

# 机器人应用、人机适配与工资效应

屈小博 黄海\*

**内容提要** 本文利用中国企业-员工匹配调查数据,从微观层面研究机器人应用对劳动力工资的影响及其机制。研究发现,机器人应用能够带来5.4%的工资增长效应,从经验上验证了中国制造业企业机器人应用的“生产率效应”大于“替代效应”。作用机制是通过企业员工结构与机器人适配,提高企业全要素生产率,进而提高平均工资。新技术显著改变了不同技能的工资溢价,认知技能越高的员工,越有可能获得更高的工资。蒙特卡洛随机模拟表明,提升劳动者技能的公共政策可以有效应对新技术革命带来的收入差距扩大。本文的研究对于中国的智能化技术应用、人力资本积累和收入分配具有重要的政策含义。

**关键词** 机器人 全要素生产率 工资 人机适配

## 一 引言

人口老龄化已成为推动机器人发展的重要动力。从国际经验来看,快速老龄化的国家自动化技术已经得到广泛应用,比如经历人口结构快速变化的日本、韩国和德国,制造业每千人中工业机器人的数量都远超美国。机器人和智能自动化技术应用的跨国差异中,1/3以上可以由人口老龄化来解释(Acemoglu and Restrepo, 2022a)。中国也正在经历快速的人口结构转变,根据国家统计局公布的数据,2023年中国60

\* 屈小博(通讯作者):中国社会科学院人口与劳动经济研究所 电子信箱:quxb@cass.org.cn;黄海:北京大学经济学院 电子信箱:huanghainw@163.com。

作者感谢国家自然科学基金专项项目(72141310)、国家自然科学基金重大项目(23&ZD108)的资助,感谢匿名审稿专家的宝贵意见。当然,文责自负。

岁及以上人口约占总人口的21.1%<sup>①</sup>,已经进入中度老龄化社会。劳动力成本的上升正在推动经济增长方式的转型。与此同时,中国正在大量地应用以机器人、人工智能为代表的新技术,在一定程度上减轻了人口老龄化对劳动供给的影响。根据国际机器人联合会(International Federation of Robotics,简称IFR)2022年发布的数据,从2013年开始,中国已经成为全球最大的工业机器人市场。机器人兼具资本和劳动力的双重属性,一方面机器人可以承担劳动力要素角色,另一方面机器人也是企业投资形成的资本。大规模机器人应用将深刻影响劳动力市场,研究和评估机器人对工资的影响,是新技术应用与收入分配领域的重点问题。

本文使用中国企业与员工匹配抽样调查(China Employer-Employee Survey, CEES)数据,能够同时捕捉企业和员工的异质性特征,从而更深入地分析机器人应用对不同岗位、不同技能劳动力工资的影响。本文利用2016年和2018年两轮数据,采用工具变量法,从微观视角测量不同职业的技能水平,检验机器人应用对劳动力工资的直接效应及作用机制。国内现有文献大多基于行业或企业层面数据进行分析,本文更准确、更直接地反映了机器人应用对工资溢价的影响。企业应用机器人是基于自身生产技术和要素价格的选择,并非外生给定,微观层面的分析可以更好地观察和刻画企业技术选择与对工资的因果效应。

本文边际贡献主要体现在4个方面:(1)从微观层面探究机器人应用对工资的影响。国内已有文献主要基于行业层面,也有部分文献基于企业平均工资进行研究(王永钦和董雯,2023;綦建红等,2021)。行业和企业层面的平均工资难以反映新技术应用对不同劳动力工资的异质性影响,本文从微观层面揭示了机器人应用的工资溢价。(2)以中国经验证据检验Autor *et al.*(2003)、Acemoglu and Restrepo(2019、2022b)提出的“生产率效应”,证明中国制造业企业机器人应用的“生产率效应”大于“替代效应”。本文发现机器人应用提高了企业全要素生产率,主要通过企业员工结构与机器人的适配来实现。(3)本文从岗位、技能的视角分析新技术对不同人力资本回报的影响,发现认知技能越高,越有可能获得工资溢价。(4)新技术的应用可能加剧不同职业、不同技能劳动者之间的收入差距,本文的蒙特卡洛模拟表明,通过培训提升劳动力技能的公共政策可以有效缓解新技术革命带来的收入不平等问题。

本文以下部分安排为:第二部分是文献综述;第三部分是理论模型、假设和计量分析策略;第四部分是数据说明和变量描述性分析;第五部分是回归分析与稳健性检

<sup>①</sup> [https://www.stats.gov.cn/xxgk/jd/sjjd2020/202401/t20240118\\_1946711.html](https://www.stats.gov.cn/xxgk/jd/sjjd2020/202401/t20240118_1946711.html).

验;第六部分是作用机制与关于“人机适配”的分析;第七部分是分岗位和分技能水平的进一步分析;第八部分通过模拟分析,讨论应对技能回报差距扩大的公共政策;最后是结论与政策启示。

## 二 文献综述

技术进步与工资收入的关系一直是经济学研究的重点问题。20世纪下半叶以来,发达经济体高技能与低技能劳动者的劳动报酬出现“两极化”现象(吕世斌和张世伟,2015)。许多学者发现技术进步具有明显的技能偏向性(Murphy and Welch,1992;Acemoglu,1998;Autor *et al.*,1998)。Autor *et al.*(1998)认为,技术进步产生了对高技能劳动力的需求,从而提高了高技能劳动者的工资。Acemoglu(1998)发现高技能劳动力的供给增加,导致使用这种劳动的成本下降,使得技术朝着增加高技能劳动力的方向进步,从而增加技能溢价。国内相关研究也认为,技能溢价是有偏向性的技术进步导致的(宋冬林等,2010;董直庆等,2014;杨飞,2017;孔高文等,2020)。

Autor *et al.*(2003)根据自动化技术替代劳动力的特点,拓展了新古典模型,提出了基于工作任务的分析框架。该框架指出,劳动者与自动化技术在不同的工作任务中具有不同的比较优势,自动化技术既可能通过提高生产力带来工资增长,产生生产率效应,也可能通过替代部分劳动力降低工资,带来替代效应。

自动化技术在重复性、易编程任务中的优势,使得从事这类工作的劳动力面临被替代的风险(Acemoglu and Restrepo,2020),从而降低工资(Graetz and Michaels,2017)。已有研究发现从事常规任务的中等技能就业岗位更容易被自动化技术替代,导致欧美发达国家劳动力市场出现“就业极化”现象(Acemoglu and Autor,2011;Autor and Dorn,2013)。根据Frey and Osborne(2017)的估计,在美国有47%的岗位有被自动化替代的可能性。国内已有文献主要基于企业和行业层面,研究认为工业机器人应用会对企业的劳动力需求产生一定的替代效应,并且对制造业部门的工资水平产生显著负面影响(王永钦和董雯,2023)。

自动化技术能够通过提高产出效率带来工资增长,即带来生产率效应(Acemoglu and Restrepo,2019;Zhai and Liu,2023)。生产率提高会增加劳动需求,创造新的就业岗位。基于中国企业层面数据的研究认为机器人的应用会提高企业的劳动生产率,进而提高劳动者工资(余玲玲等,2019)。本文进一步从微观层面检验了机器人新技术应用导致企业全要素生产率(TFP)提高,进而提高工资的影响机制。而且,已有国

内文献研究的核心解释变量往往是行业层面的机器人应用,并不是对微观企业的直接度量。本文研究的是企业层面机器人新技术应用对劳动者个体工资的影响,不是行业的平均工资水平,而且本文从“人机适配”视角分析了新技术应用对不同技能劳动者工资的直接效应,从更一般意义上揭示了新技术变革对劳动力市场的影响。

通过对现有文献的综述可以看出:第一,已有文献的讨论主要集中在行业和区域层面,缺乏直接的微观经验证据。国内文献大多以学历来衡量技能水平,对个体而言不同劳动力具备不同技能,工作任务也不相同,机器人新技术的应用改变了传统的“人机关系”,对不同劳动力的影响存在异质性,这也是本文研究的出发点。第二,关于机器人应用如何影响劳动力工资,需要深入的经验证据。根据 Autor(2003)、Acemoglu and Restrepo(2019、2022b)的理论模型,生产率是机器人影响工资的重要途径,但鲜有文献基于企业生产率讨论机器人的应用,大多基于国别和行业层面进行讨论。本文在生产率效应的基础之上,通过经验研究发现企业员工结构与机器人的适配是企业全要素生产率提高的一个关键。第三,国内文献发现机器人对工作的影响与学历密切相关(孙早和侯玉琳,2019;李磊等,2021),本文的研究揭示了机器人应用如何影响不同工作岗位、不同技能劳动者的工资收益。第四,现有文献发现新技术革命会加剧收入不平等(王林辉等,2020),但缺少对相关应对策略的讨论。机器人是一种劳动要素增强型的技术进步,机器人应用会影响不同职业或工作岗位之间的收入分配。因此,在人口老龄化和新技术变革加速的背景下,本文的研究对于中国智能化技术的应用、人力资本积累和收入分配制度改革具有重要的政策含义。

### 三 理论模型、假设和估计策略

#### (一)理论框架和研究假设

Autor and Dorn(2003)、Acemoglu and Restrepo(2019、2022b)提出了基于工作任务的理论模型,分析在不同工作任务中技术与劳动力的比较优势,指出自动化技术对劳动力存在负向的替代效应和正向的生产率效应。本文借鉴上述文献构建理论模型。

考虑单个部门,有劳动力集合  $G(g_1, g_2, g_3, \dots)$ , 每个行业将工作任务  $M_i$  与资本  $K$ 、劳动力  $G$  结合进行生产<sup>①</sup>, 设定 CES 生产函数:

<sup>①</sup> 任务  $M_i$  是  $T_i$  的子集, 即  $M_i \subseteq T_i$ 。

$$y = \left( \frac{1}{M} \int_T (M_i \cdot y(x))^{\frac{\lambda-1}{\lambda}} \cdot dx \right)^{\frac{\lambda}{\lambda-1}} \quad (1)$$

$$y(x) = A_k \cdot \psi_k(x) \cdot k(x) + \sum_{g \in G} A_g \cdot \psi_g(x) \cdot l_g(x) \quad (2)$$

其中,  $y$  表示产出,  $A_i$  表示要素增强型技术,  $i \in \{k, g\}$ 。  $A_i$  提高意味着技术进步使得要素  $i$  在所有任务中的生产率都有所提高, 比如随着科技的发展, 人工智能技术不断成熟, 机器人、人工智能代表的资本  $k$  在生产中执行任何工作任务都有很明显的效率提升。  $\psi_k(x)$  表示资本在执行工作任务  $x$  时的生产率,  $\psi_g(x)$  表示  $g$  类型的劳动力执行某个具体任务  $x$  时的生产率。 如果某个技术能使得要素  $i$  执行特定的任务  $x$  时的生产率提高, 那么  $\psi_i(x)$  提高; 对于某个任务  $x$  如果要素  $i$  不能执行, 那么  $\psi_i(x) = 0$ 。  $l_g(x)$  表示分配给任务  $x$  的  $g$  类型的劳动力数量, 同样  $k(x)$  表示对于任务  $x$  分配的资本数量。

假设企业遵循成本最小化原则<sup>①</sup>, 且每个任务都是由一种要素生产:

$$T_g = \left\{ x: \frac{C_g}{A_g \cdot \psi_g(x)} \leq \frac{C_j}{A_j \cdot \psi_j(x)}, j \neq g, j \in G, g \in G; \frac{C_g}{A_g \cdot \psi_g(x)} \leq \frac{C_k}{A_k \cdot \psi_k(x)} \right\}$$

$$T_k = \left\{ x: \frac{C_k}{A_k \cdot \psi_k(x)} \leq \frac{C_g}{A_g \cdot \psi_g(x)}, \forall g \in G \right\} \quad (3)$$

其中,  $T$  表示总任务,  $T_g$  表示分配给劳动力类型  $g$  执行的任务,  $T_k$  表示分配给资本执行的任务。  $C_i$  表示使用要素  $i$  的成本。 对于给定劳动力市场上的劳动力供给  $l = (l_1, l_2, l_3, l_4 \dots)$ , 有对应的工资  $w = (w_1, w_2, w_3, w_4 \dots)$ , 使用劳动力的边际成本为  $C_g = w_g$ ; 设定使用资本进行自动化生产的设备为一种特殊最终产品  $y$ , 给定任务  $x$  使用的边际成本恒定为  $C_k$ 。 最终消费 *consume* 为总产出减去因生产自动化设备而消耗的最终产品:

$$consume = y - \int_T k(x) \cdot C_k \cdot dx \quad (4)$$

给定上述任务集合后, 遵循 Acemoglu and Restrepo (2022b) 的研究设定工作任务比例如下:

$$\Phi_g(w, \psi, A) = \frac{1}{M} \int_{T_g} \psi_g(x)^{\lambda-1} \cdot dx \quad (5)$$

① 当一项任务可以由不同要素进行生产时, 本文假定被分配给要素对于这项任务具有最高的生产率, 即被分配给要素具有严格的比较优势。

$$\Phi_k(w, \psi, A) = \frac{1}{M} \int_{T_k} \left( \frac{\psi_k(x)}{C_k} \right)^{\lambda-1} \cdot dx \quad (6)$$

其中,  $\Phi_g$  和  $\Phi_k$  分别指分配给类型  $g$  的劳动力与资本的任务比例。很明显,  $T_g$  和  $T_k$  直接决定任务比例, 根据(3)式中的不等式, 可以发现任务集合  $T_g$  和  $T_k$  取决于工资  $w$ 、生产率  $\psi$  和  $A$ 。

为了最大化消费, (4)式是要最大化的目标函数, 约束条件为式(1)-(3)<sup>①</sup>。设定拉格朗日乘子  $w_g$  (即为工资), 结合需求函数<sup>②</sup>得到均衡条件下的工资  $w_g$ :

$$w_g = \left( \frac{y}{l_g} \right)^{\frac{1}{\lambda}} \cdot A_g^{\frac{\lambda-1}{\lambda}} \cdot \Phi_g^{\frac{1}{\lambda}} \quad (7)$$

技术进步之后, 自动化技术会替代部分劳动力, 进而执行更多的任务。先将方程(7)取对数做差分可以得到:

$$d \ln w_g = \frac{1}{\lambda} d \ln y + \frac{\lambda-1}{\lambda} \ln A_g + \frac{1}{\lambda} d \ln \Phi_g \quad (8)$$

由于存在技术进步,  $o_g$  代表原本由劳动力执行的任务现在由自动化技术代表的资本来执行<sup>③</sup>, 类似于(5)式和(6)式, 定义因为自动化技术变动的任务比例为:

$$d \ln \Phi_g^{auto} = \frac{\frac{1}{M} \int_{o_g} \psi_g(x)^{\lambda-1} \cdot dx}{\frac{1}{M} \int_{T_g} \psi_g(x)^{\lambda-1} \cdot dx} \quad (9)$$

技术进步还体现在增强劳动力的生产能力。新技术的应用使得同样的劳动力执行同一工作任务具备更高的生产率  $\psi_g(x)$ 。例如, 有了自动导航系统, 司机能及时避开拥堵路段, 选择最近路线, 从而使得司机这一职业更有生产效率。当  $\psi_g(x)$  增加一个无穷小量  $d \ln \psi_g(x)$  时, 因为要素技术深化, 导致工作任务份额的变化可以表示为:

$$d \ln \Phi_g^{deep} = \frac{1}{M} \int_{T_g} \frac{\psi_g(x)^{\lambda-1}}{\Phi_g} \cdot d \ln \psi_g(x) dx \quad (10)$$

通过(9)和(10)式可以得到:

$$d \ln \Phi_g = (\lambda - 1) d \ln \Phi_g^{deep} - d \ln \Phi_g^{auto} \quad (11)$$

① 为了保证约束, 还需要  $l_g = \int l_g(x) dx$ 。目标函数是凹的, 约束集为凸集, 因此要么有唯一的解, 要么没有解。在这里再加上 Inada 条件  $\lim_{k \rightarrow \infty} F_k(k, l) < 1$ , 可以排除没有解的情况, 保证解的唯一性。

② 需求函数和具体推导过程见在线附录 D。

③  $o_g$  是  $T_g$  的子集, 即存在  $o_g \subseteq T_g$ 。



把(11)式代入动态方程(8)得到:

$$d\ln w_g = \frac{1}{\lambda} d\ln y + \frac{\lambda - 1}{\lambda} (\ln A_g + d\ln \Phi_g^{deep}) - \frac{1}{\lambda} \ln \Phi_g^{auto} \quad (12)$$

由方程(12)可知,类型 $g$ 的劳动力工资变化由三部分组成。右侧第一项 $d\ln y$ 为正,说明技术进步导致生产率提高,从而产出提高,对工资产生正向效应。右侧第二项的正负取决于类型 $g$ 的劳动力与其他要素的替代弹性 $\lambda$ 的大小,这体现了劳动生产率提升与产品价格下降的影响。如果 $\lambda$ 小于1那么技术进步会降低相对工资,说明价格因素给工资带来的影响强于前者。如果 $\lambda$ 大于1,则技术进步给工资带来的正向变化强于后者的影响(Acemoglu and Restrepo, 2022b)。技术进步最重要的表现是生产率的提高,这包括两方面:一是体现在要素增强的技术 $A_g$ 提高,使得劳动力执行每项工作任务的生产率都有提高;二是执行某一项具体工作任务的生产率 $\psi_g(x)$ 得以提高,劳动力执行某一项工作任务 $x$ 具有相对优势,从而使得劳动执行的工作任务份额增加 $d\ln \Phi_g^{deep}$ ,这两项都是全要素生产率的来源。根据模型的理论逻辑,生产率的提高体现在方程(12)右侧的第一项和第二项。方程(12)右侧的第三项表示自动化技术带来的替代效应,即由于自动化技术导致的劳动力执行的工作任务减少,进而减少对劳动力的需求,从而对工资产生负面影响。基于上述分析,本文提出理论假设1。

**假设1:** 机器人应用将引起企业内部的工资变化,由于不同岗位的替代效应相对于生产率效应的大小存在差异,因此机器人应用对不同岗位工资的影响具有显著差异。

对于一线生产工人,自动化技术可能直接替代其部分工作,导致他们的工资提升较小,即方程(12)右侧第二项相对较小,而第三项更大。相反,对一些研发岗位,引入机器人新技术可能显著增加劳动力自身的生产率,从而使方程(12)右侧第二项相对较大,第三项更小。现实中很难对方程(12)进行直接的验证,因为现有的数据难以从微观层面直接准确的测量企业工作任务的动态变化。但根据 Acemoglu and Restrepo (2022b)的理论,工资变动实质上由生产率效应和替代效应共同决定。生产率效应一方面指的是由于生产率的提高,劳动者的边际劳动产出提高;另一方面,生产率效应会促使企业进一步追加投资扩大产出,增加劳动力需求,因此创造就业。

虽然受数据限制并不能直接验证方程(12)右侧第二项的正负,但是如果将右侧前两项看作一个整体作为生产率效应 $\mu\phi_g^{prod}$ ,那么方程(12)可以简化为:

$$d\ln w_g = \mu\phi_g^{prod} - \frac{1}{\lambda} \ln \Phi_g^{auto} \quad (13)$$

方程(13)的含义是,工资由生产率效应和替代效应共同决定。方程(13)右侧第二项表示因为替代导致的劳动力需求下降,对工资的影响为负。如果生产率效应一方面提高了产出,但同时使得产品价格大幅下降,方程(13)右侧第一项有可能为负,所以并不能确定生产率效应对工资的影响一定为正。但如果实际能观察到  $d\ln w_g$  为正,就能确定生产率效应一定为正,即方程(13)右侧第一项为正,且生产率效应大于替代效应。在此基础上,如果机器人应用的企业生产率提高,那么理论上就验证了生产率效应大于替代效应。本文据此提出理论假设2。

**假设2:** 机器人新技术应用产生的工资增长效应来自企业TFP的提高。人工智能、机器人等新技术的应用,导致企业各要素的生产率可能都会发生变化,影响企业的绩效。

方程(13)表明如果平均工资提高,则生产率一定会上升,因为工资的变化取决于生产率效应与替代效应的大小。方程(12)右侧第一项和第二项均是生产率带来的变化,而第三项是替代效应带来的变化。如果观测到机器人的应用导致劳动力工资提高,那么企业TFP一定会提高。

## (二)估计策略

如果机器人应用对工资产生正向效应,根据方程(13),则说明是生产率在其中发挥着关键性的作用。首先,采用以下计量模型估计企业使用机器人对工资的影响:

$$Y_{icjt} = \beta_0 + \beta_1 robot_{cjt} + \alpha X_{icjt} + \gamma Z_{cjt} + \delta_k + \tau_t + p_j + \varepsilon_{icjt} \quad (14)$$

其中,  $Y_{icjt}$  代表  $t$  年  $j$  省  $c$  企业员工  $i$  的工作收入,用月收入的对数衡量。  $robot_{cjt}$  是虚拟变量,代表  $t$  年  $j$  省  $c$  企业是否采用了机器人,如果采用则取值为1,没有采用则取值为0。  $X_{icjt}$  代表员工层面的特征,包括性别、婚姻状况、受教育程度、户籍、工作经验以及工作任务技能得分。  $Z_{cjt}$  代表企业层面特征,包括企业是否出口、企业年龄、规模、所有权性质和资本劳动比。  $\delta_k$ 、 $p_j$  和  $\tau_t$  分别是行业、省份和时间固定效应,  $\varepsilon_{icjt}$  为残差项,为了解决工资水平在企业层面的序列相关性,本文采用在企业层面聚类的标准误。

如果企业采用机器人新技术是随机行为,那么方程(14)通过最小二乘法(OLS)即可获得本文关注的因果效应。然而,企业使用机器人的决策并不是随机的。企业做出使用机器人的决策很可能是因为一些无法观测的企业特征(如企业的发展战略、经营管理效率及企业家自身能力等),如果存在这样的因素,则  $robot$  与  $Y_{icjt}$  存在内生性。

本文使用工具变量法缓解内生性对估计结果的影响。工具变量采用样本城市层面企业购买机器人时获得政策补贴的企业占所有企业的比例  $subsidy$ 。不同城市对机器人补贴的政策有所不同,但对具体企业来说都是相对外生的。同时,如果一个城市



补贴力度越大,企业采用机器人的可能性越大。第一阶段回归形式如下:

$$robot_{cjt} = \varphi_0 + \varphi_j subsidy_{jmt} + \alpha_f X_{icjt} + \gamma_f Z_{cjt} + \delta_k + \tau_t + p_j + \eta_{jt} \quad (15)$$

其中,  $subsidy_{jmt}$  为  $j$  省  $m$  城市在  $t$  年的补贴强度,其余设定与方程(14)相同,  $\varphi_j$  捕捉的是企业因为补贴强度变化导致的使用机器人的概率变化。

如果通过回归结果说明机器人应用直接提高了企业的生产率,则能为理论模型方程(13)提供直接的证据,说明生产率在其中发挥着关键性作用。本文结合 CEES 企业层面的财务数据,利用 LP 法和 OP 法计算每个企业的全要素生产率,然后估计方程(16):

$$TFP_{cjt} = \xi_0 + \xi_f robot_{cjt} + \gamma_f Z_{cjt} + \delta_k + \tau_t + p_j + \varepsilon_{jt} \quad (16)$$

其中,  $TFP_{cjt}$  为  $t$  年  $j$  省份  $c$  企业的全要素生产率,其余变量设定与方程(14)相同。由于机器人应用带来的生产率提高是工资增长的重要推动力,如果从方程(14)能观察到机器人应用导致了工资的提高,那么从模型(16)的估计结果中就能观察到机器人应用提高了企业的生产率,所以预期  $robot_{cjt}$  的系数应大于 0。

机器人对不同职业有不同的影响(Acemoglu *et al.*, 2020)。本文将员工的岗位类型分为企业高管、一般管理人员、研发人员、销售人员和生产工人。不同岗位的工作任务不同,从而表现出与机器人不同的关系。比如生产工人更偏向于简单重复性任务,更容易被自动化技术代替。从机器人应用的过程中获益越大的岗位,其工资提高幅度越大。

“人机适配”是机器人和人工智能提升生产率的关键途径(Messeri *et al.*, 2021)。本文的“人机适配”指企业人员结构与机器人之间的适配,而非个体层面的适配。这主要基于三点原因:第一,个体员工的生产效率难以通过数据准确衡量,特别是非生产性员工(如管理和研发人员)的产出难以量化。因此,分析企业整体的员工结构与机器人适配更具可操作性。第二,即便获得个体效率数据,员工间的效率差异并不完全由机器人应用决定,还受员工能力和工作性质影响。因此,企业层面的适配分析能够减小个体差异的干扰。第三,个体层面的机器人应用存在难以识别的溢出效应。机器人应用通常伴随企业整体生产工艺和管理方式的升级,导致整体效率提升。某一岗位效率的提高可能来源于企业整体的升级,也可能来源于机器人应用本身。从企业层面讨论人机适配,能考虑企业整体的生产流程和组织管理,进而能帮助识别出如何通过调整企业员工结构实现更高水平的人机适配,提高企业整体效率,而不仅仅是单个员工的表现。

此外,本文还进行了分岗位、分技能的异质性分析。如果工资增长来源于生产率

的提高,那么平均而言对企业全要素生产率贡献更大的工作岗位或职业,其工资将提高更多。本文度量了劳动力的认知技能、交流技能和操作技能得分,并且使用技能得分与企业是否应用机器人的交互项,进一步探究不同技能劳动力受企业应用机器人影响的差异。

## 四 数据说明和描述性分析

### (一)数据说明

本文的数据来自2016和2018年中国企业-员工匹配调查(China Employer-Employee Survey, CEES),该调查由中国社会科学院、清华大学、香港科技大学和武汉大学共同实施。2016年CEES调查包括广东省和湖北省,根据制造业就业人数抽取20个区县,每个区县抽取50个制造业企业,然后按分层等距抽样方法在企业内部按照不同岗位随机抽取7-10名员工样本。2018年CEES调查范围扩展到广东、湖北、四川、江苏和吉林五省。CEES调查数据不仅包括企业基本信息、生产、经营、财务等方面的指标,还包含机器人应用的直接度量信息。员工层面信息包括工作特征、人口学特征及工作任务、技能相关情况等信息。本文剔除了关键变量缺失的样本,为避免极端值的影响,对所有连续变量进行1%的缩尾处理。

### (二)关键变量描述性分析

图1a展示了应用机器人和未应用机器人两类企业中员工工资的核密度分布。有机器人应用的企业员工工资分布更偏向右侧,说明整体上有机器人应用的企业员工平均工资更高。图1b进一步描述了有机器人应用的和没有机器人应用的企业中不同岗位的月工资。可以看出不同岗位的月工资分布存在明显差异。企业高管的月工资中位数最高,研发人员次之,一线生产工人最低。不论是一线生产工人、一般管理人员、研发人员、销售人员还是高管,有机器人应用的企业各类工作岗位员工平均月工资均高于没有机器人应用的企业。

本文核心解释变量为员工所在企业是否有工业机器人应用,使用则取值为1,否则取值为0。CEES调查询问了机器人应用的细节,比如机器人品牌、平均使用寿命和用途等<sup>①</sup>。20%的员工样本所在的企业应用了机器人,同时有15%的样本企业应用了机器人。

<sup>①</sup> 本文对机器人的定义与世界机器人联合会(IFR)的定义一致。

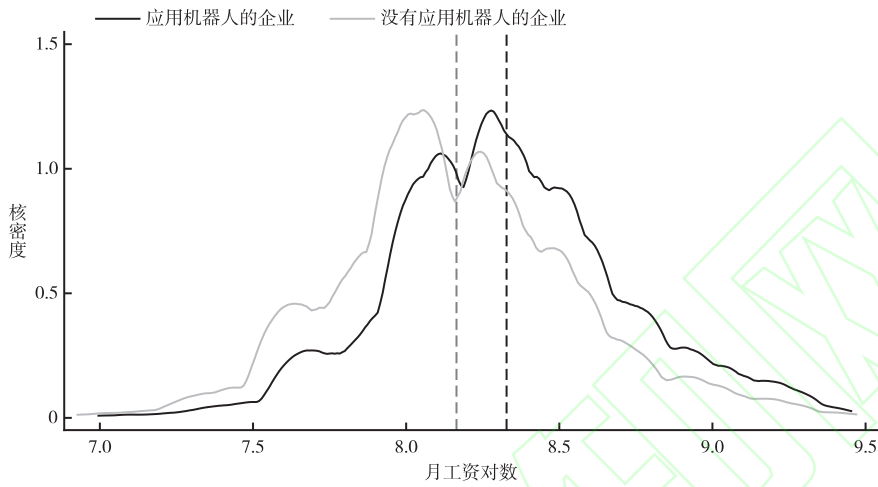


图 1a 总体工资分布

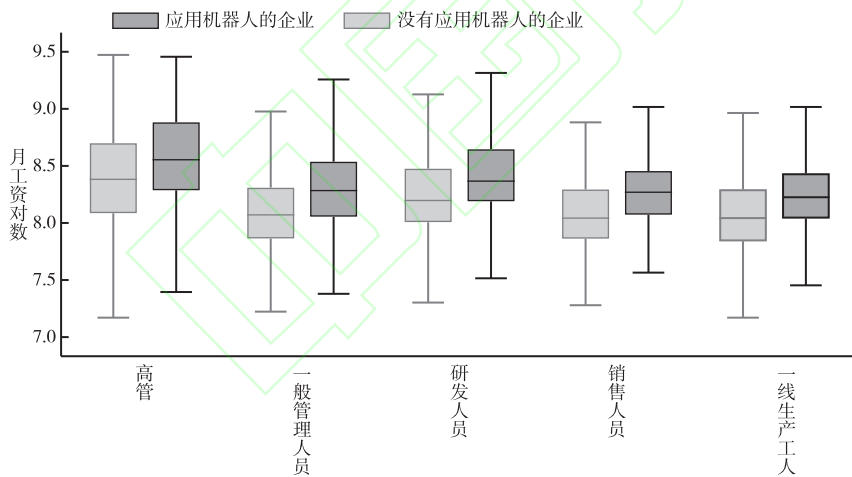


图 1b 不同岗位工资差异

员工层面的控制变量包括性别、婚姻状况、受教育程度、户口状态、工作经验以及技能得分。本文计算了每个样本员工的认知型、交流型和操作型工作任务得分<sup>①</sup>，计算方法是根据世界银行 STEP (Skills toward Employment and Productivity) 技能测量框架的指标，经过标准化得到。技能得分从不同的维度衡量了工作任务的重点和异质

① 关于技能得分的详细解释见在线附录 C。

性。如图2所示,认知技能在管理、研发和销售岗位中有较高的要求,企业高管交流技能较强,操作技能在一线生产员工中要求较高。

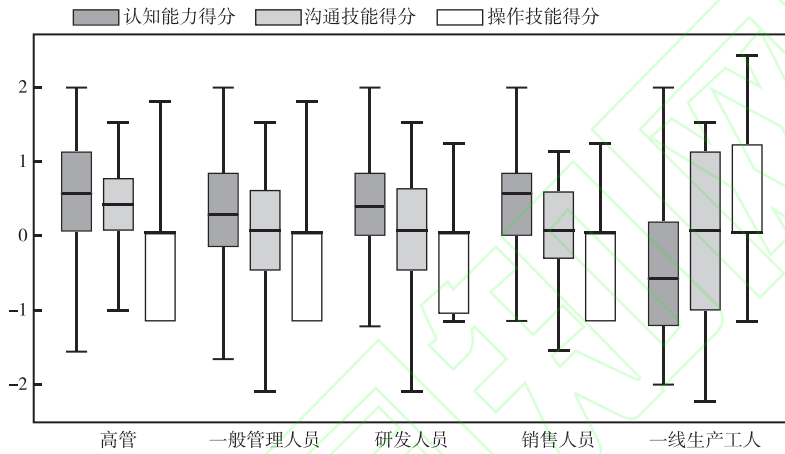


图2 不同岗位技能得分差异及分布

企业层面控制变量包括是否出口、企业年龄、规模、所有权性质和资本劳动比。表1是本文主要变量的描述性统计。

表1 主要变量描述性统计

变量名	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
核心解释变量					
机器人应用	25 706	0.20	0.40	0	1
员工层面变量					
性别	25 706	0.54	0.50	0	1
婚姻状况	25 706	0.80	0.40	0	1
户口状态	25 706	1.59	0.86	1	3
受教育程度	25 706	1.98	0.80	1	3
工作岗位	25 706	3.17	1.73	1	5
工作经验	25 706	18.26	10.37	0	43
认知能力得分	25 706	0	1	-2.00	2.00

## 机器人应用、人机适配与工资效应

(续表)

变量名	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
交流能力得分	25 706	0	1	-2.23	1.53
操作能力得分	25 706	0	1	-1.15	2.43
企业层面变量					
资本劳动比	3486	0.79	1.49	0	54.26
出口情况	3486	0.42	0.49	0	1
企业年龄	3486	11.80	8.80	0	67
企业规模	3486	2.28	0.78	1	4
所有制性质	3486	2.09	0.49	1	3

说明:性别和婚姻状态均是虚拟变量,男性=1,已婚=1;户口为分类变量,本地户口=1,外地非农户口=2,外地农业户口=3;受教育程度为等级变量,初中及以下=1,高中=2,大专及以上=3;工作岗位为分类变量,高管=1,一般管理人员=2,研发人员=3,销售人员=4,生产工人=5;出口情况为虚拟变量,有出口=1。企业规模为等级变量,大型(员工1000人及以上)=4,中型(员工300人至1000人)=3,小型(员工20人至300人)=2,微型(员工20人以下)=1;所有制性质为分类变量,国有=1,民营=2,外资=3。

本文采用OP法和LP法计算样本企业的全要素生产率。OP法的指标选取参考Giannetti *et al.* (2015)、程晨和王萌萌(2016)的研究,产出是企业营业收入的自然对数,劳动力投入使用员工人数的自然对数,资本投入采用固定资产的自然对数,企业投资为固定资产投资总额。LP法则是根据人工成本和原料成本对中间投入进行估计。

2016年和2018年的企业调查数据包括详细的企业财务指标,这为计算全要素生产率提供了丰富的资料<sup>①</sup>。TFP分布如图3所示,两种方法计算的全要素生产率有差别,以OP法计算的全要素生产率的分布相较于LP法更分散,而且OP法计算得到的分布在LP法计算的右侧,说明以OP法计算得到的全要素生产率均值更大。除了方法不同造成的结果差异以外,样本企业主要是中小企业,会计财务系统不完善也是一个重要的原因。

<sup>①</sup> 2018年与2016年CEES调查的财务状况问题设置略有不同。2018年相关的变量包括过去三年的营业总收入、营业总成本、流动与非流动资产总额。2016年的调查包括过去三年的主营业务收入与成本、固定资产净值、中间投入总值、总销售额。



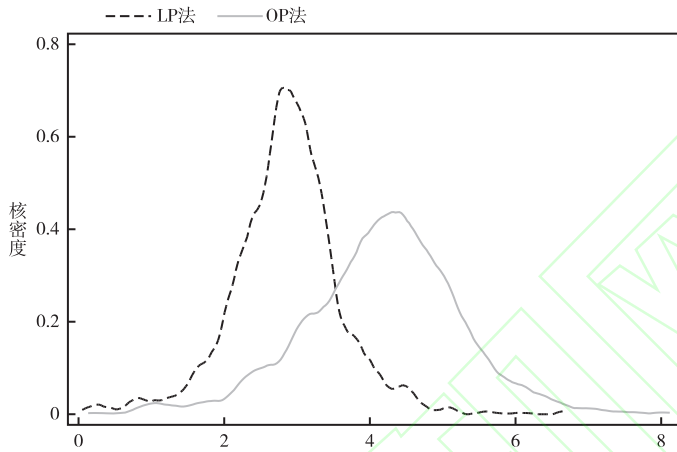


图3 全要素生产率的分布

### (三) 人机适配与企业表现

机器人在生产中的应用可以分为直接和间接应用两个层面,对企业运营和员工工作方式的影响深远而广泛。深入探讨这两种应用,对于理解“人机适配”如何提升企业生产率至关重要。

在直接应用层面,机器人与一线工人协作工作,虽然更多是替代工人,但仍需要人操作和维护,确保人与机器的有效连接以降低成本、提高效率。这直接影响研发人员和一线工人,进而提高企业整体生产效率。在间接应用层面,机器人提升了生产的智能化和数字化,研究人员能更好地分析和优化工序,管理人员可以更有效地调配资源,高层管理者则通过制定自动化方案和员工培训计划,支持机器人的部署与应用。为了验证员工结构与机器人适配对企业整体运行的影响,本文以研发人员为例,从企业创新能力和运营效率两个方面进行讨论。

#### 1. 创新能力

本文以企业申请专利数量的对数衡量企业的创新能力,然后分别用企业的专利申请数量和企业研发人员占比作为被解释变量,对企业特征(企业年龄、资本劳动比、是否是出口、所有权特征、企业员工规模以及企业所处行业)进行回归,得到专利申请数量 and 研发人员占比的残差。然后将样本分为有机器人和没有机器人的企业,以专利申请数量的残差作为被解释变量对研发人员占比的残差进行分样本回归,得到两条不同斜率的直线。图4是剔除了企业可观测特征对专利申请量的影响后,专利申请量与研发人员的关系。可以看出,有机器人的企业比没有机器人企业的拟合直线

斜率更大。相比于没有机器人的样本企业,研发人员占比同等增加,应用机器人的企业专利申请量提高更大。

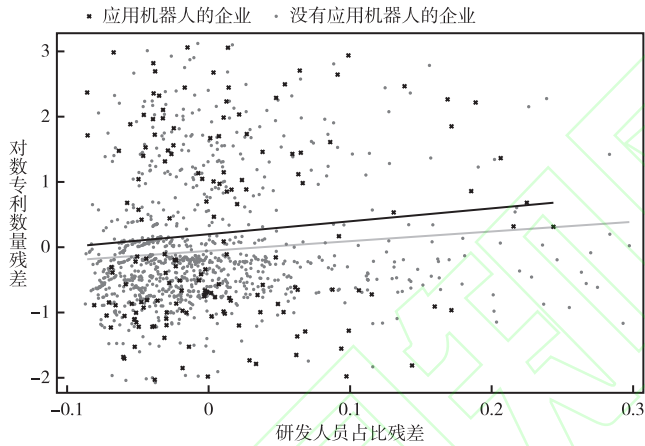


图4 专利申请量与研发人员占比

## 2. 运营效率

人均销售收入是企业现金流和利润的重要来源,一定程度上也可以反映员工的生产效率。图5区分有机器人和没有机器人的企业,展示了研发人员占比对人均销售收

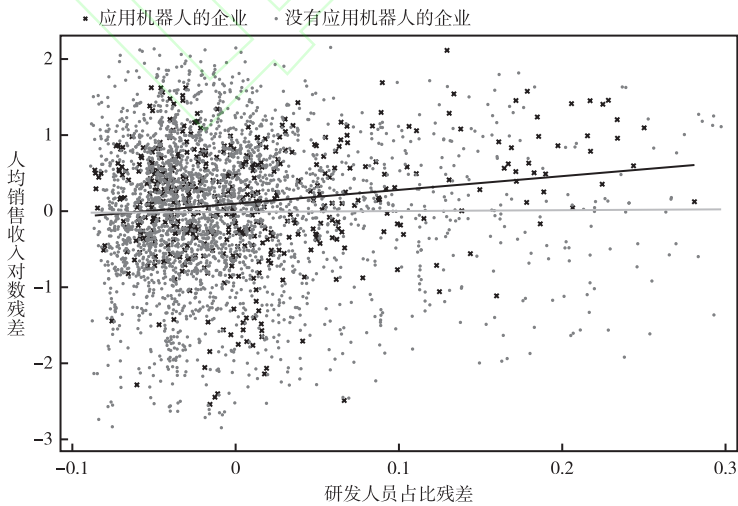


图5 人均销售收入与研发人员占比

人的影响。纵轴是用人均销售收入对企业特征回归得到的残差,横轴是研发人员占比对企业特征回归的残差。从图5可以看出,相较于没有机器人的样本企业,有机器人的样本企业拟合直线斜率更大( $1.828 > 0.077$ ),更显著( $t$ 值= $3.89 > 0.29$ )。在有机器人应用的企业中,增加研发人员的投入能更明显地提升销售收入,机器人的引入能够显著增强研发投入的有效性。该结果意味着如果研发人员与机器人应用的适配度较高,则企业能够有效利用机器人技术提升生产效率,将研发投入转化为企业收入。

## 五 回归结果分析

### (一)基准回归

表2是控制行业、时间及省份固定效应后,企业机器人应用对员工工资的基准回归结果,机器人应用的估计系数均为正,说明机器人应用对制造业员工的工资有正向效应。表2第(2)列未控制员工特征,估计结果显示采用机器人的企业员工平均工资相较于未采用的企业员工会高出6.3%。但员工自身能力的不同也会引起工资的差异,第(2)列结果也包含了员工个体差异的影响。表2第(1)列是加入员工特征控制后的估计结果,机器人应用的估计系数从0.063下降至0.054,但仍在1%水平显著。表2第(3)列仅控制员工个体特征,但没有控制企业特征,估计系数为0.081,说明具有同样特征的员工在不同企业所获得的工资回报有所不同。

表2	基准回归结果		
	(1)	(2)	(3)
机器人应用	0.054*** (0.015)	0.063*** (0.016)	0.081*** (0.014)
男性	0.187*** (0.007)		0.186*** (0.007)
已婚	0.046*** (0.008)		0.046*** (0.008)
户口状态	0.059*** (0.005)		0.063*** (0.005)
受教育程度	0.089*** (0.006)		0.089*** (0.006)
工作经验	0.019*** (0.001)		0.018*** (0.001)
工作经验二次项	-0.038*** (0.003)		-0.037*** (0.003)

## 机器人应用、人机适配与工资效应

(续表)

	(1)	(2)	(3)
操作技能得分	-0.013*** (0.003)		-0.012*** (0.003)
沟通技能得分	0.015*** (0.003)		0.016*** (0.003)
认知技能得分	0.087*** (0.004)		0.088*** (0.004)
出口	-0.018 (0.013)	-0.018 (0.014)	
企业年龄	-0.004*** (0.001)	-0.003*** (0.001)	
资本劳动比	0.007 (0.006)	0.024*** (0.007)	
企业规模	0.056*** (0.008)	0.063*** (0.008)	
常数项	7.515*** (0.031)	8.057*** (0.023)	7.608*** (0.022)
省份固定效应	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
观测数	25 706	25 706	25 706
R <sup>2</sup>	0.295	0.106	0.284

说明:括号内是企业层面聚类标准误,\*、\*\*和\*\*\*分别代表在10%、5%和1%水平上显著。下表同。

国内现有文献大多考察企业层面或者个体层面(王永钦和董雯,2020),而劳动力就业是一个双向选择的过程,劳动力的工资与企业特征、个人特征都有很大的关系,本文同时考虑了企业和员工两个方面的因素,提供了机器人影响工资的直接证据。表2的结果表明,如果仅考虑企业特征或者员工特征,估计结果会高估。

### (二)内生性的影响

基准回归中内生性的来源主要来自两个方面:第一是自选择问题,机器人应用是企业一定条件下做出的自主性选择行为,而且有条件应用机器人的企业往往有能力给员工支付更高水平的工资。第二是遗漏变量问题,企业层面某些难以直接观测的特征(如企业的经营管理效率和企业家自身的能力),可能会影响是否应用机器人的决策,这些特征同时也会对员工的工资产生影响。

本文采用工具变量法纠正内生性,使用一个城市中购买机器人受政府补贴的企

业占有所有样本企业的比例,作为机器人应用的工具变量(余玲铮等,2021)。本文工具变量是截面数据,不存在时间变化,原因有两方面:其一,补贴虽然存在明确的时间,但是补贴发放的时间有所滞后<sup>①</sup>,本文核心解释变量及相关的个人信息、企业信息不能与之匹配。“补贴”和“购买”并非同时,现实中许多企业购买机器人与获得补贴往往存在较长时间差。比如,2014年购买机器人,但是2015或2016年才获得补贴,补贴年份与机器人使用年份精确匹配存在困难。其二,2016年CEES调查包括湖北和广东两省,2018年扩展到广东、湖北、四川、江苏和吉林五省。若政策补贴随时间变化,仅湖北和广东存在变动,而其他省份工具变量仍为截面数据。由于数据仅为两期,工具变量的时间变异性不足以支撑有效识别。

工具变量取值越大,表示补贴强度越大,企业应用机器人的动机就越强,而且这是政府对企业购买机器人的补贴政策,具有相对的外生性。工具变量估计结果见表3,第一阶段回归的F值均大于10%偏误下的临界值,通过弱工具变量检验。第二阶段回归中机器人应用的系数仍然显著为正,基准回归的结论并没有改变。

表3 工具变量估计结果

	(1) 月工资对数	(2) 月工资对数	(3) 月工资对数
	第二阶段回归		
机器人应用	0.372*** (0.075)	0.443*** (0.084)	0.362*** (0.067)
	第一阶段回归		
政策补贴强度	0.728*** (0.094)	0.732*** (0.094)	0.806*** (0.097)
第一阶段F值	59.8	60.3	68.4
企业特征	控制	控制	未控制
员工特征	控制	未控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制
观测数	25 706	25 706	25 706

说明:第一阶段F统计量是Kleibergen-Paap Wald F统计量,均大于Stock and Yogo(2005)提出的10%水平偏误下的临界值。

<sup>①</sup> 2016年该调查问题询问了2013-2015年的补贴情况,2018年调查问题则询问了2015-2017年的补贴情况。



为了说明工具变量估计结果的稳健性,本文对工具变量做进一步分析。工具变量估计的是遵从者的处理效应,但在实际研究中很难识别出哪些是具体的遵从者。本文根据 Guriev *et al.*(2021)的研究估计遵从者。具体而言,将工资取对数并对所有的控制变量进行回归,获得工资对数的条件期望 $E(\ln wage|X)$ 。将工具变量做同样的处理,得到工具变量的条件期望 $E(IV|X)$ ,绘制的散点拟合图见图6。因为周围受补贴的企业越多,企业采用机器人的动机越强,拟合线向右上方倾斜,遵从者应符合这一趋势,所以分布在图的左下角和右上角,黑色圆点为估计得到的遵从者,灰色叉点为估计得到的非遵从者。

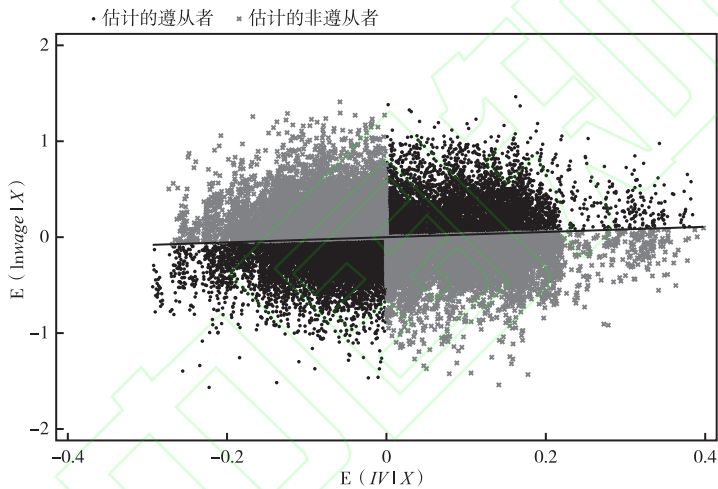


图6 散点拟合图

图6中存在不少的离群点,本文将残差值按照1%缩尾处理后重新绘制散点图(见在线附录B1)。将样本缩尾之后,重新进行工具变量估计(见在线附录A1)。相较于表3,第一阶段和第二阶段的估计结果变化不大。

本文通过描述遵从者的大致特征,为工具变量法估计的稳健性提供可能的解释。以是否是遵从者作为因变量,以员工特征作为自变量进行回归,寻找遵从者的特征。表4显示是否是遵从者与大部分员工的可观测特征在统计上没有相关关系,但认知能力得分的系数显著为正,说明遵从者更可能是认知能力得分较高的个体。这为IV估计得到的系数相较OLS更大提供了一个可能的解释,企业应用机器人之后,认知能力越高的员工,越有可能获得更高的工资溢价,而认知能力越高的人成为遵从者的概率越大,IV的估计结果比OLS大。

表4 遵从者的特征估计

	男性	已婚	户口 迁移	受教育 程度	工作 经验	工作经 验平方	操作能 力得分	交流能 力得分	认知能 力得分
系数	0.150	-0.006	0.003	0.008	0.002	-0.002	-0.004	-0.008*	0.013**
标准误	(0.010)	(0.013)	(0.007)	(0.008)	(0.002)	(0.004)	(0.005)	(0.004)	(0.006)

说明:回归中的因变量为是否是遵从者,如果是遵从者则为1,否则为0。自变量为员工可观测的特征。作者同样尝试单独回归和加入企业控制回归,结果均变化不大。

### (三)稳健性检验

#### 1. 考虑数控设备因素

数控机器设备与机器人对生产的作用相似,都是提高自动化生产的重要手段,基准回归估计的效应中也可能包含数控设备对工资的影响。因此本文控制数控设备因素,估计结果见表5的Panel A,机器人应用的IV估计系数为0.384,与表3工具变量回归结果0.372相差不大,机器人对劳动力工资的正向效应依然稳健。

#### 2. 替换被解释变量和解释变量

表2基准回归中被解释变量是员工个体的月工资。此处用年收入替换月工资,观察核心解释变量的回归系数是否会发生明显的变化,具体回归结果如表5的Panel B所示。替换被解释变量后,回归系数并未发生较大的变化。

机器人价值这一变量涉及工业机器人种类、功能以及品牌等诸多因素,本文根据相同年份其他企业购买机器人的平均价值进行估算。以机器人价值为核心解释变量的估计结果如表5的Panel C所示,估计系数仍然为正。

#### 3. 考虑样本权重

CEES调查对员工抽样时,从每家企业每种岗位(中高层管理人员、一般管理人员、研发人员、销售人员、一线生产人员和其他人员)中抽取不少于1人,导致每个样本员工代表的对应岗位人数存在差异。例如,在一个企业当中,有20人的生产岗位,每个工人被抽到的概率为0.05,那么抽到的一个生产工人能代表20人,而在一个生产岗位只有10人的企业中,每个工人被抽到的概率为0.1,能代表10人,如果直接估计,在样本有限的情况下会出现信息损失(MacKinnon and White, 1985)。为了更好地反映总体情况,本文利用每个样本员工所在企业所对应的工作岗位类型总人数赋样本权重。加权回归结果如表5的Panel D所示,OLS和IV估计结果分别为0.053和0.365,并且在1%显著性水平,与表2基准回归结果和表3工具变量回归结果比较接近。

## 机器人应用、人机适配与工资效应

表 5

### 稳健性检验

	(1) OLS	(2) 2SLS
Panel A 加入数控设备控制变量		
机器人应用	0.051*** (0.015)	0.384*** (0.081)
应用数控设备	0.016 (0.011)	-0.016 (0.016)
观测数	25 706	25 706
Panel B 替换被解释变量		
机器人应用	0.085*** (0.017)	0.458*** (0.093)
观测数	25 419	25 419
Panel C 替换解释变量		
机器人价值对数	0.008*** (0.003)	0.066*** (0.014)
观测数	12 246	12 107
Panel D 考虑样本权重		
机器人应用	0.053*** (0.015)	0.365*** (0.078)
观测数	25 028	25 028
Panel E 不同的聚类标准误		
机器人应用	0.054 [0.016]*** {0.013}***	0.372 [0.165]** {0.172}*
观测数	25 706	25 706
企业特征	控制	控制
员工特征	控制	控制
行业固定效应	控制	控制
省份固定效应	控制	控制
时间固定效应	控制	控制

说明：小括号内为聚类到企业层面的标准误，中括号内为聚类到城市层面的标准误，大括号内为双向聚类的标准误。

#### 4. 不同的聚类标准误

基准回归中核心解释变量是企业层面的变量，因变量是一个城市内部不同职业

和工作岗位的工资。在相同的经济政策环境中,有可能存在序列相关性,同一个行业的员工工资也可能存在序列相关性。本文尝试对基准回归中的标准误聚类到城市层面,结果如表5 Panel E所示。此外,为解决潜在的行业层面序列相关问题,本文将标准误按照行业-城市双向聚类,表5 Panel E也报告了双向聚类的估计结果。Panel E的估计结果表明,本文基准回归结论是稳健的。

#### 5. 去除高管样本

高管人群的工资结算、工作方式与一般员工有所不同,本文将高管样本排除,重复基准回归和工具变量回归(详见在线附录A2和A3),排除企业高管样本之后估计结果依然稳健。

#### 6. 加入城市固定效应

本文控制省级固定效应是因为工具变量为城市层面变量而且不随时间变化,在工具变量估计中加入城市固定效应会导致系数被吸收。由于不能在工具变量估计中加入城市固定效应,本文的结果有可能受城市层面的差异驱动。为此,本文在基准回归中加入城市固定效应,如果结果是由城市层面的差异驱动的,估计结果应该相比基准回归有较大变化。结果详见在线附录A4,与基准回归变化不大,结果依然稳健。

## 六 作用机制与人机适配

### (一) 作用机制

表2和表3回归结果都表明机器人应用会对员工平均工资产生显著的正向效应。此处将验证理论假设2即机器人应用的生产率效应。本文用OP法和LP法分别计算企业层面的全要素生产率,观察机器人应用对企业全要素生产率的影响,表6第(1)(2)列是企业层面的回归结果。机器人应用的回归系数显著为正,说明机器人应用显著促进了企业全要素生产率的提高。为了进一步验证全要素生产率对劳动力工资的影响,本文将TFP纳入控制变量,结果如表6第(3)(4)列所示。不论是将OP法还是LP法计算的全要素生产率因素加以控制之后,机器人应用的估计系数相比基准回归均显著有所下降。这表明全要素生产率在机器人对工人工资的影响之中起到关键作用。因此,本文验证了机器人应用能显著提高企业的全要素生产率,进而提高平均工资水平,验证了假设2。

表6 TFP作用机制验证

	(1)	(2)	(3)	(4)
	TFP(OP法)	TFP(LP法)	月工资对数	月工资对数
机器人应用	0.216*** (0.048)	0.126*** (0.041)	0.044*** (0.016)	0.041** (0.017)
TFP(OP法)			0.024*** (0.006)	
TFP(LP法)				0.023** (0.010)
企业特征	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
观测数	3486	2927	18 636	16 055
R <sup>2</sup>	0.285	0.166	0.306	0.305

说明:括号中是稳健标准误,\*、\*\*和\*\*\*表示在10%、5%和1%水平上显著,下表同。

本文还从企业对工作岗位需求的角度讨论机器人应用的影响机制。如果企业应用机器人增加了企业对某种类型岗位的需求,那么在短期供给不变的情况下,该工作岗位劳动力的工资可能会升高。从表7第(1)(2)列的估计结果可以发现,在控制其他变量的情况下,应用机器人的企业往往研发人员的占比更高,对研发人员岗位有更多需求。这可能意味着企业应用机器人会改变企业对员工的需求,从而影响工资。

表7 影响机制——员工结构和企业创新

	(1)	(2)	(3)	(4)
	研发人员比例	生产人员比例	是否申请专利	专利申请数量
机器人应用	0.010*** (0.004)	-0.012 (0.008)	0.028* (0.016)	0.107** (0.049)
企业特征	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
观测数	3486	3473	3486	3486
R <sup>2</sup>	0.068	0.152	0.262	0.226

本文还进一步探究机器人应用与专利申请的关系,专利申请数量在一定程度上代表企业的创新能力,创新能力越强,企业的盈利能力也会越强,员工工资也可能越高。根



据表7第(3)列,应用机器人的企业更有可能申请专利,表7第(4)列表明,应用机器人的企业专利申请数量更多。因此,应用机器人的企业通常创新能力更强,更有可能通过创新来提高企业的盈利能力,进而对工资产生正向影响,并且机器人的应用促进专利数量的增加,也从侧面说明应用机器人的企业中,研发人员的作用会得到更好的发挥。

## (二)人机适配——人员结构与机器人适配

本文验证了机器人应用能够提升企业生产率,从而推动员工工资的增长。然而,生产率的提升并非在所有情况下都能实现,这个过程需要企业的员工结构与机器人应用有良好的适配,这是全要素生产率能否显著提高的关键。为此,本文进一步探讨人机适配与企业生产效率之间的关系。

图7根据是否有机器人和是否有研发人员将样本企业分为四组,如果在企业层面有研发人员的员工结构与机器人更适配,那么有机器人且有研发人员的样本企业的平均全要素生产率会更高。图7是在不同组内的全要素生产率的分布。本文借鉴双重差分的思路:在没有机器人的样本企业中,有研发人员的企业全要素生产率的中位数(2.734)与没有研发人员的企业(2.524)之差为0.21,在有机器人的企业的样本中此差值为0.351(=3.041-2.690),二者差值再次相减为0.141(=0.351-0.21)。如果将在没有机器人的样本中的差值0.21认为是单纯由研发人员带来的TFP提升,那么二次

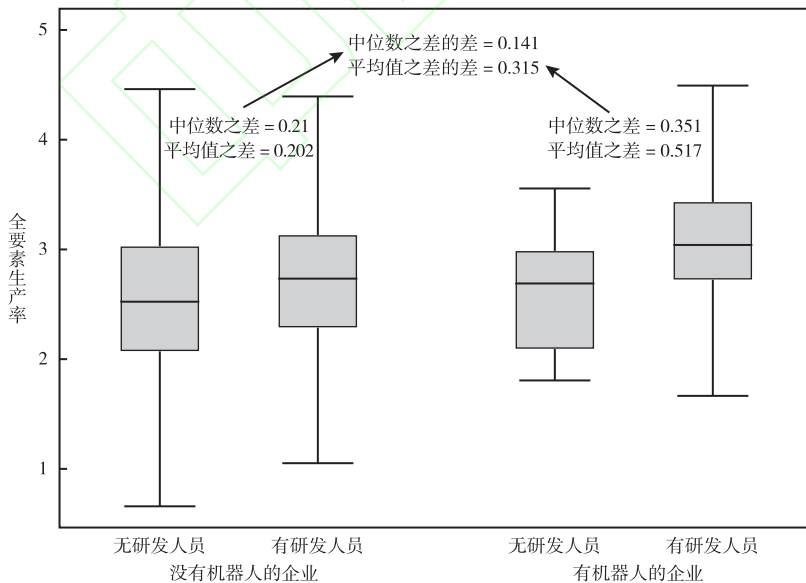


图7 全要素生产率分组分布

说明:从左至右,箱型图中直线所对应的值分别为2.524、2.734、2.690和3.041。

差分得到了TFP提高,可以认为在应用机器人的样本中,研发人员对全要素生产率的贡献更大。若利用不同组的均值代替中位数进行分析也能得到类似的结果。

在没有研发人员的企业样本中,有机器人应用的企业全要素生产率的中位数比没有机器人应用的企业高0.166(=2.69-2.524)。在有研发人员的样本企业中,差值为0.307(=3.041-2.734),再次差分结果为0.141。因此,这意味着在有研发人员的样本企业中,应用机器人会更大幅度的提高全要素生产率<sup>①</sup>。员工结构与机器人的适配可以更大程度提高企业的全要素生产率。

为进一步讨论企业生产率的提升与人机适配的关系,表8将企业分为两组:一组为没有研发人员的企业,另一组为有研发人员的企业。表8第(1)(2)列是以LP法计算的全要素生产率作为被解释变量,第(3)(4)列是以OP法计算的全要素生产率作为被解释变量。根据表8第(1)列和第(3)列的结果可以发现,在没有研发人员的企业当中,应用机器人对TFP的影响不显著。这意味着在没有研发人员的企业中,引入机器人并不会显著提高企业TFP。同时,从表8第(2)(4)列可以发现,有研发人员的样本企业中,估计系数均显著为正。说明有研发人员的企业中,采用机器人能显著提高TFP,进一步为本文的理论假设和逻辑提供了证据。如果企业仅采用机器人没有相应的适配人才,并不能提高企业的全要素生产率。

表8 机器人对全要素生产率的影响:按研发人员分样本

	(1) TFP(LP法)	(2) TFP(LP法)	(3) TFP(OP法)	(4) TFP(OP法)
	无研发人员企业	有研发人员企业	无研发人员企业	有研发人员企业
机器人应用	-0.149 (0.158)	0.140*** (0.042)	-0.067 (0.214)	0.251*** (0.049)
企业特征	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
观测数	511	2414	620	2866
R <sup>2</sup>	0.192	0.164	0.294	0.271

表8的结果说明研发人员是“人机适配”的关键,有研发人员的员工结构有助于提高企业全要素生产率,那么是否只有研发人员可以通过“人机适配”的方式提高企

<sup>①</sup> 图7是利用LP法计算得到,由OP法计算得的结果详见在线附录B2,仍然可以得到类似的结论。

业全要素生产率?为此,表9按照有无销售人员将企业样本进行分组。表9第(3)(4)列结果显示,无论是否有销售人员,应用机器人均会提高企业全要素生产率。

	(1) TFP(LP法)	(2) TFP(LP法)	(3) TFP(OP法)	(4) TFP(OP法)
	无销售人员企业	有销售人员企业	无销售人员企业	有销售人员企业
机器人应用	0.314*** (0.104)	0.073 (0.046)	0.514*** (0.105)	0.133** (0.053)
企业特征	控制	控制	控制	控制
行业固定效应	控制	控制	控制	控制
省份固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
观测数	827	2098	1030	2456
R <sup>2</sup>	0.205	0.157	0.341	0.251

当然,以是否有某类员工对企业分类存在缺陷:第一,虽然本文在回归中控制了企业的特征和时间、行业、省份固定效应,但是这种分类方式有可能使得两类企业样本存在本质的差异从而使得两组系数无法比较;第二,在有销售人员的企业样本中,销售人员数量的方差仍然较大。因此,本文将不同种类的员工比例与机器人应用交互的方式,讨论机器人应用在不同员工结构的企业对全要素生产率的影响。

图8中因变量是企业全要素生产率,分别用OP法和LP法测算,自变量是不同人员比例与机器人应用的交互项。根据OP法计算的全要素生产率回归结果可以看出:第一,一线生产工人比例和机器人应用的交互项、研发人员比例与机器人应用的交互项系数均显著为正,说明随着一线生产工人和研发人员在企业内的占比提高,机器人应用对企业全要素生产率的正向作用会提高。第二,销售人员比例、一般管理人员比例、高管比例与机器人应用的交互项显著为负,说明这三类岗位在企业当中占比越大,机器人应用对企业全要素生产率的提高越小。相较OP法,LP法估计的结果大多不显著,其原因可能由于CEES部分企业数据并没有直接给出中间投入信息,而且被调查的企业大多是中小企业,这些企业财务信息系统并不完善,利用二级指标计算时损失了更多样本。不过根据LP法估计结果的影响方向仍然与OP法类似:生产工人和研发人员与机器人交互项系数为正,销售人员、一般管理人员和高管分别与机器人的交互项估计系数为负。生产和研发人员是直接参与到生产之中,一线生产人员势必会与各种机器设备接触,研发人员也会借助人工智能进行创新设计,这两类岗位与

机器人新技术应用的关系最为密切。销售人员和管理人员与新技术应用的关系相对间接,与新技术接触相对较少。此外,制造业企业中销售人员和管理人员的占比过大时,会导致企业员工结构冗余,不利于企业全要素生产率提高。

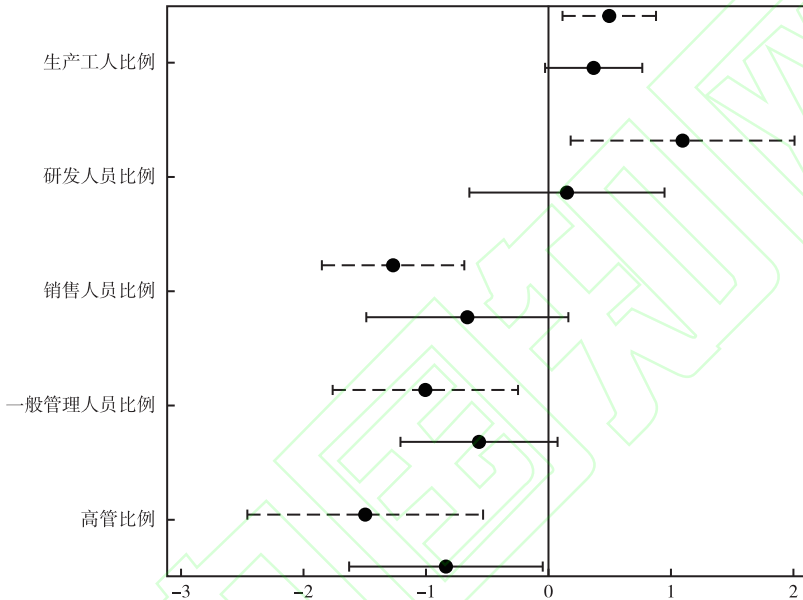


图8 应用机器人对不同员工结构企业TFP的影响

说明:图中的圆点是不同人员比例与机器人应用交互项的回归系数,线段表示90%置信区间。黑色虚线代表自变量是以OP法计算全要素生产率,黑色实线代表以LP法计算全要素生产率。

## 七 进一步分析

### (一)机器人对工资效应影响的岗位异质性

为了研究机器人对不同岗位的影响,本文根据工作岗位将员工分为五组,分别为企业高管、一般管理人员、研发人员、销售人员 and 一线生产工人。分组回归得到机器人应用的估计系数<sup>①</sup>。从图9可以发现:第一,机器人对一般管理人员、研发人员、一线生产工人和高管的工资有显著的影响,而对企业销售人员的工资影响不显著。第二,企业内部不同职业的员工从机器人应用中的获益也有所不同,研发人员平均工资

<sup>①</sup> 具体回归系数详见在线附录A5。

提高幅度最大。

结合图2可以发现,机器人应用对岗位工资的不同影响来自工作任务的差异。一般管理人员更多承担的是上传下达的工作任务,需要一定的交流能力与认知能力。研发人员在企业中主要承担创新任务,需要很强的认知能力。企业研发人员和一般管理人员执行的是典型的“非常规任务”,难以被自动化技术替代。

岗位工资变化源自机器人应用的生产率效应和替代效应的总和。对于不同职业,智能化新技术的替代效应和生产率效应,将直接影响不同职业的工资。对于一线生产工人,替代效应更加明显,但由于企业整体生产率提高,机器人应用也提升了一线生产工人的工资。对于研发人员,由于他们直接参与机器人应用的研发、维护与编程工作,替代效应并不明显。研发人员还可以对智能化生产中产生的数据进行分析,制定更优的生产方案,提高企业生产率,促进其岗位工资提升。对于高管和一般管理人员的工资变化,同样也是源于企业整体生产效率的提高。一方面来自机器人带来的直接生产效率的提高——降低成本增加产出(一线生产工人的减少或者不变,但是产出效率增加);另一方面来自生产组织方式和生产计划的适时改进。本文发现研发人员的工资提高幅度最大,从而验证了理论假设1,也为现有的理论(Acemoglu and Restrepo, 2020、2022b)提供了中国证据。

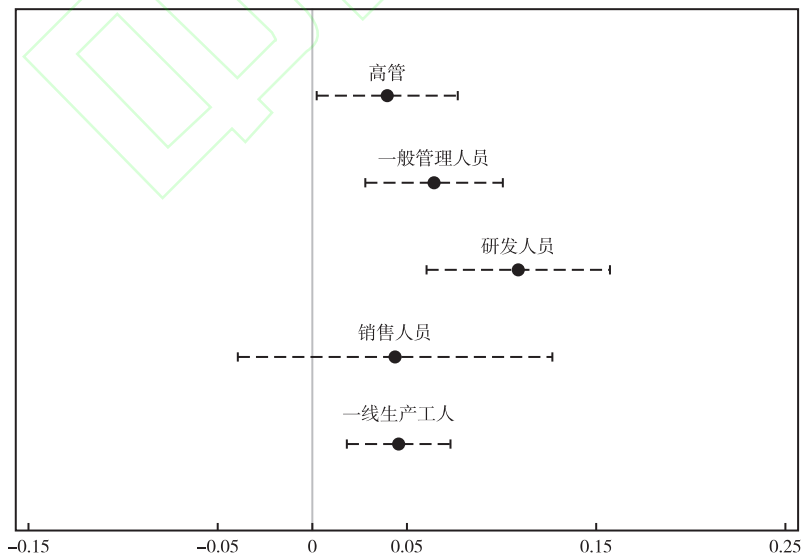


图9 机器人应用对不同岗位工资的影响

说明:圆点是机器人应用在不同样本中的回归系数,线段表示90%置信区间。



(二)机器人应用与技能溢价

本文发现机器人应用对不同岗位的工人有不同的影响,而且前文也发现技能与岗位密切相关,此处进一步讨论机器人应用是否存在技能溢价。本文将三种技能得分与制造业企业是否应用机器人的交互项作为解释变量进行回归,图 10 中的结果表明,认知能力的交互项正向显著,说明认知能力更强的员工在机器人应用后工资(相比于认知能力较低的员工)获得更大的提高。操作能力的交互项显著为负,并不是说明应用机器人会降低强操作技能人群的工资,而是说明机器人应用对操作能力越强的人群工资提升越小,交流能力的交互项不显著。

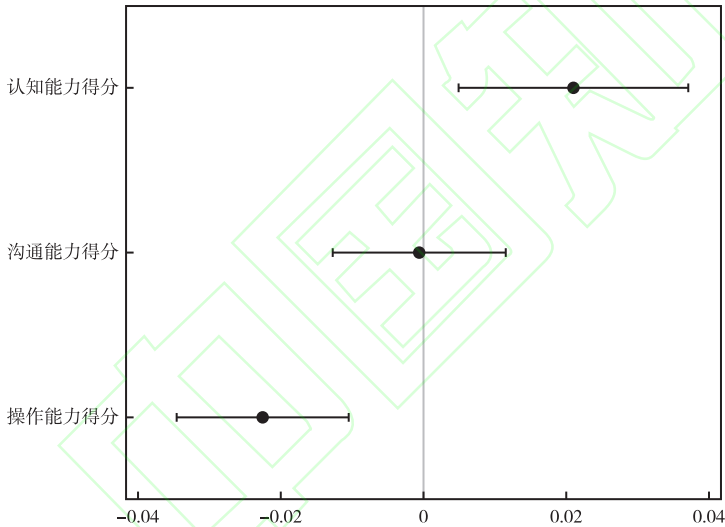


图 10 机器人应用的技能溢价

说明:圆点是技能得分与企业是否应用机器人交互项的回归系数,线段代表 90% 置信区间。

图 10 的估计结果与图 9 岗位异质性分析结果类似。本文发现对认知能力要求越高的工作,应用机器人之后工资上涨幅度越大。根据前文可知,高认知能力的劳动力主要集中在管理人员和研发人员当中。如果工作岗位对操作能力要求较高,应用机器人后工资提高相对较小。对于操作要求较强的岗位,工作往往比较机械化,容易被新技术替代,相应替代效应较大,工资提高较小。相反,对认知技能要求越高的工作,越有可能创新。这些工作很难被机器人智能化新技术代替,但是由于机器人的引入,由于分工专业化和科技手段辅助决策,使得这部分人群能从机器人应用之中获益更多,工资提升幅度更大。

## 八 应对技能回报差距扩大的公共政策模拟

已有文献发现人工智能技术会加剧部门之间、企业之间和个人之间的收入不平等(王林辉等,2020)。本文也从不同角度发现机器人应用会扩大员工之间的收入差距。由于研发人员对全要素生产率的贡献,他们从机器人应用当中工资提高最大。同时一线生产工人工资提高幅度较小,而且一线生产工人的平均工资较低,由此会加剧不同岗位之间的收入不平等。已有文献也发现机器人应用会对不同受教育程度人群产生不同影响,高人力资本劳动力从新技术革命浪潮中获益更多,对于低人力资本劳动力,机器人应用对其不一定是替代作用(王永钦和董雯,2020;李磊等,2021)。由于机器人对劳动力同时具备很强的互补性和替代性,对于高学历、高认知能力(或者兼具高交流能力)的劳动力,机器人应用更多体现为互补性,能够显著提高这类劳动者的生产率。对于低教育程度、高操作技能的劳动力<sup>①</sup>而言,应用机器人表现出较强的替代性,对该类劳动者的工资会产生负面影响。

本文进一步讨论如何通过公共政策来应对科技革命对不同特征劳动力带来的回报率差异。技能在新技术浪潮中发挥着重要作用,改变技能就能相应改变员工的工资。技能的提升一方面来源于学校教育,另一方面来源于技能培训。新技术应用快速扩散,政府和企业需要对劳动力进行相应技能培训,使之能适应新技术的发展。

那么技能培训是否能让没有应用机器人的企业中的劳动力,在有机器人应用的企业中胜任相同工作岗位并且提高其工资收入呢?由于数据限制,本文不能精确识别员工个体是否从事与机器人相关的工作,从而不能确定是什么样的技能水平和技能组合才能实现适配。

为此,本文采用蒙特卡洛模拟方法,具体步骤如下。第一,对相同岗位,估计出每个岗位(有机器人应用的企业)的工资决定方程<sup>②</sup>。为了尽可能地排除企业差异带来的工资变动,在工资决定方程中加入企业的特征变量。第二,对没有机器人应用的企业,随机无返回地抽取部分员工样本(其中,高管、一般管理人员样本量为1000,研发人员样本为500,均重复1000次),并对每个抽到的样本随机分配一个有机器人应用

<sup>①</sup> 高操作技能在本文中意味着工作任务具有较强的机械性和重复性。

<sup>②</sup> 首先要求是相同岗位,因为我们并不能要求从事生产的员工,其技能水平与研发人员相同,无法在短时期内通过培训达到这样的效果。估计工资方程时采用了有机器人的企业样本,假设通过技能培训,原来的员工能够进入这些有机器人的企业工作。

且工作岗位相同的技能水平(包括认知技能水平、交流技能水平和操作技能水平)。第三,使用有机器人应用的企业样本估计该类岗位的工资决定方程,估计随机分配技能后的预测工资,并与这些员工的实际工资进行比较。如果模拟得到的预测工资更高,则表示提升技能可以有效帮助未使用机器人企业中的员工。

图 11 模拟出了每组样本技能改变后的预测平均工资,图中每个点表示没有应用机器人的企业员工样本在改变技能水平后预测的平均工资,垂直虚线表示没有应用机器人的企业该岗位员工样本的实际工资。图 11 中垂直虚线基本都在预测工资分布的左半部分,说明如果员工在没有应用机器人的企业工作,经过技能培训,在新技术应用趋势下,工资提高的概率很大。进一步分析发现,对于一线生产工人,如果在自身其他特征不变的情况下,仅使其技能与机器人应用的企业中一线生产工人技能相同,就有 80% 的点落在虚线的右侧,即有 80% 的概率使得一线生产工人的工资会得

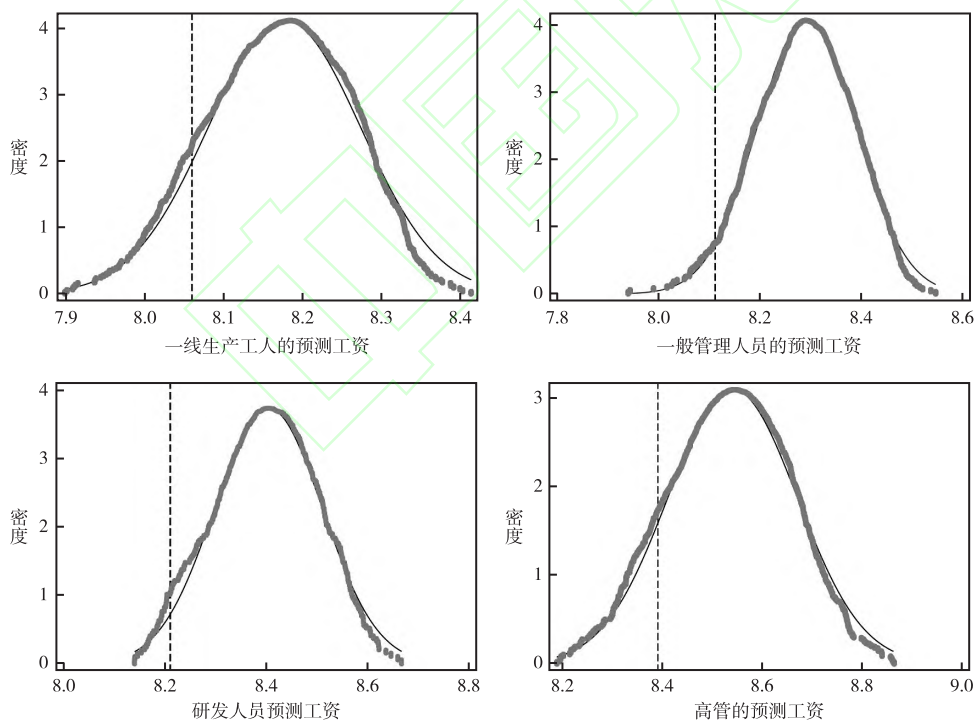


图 11 技能水平改变后没有机器人应用的劳动力工资预测

说明:图中每个点是没有机器人应用的员工样本在改变技能水平后的预测工资。每个图中包含 1000 个点,表示重复进行了 1000 次估计。垂直的虚线表示没有应用机器人的企业该岗位员工样本的实际工资。

到提高。同样,对于其他岗位,一般管理员工资提升的概率为97%,研发人员为95%,高管为86%。从预测模拟结果可以看出,技能提升可以帮助没有机器人应用的企业员工获得工资更高的工作机会,使他们也能有机会获得新技术应用带来的收入增长。

需要说明的是,随机分配一个有机器人应用的员工技能水平对应没有机器人应用的员工,是一种反设事实研究框架。由于在已经应用机器人的企业当中并非所有员工都从事与机器人相关的工作,随机分配的很有可能是那些岗位相同但“非适配”员工的技能水平。因此,这里存在两种情况。第一种情况是,随机分配后的技能水平更高,技能提高本身就能带来工资的提高,这种影响正是技能培训公共政策需要考虑的。第二种情况是,分配后技能水平降低,因为不能保证有机器人应用的企业每一名工人的技能都超过没有机器人应用的企业,所以存在分配后技能水平降低的情况,这种情况下的估计结果会偏低,因而技能改变具有更大的概率使得对应岗位工人的工资获得提升,即技能培训公共政策带来工资提高的概率比图11中估计的更大。

对于制造业一线生产工人,由于缺乏相应的新技术知识储备,没有系统地学习新技术,对他们的培训需要瞄准未来新技术趋势下的职业与工作任务,使其在具体的生产环境中与机器人实现合作,在企业层面实现人员结构与机器人适配,进而提高生产率。对于受教育程度较高的员工,他们已经通过学校教育积累了较多知识,学习和使用新技术较快。在新技术浪潮下,知识和技能更新不断加速,从学校教育中学习到的知识在未来会陷入与技术进步错位的困境,除了通用技能之外,还要培育高阶认知技能和社会行为技能,以满足新技术变革的需要。人力资本是抵御机器人、人工智能技术冲击的根本所在,未来就业面临的长期挑战是如何帮助受冲击的劳动力适应技术进步的需求。企业是新技术变革的先行者和实施者,政府相关部门要识别哪些工作最可能被自动化取代,并为受到影响的劳动力提供再培训,政府公共财政投入的职业培训要与企业和私人部门紧密合作。

## 九 结论与启示

本文利用中国企业-员工匹配调查数据,从微观角度研究企业应用机器人对劳动力工资的影响与作用机制。本文研究发现:(1)机器人应用整体上会给劳动力带来大约5.4个百分点的平均工资增长效应。(2)作用机制分析发现机器人显著提高了企业全要素生产率,这是劳动力平均工资提升的主要原因。本文揭示了中国制造业企业

机器人应用的“生产率效应”大于“替代效应”，平均工资增长效应是通过“人机适配”提高企业全要素生产率的作用机制实现的。(3)机器人应用对不同职业、不同技能劳动力的工资效应具有显著异质性，认知技能越高的员工，越有可能获得更高的工资溢价。(4)通过公共政策实施技能培训可以有效提高劳动力工资。本文通过蒙特卡洛方法，模拟各岗位劳动力技能经过培训后，工资提高的概率均在80%以上，说明符合新技术发展方向的技能培训可以有效帮助劳动力适应新技术革命的需求，从而缩小新技术应用带来的收入不平等。

本文从微观层面回答了新技术革命如何促进生产率和收入增长，如何影响不同职业、不同技能劳动力的收入等问题。本文的模拟结果为调整公共政策、应对新技术革命的挑战提供了重要依据，即通过技能培训来避免普通劳动力在科技浪潮中被边缘化，让科技创造的收益惠及更多人。

首先，机器人新技术应用既是中国应对人口老龄化、劳动力成本上升的必然选择，也是提高生产率以创新驱动经济增长的必然途径。新技术革命对就业和工作岗位的影响，需要判定就业岗位需求和损失的净效应，本文的研究证明，机器人应用的生产率效应大于替代效应，揭示了以机器人为代表的智能化新技术对工资和技能需求的影响。其次，被机器人替代的是由劳动力从事的特定工作任务，还是所有的人类劳动？这一点非常重要。机器人与劳动力认知技能能形成互补，不断产生新的工作任务需求，充分发挥人的比较优势，从而获得生产率提升带来的回报。因此，劳动力人力资本积累的方向和内容应该注重发展与智能化技术互补、合作的能力，才能在新技术革命浪潮中获益。再次，机器人应用也带来了收入差距扩大的风险。符合新技术应用趋势的职业和工作岗位能够获得更高的工资溢价。因此，政策制定应考虑实施机器人新技术的同时又必须保障低收入群体不被“边缘化”。收入分配政策的调整需要考虑为失业者提供技能培训。

### 参考文献：

- 程晨、王萌萌(2016):《企业劳动力成本与全要素生产率——“倒逼”机制的考察》,《南开经济研究》第3期。
- 董直庆、蔡啸、王林辉(2014):《技能溢价:基于技术进步方向的解释》,《中国社会科学》第10期。
- 孔高文、刘莎莎、孔东民(2020):《机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析》,《中国工业经济》第8期。
- 李磊、王小霞、包群(2021):《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》第9期。
- 吕世斌、张世伟(2015):《中国劳动力“极化”现象及原因的经验研究》,《经济学(季刊)》第2期。
- 綦建红、张志彤(2022):《机器人应用与出口产品范围调整:效率与质量能否兼得》,《世界经济》第9期。



孙早、侯玉琳(2019):《工业智能化如何重塑劳动力就业结构》,《中国工业经济》第5期。

宋冬林、王林辉、董直庆(2010):《技能偏向型技术进步存在吗?——来自中国的经验证据》,《经济研究》第5期。

王林辉、胡晟明、董直庆(2020):《人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估》,《中国工业经济》第4期。

王永钦、董雯(2020):《机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据》,《经济研究》第10期。

王永钦、董雯(2023):《人机之间:机器人兴起对中国劳动者收入的影响》,《世界经济》第7期。

余玲铮、魏下海、孙中伟、吴春秀(2021):《工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业-工人”匹配调查的证据》,《管理世界》第1期。

余玲铮、魏下海、吴春秀(2019):《机器人对劳动收入份额的影响研究——来自企业调查的微观证据》,《中国人口科学》第4期。

杨飞(2017):《市场化、技能偏向性技术进步与技能溢价》,《世界经济》第2期。

Acemoglu D. “Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality.” *Quarterly Journal of Economics*, 1998, 4, pp. 1055–1089.

Acemoglu D. and Autor D. “Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings.” *Handbook of Labor Economics*, 2011, 4, pp. 1043–1171.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. “Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor.” *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 2, pp. 3–30.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets.” *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6), pp.2188–2244.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. “Demographics and Automation.” *Review of Economic Studies*, 2022a, 1, pp. 1–44.

Acemoglu, D. and Restrepo, P. “Tasks, Automation, and the Rise in US Wage Inequality.” *Econometrica*, 2022b, 5, pp.1973–2016.

Autor, D. H. and Dorn, D. “The Growth of Low-skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market.” *American Economic Review*, 2013, 5, pp.1553–1597.

Autor, D. H.; Katz, L. F. and Krueger, A. B. “Computing Inequality: Have Computers Changed the Labor Market?” *Quarterly Journal of Economics*, 1998, 4, pp. 1169–1213.

Autor, D. H.; Levy, F. and Murnane, R. J. “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration.” *Quarterly Journal of Economics*, 2003, 4, pp.1279–1333.

Frey, C. B. and Osborne, M. A. “The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerization?” *Technological Forecasting and Social Change*, 2017, 114, pp. 254–280.

Giannetti, M.; Liao, G. and Yu, X. “The Brain Gain of Corporate Boards: Evidence from China.” *Journal of Finance*, 2015, 70(4), pp. 1629–1682.

Graetz, G. and Michaels, G. “Is Modern Technology Responsible for Jobless Recoveries?” *American Economic Review*, 2017, 5, pp. 168–173.



Guriev, S.; Melnikov, N. and Zhuravskaya, E. “3G Internet and Confidence in Government.” *Quarterly Journal of Economics*, 2021, 4, pp. 2533–2613.

MacKinnon, J. G. and White, H. “Some Heteroskedasticity-consistent Covariance Matrix Estimators with Improved Finite Sample Properties.” *Journal of Econometrics*, 1985, 3, pp. 305–325.

Messeri, C.; Masotti, G.; Zanchettin, A. M. and Rocco, P. “Human-robot Collaboration: Optimizing Stress and Productivity Based on Game Theory.” *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 4, pp. 8061–8068.

Murphy, K. M. and Welch, F. “The Structure of Wages.” *Quarterly Journal of Economics*, 1992, 1, pp. 285–326.

Stock, J. H. and Yogo, M. “Testing for Weak Instruments in Linear IV Regression,” in Donald Andrews and James Stock, eds., *Identification and Inference for Econometric Models: Essays in Honor of Thomas Rothenberg*. Cambridge University Press, 2005, pp. 80–108.

Zhai, S. and Liu, Z. “Artificial Intelligence Technology Innovation and Firm Productivity: Evidence from China.” *Finance Research Letters*, 2023, 10, 104437.

### Robots Application, Human-Machine Match and Wage Effects

Qu Xiaobo; Huang Hai

**Abstract:** This paper utilizes data from the China Enterprise-Employee Matching Survey to investigate the effects of robots applications on labor wages and the mechanism. The study finds that robots application can lead to an average wage increase of 5.4%, empirically verifying that the “productivity effect” of robot adoption in Chinese manufacturing exceeds the “substitution effect.” The adaptation between employee composition and robots can enhance total factor productivity, which subsequently raises average wages. New technologies significantly alter wage premiums across different skill levels, with higher cognitive skills correlating with greater wage potential. Monte Carlo simulations demonstrate that public policies aimed at skill enhancement can effectively address the challenges of income inequality posed by the technological revolution. The findings of this study have important policy implications for the application of new intelligent technologies, human capital accumulation, and income distribution reform in China.

**Key words:** robots, total factor productivity, wages, human-machine match

**JEL codes:** D24, J31, O33

(截稿:2024年9月 责任编辑:曹永福)