

# 自动化技术应用与企业人力资本结构\*

## ——基于供应链视角的研究

吴一平, 陈家和, 李鹏飞

(上海财经大学 公共经济与管理学院, 上海 200433)

**摘要:**当前, 工业自动化技术在我国正被广泛应用, 这会对企业人力资本结构产生深远影响。文章利用 2015—2019 年上市公司采购自动化产品的数据, 从供应链视角研究了自动化技术应用对企业人力资本结构的影响。结果显示, 对于采购自动化产品的企业, 其人力资本结构显著改善。机制检验表明, 这种改善效应的大小取决于企业采购的自动化产品类型, 只有采购集成型自动化产品, 才能显著改善企业人力资本结构, 采购基础型自动化产品的作用效果则不明显。异质性分析表明, 这种人力资本结构改善效应在供应商是自动化产品生产商、供应商与下游企业的地理距离较短的情况下, 以及高管受教育程度较高或竞争性行业的企业中更加显著。文章还发现, 自动化技术应用显著改善了下游上市公司的经营绩效。文章的研究为利用自动化技术帮助企业提质降本增效以及提升我国智能制造水平提供了经验证据。

**关键词:** 自动化技术; 人力资本结构; 供应链

**中图分类号:** F124 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-9952(2023)07-0004-15

**DOI:** 10.16538/j.cnki.jfe.20230221.301

### 一、引言

当前, 全球正迎来第四次工业革命, 其主要特征是融合以移动互联网、云技术、大数据、新能源、机器人以及人工智能为代表的各项技术, 并日益消除物理世界、数字世界和生物世界之间的界限。<sup>①</sup>机器人技术是第四次工业革命的关键技术之一。根据国际机器人联合会(IFR)发布的数据, 2020 年全球工厂中运行的工业机器人达到 270 万台, 同比增长了 12%。中国已经成为世界上使用机器人最多的国家, 全世界每 3 台新装机器人中就有 1 台在中国。不仅如此, 中国也是全球工业机器人第一大供应国。国家统计局数据显示, 2019 年工业机器人销量达到 14.05 万台, 占全球总销量的 37.67%。2020 年以来, 即使经历了突发公共卫生事件, 我国工业机器人市场仍然实现了较好的发展, 2021 年工业机器人销量达到 24.8 万台, 占全球总销量的 52.9%。数量庞大的自动化技术供应商为中国企业提供了智能化转型的机会与途径。2021 年, 工信部会同有关部门起草《“十四五”智能制造发展规划》, 旨在推进智能制造、实现企业智能化转型, 国内

收稿日期: 2022-09-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(71673174)

作者简介: 吴一平(1977—), 男, 安徽合肥人, 上海财经大学公共经济与管理学院教授, 博士生导师;

陈家和(1996—)(通讯作者), 男, 浙江衢州人, 上海财经大学公共经济与管理学院博士研究生;

李鹏飞(1994—), 男, 山东泰安人, 上海财经大学公共经济与管理学院博士研究生。

<sup>①</sup> 刘栋:《世界经济论坛聚焦“第四次工业革命”》,《人民日报》,2016-01-25, <http://finance.people.com.cn/n1/2016/0125/c1004-28080476.html>。

自动化产品与技术供应商将扮演重要角色。据此,理论界亟需从供应链视角深入探讨自动化技术的经济影响。

现有研究表明,自动化技术的应用有助于实现产业的包容性增长(陈东和秦子洋, 2022),扩大企业的产品出口范围(綦建红和张志彤, 2022),提升全球价值链的分工位置(周洺竹等, 2022),因而需要鼓励更多企业使用自动化技术。而现实中,不少传统企业表示在导入自动化技术后,产品质量、生产成本和生产效率并没有达到预期目标。这是因为每一种自动化产品都有自身的使用方法,技术人员需要充分掌握机器的使用方法和技艺,才能最大限度发挥自动化技术的作用(孙怀义等, 2019)。因此,企业内部的人力资本结构成为影响自动化技术应用效果的重要因素。当前,工业自动化技术在我国正被广泛应用,工业自动化市场规模在 2021 年达到 2 530 亿元。<sup>①</sup>在此背景下,深入探讨自动化技术与企业人力资本结构的关系,对于充分发挥自动化技术作用、实现企业提质降本增效的目标具有重要意义。

本文利用供应商的文本信息识别出自动化产品厂商,探讨了下游企业采购上游自动化产品对自身人力资本结构的影响。本文利用 2015—2019 年企查查数据库、国泰安数据库和中国自动化网数据,构造了“上市公司—年份—是否采购自动化产品”的合成数据库。本文将自动化产品供应商名单与上市公司供应商名单进行匹配,如果上市公司当年的供应商中包含自动化产品供应商,则认为上市公司当年应用了自动化技术。研究结果显示,自动化技术应用与企业人力资本结构呈现显著的正相关关系。本文进一步利用自动化供应商详细的产品文本信息,识别了上市公司应用的自动化产品类型。具体地,本文将自动化产品分为基础型和集成型两类,探讨了不同类型的自动化技术对人力资本结构的差异化影响。检验结果显示,自动化技术应用与企业人力资本结构的正相关关系主要集中在采购集成型自动化产品的上市公司中。进一步研究发现,当供应商进入自动化行业的年限较长、供应商是自动化产品生产商以及供应商与下游企业的地理距离较短时,自动化技术改善企业人力资本结构的作用较大。此外,这种人力资本结构改善效应在非国有企业、高管受教育程度较高以及竞争性行业的企业中更大。本文还发现,自动化技术应用显著改善了下游上市公司的经营绩效。

本文的主要贡献体现在:首先,补充了自动化技术经济影响的研究文献。自动化技术经济影响的现有研究主要集中在劳动力需求(Acemoglu 和 Restrepo, 2018; Aghion 等, 2020; 孔高文等, 2020; 王永钦和董雯, 2020)、收入分配(Jackson 和 Kanik, 2019; 郭凯明, 2019; 王林辉等, 2020)和经济增长(陈彦斌等, 2019; 林晨等, 2020; 杨光和侯钰, 2020)等方面。本文探讨了自动化技术应用对企业人力资本结构的影响,补充了自动化技术应用经济影响的研究文献。其次,本文的研究有助于解决现有文献中关于自动化技术对企业劳动力需求影响的争论。现有文献的研究结论存在分歧,这主要是因为自动化技术既会通过替代效应来减少劳动力需求(Brynjolfsson 和 McAfee, 2014; Acemoglu 和 Restrepo, 2020),又会通过促进效应来增加劳动力需求(Autor, 2015; Acemoglu 和 Restrepo, 2018; Caselli 和 Manning, 2019; Moll 等, 2021),其最终影响取决于两者的合成效应。对于国内研究,王永钦和董雯(2020)发现机器人应用对企业劳动力需求产生了一定的替代效应。李磊等(2021)发现,机器人对就业的影响存在规模效应、生产率效应和替代效应,其中规模效应占主导地位,因此企业的就业水平呈显著上升态势。本文基于自动化技术的本质特征,将自动化技术划分为基础型和集成型产品两大类,在“资本—技能”互补假说下关注异质性自动化技术与不同类型劳动力之间的替代互补关系,更加清晰地识别了自动化技术应用对劳动力需求的差异化影响。最后,本文补充了自动化技术识别的研究文献。现

<sup>①</sup> 数据来源:华经产业研究院。

有文献大多利用 IFR 的工业机器人数据或进口机器人数据来识别企业受自动化影响的程度，而工业机器人属于自动化技术中的基础型，无法准确刻画自动化技术的整体影响。本文利用自动化供应商名单和自动化产品信息，将自动化技术的研究范围由工业机器人扩大至一般意义上的自动化技术或产品，准确识别了自动化技术应用的规模与结构。

## 二、理论分析与研究假说

(一) 自动化技术与人力资本结构。现有研究表明，自动化技术既会通过替代效应来减少企业的劳动力需求，又会通过促进效应来增加企业的劳动力需求。而自动化技术是否影响企业人力资本结构，替代效应发挥着重要作用。假设自动化技术的促进效应在不同类型的劳动力之间不存在显著差异，当自动化技术对不同类型劳动力的替代效应不同时，企业的人力资本结构将发生变化。在基于任务的分析框架下，替代效应的大小取决于自动化技术与劳动力之间的替代弹性。本文借鉴 Krusell 等(2000)、刘啟仁和赵灿(2020)以及余玲铮等(2021)的做法，将自动化技术与异质性劳动力投入纳入双层嵌套的 CES 生产函数中，考察自动化技术与劳动力之间的替代弹性对企业人力资本结构的影响。生产函数如下：

$$Y = K_N^\alpha \left\{ \mu L_u^\sigma + (1-\mu) [\lambda K_A^\rho + (1-\lambda) L_s^\rho] \right\}^{\frac{1-\sigma}{\sigma}} \quad (1)$$

其中， $Y$  为产出， $K_N$ 、 $K_A$ 、 $L_u$  和  $L_s$  分别为非自动化资本、自动化资本、低技能劳动力和高技能劳动力的投入， $\mu$  和  $\lambda$  为相应要素的投入比例， $\sigma$  和  $\rho$  为替代参数， $\sigma < 1$ ， $\rho < 1$ 。自动化资本与低技能劳动力的替代弹性为  $1/(1-\sigma)$ ，自动化资本与高技能劳动力的替代弹性为  $1/(1-\rho)$ 。

根据厂商产出最大化条件，本文分别对式(1)中的  $L_s$  和  $L_u$  求偏导数得到：

$$\frac{\omega_s}{\omega_u} = \frac{(1-\mu)(1-\lambda)}{\mu} \left[ \lambda \left( \frac{K_A}{L_s} \right)^\rho + (1-\lambda) \right]^{\frac{\sigma-\rho}{\rho}} \left( \frac{L_s}{L_u} \right)^{\sigma-1} \quad (2)$$

其中， $\omega_s$  和  $\omega_u$  分别为高技能劳动力和低技能劳动力的工资。将式(2)取对数并做线性化处理，可以得到：

$$\ln \left( \frac{\omega_s}{\omega_u} \right) = \ln \left[ \frac{(1-\mu)(1-\lambda)}{\mu} \right] + \frac{\sigma-\rho}{\rho} \lambda \left( \frac{K_A}{L_s} \right)^\rho + (\sigma-1) \ln \left( \frac{L_s}{L_u} \right) \quad (3)$$

参照刘啟仁和赵灿(2020)的方法，式(3)可以转化为如下的增长率形式：

$$g_s - g_w = -\frac{1}{(1-\sigma)} g_w + \lambda \frac{(\sigma-\rho)}{(1-\sigma)} \left( \frac{K_A}{L_s} \right)^\rho (g_{k_a} - g_s) \quad (4)$$

在其他条件不变的情况下，自动化技术应用对企业人力资本结构的影响方向取决于自动化资本投入与不同技能劳动力之间的替代弹性关系( $\sigma-\rho$ )以及资本与技能劳动力的增长率之差( $g_{k_a}-g_s$ )。与刘啟仁和赵灿(2020)不同的是，本文假设不同技能劳动力的相对工资取决于地区和行业特征，即  $\ln(w_s/w_u) \sim f_1(D_{kt}, Z_{jt})$ ，<sup>①</sup> 自动化资本投入取决于企业是否采购自动化产品及采购量，其中采购量取决于企业自身特征，即  $K_A \sim I\{Automation_{it}\} f_2(X_{it})$ ，则企业不同技能劳动力数量的比值由下式决定：

$$\ln \left( \frac{L_{s,ijkt}}{L_{u,ijkt}} \right) = \frac{(\sigma-\rho)\lambda}{(1-\sigma)\rho} \times I\{Automation_{it}\} f_2^p(X_{it}) + C_1 - f_1(D_{kt}, Z_{jt}) \quad (5)$$

<sup>①</sup> 不少文献发现，自动化技术的引入对企业内部工资结构没有显著影响。王永钦和董雯(2020)发现，对于机器人渗透率较高的企业，无论是高技能员工还是低技能员工，工资均未发生显著变化。

由式(5)可知,自动化技术应用对企业人力资本结构的影响取决于自动化资本投入与不同技能劳动力之间的替代弹性。如果自动化资本投入与低技能劳动力的替代弹性大于其与高技能劳动力的替代弹性,即 $\sigma > \rho$ ,则企业人力资本结构将得到优化。

通常来说,自动化技术对低技能劳动力的替代弹性较大,对高技能劳动力的替代弹性则较小。Dixon等(2021)认为,机器人可以有效提高生产效率,减少产品间的质量差异,因此专门从事质量检查的员工将面临更高的失业风险,而这些员工通常被认为是中低技能劳动力。BBC基于剑桥大学学者Michael Osborne和Carl Frey的数据体系,分析了365种职业在未来的“被淘汰概率”,其中需要“大量的重复性劳动”或“由训练即可掌握技能”的职业被机器人取代的概率最高。咨询及量化分析公司牛津经济(Oxford Economics)发布的数据显示,从全球范围来看,当前每个新安装的工业机器人将“消灭”1.6个制造业工作岗位,其中低技能劳动力密集的地区受机器人普及的影响更大,这类地区的失业率可能是高技能劳动力密集地区的两倍。综上分析,本文提出假设1:由于自动化技术对低技能劳动力的替代弹性较大,自动化技术的应用将改善下游企业的人力资本结构。

(二)异质性自动化技术的作用。不同类型的自动化产品所包含的技术水平相同,与不同技能劳动力之间的替代弹性也不同。因此,企业采购不同类型的自动化产品将对企业人力资本结构产生不同影响。自动化的本质是机器设备、系统或过程(生产和管理过程)在没有人或较少人的直接参与下,按照人的要求,经过自动检测、信息处理、分析判断和操纵控制,实现预期目标的过程。Stapleton和Webb(2020)认为,自动化技术包括机器人、计算机数控机(CNC)以及柔性制造系统(FMS)。本文参照其做法,将自动化产品分成两类:第一类是以机器人或机械手臂为代表的基础型产品,如机器人、机械手臂和控制仪表等,其广泛应用于喷涂、焊接、搬运、装配和分拣等领域;第二类是以计算机数控机和柔性制造系统为代表的集成型产品,如PLC、伺服系统、RTU和工业以太网等,其技术含量较高,可以连接多个基础型产品,并实现智能化或数字化控制,常用于计算机集成制造系统和智能化工厂建设等。

基础型自动化产品可以实现基本的“机器换人”需求,但尚未与高技能劳动力形成互补关系。因此,这类产品的使用将减少企业对低技能劳动力的需求。考虑到基础型自动化产品同样可以提升企业生产效率,在获得更多利润的前提下,企业有动力进一步扩大生产规模,增加自动化投入,并雇用更多的低技能劳动力(即促进效应)。因此,基础型自动化产品的应用对下游企业低技能劳动力的影响可能是不确定的。相比而言,集成型自动化产品可以连接多个基础型产品,这可能会减少企业对低技能劳动力的需求,但由于集成型自动化产品的技术含量较高,通常需要企业配备一定技术水平的操作人员,即与高技能劳动力的互补性较强,因此企业对高技能劳动力的需求较大。

当前,中国正从“机器换人”向制造过程智能化、数字化转变。智能制造不是简单的“机器换人”过程,而是以自动化、数字化、网络化、智能化等新理念、新技术手段,帮助企业实现更高效、更高质量、更低成本的生产与服务。<sup>①</sup>这需要技术操作者既有传统产线的工业制造能力,又了解智能化设备的运用。例如,目前在企业对智能制造配套的人才需求中,排名前两位的岗位分别为产线操作与维护岗位及工艺制订岗位。其中,产线操作与维护岗位需求占比约为35%—40%,工艺制订岗位需求占比约为30%—35%。<sup>②</sup>这两个岗位基本上都要求员工具有高技

<sup>①</sup> 这类产业链涵盖智能装备(机器人、数控机床、智能传感器和其他自动化装备等)、工业软件(制造执行系统、数据采集与监控系统等)、工业互联网(云技术、大数据、工业以太网、网络安全等)以及将上述环节有机结合的自动化系统集成及生产线集成等。

<sup>②</sup> 资料来源:《智能制造人才需求到底是怎样的?》,英迈工场,2021-06-06。

能、高学历。企业只有雇用更多与自动化设备相匹配的高技能员工，才能最大程度发挥自动化技术的作用。Dixon 等(2021)研究发现，在雇用更多非管理类员工的同时，企业也更有可能会从公司外部聘请职业经理，并开展额外的员工培训，目的是持续提高公司员工的技能水平。综上分析，本文提出假说 2：基础型自动化技术应用改善下游企业人力资本结构的作用不明显，而集成型自动化技术应用有助于改善下游企业的人力资本结构。

### 三、数据来源与模型设定

(一)数据来源。为了检验理论假说，本文构建了 2015—2019 年中国上市公司的一个面板数据集。自动化产品供应商信息主要来源于中国自动化网，<sup>①</sup>该网站收集了 2004 年至今自动化产品供应商的相关信息，包括供应商的名称、入网时间、企业类型和产品类型等。本文使用 Python 软件获取了 2021 年 9 月之前入网的所有自动化产品供应商信息，总计 9.6 万余条数据，剔除厂商名称等关键信息缺失的企业之后，共获得 8.8 万家自动化产品供应商的信息。为了识别上市公司应用自动化技术的情况，本文从企查查网站获得上市公司所有供应商的信息，<sup>②</sup>然后将自动化产品供应商名称与上市公司供应商名称进行精准匹配，同时采用人工阅读方法校正误差，最终获得采购自动化产品的上市公司名单。需要指出的是，中国自动化网提供的自动化供应商名录主要为国内厂商，因此本文主要关注来自国内供应商的技术冲击。尽管近些年来国内工业机器人的生产规模不断扩大，但是中国工业机器人行业的进口规模仍然较大，忽略进口自动化技术有可能导致本文高估或者低估国内自动化技术的影响。<sup>③</sup>此外，广义上的人工智能分为三个领域(Agrawal 等, 2019)，即机器学习或深度学习、超智能机器以及自动化。前两个领域的技术要求相对较高，企业对高学历员工的需求较大。因此，对没有采购自动化产品、但采购其他高技术含量人工智能产品的上市企业而言，其人力资本含量本身处于较高水平。考虑到本文所采用的方法仅能识别出上市公司的供应商中是否有自动化产品供应商，如果将拥有人工智能技术的公司纳入研究样本，则可能会导致估计结果有偏。因此，本文利用企查查网站提供的企业专利数据信息，识别了上市公司及其供应商拥有的人工智能专利数据，将这些企业予以剔除。<sup>④</sup>考虑到公司层面人力资本数据的可得性，本文以 2015—2019 年中国非金融类 A 股上市公司为研究样本，剔除了样本期内处于异常状况的企业，即 ST 和 \*ST 企业。此外，本文还剔除了样本期内本身就是自动化产品供应商的上市公司。本文最终获得 2 738 个有效企业样本和 8 562 个“企业—年度”观测值。企业层面数据来源于国泰安数据库和万得数据库，城市经济发展信息来源于 EPS 城市数据库。

(二)模型设定。本文采用以下固定效应模型来考察自动化技术对企业人力资本结构的影响：

$$HC_{i j k t} = \alpha_0 + \alpha_1 Automation_{i j k t} + \alpha_2 X_{i t} + \alpha_3 Y_{k t} + \alpha_4 Z_{j t} + \delta_i + \lambda_j + \eta_k + \varepsilon_{i j k t} \quad (6)$$

① <http://www.ca800.com/>。

② 上市公司供应商名录的完整性是本文识别的关键。当前国内大部分供应链相关的微观实证文献均使用 CSMAR 提供的上市公司前五十大供应商数据，而 CSMAR 数据中可准确识别的供应商样本仅占本文供应商样本的 11.84%。同时，在本文的样本中，单一年份内供应商数超过 5 家的样本约占 46.82%。因此，本文所使用的供应商数据更加完整，这能够在最大程度上缓解数据缺失所导致的识别不足问题。

③ 一方面，采购国内自动化产品的上市公司也可能采购国外自动化产品，这会高估国内自动化技术应用的影响；另一方面，部分没有采购国内自动化产品的上市公司可能采购了国外自动化产品，而这部分样本在本文中被识别为对照组，这会低估国内自动化技术应用的影响。为此，本文在实证部分提供了相应的稳健性检验。

④ 本文参照 Webb(2019)的方法，根据公司所拥有的专利名称来识别其是否拥有人工智能技术。如果上市公司当年拥有人工智能专利或其供应商拥有人工智能专利，则认为其受到人工智能技术的影响，本文将这类公司从样本中剔除。

其中,  $HC_{jkt}$  表示城市  $j$  行业  $k$  中的企业  $i$  在  $t$  年的人力资本结构, 采用企业的高学历员工数量(本科及以上学历定义为高学历)与低学历员工数量(大专及以下学历定义为低学历)的比值来度量。现有研究表明, 自动化技术与劳动力之间的替代互补关系更多取决于员工技能或所执行的任务(Webb, 2019; 余玲铮等, 2021)。受到数据可得性的限制, 大多数研究以学历来反映员工的技能水平。为了增强研究结论的稳健性, 本文进一步根据劳动者的工作性质来区分人力资本, 将技术人员归为技能劳动力, 其他人员归为非技能劳动力, 然后计算技能劳动力与非技能劳动力的比值( $Skill$ )。此外, 本文还以不同类型员工数量的对数值或者占总员工数的比重作为被解释变量, 从多角度考察自动化技术对人力资本结构的影响。解释变量  $Automation_{jkt}$  表示城市  $j$  行业  $k$  中的企业  $i$  在  $t$  年是否获得自动化技术的虚拟变量, 如果当年企业的供应商中包含自动化产品供应商, 则认为其获得了自动化技术,  $Automation_{jkt}$  取值为 1, 否则为 0。为了考察自动化技术应用对上市企业的集约影响, 本文进一步采用自动化供应商数量的自然对数( $Automation\ number$ )来刻画企业获得自动化技术的情况。 $X_{it}$  表示企业层面的控制变量, 主要包括企业年龄、所有制、资产规模、资产负债率、融资约束、资本深化程度和工资溢价水平。 $Y_{kt}$  表示行业层面的控制变量, 包括行业赫芬达尔指数。 $Z_{it}$  表示企业所在地区的控制变量, 主要包括地区经济发展水平、政府规模和地区工资水平。 $\delta_t$ 、 $\lambda_j$  和  $\eta_k$  分别表示年份固定效应、企业所在城市固定效应以及企业所属行业固定效应。自动化技术属于广义人工智能技术的一个方面, 而人工智能在不同产业的应用前景不同, 一项人工智能专利只会应用到特定行业中(郭凯明, 2019)。因此, 本文将标准误差聚类到行业层面以解决不同行业间的异方差和行业内的序列相关性问题。本文主要变量定义与描述性统计见表 1, 各个变量均在 1% 的水平上做了缩尾处理。

表 1 主要变量定义与描述性统计

变量代码	变量名称	观测量	均值	标准差	最小值	最大值
$HC$	高学历员工相对雇用比重	8 562	2.997	7.792	0.0520	57.46
$Skill$	技能员工相对雇用比重	7 211	0.396	0.772	0.001	18.68
$Employer$	企业员工数量	8 562	5 328	9 484	149	149
$Employee\_high$	高学历员工数量	8 562	1 919	2 406	64	9366
$Employee\_low$	低学历员工数量	8 562	2 273	3 017	10	12000
$Employee\_high\_ratio$	高学历员工比重	8 562	0.498	0.235	0	1
$Employee\_low\_ratio$	低学历员工比重	8 562	0.501	0.235	0	1
$Automation$	自动化技术应用	8 562	0.168	0.374	0	1
$Automation\ number$	自动化供应商数量	8 562	0.282	1.054	0	32
$Age$	企业年龄	8 558	18.91	5.442	5	33
$SOE$	企业所有制	8 562	0.343	0.475	0	1
$Size$	企业规模	8 562	22.29	1.321	19.860	26.27
$Leverage$	资产负债率	8 562	0.420	0.199	0.054	0.881
$FC$	融资约束	8 561	2.340	2.191	0.313	16.65
$CD$	资本深化程度	8 562	12.57	1.160	9.301	15.67
$Wgap$	工资溢价水平	8 504	-0.267	2.087	-4.771	3.743
$HHI$	行业赫芬达尔指数	8 561	0.083	0.086	0.017	0.598
$GDP\ per\ capita$	城市经济发展水平	7 422	2.439	0.753	0.012	3.768
$Government\ size$	城市政府规模	7 546	0.189	0.064	0.029	0.895
$Wage\ per\ capita$	城市工资水平	8 562	8.448	2.955	1.702	15.02

注: 受篇幅限制, 部分变量定义未列示, 详见本文的工作论文版本。

(三)自动化供应商的事实分析。从空间布局来看,目前我国自动化供应商主要集中在东部沿海地区,其中广东省的自动化供应商数量占全国自动化供应商数量的比重高达 39.83%,江苏省的自动化供应商占比为 12.5%。应用自动化技术的上市公司也集中在东部沿海地区,广东省、江苏省和浙江省的占比分别为 17%、10.65% 和 9.64%。从自动化供应商入网年限来看,目前我国自动化供应商的平均入网年限为 10 年,最长为 18 年。从自动化供应商类型来看,65.45% 的自动化供应商为自动化产品或技术的生产商,34.55% 的自动化供应商为代理商或经销商。从自动化供应商提供的产品类型来看,59.57% 的自动化供应商仅提供基础型自动化产品,40.43% 的自动化供应商还提供集成型自动化产品。上述数据说明,目前我国大多数自动化供应商拥有自主生产自动化产品的能力,自动化产品或技术比较成熟,平均入网年限较长,但存在空间分布不均衡的问题。此外,大多数自动化供应商所提供的产品属于基础型,尚未成为集成型产品的供应商,难以为企业实现数字化、智能化转型提供有力支持。

#### 四、实证结果分析

(一)基准回归结果。表 2 报告了自动化技术应用影响企业人力资本结构的估计结果。列(1)在控制城市、行业和年份固定效应的基础上,仅包括自动化技术应用这一变量。结果显示,一家上市公司拥有至少一家自动化供应商后,高学历员工的相对雇用比重会显著上升。列(2)和列(3)逐步加入了不同层面的控制变量,核心解释变量的回归系数仍显著为正。列(4)采用高学历员工相对雇用比重的自然对数作为被解释变量, *Automation* 的系数依然显著为正。这表明自动化技术应用有助于改善企业的人力资本结构。此外,为了考察自动化技术应用是否具有规模效应,本文采用自动化供应商数量的自然对数(*Automation number*)作为解释变量重新进行了估计。列(5)结果显示,解释变量的系数在 1% 的水平上显著为正。这表明随着下游企业自动化产品供应商数量的增加,企业的人力资本水平得到提升,自动化技术应用具有规模效应。

表 2 基准回归分析

	(1)HC	(2)HC	(3)HC	(4)LnHC	(5)HC
<i>Automation</i>	1.0908** (0.5358)	0.8147*** (0.3072)	0.8870** (0.3380)	0.1257*** (0.0382)	
<i>Automation number</i>					1.0349*** (0.3883)
Controls( <i>Firm Level</i> )	未控制	控制	控制	控制	控制
Controls( <i>Industry Level</i> )	未控制	控制	控制	控制	控制
Controls( <i>City Level</i> )	未控制	未控制	控制	控制	控制
城市、行业和年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	8 534	8 501	7 373	7 363	7 373
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.2278	0.2346	0.2354	0.4739	0.2353

注:括号内为行业层面聚类的稳健标准误,\*\*\*、\*\*和\*分别表示在1%、5%和10%的水平上显著。受篇幅限制,控制变量和常数项的估计结果未列示。下表同。

本文进一步探讨了自动化技术应用对企业人力资本结构的影响渠道,估计结果见表 3。列(1)展示了自动化技术应用对企业员工数量的影响效应, *Automation* 的系数不显著,表明自动化技术应用对企业员工数量没有产生显著影响,这一结果与自动化技术应用增加企业劳动力需求(Aghion 等, 2020; 李磊等, 2021)和减少企业劳动力需求(Acemoglu 和 Restrepo, 2018; 王永钦和董雯, 2020)均不同。本文进一步将企业员工分为高学历和低学历两类,考察了自动化技术应用对不同学历员工的差异化影响。列(2)和列(3)分别展示了自动化技术应用对高学历员工和低学历员工绝对规模的影响效应。结果显示,自动化技术应用显著增加了高学历员工数量,减少

了低学历员工数量。为了保证估计结果的稳健性,本文采用高学历员工占比和低学历员工占比作为被解释变量,重新考察了自动化技术应用对不同学历员工的影响效应。列(4)和列(5)结果显示,自动化技术应用显著提升了高学历员工占比,降低了低学历员工占比。总体来看,本文的研究结果与部分文献的结论存在较大差异。王永钦和董雯(2020)认为,由于在一些常规性和复杂性劳动方面相对于人力更具比较优势,机器人替代了部分中等技能员工,导致员工规模缩小。李磊等(2021)认为,在发展中国家,机器人应用更强调效率的改进,因此机器人应用的“规模效应”会同时增加企业对不同技能劳动力的需求,最终导致员工规模扩大。与上述文献不同,本文认为自动化技术本身是具有偏向性的,与不同类型员工之间的“替代-互补”作用不同。具体来说,在替代部分低技能劳动力的同时,自动化技术因与高技能劳动力的互补性而会增加企业对高技能劳动力的需求,最终导致自动化技术在不改变企业员工总量的情况下,不断改善企业人力资本结构。当然,本文使用的数据与识别方法是导致本文研究结果与其他文献不同的原因之一。一方面,本文关注的技术冲击更多地来自国内供应商,而王永钦和董雯(2020)关注的技术冲击更多地来自国外;另一方面,本文关注的是自动化技术,而大多数文献关注的是自动化技术中比较有代表性的工业机器人。

表 3 影响渠道分析

	(1)Employer	(2)Employee_high	(3)Employee_low	(4)Employee_high_ratio	(5)Employee_low_ratio
Automation	0.0149(0.0237)	0.0642***(0.0209)	-0.0651*(0.0371)	0.0230***(0.0072)	-0.0230***(0.0072)
Controls	控制	控制	控制	控制	控制
城市、行业和年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
N	7 347	7 347	7 347	7 347	7 347
R <sup>2</sup>	0.8086	0.7956	0.7262	0.5296	0.5296

注:控制变量与基准模型保持一致。下表同。

(二)内生性讨论。为了解决潜在的内生性问题,本文利用 IFR 的工业机器人数据来构造行业层面的机器人渗透率,将其作为自动化技术应用的工具变量,采用两阶段最小二乘法进行估计。工具变量的构造方式如下:

$$PR_{kt} = MR_{kt}^{CH} / L_{k,t=2010}^{CH}$$

其中,  $MR_{kt}^{CH}$  表示中国行业  $k$  在  $t$  年新增的工业机器人数量,  $L_{k,t=2010}^{CH}$  表示中国行业  $k$  在 2010 年的就业人数。这个工具变量的变化主要反映了行业技术特征的变化(王永钦和董雯, 2020), 而与企业自身特征无关, 因此满足工具变量的外生性要求。由于工业机器人主要应用于制造业领域, 本文先利用制造业上市公司样本进行基准回归, 再将中国二位数制造业行业分类代码与 IFR 中的行业分类代码统一, 匹配得到企业所属行业的新增工业机器人数量, 回归结果见表 4。列(1)为基准回归结果。列(2)为第一阶段估计结果, 工具变量的系数在 1% 的水平上显著为正, 且  $K-P rk Wald F$  统计量为 20.73, 表明不存在弱工具变量问题。列(3)为第二阶段估计结果, 核心解释变量的系数显著为正, 表明排除内生性问题后, 自动化技术应用仍然会显著改善企业人力资本结构。

表 4 工具变量估计

	(1)HC	(2)Automation	(3)HC
	基准回归	第一阶段	第二阶段
Automation	0.4893*** (0.1310)		6.813*** (2.186)
PR(IV)		0.016*** (0.004)	
Controls	控制	控制	控制
城市和年份固定效应	控制	控制	控制
N	4 688	4 576	4 576
R <sup>2</sup>	0.3217	0.1147	-0.09



(三)稳健性检验

1. 倾向得分匹配。自动化技术应用可能与企业规模和融资约束等特征高度相关。为此, 本文采用倾向得分匹配法来解决潜在的样本选择偏误问题。<sup>①</sup>表 5 的回归结果与基准回归结果相似。本文进一步对估计结果进行了平衡性检验, 以保证倾向值匹配方法的使用安全性。平衡性检验结果显示, 匹配后变量的标准化偏差均值小于 10%; 与匹配前的结果相比, 匹配后变量的标准化偏差均值大幅缩小。<sup>②</sup>

表 5 倾向得分匹配

	(1) <i>HC</i>	(2) <i>Employer</i>	(3) <i>Employee_high</i>	(4) <i>Employee_low</i>	(5) <i>Employee_high_ratio</i>	(6) <i>Employee_low_ratio</i>
<i>Automation</i>	0.9056** (0.4222)	-0.0039 (0.0252)	0.0511* (0.0265)	-0.0903* (0.0482)	0.0247*** (0.0078)	-0.0247*** (0.0078)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市、行业和 年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	3 395	3 395	3 395	3 395	3 395	3 395
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.2720	0.8703	0.8165	0.7637	0.6429	0.6429

2. 安慰剂检验。为了排除自动化技术应用对人力资本结构的影响受其他不可观测的遗漏变量的干扰, 本文进一步做了安慰剂检验。具体地, 本文随机构造反事实的上市公司应用自动化技术决策, 按照基准模型进行估计, 得到反事实的估计系数; 然后, 将随机分配过程和回归过程重复 500 次, 得到 500 个估计系数, 估计系数的概率密度分布情况见图 1。随机分配所得到的估计系数集中分布在零值附近且符合正态分布, *P* 值大于 0.1, 表明反事实的上市公司应用自动化技术决策不受应用自动化技术公司特征的影响。同时, 基准回归系数也都落在小概率区间, 表明上市公司应用自动化技术对企业人力资本结构的影响并未受其他不可观测的遗漏变量的干扰, 本文的实证结果是可靠的。

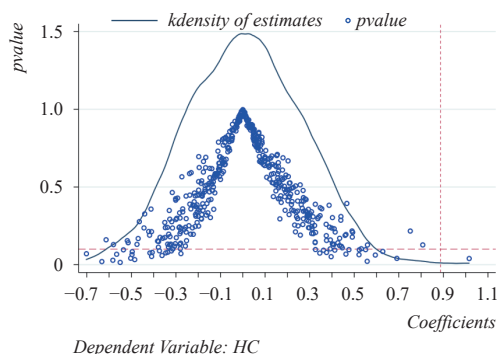


图 1 安慰剂检验

3. 其他稳健性检验。第一, 更换人力资本结构指标。在基准回归中, 本文使用高学历员工相对雇用比重来度量企业的人力资本结构。为了保证估计结果的稳健性, 本文采用技能员工相对雇用比重来度量企业的人力资本结构, 对基准模型重新进行了估计。表 6 中列(1)结果显示, 上市公司应用自动化技术对技能员工相对雇用比重具有显著的正向影响, 表明基准回归结果是稳健的。第二, 自动化产品是一种长期使用的设备, 仅从当年是否从供应商购买自动化产品来判断是否应用自动化技术, 这可能会低估自动化技术的长期影响。因此, 本文构造了新的解释变量 *Automation\_ct*, 如果上市公司在 *t* 年从自动化技术供应商购买了自动化技术, 则在 *t* 年及以

① 本文使用倾向值将应用自动化技术的企业和未应用自动化技术的企业进行匹配, 选择当年的企业年龄、所有制、资产规模、资产负债率、融资约束、资本深化程度、工资溢价水平、行业赫芬达尔指数、经济发展水平、政府规模和地区平均工资作为匹配变量, 采用 1:4 的最近邻匹配方法估计这两个群体间的平均差距。倾向值采用 *Logit* 模型估计得到。

② 受篇幅限制, 文中未列示每一个变量匹配前后的标准化偏差数值, 详见本文的工作论文版本。

后所有年份, *Automation\_ct* 均取值为 1。表 6 中列(2)结果显示, 核心解释变量的系数在 5% 的水平上显著为正, 表明自动化技术应用对企业人力资本结构具有长期的改善作用。第三, 自动化供应商在空间布局上主要集中在东部沿海地区, 应用自动化技术的企业同样集中在东部地区。为此, 本文将基准回归的标准误调整至企业所在城市层面。表 6 中列(3)结果显示, 核心解释变量的系数依然显著为正。第四, 本文在识别上依赖两套数据, 即自动化供应商名单和上市公司供应商名单, 其中不包含所有国外自动化供应商。尽管国内自动化供应商的作用越来越重要, 但是仍需重视国外自动化供应商的影响。因此, 基于上文构造的企业所属行业层面工业机器人渗透率(*PR*), 本文进一步计算了企业层面进口工业机器人渗透度(*Exposure*), 将其作为控制变量加入基准模型中, 以控制进口自动化技术对本文基准回归结果的干扰。具体地, 本文以企业前一年的生产部门员工数占所属行业所有生产部门员工数的比值作为权重, 与企业所属行业层面工业机器人渗透率相乘, 得到企业层面进口工业机器人渗透度。表 6 中列(4)结果显示, 核心解释变量的系数在 1% 的水平上显著为正, 表明基准结果是稳健的。第五, 行业和地区层面随时间变化的不可观测的遗漏变量可能导致估计结果有偏。为此, 本文在基准模型中加入“行业×时间”和“城市×时间”固定效应, 表 6 中列(5)结果与基准回归结果相似。

表 6 其他稳健性检验

	(1) <i>Skill</i>	(2) <i>HC</i>	(3) <i>HC</i>	(4) <i>HC</i>	(5) <i>HC</i>
<i>Automation</i>	0.0826*** (0.0245)		0.8870** (0.4386)	0.2254*** (0.0655)	0.4847*** (0.1060)
<i>Automation_ct</i>		0.5236** (0.2209)			
<i>Exposure</i>				-0.3578* (0.1745)	
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制
城市、行业和年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
行业×时间	未控制	未控制	未控制	未控制	控制
城市×时间	未控制	未控制	未控制	未控制	控制
<i>N</i>	6 097	7 347	7 347	3 394	4 688
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.3688	0.3722	0.3725	0.3926	0.3751

注: 括号内为稳健标准误, 列(3)在城市层面聚类, 其余列在行业层面聚类。

## 五、进一步探讨

(一)潜在机制检验。由上文理论分析可知, 自动化技术应用对企业人力结构的影响程度取决于自动化技术特征。为了识别自动化技术潜在的技术特征差异, 本文将上市公司采购的自动化产品划分为基础型自动化产品和集成型自动化产品两类, 检验不同类型的自动化技术对企业人力资本结构的差异化影响, 以此识别自动化技术应用影响人力资本结构的潜在机制。本文将采购自动化产品的上市公司(即处理组)分为两类, 其中一类是只采购了基础型自动化产品的上市公司, 另一类是采购了集成型自动化产品的上市公司。本文分别将上述两类处理组与未采购自动化产品的上市公司(即对照组)合并, 形成两组样本, 然后基于式(6)分别进行回归。表 7 报告了潜在机制检验结果, 核心解释变量的系数仅在采购集成型自动化产品的样本中显著为正。这表明自动化技术应用对企业人力资本结构的影响主要是因为更复杂的集成型技术需要更高级的人力资本与之匹配, 形成互补效应, 最终才能将自动化技术更好地应用于生产流程中。

表 7 潜在机制检验

	(1)	(2)
	基础型自动化产品	集成型自动化产品
<i>Automation</i>	1.2898 (1.2932)	0.9775** (0.4196)
<i>Controls</i>	控制	控制
城市、行业和年份固定效应	控制	控制
<i>N</i>	6 488	6 981
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.2536	0.2242

注：被解释变量为企业人力资本结构(HC)。下表同。

(二)异质性分析。供应商和下游客户的特征对于保证自动化技术通过供应链传导至下游企业的生产运营相当重要。因此,本文进一步从供应商和下游企业的差异化特征角度来考察自动化技术应用对企业人力资本结构的异质性影响。

1. 自动化产品供应商特征。自动化产品供应商为下游客户提供自动化设备和自动化系统解决方案,帮助企业实现智能化生产。一方面,供应商的资质会影响自动化产品的技术含量和品质。例如,进入自动化行业时间长的企业经验更加丰富,更可能提供成熟的自动化技术;与自动化产品代理商相比,自动化产品生产商能够为客户提供更加专业的解决方案,这有利于自动化技术在企业内部的应用与推广。另一方面,供应商与下游客户之间的信息沟通成本也会对自动化技术应用产生影响。例如,自动化产品供应商与下游客户之间的地理距离决定了双方的信息沟通成本,当地理距离较短时,沟通效率较高。因此,当进入自动化行业时间较长、供应商是自动化产品生产商或者供应商与下游客户之间的地理距离较短时,下游企业的信息化和智能化水平会较高,人力资本水平也较高。表 8 从自动化供应商的入网年限、供应商类型以及供应商与下游客户之间的地理距离三个维度,考察自动化技术应用对企业人力资本结构的异质性影响。首先,本文将供应商进入自动化行业的年限(以供应商进入中国自动化网的年限来度量)按当年均值划分为两个子样本,分别估计自动化技术应用对企业人力资本结构的影响。表 8 中列(1)和列(2)结果显示,核心解释变量的系数仅在供应商进入自动化行业的年限较长的子样本中显著为正。可见,自动化供应商从事自动化产品生产活动的年限越长,其自动化产品的质量和技术含量可能越高,改善下游企业人力资本结构的作用越大。其次,本文将供应商划分为自动化产品生产商和代理商分别进行回归。表 8 中列(3)和列(4)结果显示,核心解释变量的系数仅在供应商是自动化产品生产商的子样本中显著为正。可见,企业直接采购自动化产品制造商的自动化产品更有利于自己从制造商获取资源与技术支持,并可能吸引制造商参与企业的技术创新和产品开发。这在提高产品开发效率的同时,也提升了企业人力资本水平。最后,本文将供应商与下游企业之间的地理距离按当年均值划分为两个子样本,分别估计自动化技术应用对企业人力资本结构的影响。表 8 中列(5)和列(6)结果显示,核心解释变量的系数仅在供应商与下游企业之间的地理距离较短的子样本中显著为正。可见,地理邻近畅通了上下游企业间的技术交流和研发合作渠道。一方面,资讯技术和网络可以帮助上下游企业获得会计报表、信用评级等硬信息,而只能通过观察和主观判断获取的软信息依赖于双方的频繁面对面接触。地理邻近有助于降低因信息搜集而产生的时间和资金成本,便于上下游企业增进信任和开展深入合作。另一方面,地理邻近有助于上下游企业的沟通协作,增加研发技术人员交流学习的频率,从而建立并保持一种长期稳定的基于技术交流和资源共享的合作关系。

表 8 基于自动化产品供应商特征的异质性分析

	入网年限		供应商类型		地理距离	
	(1)短	(2)长	(3)生产商	(4)代理商	(5)近	(6)远
<i>Automation</i>	1.2306 (0.7795)	0.9291** (0.4385)	0.8158** (0.3881)	1.9763 (1.1538)	2.2756** (1.0038)	0.1614 (0.2200)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市、行业和年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	6 562	6 907	7 095	6 372	6 666	6 801
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.2528	0.2257	0.2249	0.2535	0.2337	0.2457

2. 下游企业特征。一般而言,企业所有制、高级管理人员的受教育程度以及企业所属行业的竞争程度会直接影响自动化技术的应用。从所有制来看,国有企业在行业内具有资源获取上的相对比较优势,加之企业内部管理所具有的特征,这不利于以自动化技术为代表的新兴技术的应用与推广。而民营企业处于相对劣势地位,更希望通过积极引入自动化技术来发展壮大。从高级管理人员的受教育程度来看,当受教育程度较高时,企业高管更容易接受新技术和新理念,更可能支持自动化技术的引进与应用。从企业所属行业的竞争程度来看,垄断行业对于引入自动化技术缺乏动力。而竞争性行业面临市场竞争压力,有动力积极引入新兴技术来提高生产效率,扩大市场份额。首先,本文将下游企业按所有制分为国有企业和非国有企业两个子样本,分别估计自动化技术应用对企业人力资本结构的影响。表 9 中列(1)和列(2)结果显示,核心解释变量的系数仅在非国有企业样本中显著为正。可见,非国有企业越有动力高效地应用自动化技术,其人力资本提升效果越明显。其次,本文将企业按照高管中研究生以上学历占比均值划分为两个子样本分别进行回归。表 9 中列(3)和列(4)结果显示,核心解释变量的系数仅在高管高学历占比高于均值的子样本中显著为正。可见,企业高管的受教育程度越高,越容易接受并应用新技术,企业人力资本提升效果越明显。最后,本文参考袁淳等(2021)的方法,<sup>①</sup>将企业所属行业划分为竞争性行业和管制性行业进行分组回归。表 9 中列(5)和列(6)结果显示,核心解释变量的系数仅在竞争性行业样本中显著为正。可见,竞争性行业中的企业更有动力高效地应用自动化技术,其人力资本提升效果更明显。

表 9 基于企业特征的异质性分析

	所有制		高管学历		所属行业竞争性	
	(1)非国有企业	(2)国有企业	(3)低学历	(4)高学历	(5)竞争性	(6)管制性
<i>Automation</i>	1.1565** (0.5275)	0.6794 (0.8040)	0.5625 (0.5205)	3.6306** (1.7043)	1.1600** (0.5161)	1.1369 (0.9933)
<i>Controls</i>	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市、行业和年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
<i>N</i>	4 765	2 592	3 689	3 479	5 374	1 989
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.2915	0.2252	0.2769	0.1839	0.3050	0.1721

(三)自动化技术应用与企业绩效。本文进一步检验了自动化技术应用对企业绩效的影响。本文使用资产回报率(*ROA*)和权益回报率(*ROE*)来度量企业绩效,并按照最大值和最小值进行

<sup>①</sup> 本文将代码为 B、C25、C31、C32、C36、C37、D、E48、G53、G54、G55、G56、I63、I64、K 和 R 的行业界定为管制性行业,其他行业则为竞争性行业。

标准化处理。结果显示,<sup>①</sup>核心解释变量的系数均在 1% 的水平上显著为正。这表明上市企业可以通过应用自动化技术来优化人力资本结构,进而提升企业绩效。

## 六、结论与政策启示

本文利用 2015—2019 年上市公司数据,从供应链视角研究了自动化技术应用对企业人力资本结构的影响。研究发现,自动化技术应用能够显著改善企业的人力资本结构。本文进一步利用自动化供应商的产品文本信息,识别了上市公司应用的自动化产品类型。检验结果显示,自动化技术应用改善企业人力资本结构的作用主要集中在采购集成型自动化产品的上市公司中。本文还发现,当供应商进入自动化行业的年限较长、供应商是自动化产品生产商以及供应商与下游企业之间的地理距离较短时,自动化技术应用改善企业人力资本结构的作用较大。此外,自动化技术应用提升人力资本的作用在非国有企业、高管受教育程度较高以及竞争性行业的企业中更大。自动化技术应用还显著提升了下游上市公司的经营绩效。

本文的研究结论具有以下政策启示:首先,大力培育自动化产品供应商,特别是集成型自动化产品的供应商。自动化技术应用提升企业人力资本的根本原因在于其增加了企业对高级人力资本的需求。培育集成型自动化产品供应商并优化供应商布局,有利于营造良好的数字化转型环境,从供给侧推动企业进行智能化、数字化转型。其次,大力支持企业购置自动化产品,并进行智能化改造。企业引入自动化技术不仅可以优化人力资本结构,还能显著提升企业经营绩效。因此,地方政府可以通过实施数字化产业政策,激励企业采购自动化产品来实现智能化转型。再次,培育数字化高端人才,打造区域人才高地。集成型自动化技术应用的前提是企业拥有与之相匹配的高水平人才。当地区人力资本水平较低、高水平人才供给无法满足企业智能化转型需求时,企业将承受高额的转型成本,这不利于企业进行智能化转型。即使企业购置更多的自动化产品,但由于缺少相应的高水平员工,也无法最大程度实现自动化产品的“提质降本增效”作用。因此,地方政府可以通过“搭平台、供政策、优服务”来为企业集聚高端人才,助力企业实现智能化转型。最后,妥善解决低技能劳动力的再就业问题。本文研究表明,自动化技术应用会减少企业对低技能劳动力的需求。王才等(2019)的研究也表明,工业机器人应用会增加员工的工作不安全感。地方政府可以通过引导推动第三产业发展来创造新的就业机会,并通过组织公益性的技能培训来提高低技能劳动力的技能水平,进而鼓励失业群体再就业。

\* 感谢审稿专家和编辑提出的宝贵意见。

### 参考文献:

- [1]陈东,秦子洋.人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据[J].经济研究,2022,(4):85-102.
- [2]陈彦斌,林晨,陈小亮.人工智能、老龄化与经济增长[J].经济研究,2019,(7):47-63.
- [3]郭凯明.人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J].管理世界,2019,(7):60-77.
- [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[J].中国工业经济,2020,(8):80-98.
- [5]李磊,王小霞,包群.机器人的就业效应:机制与中国经验[J].管理世界,2021,(9):104-118.
- [6]林晨,陈小亮,陈伟泽,等.人工智能、经济增长与居民消费改善:资本结构优化的视角[J].中国工业经济,2020,(2):61-79.

<sup>①</sup> 受篇幅限制,回归结果未列示,详见本文的工作论文版本。

- [7]刘啟仁, 趙焯. 稅收政策激勵與企業人力資本升級[J]. 經濟研究, 2020, (4): 70–85.
- [8]綦建紅, 張志彤. 機器人應用與出口產品範圍調整: 效率與質量能否兼得[J]. 世界經濟, 2022, (9): 3–31.
- [9]孫懷義, 莫斌, 楊璟, 等. 工廠自動化未來發展的思考[J]. 自動化與儀器儀表, 2019, (9): 92–96.
- [10]王才, 周文斌, 趙素芳. 機器人規模應用與工作不安全感——基於員工職業能力調節的研究[J]. 經濟管理, 2019, (4): 111–126.
- [11]王林輝, 胡晟明, 董直庚. 人工智能技術會誘致勞動收入不平等嗎——模型推演與分類評估[J]. 中國工業經濟, 2020, (4): 97–115.
- [12]王永欽, 董雯. 機器人的興起如何影響中國勞動力市場?——來自製造業上市公司的證據[J]. 經濟研究, 2020, (10): 159–175.
- [13]楊光, 侯鈺. 工業機器人的使用、技術升級與經濟增長[J]. 中國工業經濟, 2020, (10): 138–156.
- [14]余玲錚, 魏下海, 孫中偉, 等. 工業機器人、工作任務與非常規能力溢價——來自製造業“企業—工人”匹配調查的證據[J]. 管理世界, 2021, (1): 47–59.
- [15]袁淳, 肖土盛, 耿春曉, 等. 數字化轉型與企業分工: 專業化還是縱向一體化[J]. 中國工業經濟, 2021, (9): 137–155.
- [16]周洺竹, 綦建紅, 張志彤. 人工智能對全球價值鏈分工位置的双重影響[J]. 財經研究, 2022, (10): 34–48.
- [17]Acemoglu D, Restrepo P. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. *American Economic Review*, 2018, 108(6): 1488–1542.
- [18]Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188–2244.
- [19]Aghion P, Antonin C, Jaravel X, et al. What are the labor and product market effects of automation? New Evidence from France[R]. CEPR Press Discussion Paper No.14443, 2020.
- [20]Agrawal A, McHale J, Oettl A. Artificial intelligence, scientific discovery, and commercial innovation[R]. Working Paper, 2019.
- [21]Autor D H. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3): 3–30.
- [22]Brynjolfsson E, McAfee A. The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies[M]. Manhattan: WW Norton & Company, 2014.
- [23]Caselli F, Manning A. Robot arithmetic: New technology and wages[J]. *American Economic Review: Insights*, 2019, 1(1): 1–12.
- [24]Dixon J, Hong B, Wu L. The robot revolution: Managerial and employment consequences for firms[J]. *Management Science*, 2021, 67(9): 5586–5605.
- [25]Jackson M O, Kanik Z. How automation that substitutes for labor affects production networks, growth, and income inequality[J]. SSRN Journal, 2019, doi: 10.2139/ssrn.3375523.
- [26]Krusell P, Ohanian L E, Ríos-Rull J V, et al. Capital-skill complementarity and inequality: A macroeconomic analysis[J]. *Econometrica*, 2000, 68(5): 1029–1053.
- [27]Moll B, Rachel L, Restrepo P. Uneven growth: Automation’s impact on income and wealth inequality[R]. NBER Working Paper No.28440, 2021.
- [28]Stapleton K, Webb M. Automation, trade and multinational activity: Micro evidence from Spain[R]. CSAE Working Paper Series 2020-16, 2020.
- [29]Webb M. The impact of artificial intelligence on the labor market[J]. SSRN Journal, 2019, doi:10.2139/ssrn.3482150.

# Application of Automation Technology and Human Capital Structure of Enterprises: From the Perspective of Supply Chain

Wu Yiping, Chen Jiahe, Li Pengfei

(School of Public Economics and Administration, Shanghai University of Finance and Economics,  
Shanghai 200433, China)

**Summary:** Industrial automation technology is currently being widely used in China, but the application effect is affected by the human capital structure of enterprises. Using data on the procurement of automation products by listed companies from 2015-2019, this paper investigates the impact mechanism of automation technology application on the human capital structure of enterprises based on a supply chain perspective. The empirical results show that there is a significant positive correlation between supplier automation technology and human capital structure. Furthermore, this paper empirically investigates the influence mechanism of automation technology application. The automation products are divided into basic automation products and integrated automation products, and the differentiated influence of different types of automation technology on human capital structure is discussed. The results show that the above human capital structure enhancement effect depends on the type of automation products procured. Only the procurement of integrated automation products can significantly enhance human capital structure, while the effect of the procurement of basic automation products is not significant. Further heterogeneity analysis shows that the above human capital structure enhancement effect is mainly concentrated in enterprises whose suppliers have entered the automation industry for a relatively long time, whose suppliers are manufacturers of automation products, and whose suppliers have a relatively short geographical distance from downstream enterprises. In addition, the above human capital structure enhancement effect is greater in non-state-owned enterprises, enterprises with highly-educated executives, and enterprises in competitive industries. The application of automation technology also significantly improves the business performance of downstream listed companies.

The contributions of this paper are as follows: First, it focuses on the substitution and complementarity between heterogeneous automation technology and different types of labor under the “capital-skill complementarity” hypothesis, which clearly identifies the differential impact of automation technology application on labor demand, and supplements the existing literature on the economic impact of automation technology. Second, it identifies the scale and internal structure of automation technology application using automation supplier lists and automation product information, which provides a new perspective and approach for automation technology identification. In addition, this paper has certain policy implications: Local governments need to nurture automation product suppliers, especially those with integrated automation products, gather high-end talents for enterprises through various policies and services, and address the issue of re-employment of low-skilled labor properly.

**Key words:** automation technology; human capital structure; supply chain

(责任编辑 石头)