数	中技能劳动数	低技能劳动数	高技能占比	中技能占比	低技能占比
使用机器人	0.518*** (0.088)	0.652*** (0.097)	0.401*** (0.147)	-0.028*** (0.009)	0.038* (0.020)	-0.047* (0.025)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	1 436	1 103	1 218	1 436	1 218	1 436
R ²	0.236	0.265	0.049	0.163	0.096	0.046

注:括号内为稳健标准误,***表示 $p<0.01$,*表示 $p<0.1$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集。所用样本剔除已广泛使用机器人的企业。

2.其他影响因素的排除

考虑到所使用截面数据的局限性,基准模型可能会遗漏周期波动、短期扰动及经营模式调整等方面的潜在影响。由此,我们进一步纳入企业劳动用工成本占比、人均固定资产投资额与有无设立研发部门三个变量,以控制可能忽略的长期经营特征。对应结果如表4所示,使用机器人带来的技能结构效应稳健。

表4 排除其他影响因素的稳健性检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	高技能劳动数	中技能劳动数	低技能劳动数	高技能占比	中技能占比	低技能占比
使用机器人	0.487*** (0.094)	0.611*** (0.100)	0.443*** (0.164)	-0.028*** (0.009)	0.045** (0.022)	-0.042 (0.028)
其他特征	YES	YES	YES	YES	YES	YES
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	1 129	890	983	1 129	983	1 129
R ²	0.318	0.339	0.085	0.200	0.124	0.055

注:括号内为稳健标准误,***表示 $p<0.01$,**表示 $p<0.05$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集。其他特征为企业劳动用工成本占比、人均固定资产投资额与有无设立研发部门变量。

3.内生性问题的处理

为了对机器人的影响做出可靠的因果识别,本文进一步使用工具变量法与倾向得分匹配(PSM)进行检验。对于前者,基于现有研究的工具变量选择经验,我们从企业进口与最低工资应对态度两个角度选取工具变量:一是利用“企业所处城市同一行业的平均进口情况”对其机器人的使用做出刻画(Acemoglu and Restrepo, 2022)。李磊等(2021)指出,同一行业的机器人平均进口强度将通过示范效应和竞争效应提高企业进口机器人的可能性,而行业层面的特征对具体企业的雇佣情况相对外生。二是采用“面临最低工资上涨时是否作出自动化决策”的企业态度虚拟变量为工具变量(诸竹君等, 2022)。就相关性而言,扩张机器人的投入是企业应对最低工资上升、节省用工成本的重要手段之一(Fan et al., 2021)。就排他性而言,该变量是企业应对最低工资变动的态度,一般外生于技能结构;同时,最低工资作为城市层面的规律性冲击,控制城市虚拟变量在一定程度上可以吸收企业基于政策预期的结构调整影响;此外,最低工资主要作用于低学历劳动者(叶林祥等, 2015),上文关于就业扩张

的结果有助于减轻来自“机器换人”态度直接影响技能结构的顾虑。

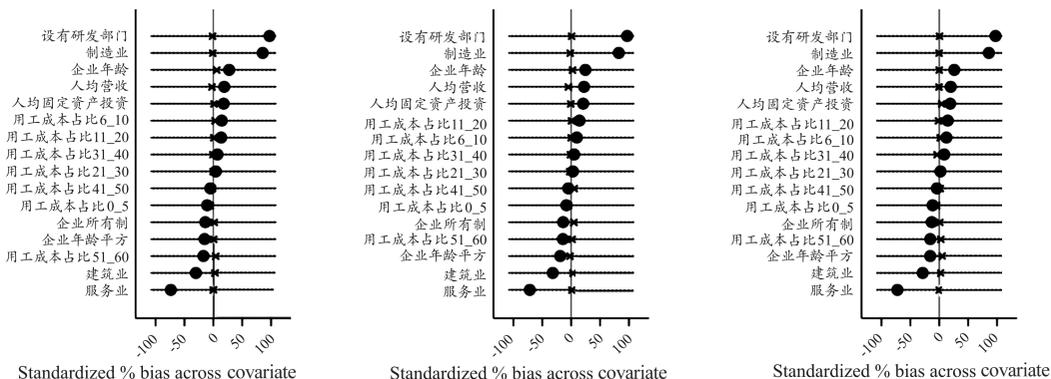
工具变量法估计结果详见表 5,所得结果与基准回归结果保持一致。此外,表中第一阶段的 F 统计值与弱工具变量检验说明,所选工具变量与核心解释变量间具有足够的相关性,加之过度识别检验无法拒绝两个工具变量均外生的原假设,由此强化了我们对已有结论的信心。

表 5 工具变量回归结果

	A 栏:第一阶段					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	使用机器人	使用机器人	使用机器人	使用机器人	使用机器人	使用机器人
进口情况	0.276** (0.117)	0.284** (0.132)	0.306** (0.125)	0.276** (0.117)	0.306** (0.125)	0.276** (0.117)
自动化态度	0.229*** (0.032)	0.238*** (0.036)	0.228*** (0.035)	0.229*** (0.032)	0.228*** (0.035)	0.229*** (0.032)
F 值	30.15	26.31	26.48	30.15	26.48	30.15
	B 栏:第二阶段					
	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)
	高技能劳动数	中技能劳动数	低技能劳动数	高技能占比	中技能占比	低技能占比
使用机器人	0.756** (0.377)	2.031*** (0.417)	-0.542 (0.630)	-0.115*** (0.042)	0.198** (0.089)	-0.073 (0.112)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	1 476	1 143	1 257	1 476	1 257	1 476
R ²	0.244	0.172	0.007	0.108	0.046	0.044

注:括号内为稳健标准误,***表示 $p < 0.01$, **表示 $p < 0.05$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集。

为了确保根据机器人使用状态分类的两组样本充分可比,我们采用倾向得分匹配(PSM)进行样本筛选,选择特征尽可能相似的企业进行比较。具体而言,基于原有控制变量与上述额外控制变量使用 1:5 近邻匹配得出匹配样本后,重复基准估计。匹配结果与样本估计结果如图 2 与表 6 所示^①。基准结论保持稳健。



①由于篇幅的限制,我们没有汇报城市分类变量的匹配结果。图 2 上三图左至右分别是以高、中、低技能劳动者数量为被解释变量的样本匹配结果,下三图左至右分别是以高、中、低技能劳动者占比为被解释变量的样本匹配结果。

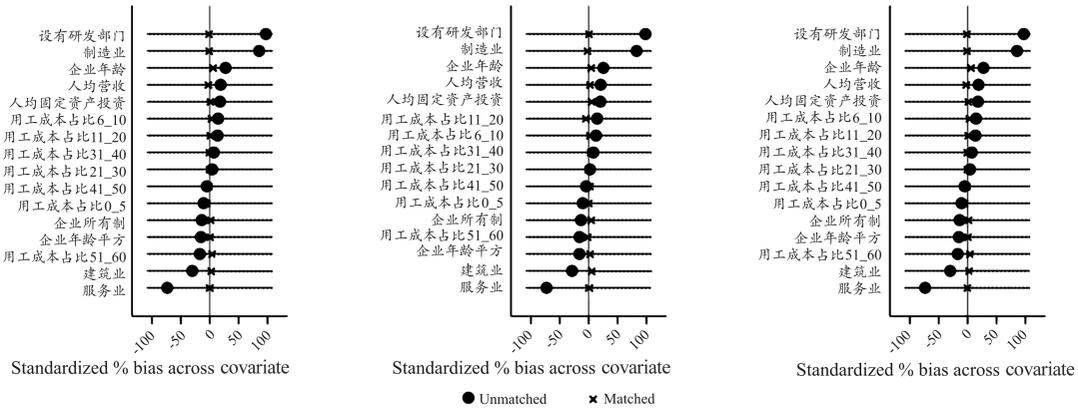


图2 PSM 匹配结果

注:制造业、建筑业与服务业变量为对应的行业虚拟变量;用工成本占比变量后的数字为对应的比例分类(如:0_5 为 0~5%);其余变量与前文保持一致。

表6 PSM 匹配检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	高技能劳动数	中技能劳动数	低技能劳动数	高技能占比	中技能占比	低技能占比
使用机器人	0.467*** (0.098)	0.618*** (0.102)	0.423** (0.166)	-0.021** (0.009)	0.045** (0.022)	-0.048* (0.029)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	815	670	723	815	723	815
R ²	0.289	0.341	0.108	0.207	0.151	0.054

注:括号内为稳健标准误,***表示 $p < 0.01$, **表示 $p < 0.05$, *表示 $p < 0.1$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集与上文提及的额外控制变量集。

4. 基于地区发展的检验

借助城市发展中的特殊经历,可以为基准结果提供来自地区层面的检验。近年来,广东省“机器换人”计划掀起了省内企业使用机器人的热潮,对于珠三角(尤其是广州、深圳、东莞、佛山四个重点城市)的制造业企业影响尤为深远。由此为本文提供了不同的检验角度:依据广东省机器人推广的历史进程,可以基于企业所属区域与行业的差异设计如下模型进行检验^①:

$$Y_{ijc} = \alpha_0 + \alpha_1 Area_{ijc} \times Industry_{ijc} + \varphi E_{ijc} + City + \mu_{ijc} \quad (8)$$

(8)式中:核心解释变量为地区与行业交互项, $Area_{ijc}$ 为珠三角地区虚拟变量, $Industry_{ijc}$ 为制造业虚拟变量;其余变量与基准模型一致,城市与行业虚拟变量均包含在控制变量集内。我们推测,针对珠三角制造业企业所展开的“机器换人”计划,将对当地制造业使用机器人产生激励。表7第(1)、(2)列结果表明,珠三角地区的制造业企业更倾向于在生产中使用机器人,符合本研究的预期。在获悉政策有效性的基础上,表7第(3)~(8)列汇报了地区-行业

①此处做法可能产生来自地区与行业层面遗漏变量的疑虑,政策作用的地区与行业可能本身就具有更低的高技能占比。关于地区层面,考虑到所选地区为人才更可能集聚的经济发达区域,由此可以减轻顾虑;对于行业层面,高端制造业的人才需求将提升高技能占比,由此可能缓解制造业企业原本高技能占比比较低的顾虑。结合文中一致的结果,可以增加我们对所得结论的信心。

交互项对企业内不同技能劳动者就业数量与就业占比的具体影响,与基准结果相符。

表 7 来自地区发展经验的检验

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	使用机器人程度	是否使用机器人	高技能劳动数	中技能劳动数	低技能劳动数	高技能占比	中技能占比	低技能占比
珠三角×制造业	0.354** (0.144)	0.320** (0.154)	0.276* (0.149)	0.408** (0.172)	0.222 (0.240)	-0.046** (0.019)	0.047 (0.037)	0.031 (0.044)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	1 521	1 521	1 521	1 175	1 292	1 521	1 292	1 521
$R^2/Pseudo R^2$	0.116	0.150	0.222	0.258	0.040	0.154	0.094	0.045

注:括号内为稳健标准误,**表示 $p < 0.05$, *表示 $p < 0.1$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集。第(1)列为有序 PROBIT 模型,被解释变量为使用机器人的分类变量,分别为:未使用、计划使用、少量使用与广泛使用。第(2)列为 PROBIT 模型,对“有无使用机器人”虚拟变量进行回归。

5. 遗漏变量敏感性分析

最后,对于潜在的遗漏变量问题进行安慰剂检验。参考 Cinelli 等(2020)提出的遗漏变量敏感性分析方法,我们可以基于基准控制变量集中影响显著且系数绝对值相当的企业人均营业收入变量,考察遗漏变量的影响。此处主要针对高技能占比展开,在检验此结果的同时能够反向支撑其他技能占比变动的结论。检验的思路是:假定存在遗漏变量,以参考变量(企业人均营业收入,图中为 per_opincome20)的影响强度为标尺,考察核心解释变量(使用机器人)在不同遗漏变量强度下估计系数的变化情况。检验结果见图 3。

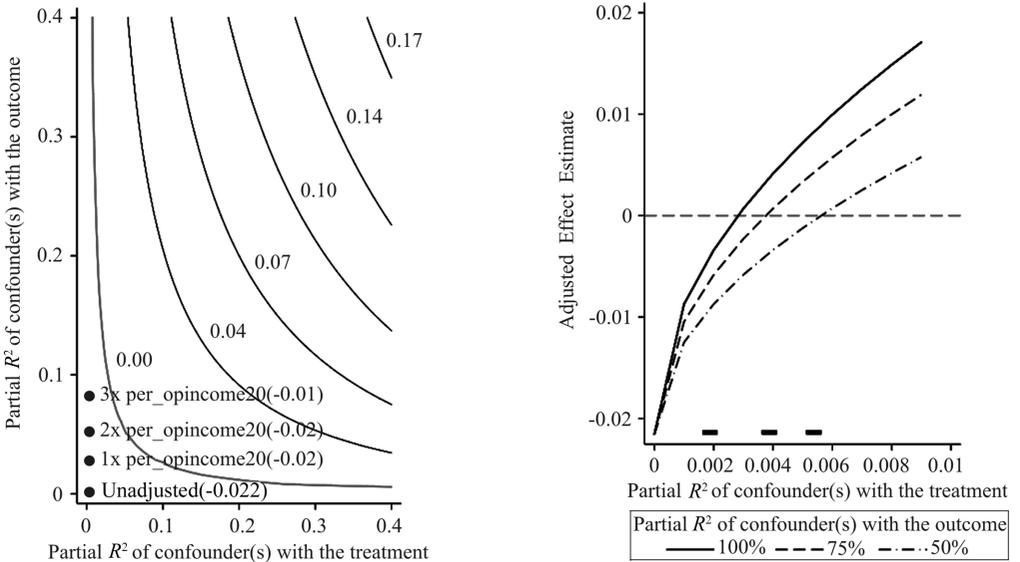


图 3 使用机器人影响效应的敏感性分析

图 3 左图中曲线为不同数值的等系数线,最左侧曲线为 0。四个黑点为未调节、加入与企业人均营业收入相同强度、2 倍、3 倍强度遗漏变量的情况下核心解释变量的估计系数。可以发现,加入强度相当的遗漏变量后,“使用机器人”的估计系数依然稳健。右图进一步考

虑最坏的情况,根据遗漏变量对剩余方差解释力度的变化(100%、75%、50%)绘制核心解释变量的估计变化,下方黑点为加入不同强度遗漏变量(人均营业收入的1倍至3倍)的分界点。在最恶劣的情况下,即当剩余方差全部由与核心变量相关的遗漏变量解释时(解释100%),若遗漏变量大于企业人均营业收入的影响强度(约1.3倍),才会推翻基本结论。由此可以进一步巩固基准结果的可靠性。

(三) 机制分析

联系(6)式,我们可以进一步分析机器人使用对资本生产贡献($X_{it}-\gamma_{it}A_{it}L_{it}$)、生产规模(X_{it})与生产任务(S)的影响,探讨其影响企业技能结构的潜在机制。

1. 劳动生产贡献下降

我们根据企业生产过程中对资本、劳动的收益分配情况识别机器人使用通过改变要素相对生产贡献影响企业技能结构的机制。具体而言,使用“劳动报酬及津贴福利之和”与“企业利润”之比衡量生产中相对于资本生产贡献的“劳动贡献”^①。当劳动者在生产过程中的贡献增加、重要性上升时,其所获得的收入将相对增大,即(6)式分母减少,高技能占比上升。表8第(1)—(4)列汇报了相应的中介效应估计结果,结果表明机器人的使用降低了劳动者在生产中的贡献,但其不是显著影响企业技能结构的因素。更进一步,第(5)—(8)列对企业的人均收入与人均劳动成本做出对比分析,机器人的使用在增加企业单位收益的同时,并未将额外收益分配给劳动者,说明劳动生产贡献未能随着资本生产贡献增加而显著提升。

表8 机制检验 I

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	劳动贡献	高技能占比	中技能占比	低技能占比	人均利润	人均营业收入	人均用工成本	人均劳动报酬
使用机器人	-0.168* (0.092)	-0.020* (0.010)	0.043* (0.023)	-0.045 (0.029)	0.186*** (0.068)	0.155** (0.077)	-0.048 (0.051)	-0.026 (0.062)
劳动贡献		-0.004 (0.004)	0.002 (0.009)	0.013 (0.011)				
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	968	968	839	968	1 284	1 521	1 474	1 327
R ²	0.097	0.209	0.130	0.044	0.349	0.158	0.284	0.215

注:括号内为稳健标准误,***表示 $p<0.01$,**表示 $p<0.05$,*表示 $p<0.1$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集,第(1)列中额外控制了企业就业数量;第(6)列将人均营业收入作为被解释变量,控制了企业就业数量。

2. 生产规模扩张

我们根据企业生产规模识别机器人使用通过规模效应影响企业技能结构的机制。具体而言,使用企业“营业收入规模”与“利润规模”作为潜在的生产规模机制变量进行中介效应分析。若企业生产规模扩张主要依赖机器人实现,过程中对于劳动生产率与劳动任务需求

①相比直接考察机器人使用对资本贡献绝对规模的影响,我们所设置的要素相对报酬之比能够在考虑企业经营特征差异的条件下做出估计,同时更好地反映劳动贡献下降的现象。而过去一年的营业情况亦相对领先于调查时点的技能结构信息,使之可能对技能结构产生影响。

影响不大,则可能降低高技能占比。表9汇报了相应的中介效应估计结果,第(1)、(5)列结果表明机器人的使用为企业带来规模扩张,而其余结果则表明使用机器人的企业在规模扩张中对技能的需求无明显差异,甚至可能降低高技能占比。所得结果的潜在解释是,现有企业作为使用方,多将机器人作为独立投入使用的设备用以扩张生产,可能并不需要太多的高技能劳动者辅助,高技能劳动者相对高昂的用工成本甚至会使企业降低高技能占比。换个角度来说,以学历识别的高技能劳动者尚未实现“机器助人”的生产目标,相对较高的保留工资亦可能使其在“机器扩人”中不占优势。

表9 机制检验 II

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	营业收入 总额	高技能 占比	中技能 占比	低技能 占比	利润 总额	高技能 占比	中技能 占比	低技能 占比
使用机器人	0.689*** (0.074)	-0.009 (0.009)	0.030 (0.020)	-0.056** (0.025)	1.029*** (0.130)	-0.026** (0.010)	0.050** (0.022)	-0.047* (0.027)
营业收入总额		-0.019*** (0.004)	0.006 (0.008)	0.006 (0.009)				
利润总额						0.000 (0.003)	-0.006 (0.005)	0.003 (0.006)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	1 521	1 521	1 292	1 521	1 157	1 157	991	1 157
R ²	0.694	0.169	0.095	0.048	0.392	0.169	0.122	0.058

注:括号内为稳健标准误,***表示 $p < 0.01$, **表示 $p < 0.05$, *表示 $p < 0.1$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集。

3. 生产任务变化

我们根据企业生产任务变化情况测度机器人使用通过改变生产任务影响企业技能结构的机制。具体而言,任务变化可以由两个方面识别:一是企业“设备技术改造维护费用”与“员工培训学习费用”之比,基于技术投入与培训投入的相对大小反映潜在的任务变化;二是“企业员工岗位类型数量”,从岗位丰富度考察任务变化。当机器人使用影响企业生产任务时,所需的相对培训投入与岗位类型在一定程度上包含了任务变化的信息,从而影响技能结构,即(6)式中分子发生变化。当机器人使用带来任务增加时,新生任务可能需要对劳动者加以培训,使得劳动培训费用相比设备改造维护费用相对增加,且所设立的岗位类型更为多样,增加了使用机器人的企业对高技能劳动者的需求;反之,当机器人使用带来任务减少时,使用机器人的企业原有生产任务由机器人取代,劳动者所需负责的部分减少,使得设备改造维护费用相比劳动培训费用相对增加,岗位类型则可能缩减,减少该类企业对高技能劳动者的需求^①。

^①我们根据抽样数据加总员工岗位种类的数量,该做法可能不够准确,但以下因素可以减轻我们的顾虑。一方面,对于员工岗位的分类,问卷中包含“中高层管理人员”、“一般管理人员”、“专业技术人员”、“一线生产服务人员”、“后勤辅助人员”与“其他”,分类数大于每个企业的抽样人数,可以一定程度缓解抽样不足的问题;另一方面,“其他”岗位可以由员工自主填写不同的内容,由此可以尽可能捕获岗位丰富度的信息。此外,文中基于企业数据与员工数据的估计结果保持一致,能够提高可靠性。

表 10 汇报了中介效应估计结果,第(1)列说明机器人的使用增加了企业设备技术改造维护相对投入,使得培训相对投入减少,即机器人使用减少了劳动者需负责的生产任务,对于任务的创造相对较少;第(2)—(4)列结果进一步表明,使用机器人会通过减少需要劳动者负责的生产任务,降低企业高技能占比,提高中技能占比。第(5)—(8)列结果发现,机器人的使用会显著减少企业岗位种类,印证了劳动者需要负责的生产任务变少的结论。在岗位种类数减少的过程中,增加了中技能占比,对其他技能用工的需求下降。结合两个机制变量来看,现阶段企业使用机器人所产生的新任务需求较少,且新任务内容变化未对高技能劳动者形成需求提升,中技能劳动者已能够较好配合机器人生产,因此提高了中技能占比。

表 10 机制检验 III

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	投入变化	高技能占比	中技能占比	低技能占比	岗位种类数	高技能占比	中技能占比	低技能占比
使用机器人	0.488*** (0.136)	-0.013 (0.010)	0.015 (0.024)	-0.036 (0.031)	-0.043** (0.017)	-0.022** (0.009)	0.033* (0.019)	-0.044* (0.024)
投入变化		-0.008*** (0.003)	0.015** (0.006)	0.004 (0.008)				
岗位种类数						0.011 (0.016)	-0.054* (0.031)	0.110*** (0.036)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	883	883	772	883	1 508	1 508	1 286	1 508
R ²	0.174	0.213	0.152	0.051	0.043	0.155	0.097	0.051

注:括号内为稳健标准误,***表示 $p < 0.01$, **表示 $p < 0.05$, *表示 $p < 0.1$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集。投入变化为企业用于设备改造维护与员工培训费用之比;岗位种类数为相应劳动数据中涉及的岗位类别数。

总的来说,在机器人的就业创造效应下,使用机器人的企业内出现用工规模的不均匀扩张,主要是生产任务的变化使得该类企业出现中等技能极化现象。

六、进一步分析

(一) 机器人使用的异质性影响分析

一是基于对企业用工特征的考虑。高新技术企业作为知识、技术密集的经济实体,内部员工平均人力资本水平更高。在高新技术企业中,上文的技能结构效应是否存在?我们将样本分为高新技术企业与非高新技术企业分组回归,结果见表 11 第(1)、(2)列,机器人使用的中等技能极化影响主要集中于高新技术企业。所得结果一方面减轻了我们对于基准结果的疑虑,理应需要更多高技能劳动者的高新技术企业在使用机器人中受到了更显著的技能结构效应影响,说明机器人的使用确实具有影响,且主要形成了中等技能极化的格局。另一方面,结合前文就业扩张的结果或许能够缓解我们对“机器换人”的恐惧。根据科技部与中科为集团数据库统计,高新技术企业在 2019—2020 年间所吸纳的劳动力规模涨幅超 10% (从 3 437 万增长至 3 784 万)。可以推测,使用机器人带来的就业创造效应能够强化高新技

术企业的劳动吸纳能力,使其在不断发展中创造更多就业机会^①。

二是基于企业营业收入规模的考虑。若用工规模庞大、经营绩效良好的企业更倾向于在生产中使用机器人,将导致前文结论与机器人使用并无实际关联的情况出现。为此,我们按企业营业收入的样本中位数区分不同生产规模的企业样本,做出分组检验。表 11 第(3)、(4)列表明,使用机器人显著减少了小规模企业的高技能占比,以及大规模企业的低技能占比。整体的估计系数与前文一致,只是显著性有所差异。其中,不同规模企业间的技能结构变化表明机器人的使用可能会改变劳动力资源的配置。值得关注的是,机器人所带来的技能结构效应对小规模企业长期发展的潜在影响较为复杂:一方面,自动化扩大了当期收益,高技能占比的下降更是减少了对应的劳动成本,结合生产效率的提升可能为企业创造更大利润;另一方面,眼前的利益可能会损害未来的潜力,劳动的资源禀赋约束将限制企业人力资本累积的速度,降低企业的未来竞争力。因此,机器人使用的就业影响有必要引起我们更多的关注与深思,需要重视中小企业的发展引导。

三是对不同行业的异质性检验。不同行业的自动化生产特征存在差异,由此对不同技能劳动者的需求不可一概而论。我们区分现实中广泛使用机器人的部分制造业(电子、机械、汽车、化工、电气与金属加工行业)以及其他行业,分组回归。表 11 第(5)、(6)列结果表明,估计系数仍与前文吻合,机器人主要降低了广泛使用机器人的部分制造业企业的高技能占比与其他行业企业的低技能占比,进一步支持了机器人使用导致技能结构呈现中等技能极化的结论。

表 11 不同企业个体的异质性分析

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	高新技术企业	非高新技术企业	大营业收入规模企业	小营业收入规模企业	广泛使用机器人的制造业	其他行业
高技能占比						
使用机器人	-0.031 ** (0.013)	-0.019 (0.012)	-0.009 (0.011)	-0.037 *** (0.013)	-0.023 ** (0.011)	-0.014 (0.013)
观测值	458	1 002	759	762	482	1039
R ²	0.349	0.137	0.275	0.094	0.189	0.157
中技能占比						
使用机器人	0.071 ** (0.031)	0.012 (0.027)	0.038 (0.023)	0.039 (0.034)	0.042 (0.027)	0.022 (0.028)
观测值	410	838	655	637	416	876
R ²	0.206	0.105	0.160	0.085	0.106	0.095
低技能占比						
使用机器人	-0.093 ** (0.037)	-0.004 (0.034)	-0.054 * (0.031)	-0.059 (0.040)	-0.009 (0.037)	-0.088 *** (0.032)
观测值	458	1002	759	762	482	1039
R ²	0.102	0.049	0.058	0.064	0.058	0.057
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES

注:括号内为稳健标准误,***表示 $p < 0.01$, **表示 $p < 0.05$, *表示 $p < 0.1$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集。

^①李磊等(2021)在研究中指出,得益于我国仍处于初步引入机器人的阶段,机器人技术将助力先行企业扩大市场份额,从而增加对劳动力的需求(尤其是在技术密集型行业)。基于近年来我国高新技术企业数量不断增长的基本事实(科技部统计数据显示:“十三五”时期,数量增速均在 25% 以上,2021 年已有 33 万家),估计结果展现了高新技术企业身为保就业促创业“主力军”的担当。

(二)为什么机器人更“青睐”中等技能

为了深入理解前文机器人使用所带来的中等技能极化现象,本节结合员工层面的抽样数据,对中技能劳动者的特征进行分析,并从工资的角度检验使用机器人的企业对中技能劳动者的偏好,回归结果见表12。

表 12 中技能劳动者的特征与重要性

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	全样本	全样本	全样本	全样本	低供应地区	高供应地区
	技能岗位	离职意愿	平均小时工资	平均小时工资	平均小时工资	平均小时工资
使用机器人	-0.345*** (0.084)		-0.011 (0.011)	-0.034* (0.018)	0.017 (0.024)	-0.089*** (0.027)
中等技能	-0.057 (0.052)	-0.049* (0.026)		-0.036*** (0.012)	0.005 (0.016)	-0.088*** (0.020)
使用机器人×中等技能	0.305*** (0.099)			0.036* (0.021)	0.003 (0.029)	0.073** (0.032)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES	YES
行业效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
所有制效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
城市效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	7 560	7 553	6 798	6 798	3 925	2 873
R ² /Pseudo R ²	0.042	0.023	0.177	0.178	0.083	0.158

注:括号内为稳健标准误,***表示 $p<0.01$,**表示 $p<0.05$,*表示 $p<0.1$ 。控制变量指基准模型中企业控制变量集,以及员工层面工作年限、年龄及其平方。第(1)列被解释变量为员工是否处于专业技术岗位的虚拟变量,使用PROBIT模型估计;第(2)列被解释变量为员工主观离职意愿强度分类指标,值越大表示意愿越强,使用有序PROBIT模型估计。

依据员工学历与岗位设置虚拟变量,我们将中专、高中及大专学历劳动者设定为中技能劳动者,将位于专业技术岗位者设为技能岗位者。结合所处岗位与其主观离职意愿,我们可以从中技能劳动者的岗位与流动性特征展开分析^①。表12第(1)、(2)列结果表明,中技能劳动者在使用机器人的企业中更可能从事专业技术工作,而且该群体的流动意愿更低,工作更稳定。在两类特征的加持下,当前使用机器人的企业对于中技能劳动者的需求更大。所得结果是符合直觉的,相较于高技能劳动者从事管理岗、低技能劳动者从事体力劳动而言,得益于自身专业技术院校的教育背景,中技能劳动者已能且可能负责更多与机器人相关的技术性活动;同时,中技能劳动者虽然具有一定的技能储备,但在劳动市场中的竞争力与流动性不如高技能劳动者大,使得中技能劳动者的劳动关系相对稳定,有助于辅助机器人实现企业生产的稳定扩张。

更进一步,我们从工资的角度对中技能劳动者的重要性做出佐证。表12第(3)、(4)列结果表明,使用机器人的企业仅对中技能劳动者展现出显著的正向工资溢价。第(5)、(6)列从机器人供给的角度出发,结合城市层面的机器人推广力度,考察机器人使用对工资的影响。

^①对于员工岗位的分类,问卷中包含“中高层管理人员”、“一般管理人员”、“专业技术人员”、“一线生产服务人员”、“后勤辅助人员”与“其他”。与其余岗位相比,专业技术人员的工作更凸显技术性,属于魏下海等(2018)所指出的认知技能而非运动能力,在生产线升级中更可能被需要;同时,技术相关活动与机器人使用的联系可能更密切。

响。当城市中机器人产业发展更好,域内中技能劳动者的报酬理应存在提升。具体而言,我们以2020年广东省各城市省级机器人骨干(培育)企业的占比识别不同城市中机器人产业发展、重视及推广水平^①。按照各城市省级机器人骨干(培育)企业占比的中位数将员工样本分组回归,所得第(5)、(6)列结果与我们的推测相符。机器人产业发展更好的地区,使用机器人的企业的中技能劳动者工资溢价更显著,此处结果与前文中等技能极化的结论相吻合。

最后,我们可以使用员工数据中的学历占比情况作为参考,估算各企业不同技能劳动者数量,以供检验。图4对企业内不同学历劳动者数量的估计结果进一步支撑了各技能劳动者就业均有增长且中技能劳动者增幅更大的结论。

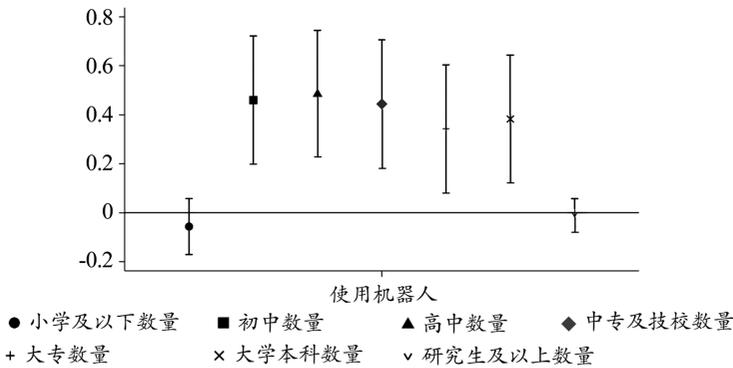


图4 使用机器人对不同学历劳动者的就业量影响

注:线段代表95%置信区间。

七、结论与建议

以机器人技术为代表的自动化、智能化生产作为当代生产技术进步的核心特点,是推动社会数字化转型升级的重要一环。在当下欧美制造业回归、全球经济疲软等诸多不确定性因素叠加的背景下,理解机器人使用带来的劳动力市场冲击、认识其对劳动要素的配置作用,对于深化企业智能转型升级、实现充分就业与高质量发展的意义重大。

围绕现有关于“机器换人”与“机器扩人”的争论,在梳理机器人就业效应的基础上,我们总结并检验了使用机器人对企业技能结构的影响,以及企业技能结构变化的潜在机制。本文使用广东省“企业-员工”匹配调查数据(GDEES)为机器人技能结构效应提供了证据。相对于工业企业数据与上市企业数据而言,本文样本所涉及的中小企业同样需要得到关注。研究发现,使用机器人带来了高、中、低技能劳动者就业的同步扩张,在技能结构上表现出中等技能极化的特征。具体而言,生产任务的变化是导致中等技能极化现象的主要原因,生产规模扩张与劳动生产贡献减少对技能结构影响较小。至于影响的异质性,机器人使用的技能结构效应对于高新技术企业、不同营业收入规模企业与不同行业企业均显著,使得高新技术企业出现中等技能极化,小规模企业与广泛使用机器人的部分制造业企业出现高技能占比下降,大规模企业与其他行业企业出现低技能占比下降的现象。此外,中技能劳动者集中

^①Cheng等(2019)指出,中国作为最大的机器人应用市场,政府政策在机器人引入中的作用重大。

于专业技术岗位且具有更低流动性的特征可能是其被偏好的原因,并从工资的角度检验了机器人使用对中技能劳动者的偏好。

基于广东省机器人使用先行地的经验,我们应该重视机器人普及中的就业创造效应。通过“人机互动”打破“机器换人”的困局,从“机器扩人”走向“机器助人”。结合上文分析可以得到如下政策启示:一是加强就业引导,保障经济健康发展。通过对劳动要素流动的合理引导,满足高新技术企业的劳动需求,以及不同规模、不同行业企业在使用机器人中的技能需求差异,提高要素使用效率以适应机器人的普及,凭借就业引导助力产业转型升级。二是善用劳动法规,重视经营生产稳定性。通过监督、强化劳动合同、劳动法规的落实,保障劳动者权益与劳动关系的稳定性,缓解机器人使用所带来的就业恐慌,为企业生产创造平稳有利条件,实现稳就业。三是强化技能培训,提高劳动要素参与度。在当前劳动生产贡献下降的背景下,一方面需要加强劳动者专业对口技能的培训,打破“唯学历论”,重视在机器人时代中的“人机互动”,增加劳动报酬;另一方面,需要保持劳动者的生产积极性,通过优化初次与二次分配方案,推动机器人技术红利的共创与共享,保障劳动者权益与收入。

参考文献:

- 1.陈彦斌、林晨、陈小亮,2019:《人工智能、老龄化与经济增长》,《经济研究》第7期。
- 2.孔高文、刘莎莎、孔东民,2020:《机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析》,《中国工业经济》第8期。
- 3.李磊、王小霞、包群,2021:《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》第9期。
- 4.刘晨阳、曹以伦,2021:《外资企业技术授权与劳动力技能结构升级——来自世界银行中国企业调查数据的经验证据》,《经济与管理研究》第11期。
- 5.宋旭光、左马华青,2022:《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》第7期。
- 6.王军、常红,2021:《人工智能对劳动力市场影响研究进展》,《经济学动态》第8期。
- 7.王永钦、董雯,2020:《机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据》,《经济研究》第10期。
- 8.王泽宇,2020:《企业人工智能技术强度与内部劳动力结构转化研究》,《经济学动态》第11期。
- 9.魏下海、曹晖、吴春秀,2018:《生产线升级与企业内性别工资差距的收敛》,《经济研究》第2期。
- 10.魏下海、张沛康、杜宇洪,2020:《机器人如何重塑城市劳动力市场:移民工作任务的视角》,《经济学动态》第10期。
- 11.徐晔、朱婕、陶长琪,2022:《智能制造、劳动力技能结构与出口技术复杂度》,《财贸研究》第3期。
- 12.闫雪凌、朱博楷、马超,2020:《工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据》,《统计研究》第1期。
- 13.叶林祥、T. H. Gindling、李实、熊亮,2015:《中国企业对最低工资政策的遵守——基于中国六省市企业与员工匹配数据的经验研究》,《经济研究》第6期。
- 14.余玲铮、魏下海、孙中伟、吴春秀,2021:《工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据》,《管理世界》第1期。
- 15.张鹏、张平、袁富华,2019:《中国就业系统的演进、摩擦与转型——劳动力市场微观实证与体制分析》,《经济研究》第12期。
- 16.诸竹君、袁逸铭、焦嘉嘉,2022:《工业自动化与制造业创新行为》,《中国工业经济》第7期。
- 17.Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2018. “The Race between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment.” *American Economic Review* 108(6): 1488–1542.
- 18.Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2019. “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor.” *Journal of Economic Perspectives* 33(2): 3–30.
- 19.Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2020. “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets.” *Journal of*

- Political Economy* 128(6):2188–2244.
20. Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2022. “Demographics and Automation.” *The Review of Economic Studies* 89(1): 1–44.
21. Agrawal, A., S. G. Joshua, and G. Avi. 2019. “Artificial Intelligence: The Ambiguous Labor Market Impact of Automating Prediction.” *Journal of Economic Perspectives* 33 (2): 31–50.
22. Autor, D. H. 2015. “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation.” *Journal of Economic Perspectives* 29 (3): 3–30.
23. Autor, D., and A. Salomons. 2018. “Is Automation Labor Share – Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share.” *Brookings Papers on Economic Activity* 49(1): 1–87.
24. Berg, A., E. F. Buffie, and L. F. Zanna. 2018. “Should We Fear the Robot Revolution? (The Correct Answer Is Yes).” *Journal of Monetary Economics* 97 (8): 117–148.
25. Cheng, H., R. X. Jia, D. D. Li, and H. B. Li. 2019. “The Rise of Robots in China.” *Journal of Economic Perspectives* 33 (2): 71–88.
26. Cinelli, C., J. Ferwerda, and C. Hazlett. 2020. “Sensemakr: Sensitivity Analysis Tools for OLS in R and Stata.” *Journal of Statistical Software*, DOI: 10.18637/jss.v000.i00.
27. Damoli, G., V. Van Roy, and D. Vertesy. 2021. “The Impact of Artificial Intelligence on Labor Productivity.” *Eurasian Business Review* 11(1): 1–25.
28. Fan, H. C., Y. C. Hu, and L. X. Tang. 2021. “Labor Costs and the Adoption of Robots in China.” *Journal of Economic Behavior & Organization* 186(11): 608–631.
29. Frey, C., and M. Osborne. 2017. “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?” *Technological Forecasting and Social Change* 114(8):254–280.
30. Maloney, W. F., and C. Molina. 2019. *Is Automation Labor–Displacing in the Developing Countries, Too: Robots, Polarization, and Jobs*. Washington, D.C.: World Bank.

How Does Robot Affect the Skill Structure of Enterprises? An Analysis of the Bias of Robot Technology Progress

Li Xiaoying and Zhang Yuping

(Institute of Guangdong, Hong Kong and Macao Development Studies, Sun Yat-sen University)

Abstract: Understanding the impact of robots on the skill structure of enterprises can help to respond reasonably to the labor market impact of production automation and ensure the matching of employment supply and demand. Based on the 2021 Guangdong Province “Enterprise–Employee” matching survey data, this article explores the potential impact of robot adoption on the skill structure of enterprises. The results indicate that robots will simultaneously expand the employment of high-, medium-, and low-skilled workers, with the largest increase in medium-skilled workers, leading to a polarization of medium-skilled workers in the skill structure of enterprises. The underlying mechanisms affecting skill structure are the decline in labor’s production contribution, the expansion of production, and changes in job tasks. The phenomenon of skill polarization is mainly caused by changes in job tasks. Furthermore, the skill structure effect of robots mainly exists in high-tech enterprises, and its impact on the skill structure of enterprises with different revenues and industries varies. In addition, medium-skilled workers are more likely to be responsible for professional technical positions and has a lower willingness to move, which may be an important reason for skill polarization in the introduction of robots.

Keywords: Robots, Job Tasks, Skill Structure, Biased Technological Progress

JEL Classification: J21, J24, O33

(责任编辑:惠利、陈永清)