

工业机器人应用与劳动技能溢价

——理论假说与行业证据

胡晟明,王林辉,董直庆

(华东师范大学 经济与管理学部,上海 200062)

摘要:工业机器人应用诱致生产环境复杂化且易偏向于技能劳动,但现有文献并未重视在不同情境中这种偏向是否会扩大不同性质劳动的收入分配差距。基于此,采用中国2006—2018年工业行业数据,以工业机器人密度刻画工业机器人应用水平,检验中国情境下工业机器人应用对劳动技能溢价的真实影响,并分类考察工业机器人应用诱发技能溢价的生产率效应、劳动岗位更替效应和行业间技术溢出效应的作用差异。结果表明:中国工业机器人应用正扩大劳动技能溢价,这可归结于工业机器人应用更易于提高技能劳动生产率,并通过非技能岗位替代和技能岗位创造的非对称方式扩大劳动技能溢价,而且在资本密集型、高垄断程度和低劳动保护程度行业中,工业机器人应用的技能溢价效应更显著。同期,工业机器人应用不仅会扩大本行业劳动技能溢价,还能通过技术溢出效应诱发关联行业技能溢价,行业间技术关联性越强则溢出效应越大。

关键词:工业机器人;技能溢价;劳动生产率;岗位更替;技术溢出;行业异质性

中图分类号: F124.3; F062.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-9301(2021)04-0069-16

DOI:10.13269/j.cnki.ier.2021.04.006

一、引言

近年来,伴随深度学习算法的重大突破、大数据资源的快速累积和云计算能力的不断提升,人工智能迎来迅猛发展时期和应用浪潮,而机器人产业作为人工智能应用的重要领域,同样呈现出快速增长趋势。毫无疑问,在全球新一轮科技革命和产业变革背景下,推动机器人产业有序发展,有利于提高产品质量和生产效率,增强科技创新能力,促进传统产业改造升级和新产业衍生发展。我国高度重视机器人产业发展:2015年国务院印发《中国制造2025》,将发展高档数控机床和机器人作为重要战略任务。“十四五”规划明确提出培育先进制造业集群,推动机器人等产业创新发展,并且提出“推进危险岗位机器人替代”以提高安全生产水平的重要举措。国际机器人联合会(IFR)依据应用环境差异将机器人分为工业机器人和服务机器人,其中工业机器人是指面向工业领域的多关节机械手或多自由度机器人。工业机器人以其高效率、高精度和适应高危高压环境等优势,逐渐受到众多工业企业的青睐。根据2020年《国民经济和社会发展统计公报》,中国2020年工业机器人产量为21.2万台,比上年增长20.7%。根据IFR统计的世界主要机器人应用国家工业机器人存量数据(见

收稿日期:2021-04-09;修回日期:2021-06-08

作者简介:胡晟明(1994—),男,安徽黄山人,华东师范大学经济与管理学部博士研究生,研究方向为技术进步与要素配置;王林辉(1973—),女,辽宁锦州人,华东师范大学经济与管理学部教授、博士生导师,研究方向为技术进步与经济增长;董直庆(1974—),男,浙江温州人,华东师范大学经济与管理学部教授、博士生导师,研究方向为技术进步与经济增长。

基金项目:国家社会科学基金重大项目(20ZDA069);国家社会科学基金一般项目(20BJY019);华东师范大学“幸福之花”先导研究基金项目(2019ECNU-XFZH003)

图1) ,中国工业机器人存量正以指数形态增长 ,已在 2016 年左右超越美国、日本、德国等发达国家;但 2019 年数据也显示 ,中国制造业工业机器人密度(每万名就业人员拥有的工业机器人安装量) 为 187 台/万人 ,与美国 228 台/万人、日本 364 台/万人和德国 346 台/万人存在一定差距 ,表明中国工业机器人仍然存在广阔的发展空间。

然而 ,工业机器人应用为提高工业生产精度、安全性和效率的同时 ,也会给劳动市场造成巨大冲击。根据世界不平等数据库(WID) 统计(见图 2) ,主要机器人应用国家收入前 10% 人群的收入份额逐年增长 ,尤其是机器人应用增长越明显的国家 ,这类现象越突出。机器人一方面具备自动化特征 ,可直接替代劳动执行生产任务诸如焊接、喷涂、码垛等 ,进而引发劳动从现有岗位上被取代^[1]; 另一方面具备岗位创造特征 ,机器人应用会催生出智能制造工程技术人员、工业机器人系统运维员、工业机器人系统操作员等新型劳动岗位 ,也会带动机器人等新兴产业的衍生发展 ,进而增加劳动需求^[2]。现有研究普遍认为 ,工业机器人应用替代的主要是非技能劳动 ,而由于新兴技术应用的复杂性 ,创造的新岗位往往仅增加技能劳动需求^[3]。不难预测 ,工业机器人应用可能会引发生产活动对技能劳动需求激增和非技能劳动需求削减 ,从而导致技能和非技能劳动间收入差距扩大。一个自然的问题是 ,现阶段工业机器人大规模应用是否会加剧中国收入不平等程度? 尤其是 ,工业机器人应用是否会扩大劳动技能溢价? 如果是 ,工业机器人应用影响技能溢价的内在机制如何? 由于不同行业的工业机器人应用范围与深度迥异 ,工业机器人应用的技术溢价效应在不同类型行业是否存在差异? 工业机器人应用在行业间是否存在溢出效应? 关于这些问题的回答 ,将有助于评价工业机器人应用引发的收入分配不平等 ,全面了解人工智能等新兴技术对劳动市场的冲击。

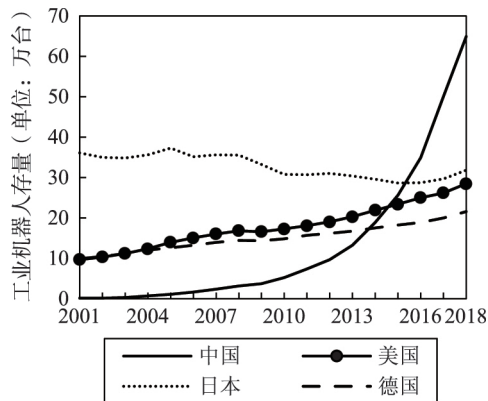


图1 各国工业机器人存量变化趋势

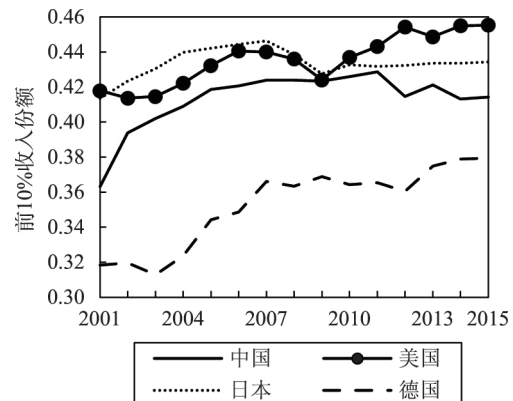


图2 各国收入前10%人群的收入份额变化趋势

本文剩余结构安排如下: 第二部分文献综述 ,第三部分理论推演与研究假说 ,第四部分研究方法设计 ,第五部分基准回归结果与评价 ,第六部分机制与异质性检验 ,第七部分结论与政策建议。

二、文献综述

技能溢价问题向来是主流经济学研究关注的焦点。20 世纪下半叶开始 ,多数西方工业化国家出现技能相对非技能劳动工资差距扩大的现象。大量学者将技能溢价现象归因于技术进步技能偏向性特征 ,即技术进步更偏好于提高技能相对非技能劳动生产率 ,从而会引发技能溢价扩大^[4-6]。尽管人工智能技术可能存在技能偏向性特征^[7] ,但又具备劳动岗位替代与创造的特性^[8] ,因而学术界关于工业机器人应用对劳动技能溢价的影响仍然存在争议。为此 ,可将机器人应用与劳动技能溢价研究的主要观点分为两类:

第一类文献认为机器人应用会扩大劳动技能溢价。相关理论研究基于任务模型考察驱动器机器人应用的自动化技术对技能溢价的影响。Acemoglu and Restrepo^[3] 引入劳动技能分类拓展任务模

型,推导结果表明自动化技术不仅倾向于利用机器替代非技能劳动,而且催生出的新劳动岗位更青睐于技能劳动,由此引发劳动需求非对称变化,导致非技能劳动工资下降和技能劳动工资上涨。Moll *et al.*^[9]内生资本供给过程拓展任务模型,考察自动化技术对收入不平等的作用机制,模型推导发现自动化技术可以通过提高财富回报率促进资本所有者收入增长,加剧收入不平等。相关经验研究也发现机器人应用会扩大技能溢价的证据。Katz and Margo^[10]、Bessen^[11]和 Autor^[2]通过观察美国长期以来不同技能劳动岗位就业份额的变化趋势,发现在机器人应用引发生产自动化的背景下,非技能劳动岗位就业需求不断减少,而技能劳动岗位就业需求逐年上升,进而导致不同技能劳动收入差距扩大。Graetz and Michaels^[12]的实证研究发现,机器人使用量增加仅会显著减少低技能劳动就业份额,对中高技能劳动影响不显著。近年来,不少学者将人工智能技术看作是自动化技术的高阶类型,其同样是实现机器人落地应用的关键技术。王林辉等^[13]基于中国2001—2016年全国及省级层面数据的测算研究发现,人工智能技术在样本期内会导致高、低技术部门劳动收入差距年均扩大0.75%。Korinek and Stiglitz^[14]将人工智能技术分为资源节约型和劳动节约型两类形态,理论考察人工智能技术对国家间收入差距的影响,研究发现人工智能技术将导致资源依赖的出口国家和以低劳动成本为比较优势的发展中国家收入下降,进而会加剧国家间贫富差距。

第二类文献认为机器人应用对劳动技能溢价影响方向不确定。Acemoglu and Restrepo^[15]认为机器人在替代非技能劳动的同时,也会通过节约生产成本以提升整体生产效率,从而增加其他非自动化生产任务对非技能劳动需求,在一定程度上可以抑制整体经济中劳动技能溢价扩大。事实上,在人工智能技术驱动下,机器人不仅可以替代非技能劳动岗位,而且能够替代技能劳动从事一些需要认知能力的岗位,诸如驾驶和翻译等。基于此,Acemoglu and Restrepo^[16]将自动化分为对低技能岗位替代的“低技能自动化”和对高技能岗位替代的“高技能自动化”,理论研究发现尽管低技能自动化会扩大技能溢价,但是高技能自动化会缩小技能溢价。还有一些研究认为机器人主要替代的是从事可编码和重复性强的常规任务的劳动者,诸如打字员、出纳员等,进而引发非常规能力溢价。Autor and Dorn^[17]认为自动化技术会通过替代执行常规任务的劳动,导致劳动流入对技能要求较低的服务业,进而使得收入分布两端的就业快速增长,引发“就业极化”现象。Frey and Osborne^[1]利用高斯分类器估算美国702个职业的自动化风险,结果表明可编码、可重复的常规型职业自动化风险相对更高。余玲铮等^[18]基于广东省制造业“企业—工人”匹配调查数据的实证研究发现,工业机器人应用会导致执行非常规任务的劳动相对执行常规任务的劳动工资上涨。

工业机器人应用与劳动收入分配问题研究尚未形成统一共识,不同情境中工业机器人应用的技术溢价效应可能存在差异,而现有文献尚未系统梳理这种差异源自何种原因,以及工业机器人应用影响劳动技能溢价是否存在多重内在机制,尤其普遍缺乏来自发展中国家的经验证据。基于此,本文首先理论分析工业机器人应用的技术溢价效应及其内在形成机制,采用中国2006—2018年17个工业行业面板数据,以机器人安装密度刻画工业机器人应用水平,检验中国情境中工业机器人应用诱发劳动技能溢价的机制,对比不同性质行业中工业机器人应用的技术溢价效应差异。本文的边际贡献主要在于:一是理论探讨工业机器人应用诱发劳动技能溢价的生产率效应、劳动岗位更替效应和行业间技术溢出效应的多重作用机制,并且实证考察中国情境中工业机器人应用与劳动收入分配的作用关系;二是关注到不同行业要素禀赋、垄断程度和劳动保护程度的差异,会导致工业机器人应用范围与深度迥异,对比检验行业性质对机器人应用技能溢价效应的差异化影响。

三、理论推演与研究假说

随着信息技术、通信设备和软件业的飞速发展,技术进步愈发明显地融入计算机等设备资本品,产品生产过程中机器设备技术密集度持续增加,对劳动技能水平提出更高要求。特别是,近年来人工智能技术应用场景不断拓宽,机器人、无人驾驶汽车、智能语音系统等设备资本品开始深度融入产

业链和供应链的众多环节,技术环境更为复杂化,生产任务偏好技能劳动的现象愈发突出^[7]。作为智能技术应用的重要领域,工业机器人并非总是呈现替代劳动特征,主要源于人机协作是机器人深度应用的关键环节。机器人可以适应快速变化的环境,但需要与具备一定技能水平的劳动相互协作,才能充分发挥机器人应用的产出效益。Autor^[2]认为自动化技术发展会催生出更高技能要求的劳动岗位,需要劳动掌握新技能才能适应新型生产环境,实现再就业,并提到善于使用铁锹的建筑工人需要学会驾驶挖掘机,才能在智能化背景下重新获得就业机会。这些证据表明,工业机器人应用环境往往与劳动技能相伴相生,呈现耦合式发展特点,因而工业机器人应用会表现出偏向于技能劳动的特征。

正如偏向性技术进步理论所述,技能偏向性技术进步会导致技能劳动相对非技能劳动生产率提升更快,技能劳动的更高生产率诱使其收入相对非技能劳动增长更快,进而诱发劳动技能溢价^[19-20]。工业机器人应用也表现出技能偏向性特征,因而会非对称改变不同技能劳动生产率。大量研究已证实,工业机器人应用可通过削减劳动成本、提高加工精度、增强生产稳定性的方式提升劳动生产率,但是对不同技能劳动生产率存在差异化影响^[13,16]。而且更应指出的是,技能劳动相对非技能劳动可能更会利用智能技术增强自身综合能力,诸如更可能采用智能医疗系统准确预测疾病发生率,制定针对性健康管理方案以提升自身健康水平;或者,技能劳动也更可能应用个性化教学系统分析自身特点,定制适宜的课程计划以提高自身学习效率^[21]。不难推断,工业机器人应用更有利于提升技能劳动相对非技能劳动生产率,致使技能劳动获得更多报酬,引发技能溢价不断扩大。基于上述分析,本文提出:

假说 1:工业机器人应用表现出技能偏向性特征,会更有利于提高技能劳动相对非技能劳动生产率,通过非对称的生产率效应引致技能溢价。

工业机器人应用的一个突出特征是实现自动化生产,通过将工业任务编码,借助机器学习算法从客观数据中发现并应用规律,进而在计算机系统控制下自主执行工业生产任务。在生产过程中,正是由于机器人具备自动化特征,其可替代劳动参与生产活动。然而,近年来机器学习算法的突破、数据资源的丰富和计算能力的提升,使得机器人不仅会替代非技能劳动,而且使一些从事技能岗位的劳动也面临被替代风险,这将导致工业机器人应用对技能溢价的影响方向存在可变性^[16]。但现有经验研究表明,工业机器人应用对非技能劳动的替代风险更大。孔高文等^[22]通过构造中国行业与地区层面样本的实证检验表明,机器人在低学历劳动力占比更高的地区对就业的负向影响更显著。Graetz and Michaels^[12]也得到类似的结果。

不过,伴随机器人产业规模迅速扩大,尤其是智能技术与互联网、大数据等深度融合,推动技术成果商业化落地,会不断催生出新职业、新岗位或新业态。Katz and Margo^[10]统计了1920—2010年期间美国职业就业分布变化情况,观察到农民、服务类等低技能职业就业份额从44.1%下降至29%,但专业技术员、经理等高技能职业由12.4%上涨至39.4%。Bessen^[11]采用美国统计数据检验发现,自动取款机的普及导致银行柜员数量在1988—2004年间减少33%以上,但银行分支机构数量增长超过40%,这使得柜员职责由低技能要求的现金结算工作,转变为销售、理财等高技能要求任务。Dauth *et al.*^[23]采用德国机器人数据的实证分析表明,尽管机器人应用将导致德国制造业就业在1994—2014年期间下降23%,但是由此引发的服务业岗位增加完全补偿了就业损失。马弘等^[24]基于中国工业企业微观就业数据的经验分析表明,虽然中国制造业在1998—2007年期间经历了12%的就业损失,但同时发生13%的就业创造。据IFR和美国劳动统计局统计,美国工业机器人存量在2010—2016年期间增加5.2万台,同期汽车行业新增就业岗位26.06万个。然而,工业机器人应用催生的新岗位通常会对劳动提出更高的技能要求,新的生产环境也会更加青睐于技能劳动,从而更多增加技能劳动需求,促使其工资上涨,导致技能溢价扩大。基于此,本文提出:

假说 2: 工业机器人应用存在劳动岗位替代与创造双重效应, 通过更多替代非技能劳动岗位并创造技能劳动岗位, 进而产生劳动岗位更替效应扩大技能溢价。

以智能技术为主体内容的第四次技术革命尚处于初期阶段, 这类技术不仅具备前沿性而且更具通用性, 智能类基础设施投资会借助其技术外溢性, 广泛渗透到社会生产各个领域^[25]。Autor and Salomons^[26]采用 1970—2007 年 19 个国家细分行业数据进行实证检验, 结果发现自动化技术在直接减少本行业劳动需求的同时, 也会通过促进关联行业智能化和产出增长, 进而刺激关联行业劳动需求增加。工业机器人正参与到产业链条的不同环节, 当上游环节借助机器人提升生产率时, 会降低其投入到下游环节中间品的价格, 导致下游环节生产成本削减, 进而增加下游环节劳动需求, 甚至上游环节被智能设备取代的劳动也会转移至下游环节^[22]。当然, 工业机器人应用的溢出效应不仅会发生在具有上下游关联行业之间, 在技术关联行业间表现也甚为突出。经验研究发现, 工业机器人通过替代本行业劳动以节约成本, 会引发总体生产规模扩大, 进而导致技术关联行业劳动需求的变化^[27]。众多学者已指出, 不同部门甚至国家间技术溢出效应会影响不同技能群体劳动收入分配^[28]。而正是由于智能技术的通用性特征, 工业机器人应用不仅会在本行业通过生产率效应和劳动岗位更替效应影响不同技能劳动收入分配, 而且会通过形成溢出效应改变关联行业的劳动技能溢价。

假说 3: 工业机器人应用存在行业间技术溢出效应, 会影响关联行业的劳动技能溢价。

与此同时, 不同行业要素禀赋、生产技术和行业性质存在显著差异, 将导致不同类型行业的工业机器人应用水平可能存在明显区别, 进而会引发不同类型行业工业机器人应用对劳动技能溢价的差异化影响^[29]。首先, 资本密集型行业相对劳动密集型行业拥有更为庞大的机器设备投资规模, 而智能技术的落地应用如计算机技术需要以机器人、软件系统等设备资本品为载体, 因此资本密集型行业相对劳动密集型行业为智能技术的研发和应用提供了更为良好的物质基础, 工业机器人的应用程度将会更加深入。相反, 由于劳动密集型行业相对资本密集型行业的劳动资源更为丰富, 其劳动市场也更易受到工业机器人的劳动岗位替代与创造作用冲击^[13]。因此, 暗示在不同要素密集型行业中, 工业机器人应用的技术溢价效应可能会存在明显区别。

其次, 在不同垄断程度行业中工业机器人对劳动技能溢价的影响也可能存在显著差异。基于对行业管制、国计民生或国民经济战略地位等多重因素的考量, 一些企业被赋予垄断性经营权^[30]。当行业垄断程度越高时, 行业中企业数量越少但企业规模越大。由于越大规模的企业实力往往越雄厚, 越有能力承担智能技术研发和机器人应用高昂的初始投资成本。相反, 当行业垄断程度越低时, 每家企业规模很小且市场竞争激烈, 行业利润率较低, 而小企业研发实力不足, 其难以承担人工智能技术研发和应用的高额成本^[31]。因此, 在高垄断性行业中, 工业机器人应用对劳动收入分配的影响可能越大。同时, 一个行业的垄断程度越高, 企业越有能力参与政策制定, 因而政策干预力度也会越大, 或者出于国家对智能技术战略地位的考虑, 因智能化发展而失业的劳动也越有可能受到政策保护, 从而在高垄断性行业中, 工业机器人应用对劳动市场的影响也可能越小。

再次, 在不同劳动保护程度行业中, 工业机器人应用对劳动技能溢价的影响也会不同。当行业劳动保护程度越高时, 行业的劳动工会组织数量越多, 劳动的法律维权意识越强, 司法机构对劳动的保护力度也越大^[32]。当企业采用工业机器人替代非技能劳动执行生产任务时, 相关劳动保护部门会采取措施避免非技能劳动的技术性失业, 如为失业人员提供职业培训和再就业机会, 甚至会通过对企业征收机器人税来保护非技能劳动, 进而减弱工业机器人应用扩大劳动收入差距的风险。相反, 在劳动保护程度较弱的行业中, 非技能劳动替代风险越高, 工业机器人应用更易引发技能溢价扩大^[22]。基于上述分析, 本文提出:

假说 4: 在不同要素密集型、不同垄断程度和不同劳动保护程度行业中, 工业机器人应用的劳动技能溢价效应存在显著差异。

四、研究方法设计

(一) 计量模型构建

为实证检验工业机器人应用对劳动技能溢价的影响,并考察生产率效应和劳动岗位更替效应在其中扮演的角色,可构建如下中介效应模型:

$$\ln sp_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 \ln robot_{it} + \gamma_1' X_{it} + u_{1i} + v_{1t} + \varepsilon_{1it} \quad (1)$$

$$me_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln robot_{it} + \gamma_2' X_{it} + u_{2i} + v_{2t} + \varepsilon_{2it} \quad (2)$$

$$\ln sp_{it} = \delta_0 + \delta_1 \ln robot_{it} + \delta_2 me_{it} + \gamma_3' X_{it} + u_{3i} + v_{3t} + \varepsilon_{3it} \quad (3)$$

其中,下标 i 和 t 分别表示行业和年份, sp_{it} 表示劳动技能溢价, $robot_{it}$ 代表工业机器人应用水平, me_{it} 代表中介变量, X_{it} 表示由控制变量构成的向量集, u_{1i} 、 u_{2i} 、 u_{3i} 为行业固定效应项, v_{1t} 、 v_{2t} 、 v_{3t} 为年份固定效应项, ε_{1it} 、 ε_{2it} 、 ε_{3it} 为随机误差项。

为实证检验工业机器人应用影响劳动技能溢价的行业间溢出效应,本文参考赵景和董直庆^[27]的实证策略,将工业机器人应用水平 $robot$ 和行业间技术关联度矩阵 W 的交互项引入回归方程,从而检验工业机器人应用对关联行业技能溢价的技术溢出效应。计量模型如下:

$$\ln sp_{it} = \rho_0 + \rho_1 \ln robot_{it} + \rho_2 \sum_{j=1}^k w_{ij} \ln robot_{jt} + \gamma' X_{it} + u_i + v_t + \varepsilon_{it} \quad (4)$$

其中, w_{ij} 为行业间技术关联度矩阵 W 的第 i 行第 j 列元素, k 表示行业总数, u_i 为行业固定效应项, v_t 为年份固定效应项, ε_{it} 为随机误差项。若回归系数 ρ_2 通过显著性检验,则表明工业机器人应用对技术关联行业的劳动技能溢价存在显著影响。之所以采用行业间技术关联度矩阵,是为了比较行业间不同技术关联度下工业机器人应用溢出效应的相对强弱。

(二) 指标设计

1. 核心变量设计

(1) 劳动技能溢价 sp 。借鉴包群和邵敏^[33]、余东华和孙婷^[34]的设计思路,将行业研发人员视为技能劳动,研发人员报酬以研发经费内部支出中人员劳务费表征,则技能劳动平均工资 = 研发人员报酬/研发人员数;将各行业非研发人员统一视为非技能劳动,则非技能劳动平均工资 = (劳动总报酬 - 研发人员报酬) / (就业总人数 - 研发人员数)。因此,以技能劳动和非技能劳动平均工资之比 $sp1$ 表征劳动技能溢价,并且采用技能劳动报酬占比 $sp2$ 衡量不同技能劳动之间的收入不平等程度。

(2) 工业机器人应用水平 $robot$ 。借鉴 Graetz and Michaels^[12]、吕越等^[35]的研究,采用机器人安装密度和存量密度衡量工业机器人应用水平,机器人安装密度 $robot_install$ 以每千名就业人员拥有的工业机器人安装量测度,同时以每千名就业人员拥有的工业机器人存量表征机器人存量密度 $robot_stock$ 。

2. 中介变量设计

(1) 生产率效应中介变量 pd 。为检验工业机器人应用会更偏向于提高技能劳动生产率,进而诱发技能溢价,本文以技能和非技能劳动增进型技术效率之比 $A_{H_{it}}/A_{L_{it}}$ 作为检验生产率效应的中介变量。为准确测度技能和非技能劳动增进型技术效率即 $A_{H_{it}}$ 和 $A_{L_{it}}$,需要构建以技能和非技能劳动为要素投入的 CES 生产函数,即:

$$Y_{it} = \left[\zeta_i (A_{H_{it}} H_{it})^{\frac{\sigma_i-1}{\sigma_i}} + (1-\zeta_i) (A_{L_{it}} L_{it})^{\frac{\sigma_i-1}{\sigma_i}} \right]^{\frac{\sigma_i}{\sigma_i-1}} \quad (5)$$

其中, Y_{it} 为行业产出, H_{it} 和 L_{it} 分别为技能和非技能劳动投入, $\sigma_i \in (0, \infty)$ 为技能和非技能劳动替代弹性, ζ_i 为分配参数。利用生产利润最大化一阶条件可得,技能劳动增进型技术效率 $A_{H_{it}} = \left(\frac{s_{H_{it}}}{\zeta_i} \right)^{\frac{\sigma_i}{\sigma_i-1}} \left(\frac{Y_{it}}{H_{it}} \right)$, 非技能劳动增进型技术效率 $A_{L_{it}} = \left(\frac{1-s_{H_{it}}}{1-\zeta_i} \right)^{\frac{\sigma_i}{\sigma_i-1}} \left(\frac{Y_{it}}{L_{it}} \right)$, 其中 $s_{H_{it}}$ 为技能劳动报酬占比。借鉴 Klump *et al.*^[36]、王林辉和袁礼^[37]的研究,通过构建供给面标准化系统方程,利用可行广义非线性

性最小二乘法估计 σ_i 、 ζ_i 等参数。利用分行业销售产值衡量 Y_{it} ，以研发人员数和非研发人员数分别表征 H_{it} 和 L_{it} ，利用研发人员报酬与劳动总报酬之比表征 s_{Hit} ，从而可以测算出 A_{Hit} 和 A_{Lit} ，进而以 $pd_{it} = A_{Hit}/A_{Lit}$ 作为检验生产率效应的中介变量。

(2) 劳动岗位更替效应中介变量 ou_{it} 。为检验工业机器人应用通过替代更多非技能劳动和创造出更多技能劳动岗位进而扩大技能溢价，本文采用非技能劳动的人均非研发资本存量 K_{Lit}/L_{it} 与技能劳动的人均研发资本存量 K_{Hit}/H_{it} 之比，作为检验劳动岗位更替效应的中介变量。其中研发资本存量 K_{Hit} 以研发经费内部支出表征，总资本存量以固定资产度量，非研发资本存量 K_{Lit} 采用总资本存量减去研发资本存量测算。当 $ou_{it} = \frac{K_{Lit}/L_{it}}{K_{Hit}/H_{it}}$ 增加时，表明工业机器人应用不仅通过机器设备替代更多非技能劳动岗位，而且创造出更多技能劳动岗位；反之则表明工业机器人应用替代更多技能劳动岗位，创造出更多非技能劳动岗位。

3. 行业间技术关联度矩阵设计

为实证考察工业机器人应用影响劳动技能溢价的行业间溢出效应，本文需要构造行业间技术关联度矩阵 W ， W 的第 i 行第 j 列元素是行业 i 与行业 j 之间的技术关联度。借鉴 Jaffe^[38] 的研究，技术关联度的具体测算公式为：

$$w_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^{17} q_{ni} \cdot q_{nj}}{\sqrt{\sum_{n=1}^{17} q_{ni}^2 \sum_{n=1}^{17} q_{nj}^2}}, i, j = 1, 2, \dots, 17 \quad (6)$$

其中 q_{ni} 表示行业 i 生产 1 单位产出所用行业 n 中间品的消耗量，也即 $q_{ni} = M_{ni}/Y_i$ ， M_{ni} 为行业 i 生产所用行业 n 中间品的总消耗量， Y_i 为行业 i 总产出。由式 (6) 可知 $w_{ij} \in [0, 1]$ ，本质上是行业 i 和行业 j 投入产出结构的相关系数，当 w_{ij} 越趋近于 1 时，代表两类行业投入产出结构越相似，也即生产技术关联性越强。分行业投入产出数据源于世界投入产出表。

4. 控制变量设计

(1) 贸易开放度 ope 。国际贸易是诱发技能溢价的重要因素^[39]，本文采用行业出口交货值与销售产值之比表征行业贸易开放度。(2) 外资依存度 fdi 。以行业外商资本金占实收资本比重度量外资依存度。(3) 人力资本水平 hcp 。人力资本水平提高意味着技能劳动供给增加，在短期内会导致技能劳动收入降低，但长期内由于技能劳动雇佣成本下降，将促使技术进步偏向技能劳动以提升其生产率，进而扩大技能溢价^[5]。为此，本文以行业研发人员占就业人员的比重表征人力资本水平。(4) 国有化程度 nlz 。一般地，垄断是造成要素收入分配扭曲的重要原因，而当前中国行业垄断主要为行政性垄断，通常表现为政府赋予国有企业垄断性经营权^[30]，因此国有化程度增加可能也会引发不同技能劳动收入分配的不合理^[40]。本文以国有控股工业企业销售产值占行业总销售产值的比重衡量国有化程度。

(三) 数据说明

本文选取中国 2006—2018 年 17 个工业行业样本进行实证研究。劳动就业和收入数据源于《中国劳动统计年鉴》；研发人员数量、研发经费内部支出和人员劳务费数据取自《中国科技统计年鉴》；行业销售产值、出口交货值、固定资产、外商资本金、实收资本、国有控股工业企业销售产值等数据源于《中国工业统计年鉴》和国家统计局网站；机器人数据源于国际机器人联合会 (IFR)。IFR 组织每年对全球机器人制造商的调查，构建世界机器人权威数据库，提供 70 多个国家细分行业工业机器人数据。然而，IFR 行业分类标准与我国国民经济行业分类标准 (GB/T 4754—2017) 存在差异，因此借鉴闫雪凌等^[41] 的匹配思路，按照 IFR 行业与国民经济行业名称及内容进行匹配，但稍有不同的是，本文还考虑了采矿业和电力、热力、燃气及水生产和供应业，以及将计算机、通信和其他电子设备制造业单独分类出来。

五、基准回归结果与评价

(一) 基准回归

表1呈现工业机器人应用对技能溢价影响的基准回归结果,其中第(1)列至第(3)列以技能和非技能劳动平均工资之比 $sp1$ 为被解释变量,第(4)列至第(6)列以技能劳动报酬占比 $sp2$ 为被解释变量;第(1)列和第(4)列考察工业机器人安装密度的影响,第(2)列和第(5)列检验工业机器人存量密度的作用,第(3)列和第(6)列考虑工业机器人应用的滞后效应。数据显示,无论以 $sp1$ 还是 $sp2$ 为被解释变量,且无论以安装密度还是存量密度为解释变量,工业机器人应用均在1%的显著性水平上扩大劳动技能溢价。此外,工业机器人应用对劳动技能溢价的影响存在滞后效应,这可能源于智能技术应用是一个循序渐进和逐层深入的过程,会对劳动就业和生产率形成持续影响。

(二) 内生性检验

工业机器人应用对劳动技能溢价的影响可能存在内生性问题,这是源于一方面尽管上述回归模型尽可能控制对劳动技能溢价存在重要影响的变量,但仍然可能存在遗漏变量问题;另一方面工业机器人应用尚处于初始阶段,机器人统计数据尚不完善,从而可能存在测量误差问题。为此,本文尝试设计满足外生性和相关性条件的理想工具变量,以期解决回归模型存在的内生性问题,从而确保检验结果的准确性。

本文一是选取美国机器人安装密度 $robot_usa$ 作为工具变量,这是因为中国与美国的机器人发展情况存在一定关联性,两国均是当前全球人工智能发展中心,但美国工业机器人应用受到中国经济因素的影响较弱;二是以中国滞后一期机器人安装密度 $L1.robot_install$ 作为工具变量,这是因为前期工业机器人应用的影响势必会延续到下一期,而且当期劳动技能溢价的变化不会影响到前期工业机器人应用水平。图3显示,中国和美国的分行业工业机器人安装密度存在较强的正相关性,表明 $robot_usa$ 满足相关性条件。

表1 基准回归结果

变量	$sp1$			$sp2$		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
$robot_install$	0.049*** (0.010)			0.047*** (0.010)		
$robot_stock$		0.037*** (0.009)			0.035*** (0.008)	
$L1.robot_install$			0.027*** (0.008)			0.027*** (0.008)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R^2	0.581	0.810	0.797	0.581	0.788	0.775
样本量	221	221	221	221	221	221

注:括号内为稳健标准误,回归同时控制行业和年份固定效应,*、**、***分别表示在10%、5%、1%显著性水平上显著,“ $Ln.X$ ”代表变量 X 滞后 n 期。

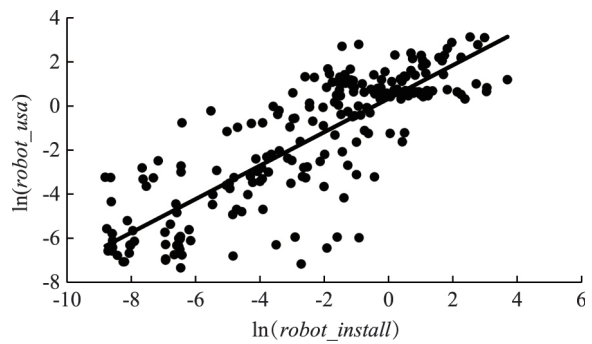


图3 中美工业机器人安装密度对数的散点分布

表2呈现工业机器人应用影响技能溢价的工具变量回归结果,其中第(1)列至第(2)列采用两阶段最小二乘估计法(2SLS),第(3)列至第(4)列采用广义矩估计法(GMM)。由2SLS估计的第一阶段回归结果可知,美国机器人安装密度 $robot_usa$ 和滞后一期机器人安装密度 $L1.robot_install$ 均在1%的显著性水平上正向影响当期机器人安装密度 $robot_install$;再由第二阶段回归结果可知,在利用 $robot_usa$ 和 $L1.robot_install$ 作为工具变量之后,无论以 $sp1$ 还是 $sp2$ 为被解释变量,工业机器人应用水平仍然在5%的显著性水平上正向影响劳动技能溢价。而由GMM估计结果也可以发现,在应用工具变量尝试解决内生性问题之后,工业机器人应用同样在5%的显著性水平上扩大劳动技能溢价。此外,弱工具变量检验统计量即Cragg-Donald Wald F统计量和Kleibergen-Paap rk Wald F统计量分别

为 51.237 和 23.854 ,均超过 10% 的临界值 19.93 ,表明本文选取的 *robot_usa* 和 *L1_robot_install* 不存在弱工具变量问题。综合可知 ,在考虑内生性问题之后 ,工业机器人应用扩大劳动技能溢价的结论仍然成立。

六、机制与异质性检验

(一) 生产率效应检验

为验证研究假说 1 ,考察工业机器人应用影响劳动技能溢价的生产率效应 ,本文采用中介效应模型即式 (1) 至式 (3) 进行实证检验 ,结果见表 3 ,其中第 (1) 列和第 (4) 列为中介效应检验第二步即式 (2) 的回归结果 ,第 (2) 列至第 (3) 列和第 (5) 列至第 (6) 列为中介效应检验第三步即式 (3) 的回归结果 ,而中介效应检验第一步即式 (1) 的回归结果已在表 1 中给出。首先 ,表 1 结果已揭示工业机器人应用对劳动技能溢价存在正向显著影响 ,

则中介效应检验的第一步成立。其次 ,表 3 的第 (1) 列和第 (4) 列结果表明 ,以机器人安装密度和存量密度衡量的工业机器人应用水平 ,至少在 5% 的显著性水平上正向影响技能和非技能劳动的相对生产率 ,表明工业机器人应用更有利于提升技能劳动生产率 ,则中介效应检验的第二步成立。再次 ,将相对技术效率 *pd* 加入回归方程后 ,无论以 *sp1* 还是 *sp2* 为被解释变量 ,*pd* 均在 1% 的显著性水平上正向影响劳动技能溢价 ,表明工业机器人应用会通过提高技能劳动生产率的方式引发技能溢价扩大。并且工业机器人应用水平回归系数显著 ,但相对未加入 *pd* 的回归结果而言影响减弱 ,由此揭示工业机器人应用对劳动技能溢价的扩大作用 ,部分原因可归结于技能相对非技能劳动生产率的非对称变化。此外 ,Sobel 检验结果同样证实 ,工业机器人应用会通过提高技能相对非技能劳动生产率的方式扩大技能溢价。因此 ,假说 1 得到验证。

(二) 劳动岗位更替效应检验

为验证假说 2 ,检验工业机器人应用影响技能溢价的劳动岗位更替效应 ,本文首先利用中介效应模型 ,将当期机器人安装密度 *robot_install* 和存量密度 *robot_stock* 作为解释变量 ,并将当期技能与非技能劳动平均工资比 *sp1* 和技能劳动报酬占比 *sp2* 作为被解释变量。然而 ,回归结果表明 ,尽管工业机器人应用表现出对当期劳动岗位更替的影响 ,但是劳动岗位更替并未进一步引起当期技能溢价变化 ,Sobel 检验结果也未证实劳动岗位更替机制的存在。

从理论上讲 ,工业机器人应用会借助劳动岗位更替效应扩大技能溢价 ,那么为什么上述分析没有验证出这样的推断呢? 为进一步验证假说 2 ,检验工业机器人应用诱发技能溢价的劳动岗位更替效应 ,本文考虑到工业机器人应用引发的劳动岗位更替 ,以及劳动岗位更替造成的技能溢价变化可

表 2 工具变量回归结果

变量	2SLS		GMM	
	(1) <i>sp1</i>	(2) <i>sp2</i>	(3) <i>sp1</i>	(4) <i>sp2</i>
<i>robot_install</i>	0.044 ** (0.018)	0.044 ** (0.017)	0.037 ** (0.017)	0.036 ** (0.017)
第一阶段回归	<i>robot_install</i>	<i>robot_install</i>		
<i>robot_usa</i>	0.240 *** (0.074)	0.240 *** (0.074)		
<i>L1_robot_install</i>	0.345 *** (0.073)	0.345 *** (0.073)		
控制变量	控制	控制	控制	控制
R ²	0.809	0.788	0.806	0.783
样本量	221	221	221	221

注: 括号内为稳健标准误 ,回归同时控制行业和年份固定效应 ,*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 显著性水平上显著 ,“*Ln.X*”代表变量 *X* 滞后 *n* 期。

表 3 生产率效应检验

变量	(1) <i>pd</i>	(2) <i>sp1</i>	(3) <i>sp2</i>	(4) <i>pd</i>	(5) <i>sp1</i>	(6) <i>sp2</i>
<i>pd</i>		0.645 *** (0.024)	0.643 *** (0.022)		0.650 *** (0.024)	0.648 *** (0.022)
<i>robot_install</i>	0.045 *** (0.013)	0.020 *** (0.005)	0.018 *** (0.004)			
<i>robot_stock</i>				0.028 ** (0.012)	0.019 *** (0.004)	0.017 *** (0.004)
Sobel 检验		0.029 *** (0.009)	0.029 *** (0.009)		0.018 ** (0.008)	0.018 ** (0.008)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.956	0.996	0.996	0.955	0.996	0.996
样本量	221	221	221	221	221	221

注: 括号内为稳健标准误 ,回归同时控制行业和年份固定效应 ,*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 显著性水平上显著。

能存在一定滞后性,即这一影响效应在当期并未显现。为此,本文将解释变量工业机器人应用水平滞后两期,将中介变量 *ou* 滞后一期,重新进行中介效应检验,结果如表 4 所示。表 4 的第(1)列和第(4)列为中介效应检验第一步回归结果,第(2)列和第(5)列为第二步回归结果,第(3)列和第(6)列为第三步回归结果。首先,由第(1)列和第(4)列回归结果可知,滞后两期工业机器人应用水平仍然对劳动技能溢价存在显著正向影响,则第一步成立。其次,由第(2)列和第(5)列回归结果可知,滞后两期工

表 4 劳动岗位更替效应检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	<i>sp1</i>	<i>L1. ou</i>	<i>sp1</i>	<i>sp1</i>	<i>L1. ou</i>	<i>sp1</i>
<i>L1. ou</i>			0.277 *** (0.078)			0.263 *** (0.078)
<i>L2. robot_install</i>	0.013* (0.007)	0.013 ** (0.006)	0.010 (0.007)			
<i>L2. robot_stock</i>				0.019 *** (0.007)	0.016 *** (0.006)	0.014 ** (0.007)
Sobel 检验			0.004* (0.002)			0.004 ** (0.002)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.979	0.967	0.980	0.980	0.967	0.981
样本量	221	221	221	221	221	221

注:括号内为稳健标准误,回归同时控制行业和年份固定效应,*、**、***分别表示在10%、5%、1%显著性水平上显著,“*L_n. X*”代表变量 *X* 滞后 *n* 期。

业机器人应用水平至少在5%的显著性水平上正向影响滞后一期中介变量 *L1. ou*,表明工业机器人应用会导致下一期非技能劳动岗位更多被替代,而技能劳动岗位更多被创造,则第二步成立。再次,由第(3)列和第(6)列回归结果可知,当加入滞后一期中介变量 *L1. ou* 之后, *L1. ou* 在1%的显著性水平上正向影响劳动技能溢价,表明技能劳动相对非技能劳动岗位的增多将进一步引起技能溢价的扩大,则工业机器人应用影响劳动技能溢价的岗位更替机制成立。此外,Sobel 检验结果同样验证了假说 2。

(三) 行业间溢出效应检验

为验证假说 3,探究工业机器人应用影响劳动技能溢价的行业间溢出效应,本文通过构造行业间技术关联度矩阵并采用式(4)进行实证检验,行业间溢出效应的检验结果见表 5。由第(1)列至第(2)列结果可知,当以技能和非技能劳动工资比为被解释变量时,无论以机器人安装密度还是存量密度衡量工业机器人应用水平,工业机器人应用不仅表现出对本行业劳动技能溢价的正向显著影响,而且至少在10%的显著性水平上扩大技术关联行业的劳动技能溢价。由第(3)列至第(4)列结果可知,当以技能劳动报酬占比为被解释变量时,工业机器人应用同样对技术关联行业的劳动技能溢价存在正向显著影响。由此表明,一个行业工业机器人应用程度加深,一方面将会扩散到其技术关联行业,引起关联行业机器设备对非技能劳动的替代,削减关联行业对非技能劳动需求,进而扩大关联行业劳动技能溢价;另一方面,工业机器人应用在本行业会催生出更多技能劳动岗位,可能会吸引关联行业技能劳动向本行业流入,减少关联行业技能劳动供给,从而诱致关联行业技能溢价扩大。因此,假说 3 得到验证。

表 5 行业间溢出效应检验

变量	<i>sp1</i>		<i>sp2</i>	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot_install</i>	0.049 *** (0.010)		0.048 *** (0.009)	
<i>W • robot_install</i>	0.044 ** (0.021)		0.046 ** (0.021)	
<i>robot_stock</i>		0.037 *** (0.008)		0.036 *** (0.008)
<i>W • robot_stock</i>		0.050* (0.025)		0.053 ** (0.025)
控制变量	控制	控制	控制	控制
R ²	0.814	0.807	0.793	0.786
样本量	221	221	221	221

注:括号内为稳健标准误,回归同时控制行业和年份固定效应,*、**、***分别表示在10%、5%、1%显著性水平上显著。

(四) 行业异质性检验

为验证假说 4,检验当行业要素禀赋、垄断程度和劳动保护程度发生变化时,工业机器人应用的技能溢价效应是否会随之改变,表 6 呈现行业异质性检验结果。其中,第(1)列至第(2)列为资本和劳动

密集型行业分类结果。本文以行业劳均资本存量衡量资本密集度,并将资本密集度较大的前9个行业作为资本密集型行业,其余8个行业作为劳动密集型行业。第(3)列至第(4)列为高垄断程度和低垄断程度行业对比结果,垄断程度以国有控股工业企业销售产值占工业总销售产值比重表征,并将垄断程度较高的前9个行业作为高垄断程度行业,其余8个行业分类为低垄断程度行业。第(5)列至第(6)列为高劳动保护程度和低劳动保护程度行业对比结果,本文采用劳动争议调解委员会单位数表征劳动保护程度,但是由于该指标只有分地区数据,为此采用各地区分行业劳动就业人数占比折算到分行业层面,以估算分行业劳动保护程度。并且,将劳动保护程度较大的前9个行业分类为高劳动保护程度行业,其余8个行业为低劳动保护程度行业。数据源于《中国工业统计年鉴》《中国劳动统计年鉴》和国家统计局网站。

表6结果显示,由第(1)列

表6 行业异质性检验

变量	spl					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	资本密集型	劳动密集型	高垄断程度	低垄断程度	高劳动保护程度	低劳动保护程度
robot_install	0.063*** (0.011)	0.023** (0.010)	0.040* (0.020)	0.055 (0.031)	0.026** (0.012)	0.053*** (0.013)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.863	0.868	0.835	0.805	0.769	0.870
样本量	117	104	117	104	117	104

注:括号内为稳健标准误,回归同时控制行业和年份固定效应,*、**、***分别表示在10%、5%、1%显著性水平上显著。

至第(2)列回归结果可知,在资本密集型行业相对在劳动密集型行业中,工业机器人应用对劳动技能溢价的扩大作用更为显著。这源于智能技术的落地应用需要以设备资本品为载体,而资本密集型行业生产活动中大量投入智能化机器,通过促进行业内技能相对非技能

劳动生产率的提升,以及更多替代非技能劳动岗位和创造技能劳动岗位,进而扩大劳动技能溢价。由第(3)列至第(4)列回归结果可知,工业机器人应用在高垄断程度行业相对在低垄断程度行业中,对劳动技能溢价的正向影响更显著。这是因为垄断程度越高的行业企业数量少但规模大,而通常机器人研发与应用的初始成本与风险较高,只有大企业更有能力和意愿进行人工智能技术的研发、应用与设备更新改造,这就导致高垄断程度行业投入机器人参与生产活动的可能性越高,从而会形成更显著的生产率效应和劳动岗位更替效应扩大技能溢价。由第(5)列至第(6)列回归结果可知,相对高劳动保护程度行业而言,工业机器人应用在低劳动保护程度行业中,对劳动技能溢价的扩大作用更显著。这源于劳动岗位更替效应是工业机器人应用扩大劳动技能溢价的主要机制之一,但在高劳动保护程度的行业中,行业内劳动保护制度会削弱工业机器人对非技能劳动的替代效应;同时,相关部门也会为被替代的非技能劳动创造其他非自动化岗位的就业机会,进而使得劳动保护程度越高的行业中劳动岗位更替效应越弱,对技能溢价的扩大作用也越小。

(五) 稳健性检验

为进一步确保生产率效应、劳动岗位更替效应、行业间溢出效应和行业异质性检验结果的稳健性,本文还分别从两个方面展开稳健性检验:一是借鉴孔高文等^[22]的思路,将机器人安装密度和存量密度衡量的工业机器人应用水平指标,替换为工业机器人安装量的自然对数值 robot_num,数据源于IFR;二是参考杨飞^[42]的方法,依据劳动受教育程度划分技能水平,其中高中以上学历劳动为技能劳动,高中及以下学历劳动为非技能劳动,从而采用不同受教育程度劳动平均工资之比表征技能溢价 sp_edu。囿于我国宏观数据库缺乏分行业不同受教育程度劳动收入数据,本文从中国综合社会调查(CGSS)中获取劳动个体收入数据,根据个体受教育程度及其所属行业,测算分行业技能溢价。

表7呈现假说1即生产率效应的稳健性检验结果,其中第(1)列至第(3)列替换工业机器人应用水平指标,第(4)列至第(6)列替换劳动技能溢价指标。结果显示:在替换工业机器人应用水平指标后,第(1)列表明中介效应检验第一步仍然成立,工业机器人应用可以显著扩大技能溢价;第(2)列表明第二步也成立,工业机器人应用可以显著促进技能相对非技能劳动生产率提升;第(3)列表明第

三步仍成立,技能相对非技能劳动生产率提升会进一步扩大劳动技能溢价。同样地,在替换劳动技能溢价指标后,第(4)列至第(6)列检验结果表明,工业机器人应用会通过提升技能相对非技能劳动生产率,进而扩大劳动技能溢价。并且,Sobel 检验结果也确保生产率效应的稳健性。

表 8 给出假说 2 即劳动岗位更替效应的稳健性检验结果。结果显示:通过替换工业机器人应用水平指标,第(1)列表明滞后两期工业机器人应用会导致当期劳动技能溢价显著扩大,中介效应检验第一步仍然成立;第(2)列表明滞后两期工业机器人应用引发滞后一期更多技能岗位被创造,以及更多非技能岗位被替代,第二步仍然成立;第(3)列表明滞后一期劳动岗位的更替会促使当期技能溢价显著扩大,第三步也成立。通过替换劳动技能溢价指标,第(4)列至第(6)列结果同样表明,滞后两期工业机器人应用会通过引发滞后一期劳动岗位更替,导致技能相对非技能劳动岗位的增多,进而会使得当期技能溢价发生显著扩大。此外,替换变量指标后的 Sobel 检验也证实劳动岗位更替效应的稳健性。

表 9 呈现假说 3 即行业间溢出效应的稳健性检验结果,其中第(1)列至第(2)列替换工业机器人应用水平指标,第(3)列至第(4)列替换劳动技能溢价指标。数据显示,对于替换工业机器人应用水平指标而言,第(2)列相对第(1)列加入控制变量后 R² 得到提升,并且工业机器人应用不仅在 1% 的显著性水平上正向影响本行业劳动技能溢价,而且在 5% 的显著性水平上会形成行业间溢出效应,扩大关联行业技能溢价。对于替换劳动技能溢价指标而言,第(4)列

表 7 稳健性检验:生产率效应

变量	替换工业机器人应用水平			替换劳动技能溢价		
	(1) <i>sp1</i>	(2) <i>pd</i>	(3) <i>sp1</i>	(4) <i>sp_edu</i>	(5) <i>pd</i>	(6) <i>sp_edu</i>
<i>pd</i>			0.649 *** (0.025)			0.573 *** (0.030)
<i>robot_num</i>	0.047 *** (0.010)	0.044 *** (0.014)	0.019 *** (0.005)			
<i>robot_install</i>				0.052 *** (0.009)	0.045 *** (0.013)	0.026 *** (0.006)
Sobel 检验			0.028 *** (0.009)			0.026 *** (0.008)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.981	0.956	0.996	0.990	0.956	0.997
样本量	221	221	221	221	221	221

注:括号内为稳健标准误,回归同时控制行业和年份固定效应,*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 显著性水平上显著。

表 8 稳健性检验:劳动岗位更替效应

变量	替换工业机器人应用水平			替换劳动技能溢价		
	(1) <i>sp1</i>	(2) <i>L1_ou</i>	(3) <i>sp1</i>	(4) <i>sp_edu</i>	(5) <i>L1_ou</i>	(6) <i>sp_edu</i>
<i>L1_ou</i>			0.272 *** (0.078)			0.278 *** (0.077)
<i>L2_robot_num</i>	0.016 ** (0.007)	0.013 ** (0.006)	0.013 * (0.007)			
<i>L2_robot_install</i>				0.013 * (0.007)	0.013 ** (0.006)	0.009 (0.007)
Sobel 检验			0.004 * (0.002)			0.004 * (0.002)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R ²	0.979	0.967	0.981	0.988	0.967	0.989
样本量	221	221	221	221	221	221

注:括号内为稳健标准误,回归同时控制行业和年份固定效应,*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 显著性水平上显著,“Ln. X”代表变量 X 滞后 n 期。

表 9 稳健性检验:行业间溢出效应

变量	替换工业机器人应用水平(<i>sp1</i>)		替换劳动技能溢价(<i>sp_edu</i>)	
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>robot_num</i>	0.071 *** (0.015)	0.048 *** (0.010)		
<i>W * robot_num</i>	0.007 (0.005)	0.008 ** (0.003)		
<i>robot_install</i>			0.087 *** (0.013)	0.052 *** (0.009)
<i>W * robot_install</i>			-0.018 (0.028)	0.034 * (0.021)
控制变量	未控制	控制	未控制	控制
R ²	0.555	0.811	0.836	0.926
样本量	221	221	221	221

注:括号内为稳健标准误,回归同时控制行业和年份固定效应,*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1% 显著性水平上显著。

相对第(3)列加入控制变量后 R^2 得到提升,并且显示出工业机器人应用既会显著扩大本行业技能溢价,又会形成溢出效应诱致关联行业技能溢价扩大。因此,行业间溢出效应的结论保持稳健。

表10和表11分别通过替换工业机器人应用水平和劳动技能溢价指标,对假说4即行业异质性分析结果进行稳健性检验。结果均显示:资本密集型行业的工业机器人应用会显著扩大劳动技能溢价,但劳动密集型行业影响不显著;在高垄断程度行业中,工业机器人应用显著扩大技能溢价,但在低垄断程度行业中影响不显著;在高劳动保护程度行业中,工业机器人应用的技能溢价效应不显著,但在低劳动保护程度行业中,工业机器人应用会显著扩大技能溢价。综合可知,工业机器人应用在不同性质行业的技能溢价效应存在显著差异,其中在资本密集型、高垄断程度和低劳动保护程度行业中影响更显著,假说4的稳健性得到验证。

七、结论与政策启示

本文基于中国2006—2018年17个工业行业面板数据,以工业机器人密度刻画工业机器人应用水平,考察工业机器人应用对劳动技能溢价的影响,探究工业机器人应用诱发技能溢价的内在机制,并分类对比不同性质行业中工业机器人应用的技能溢价效应差异。研究表明:(1)工业机器人应用存在技能溢价效应,通过替换技能溢价和工业机器人应用水平的度量指标,以及采用美国工业机器人安装密度和滞后一期工业机器人安装密度作为工具变量尝试解决内生性问题之后,结论仍然稳健。(2)工业机器人应用更偏向于提高技能劳动生产率,并借助生产率效应扩大技能溢价,也会通过替代非技能劳动岗位和创造技能劳动岗位的劳动岗位更替效应作用于技能溢价。(3)工业机器人应用不仅会诱发本行业劳动技能溢价,而且会通过行业间溢出效应扩大技术关联行业劳动技能溢价,当行业间技术关联性越强时,行业间溢出效应越大。(4)工业机器人应用的技能溢价效应存在行业异质性,相对劳动密集型、低垄断程度和高劳动保护程度行业,工业机器人应用在资本密集型、高垄断程度和低劳动保护程度行业中对劳动技能溢价的扩大作用更为明显。

在我国快速推进工业智能化发展的背景下,为有效规避劳动技能溢价的扩大风险,本文研究具有如下政策启示:(1)基于工业机器人应用会通过生产率效应和劳动岗位更替效应筛选技能劳动,应加强对新型高素质人才和技能劳动的培育工作。就工业企业而言,应大力开展智能类职业的技能培训,依据社会生产要求优化技能培训项目,采用培训津贴和晋升激励等手段鼓励企业员工积极参与新型岗位技能培训。(2)在考察本行业机器人应用引发行业内不平等加剧的同时,也应重视本行业机器人应用可能对关联行业技能溢价的扩大风险。不仅需要加强行业间技术交流

表10 稳健性检验:行业异质性(一)

变量	替换工业机器人应用水平($sp1$)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	资本密集型	劳动密集型	高垄断程度	低垄断程度	高劳动保护程度	低劳动保护程度
$robot_num$	0.085*** (0.014)	0.017 (0.012)	0.065* (0.031)	0.044 (0.027)	0.037 (0.022)	0.061** (0.022)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R^2	0.883	0.863	0.849	0.806	0.776	0.869
样本量	117	104	117	104	117	104

注:括号内为稳健标准误,回归同时控制行业和年份固定效应,*、**、***分别表示在10%、5%、1%显著性水平上显著。

表11 稳健性检验:行业异质性(二)

变量	替换劳动技能溢价(sp_edu)					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	资本密集型	劳动密集型	高垄断程度	低垄断程度	高劳动保护程度	低劳动保护程度
$robot_install$	0.081*** (0.012)	0.025* (0.013)	0.073** (0.029)	0.045 (0.024)	0.049* (0.025)	0.066** (0.021)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
R^2	0.956	0.943	0.927	0.943	0.946	0.905
样本量	117	104	117	104	117	104

注:括号内为稳健标准误,回归同时控制行业和年份固定效应,*、**、***分别表示在10%、5%、1%显著性水平上显著。

和技术合作,以增强智能技术对生产率的提升作用,也应制定相关政策规避技术溢出对收入分配公平性的不利冲击。(3)基于工业机器人应用在资本密集型、高垄断程度和低劳动保护程度行业中技能溢价效应更显著,相关部门应适度控制资本密集型行业中机器人等智能设备投资规模,提高其利用效率;也应努力削弱高垄断程度行业中大规模企业对市场的控制力量,促进市场在智能技术方面的有效竞争;还应加强对低劳动保护程度行业中失业人群的保障工作,以抑制劳动技能溢价的进一步扩大。

参考文献:

- [1]FREY C B ,OSBORNE M A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? [J]. Technological forecasting and social change 2017 ,114: 254 - 280.
- [2]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.
- [3]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.
- [4]ACEMOGLU D. Why do new technologies complement skills? Directed technical change and wage inequality [J]. The quarterly journal of economics ,1998 ,113(4) : 1055 - 1089.
- [5]宋冬林,王林辉,董直庆. 技能偏向型技术进步存在吗? ——来自中国的经验证据 [J]. 经济研究,2010 (5) : 68 - 81.
- [6]陈怡,刘芸芸. 技术创新对收入分配的影响——基于不同收入人群的分析 [J]. 南京财经大学学报,2019(2) : 69 - 79 + 98.
- [7]PRETTNER K ,STRULIK H. The lost race against the machine: automation ,education and inequality in an R&D - based growth model [R]. CEPR discussion papers ,No. 329 2017.
- [8]ACEMOGLU D ,RESTREPO P. Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor [J]. Journal of economic perspectives 2019 33(2) : 3 - 30.
- [9]MOLL B ,RACHEL L ,RESTREPO P. Uneven growth: automation's impact on income and wealth inequality [R]. NBER working paper ,No. 28440 2021.
- [10]KATZ L F ,MARGO R A. Technical change and the relative demand for skilled labor: the United States in historical perspective [R]. NBER working paper ,No. 18752 2013.
- [11]BESSEN J. Toil and technology: innovative technology is displacing workers to new jobs rather than replacing them entirely [J]. Finance & development 2015 52(1) : 16 - 19.
- [12]GRAETZ G ,MICHAELS G. Robots at work [J]. Review of economics and statistics 2018 ,100(5) : 753 - 768.
- [13]王林辉,胡晟明,董直庆. 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 [J]. 中国工业经济,2020(4) : 97 - 115.
- [14]KORINEK A ,STIGLITZ J E. Artificial intelligence ,globalization ,and strategies for economic development [R]. NBER working paper ,No. 28453 2021.
- [15]ACEMOGLU D ,RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets [J]. Journal of political economy , 2020 ,128(6) : 2188 - 2244.
- [16]ACEMOGLU D ,RESTREPO P. Low-skill and high-skill automation [J]. Journal of human capital ,2018 ,12 (2) : 204 - 232.
- [17]AUTOR D H ,DORN D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market [J]. American economic review 2013 ,103(5) : 1553 - 1597.
- [18]余玲铮,魏下海,孙中伟,等. 工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据 [J]. 管理世界 2021(1) : 47 - 59 + 4.
- [19]董直庆,蔡啸,王林辉. 技能溢价: 基于技术进步方向的解释 [J]. 中国社会科学 2014(10) : 22 - 40 + 205 - 206.

- [20]董直庆,蔡啸,王林辉. 财产流动性与分布不均等: 源于技术进步方向的解释[J]. 中国社会科学 2016(10): 72-92+203.
- [21]KORINEK A,STIGLITZ J E. Artificial intelligence and its implications for income distribution and unemployment [R]. NBER working paper ,No. 24174 2017.
- [22]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.
- [23]DAUTH W,FINDEISEN S,JENS S,et al. German robots—the impact of industrial robots on workers [R]. CEPR discussion papers ,No. 12306 2017.
- [24]马弘,乔雪,徐媛. 中国制造业的就业创造与就业消失[J]. 经济研究 2013(12): 68-80.
- [25]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+202-203.
- [26]AUTOR D H,SALOMONS A. Is automation labor-displacing? Productivity growth ,employment ,and the labor share [R]. NBER working paper ,No. 24871 2018.
- [27]赵景,董直庆. 中国工业物化型技术进步测度及其就业转移效应研究[J]. 产业经济研究 2019(5): 27-38.
- [28]FANG C R,HUANG L H,WANG M C. Technology spillover and wage inequality [J]. Economic modelling ,2008 ,25(1): 137-147.
- [29]FURMAN J,SEAMANS R. AI and the economy [J]. Innovation policy and the economy 2019 ,19(1): 161-191.
- [30]聂海峰,岳希明. 行业垄断对收入不平等影响程度的估计[J]. 中国工业经济 2016(2): 5-20.
- [31]王永钦,董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场? ——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究 2020(10): 159-175.
- [32]BANKER R D,BYZALOV D,CHEN L T. Employment protection legislation ,adjustment costs and cross-country differences in cost behavior [J]. Journal of accounting and economics 2013 ,55(1): 111-127.
- [33]包群,邵敏. 外商投资与东道国工资差异: 基于我国工业行业的经验研究[J]. 管理世界 2008(5): 46-54.
- [34]余东华,孙婷. 环境规制、技能溢价与制造业国际竞争力[J]. 中国工业经济 2017(5): 35-53.
- [35]吕越,谷玮,包群. 人工智能与中国企业参与全球价值链分工[J]. 中国工业经济 2020(5): 80-98.
- [36]KLUMP R,MCADAM P,WILLMAN A. Factor substitution and factor-augmenting technical progress in the United States: a normalized supply-side system approach [J]. The review of economics and statistics 2007 ,89(1): 183-192.
- [37]王林辉,袁礼. 有偏型技术进步、产业结构变迁和中国要素收入分配格局[J]. 经济研究 2018(11): 115-131.
- [38]JAFJE A B. Technological opportunity and spillovers of R&D: evidence from firms' patents ,profits ,and market value [J]. American economic review ,1986 ,76(5): 984-1001.
- [39]BURSTEIN A,VOGEL J. International trade ,technology and the skill premium [J]. Journal of political economy 2017 ,125(5): 1356-1412.
- [40]刘贯春,张军,陈登科. 最低工资、企业生产率与技能溢价[J]. 统计研究 2017(1): 44-54.
- [41]闫雪凌,朱博楷,马超. 工业机器人使用与制造业就业: 来自中国的证据[J]. 统计研究 2020(1): 74-87.
- [42]杨飞. 市场化、技能偏向性技术进步与技能溢价[J]. 世界经济 2017(2): 78-100.

(责任编辑: 禾 日)

The application of industrial robots and the labor skill premium: theoretical hypothesis and industrial evidence

HU Shengming , WANG Linhui , DONG Zhiqing

(Faculty of Economics and Management , East China Normal University , Shanghai 200062 , China)

Abstract: The application of industrial robots creates environmental complexity and tends to favor skilled labor. However , the existing literature does not address whether this bias increases the income distribution gap for different types of labor in various situations. This paper adopts industrial data from 2006 to 2018 in China to measure the application level of

industrial robots by density. It examines the real impact of industrial robots on the skill premium for labor and separately investigates the productivity, job alternation, and inter-industry technology-spillover effects. Results suggest that the application of industrial robots increases the labor skill premium in China. This can be attributed to the fact that the application of industrial robots generally improves the productivity of skilled labor, displacing unskilled jobs, and creating skilled jobs. The skill-premium effect of the application of industrial robots is more significant in the capital-intensive, high nationalization degree and low labor protection degree industries. Meanwhile, the application of industrial robots will not only increase the labor skill premium of this industry, but also induce the skill premium of technology-related industry through the technology spillover effect. The stronger the technological correlation among industries, the greater the spillover effect.

Key words: industrial robots; skill premium; labor productivity; job alternation; technology spillover; industry heterogeneity

(上接第 26 页)

Does the opening of high-speed rail between cities affect the trend of industrial agglomeration?

The example of knowledge-intensive services

HUO Peng¹, WEI Jianfeng²

(1. School of Social Service and Development, Zhengzhou Normal University, Zhengzhou 450044, China;

2. Business School, Henan University, Kaifeng 475004, China)

Abstract: Based on panel data of prefecture-level cities in China from 2003 to 2018, this paper uses difference-in-differences model and mediating effect model to reveal the impact of inter-city high-speed rail on the agglomeration trend in knowledge-intensive services. The results show that the opening of inter-city high-speed railways significantly affects this trend and promotes the balanced distribution of knowledge-intensive services. The dynamic effect results show the correlation between high-speed-rail operation and knowledge-intensive service-industry agglomeration turns from negative to positive several years after the launch of the rail operation. The heterogeneity test shows that the opening of high-speed rail has a negative effect on the agglomeration of knowledge-intensive services in non-provincial, port and large cities, and has a significant inhibiting effect on the agglomeration of knowledge-intensive services in the central plains, Beijing-Tianjin-Hebei, Yangtze River Delta, and the middle reaches of the Yangtze River. The inter-city high-speed rail has a diffusion effect on low-end knowledge-intensive service industry agglomeration but has no significant effect on high-end knowledge-intensive service industry agglomeration. The diffusion effect is the strongest for mid-level knowledge-intensive services and weak for high- or low-level knowledge-intensive services. Further mechanism testing shows that the “capital transfer effect” and “labor mobility cost reduction effect” are the mediating paths to restrain the agglomeration of knowledge-intensive services. The “knowledge flow effect” offsets part of high-speed rail’s restraining effect on the agglomeration of knowledge-intensive services.

Key words: high-speed railway; knowledge-intensive services; agglomeration; difference-in-differences; the mediation effect