

工业机器人应用、偏向性技术进步与 劳动力性别就业差距

孙 早 宗 睿

内容提要:技术进步会影响劳动力性别就业差距,本文将工业机器人的偏向性技术进步特征纳入研究,估计了工业机器人应用对中国工业行业性别就业差距的效应。研究发现,机器人的应用增加了男性劳动力的就业数量,对女性劳动力的影响不明显,总体上扩大了性别就业差距。由于男性劳动力与工业机器人应用所需的技能禀赋、学历等具有更高的契合度,不仅技能劳动力占比与技能溢价的提升会扩大性别就业差距,工业机器人应用带来的劳动生产率、技术创新能力增长也会扩大性别就业差距。异质性分析结果表明,在高垄断程度、高资本密集度行业中,工业机器人对性别就业差距发挥扩大作用,但工业机器人对高技术行业的性别就业差距并无明显影响。本文结论的政策含义在于,应加大力度鼓励女性在学校教育阶段接受更多与机械、编程相关的理工科专业知识,积极引导企业开展与工业机器人应用相关的技能培训与转岗培训,提前布局女性劳动力向第三产业转移的相关补贴等政策,实现不同性别劳动力在工业机器人应用过程中的高质量协同发展。

关键词:工业机器人 技能溢价 性别就业差距 偏向性技术进步 劳动力

中图分类号:F241;F404

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2025)10-0091-19

一、问题提出

21世纪以来,随着以网络化、数字化与智能化为主要内容的新一轮科技革命和产业变革深入推进,世界主要国家纷纷将工业智能化作为抢占新一轮产业变革战略制高点的重要抓手。以工业机器人为代表的智能化机器与技术应用,不仅带来了工业生产过程与产业创新模式的变革,同时也对劳动力收入与劳动力结构产生了深远影响。工业机器人的偏向性技术进步特征既带来了技能劳动力占比与技能溢价的迅速提升,同时也加速了以智能化设备为载体的生产、研发体系升级,有效促进了工业行业技术创新效率以及生产率的提升。阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo, 2019)发现智能化设备与技能劳动力之间存在互

收稿日期:2025-03-12;修回日期:2025-07-27

基金项目:国家社会科学基金重点项目“人工智能发展对新时期中国就业的影响与应对政策研究”(20AJY006);国家社会科学基金一般项目“数字化转型过程中收入不平等的形成机理及其经济增长效应研究”(23BJL139)

作者简介:孙 早 西安交通大学经济与金融学院教授、博士生导师,西安,710061;

宗 睿 西安交通大学经济与金融学院博士研究生,通信作者。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

补关系^[1]。格雷茨和迈克尔斯(Graetz & Michaels,2018)基于17国的行业面板数据的研究显示,工业机器人不仅提高了全要素生产率,同时也减少了低技能工人的就业份额^[2]。由于中国工业行业不同性别之间的议价能力、技能结构与学历结构存在显著差异,这意味着机器人应用带来的劳动岗位更迭与生产率提升在不同性别劳动力之间同样可能是非对称的,工业机器人不仅会导致不同性别间收入差距变动,还可能进一步影响不同性别劳动力之间的就业差异。在这个背景下,从理论与经验两个层面厘清机器人应用对工业行业劳动力性别就业差距的影响与作用途径,更有利于在充分把握新一轮科技革命和产业变革的同时实现高质量的行业就业。

在工业行业机器人存量迅速增长的当下,劳动力结构中的女性占比却呈现逐年下降趋势(见图1)。这在一定程度上说明机器人在工业行业的应用可能存在性别偏向性。但描述性的统计分析只能说明工业机器人应用与劳动力性别结构变化之间的相关关系,并不能深刻揭示二者之间的因果联系,由于影响劳动力性别就业结构的因素是多方面的,仍需要进一步建立计量模型予以检验。

首先,有关工业机器人对劳动力就业结构影响的研究,主要以劳动力的技能结构、学历结构等为研究对象,针对不同性别就业差异的研究明显偏少;其次,关于工业机器人对不同性别劳动力就业影响差异的研究,主要关注工业机器人应用对性别间工资差距的影响,较少涉及劳动力的性别就业差距。本文尝试在已有研究的基础上,系统分析工业机器人所具有的偏向性技术进步特征、对中国工业行业劳动力性别就业差距的效应及其作用渠道。本文可能的贡献在于:在理论层面,基于职业性别隔离理论,进一步引入具有偏向性技术进步特征的工业机器人变量,具体分析了工业机器人通过劳动岗位迭代效应、技能溢价效应、技术创新效应与生产率效应等途径对工业行业劳动力性别就业差距的具体效应,并通过机制检验模型予以验证;在经验层面,利用国际机器人联合会工业机器人数据库的机器人存量与安装量数据,匹配2005—2019年中国工业分行业数据,检验了工业机器人应用对劳动力性别就业差距的影响,并进一步从行业技术水平、垄断程度、资本密集度等行业特征差异出发,分析了工业机器人应用对不同性别就业结构的异质性影响,为政府制定相关政策提供了更为严谨的经验证据。

二、文献综述与理论分析

根据格罗斯(Gross,1968)的职业性别隔离理论,不同性别劳动力所从事的职业种类与岗位特征存在显著差异^[3]。众多学者尝试从人力资本投资、社会观念、对外贸易和技术进步等诸多角度对职业性

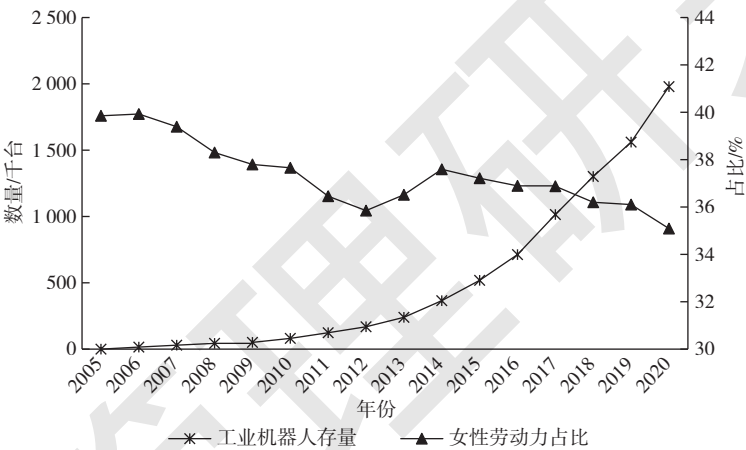


图1 工业行业机器人存量与女性劳动力占比趋势

资料来源:《中国劳动统计年鉴》与国际机器人联合会(IFR)。

别隔离的产生与影响因素进行解释,发现不同性别劳动力的特征差异是导致职业性别隔离与就业歧视的根源所在。朱轶(2020)指出,性别就业歧视程度同样会随着技术进步而不断变化,即技术进步带来的生产、研发过程改进,将会改变工业生产中劳动力体力、技能的需求,进而引起不同性别劳动力就业的变动^[4]。

以网络化、数字化与智能化为主要内容的新一轮科技革命和产业变革不断深化,不仅加速重塑劳动力市场供需结构,也对不同性别劳动力就业产生更为深远的影响。虽然主流研究大多认为工业机器人有利于缩小性别间收入差距,但是有关工业机器人对不同性别就业差距的影响并未得出统一结论。一类研究认为偏向性技术进步将会增加劳动力市场对认知技能的需求,减少劳动力市场对运动技能的需求。由于女性在认知技能方面具有比较优势,所以技术进步更有利于女性劳动力的收入提升与就业增长^①,即以工业机器人的应用为代表的智能化技术进步将会缩小性别就业差距^[6-7]。另一类研究却发现工业机器人的应用并未显著提升女性就业,或是更偏向于提升男性劳动力就业,进而导致性别就业差距加剧^[8-9]。因此,有必要进一步厘清工业机器人应用对于劳动力性别就业差距的真实影响。

工业机器人的偏向性技术进步特征不仅可以通过替代效应和创造效应加速劳动力技能与性别结构变化,智能化技术与设备应用带来的创新效应与生产率效应在不同性别劳动力群体之间同样是非对称的。根据职业性别隔离理论,由于具有较高技能水平、收入水平的劳动岗位往往由男性劳动力占据主导,不仅工业机器人通过替代效应和创造效应带来的劳动岗位更迭与技能溢价提升更有利于男性劳动力就业,在工业机器人带来的技术创新能力与生产率提升过程中,男性劳动力往往也受益更多。据此,本文在偏向性技术进步对不同性别劳动力就业、收入影响的相关研究基础上,结合工业机器人和智能化技术的特点,从劳动岗位迭代效应、技能溢价效应、生产率效应与技术创新效应等出发,探究机器人应用对工业行业性别就业差距的具体影响及其作用路径。

(一) 工业机器人应用缩小性别就业差距的相关研究

有关性别就业差距的文献主要从社会观念(家务劳动、生育责任)与劳动力禀赋(教育水平、技能水平、生理特征)等角度出发,解释不同性别劳动力之间的工资收入及就业机会差距,并进一步讨论技术进步所带来的影响。认为工业机器人的应用有利于缩小性别就业差距的研究指出:首先,在传统观念中,女性要承担更多的家务劳动与生育责任,工业机器人等智能化技术的应用通过生产率效应加速了城镇化进程,不仅有效引导了传统性别观念向现代化性别观念转换,提升了女性进入劳动力市场的主观意愿和条件^[10],也通过提高工作流程的标准化程度缓解了雇主的性别就业歧视问题^[7]。其次,机器人与智能化技术的应用还促进了工业研发、生产与制造过程的服务化转型,提供了更多与女性职业特征相契合的高收入生产、管理岗位,工作场景的数字化、智能化也促使女性劳动力执行了越来越多的非常规任务^[11]。最后,根据韦尔奇(Welch, 2000)的大脑肌肉双要素模型(brains-and-brawn model),男性技能束在运动技能方面更强,女性技能束则在认知能力方面更具优势^[12]。工业机器人通过其技能或任务偏向性增加了对劳动力市场对认知技能的需求,并且对产业中可重复、可编程与高体能要求的岗位或任务具有较强的替代效果,即工业机器人应用更有利

① 值得注意的是,女性劳动力收入增长或性别间收入差距的缩小并不一定意味着女性劳动力就业的增长。博尔等(Boll et al., 2015)基于德国最低工资与劳动力就业的研究发现,最低工资水平的提升虽然可以缩小性别间收入差距,但这是以更多的低技能女性失业为代价的^[5]。

于缩小女性在体力方面存在的劣势,从而提升女性就业率与工资水平。具体而言,尤恩等(Juhn et al.,2014)针对墨西哥的研究显示,机器设备的引入通过降低对体能劳动的需求,增加了女性在蓝领岗位的就业比例^[6]。马红梅和孙艺文(2023)针对中国省份的研究表明,工业机器人有效缩小了性别就业差距,但该作用在服务业发展较弱的区域并不显著^[7]。

(二)工业机器人应用扩大性别就业差距的相关研究

值得关注的是,伴随着中国工业机器人存量总数的不断提升,不仅工业行业女性就业比例呈现下降的趋势,工业行业的性别就业差距与工业机器人存量密度之间也呈现出正向相关关系。这说明工业机器人的应用虽然创造了更多的技能劳动岗位,有效提升了技能溢价与劳动生产率,但其劳动岗位迭代效应、技能溢价效应与生产率效应可能存在较强的性别偏向性,女性劳动力可能被加速挤出,从而导致了性别就业差距的扩大。

基于以上分析,本文提出假设1:工业机器人应用会扩大工业行业劳动力性别就业差距。

1. 工业机器人应用的劳动岗位更迭效应

尽管工业机器人应用具有技能偏向性特征,但现阶段以技能劳动力占比提升为核心的工业行业劳动岗位更迭效应(非技能劳动力减少、技能劳动岗位增加)将会扩大劳动力性别就业差距。

一方面,工业机器人的应用加速挤出了非技能劳动力,从而扩大了性别就业差距。现阶段工业机器人应用以自动化技术为主,更偏向于通过“机器换人”以节约劳动力成本,工业机器人的替代效应主要表现为对非技能劳动力的替代^[13-14]。根据朱轶(2020)的研究,由于历史原因和传统观念,中国女性人力资本存量偏低且投资相对不足,技术进步虽然缩小了不同性别之间的体能差距,但难以弱化技能差距,因此具有创造性破坏特点的技术进步更倾向于挤出非技能女性劳动力^[4];同时,从工作任务的视角出发,工业机器人主要替代执行常规任务的劳动力群体。女性劳动力作为从事重复性、常规性、标准化、低技能工作任务的主体,也会受到工业机器人替代效应最为明显的冲击^[15]。基于跨国数据的研究同样显示,女性工人受自动化技术影响而失业的风险显著高于男性工人,其中初中及以下学历的低技能女性面临的替代风险也最高,日本女性落入可被智能化机器替代的高风险区域概率高达男性的三倍^[8]。需要进一步指出的是,工业机器人应用还会加速劳动力由制造业向服务业转移^[16],但是该转移过程在不同性别之间同样是非对称的。工业机器人带来的新增非技能岗位基本集中于服务业^[17],由于女性在制造业中生产率相对较低,但在服务业中却没有显著差别,服务业较好的就业机会和前景也会吸引大量制造业女性劳动力跨部门转移^[18],即工业行业的非技能女性劳动力更容易受到“机器换人”的影响,进而转向生产率相对有优势的服务行业。

另一方面,工业机器人的应用有效增加了行业技能劳动岗位数量与占比,从而扩大了性别就业差距。技术进步不仅会节约劳动力,还伴随着对技能劳动更高的需求^[19-21]。随着工业机器人应用带来的技术环境和生产流程复杂程度上升,生产任务对技能劳动力的偏好也会越发明显。孙早和韩颖(2023)发现,当男性劳动力的人力资本水平更高时,工业机器人的应用将促使企业雇佣更多男性劳动力^[22]。这是由于机器人与智能化技术应用通过创造效应拓展的技能岗位主要包括机器人工程师、软件工程师等,需要劳动力掌握数控、机械、自动化技术、机器人技术、软件编程等方面的专业技术,并执行与之相关的抽象任务。女性劳动力不仅在相关领域人力资本存量偏低,出于主流社会观念与性别文化的因素,也较少参与相关人力资本

投资与培训^[23];而男性以理工科为主的学历结构不仅与智能化机械设备所衍生的设计、管理与维护等岗位更加匹配^[24],而且在竞争态度、风险偏好和时间自由度上也与工业生产具有更高的契合度^[25-26],因此新增技能岗位往往被男性获得。这不仅是因为男性劳动力在体力和运动方面具有禀赋优势,当前中国企业内存在的“男高女低”型技能分工现状,也使得男性在技能岗位和复杂、抽象的任务执行中更具竞争力^[18]。可以推断,工业机器人以及智能化技术的应用将会通过劳动岗位更迭效应进一步扩大性别就业差距。

2. 工业机器人应用的技术溢价效应

应用机器人与智能化技术的企业,需要劳动力能够与智能化机器以及衍生出的新岗位、任务之间形成良好的互补,主要执行“不可预测”“不可编码”或抽象的分析、研发等非常规任务^[9,27],需要向劳动力支付更高的薪酬与技能溢价。工业机器人应用引致的薪酬与技能溢价增长在不同性别劳动力群体之间同样是非对称的,这将会进一步扩大劳动力性别就业差距。

根据统计歧视理论,劳动力市场的性别歧视源于信息不对称,即雇主难以观察到劳动者的真实生产率信息,因此根据劳动者性别特征进行预期并给予差异化的薪酬^[28]。由于机器人在生产中的应用与技能劳动力呈现耦合式发展,其应用衍生出的新岗位对劳动力的经验、认知与学习能力等技能具有更高要求,不仅需要劳动力具有与智能化机器互补的“隐性知识”,还需要劳动力不断培训、更新先进的智能化技术与机器操作能力。在传统观念与社会分工模式下,女性劳动力承担的家务劳动、生育责任使其在工作时间投入、经验积累、职业选择等方面受到限制,导致其在与工业机器人和智能化技术相关的技能培训、技能折旧与议价能力等方面相对男性劳动力也存在劣势^[29]。阿克索伊等(Aksoy et al.,2021)针对欧洲的研究表明,工业机器人密度每提升 10%都会使同一职业分类下的男女性别收入差距扩大 1.8%^[30]。这意味着在工业机器人应用与智能化转型过程中,由于信息不对称与统计性歧视的存在,工业企业将会更加倾向于雇佣男性劳动力并支付更高的技能溢价,机器人应用带来的技能溢价增长会扩大性别就业差距。

更进一步,孙宁等(2023)指出,由于工业行业性质决定从业者的工作需要与机械相关,即使是高技能劳动力也需要具有一定的体力要求,智能化转型将会进一步扩大男性技能劳动力的技能溢价与就业优势^[31]。与此同时,在工业行业智能化转型升级的过程中,女性出于工作稳定偏好,不仅在岗位竞争中会采取相对保守的态度,往往也会放弃部分经济利益进行择业,并且女性具有的沟通能力、应变能力与亲和力优势更有利于在相关生产性服务业获得相应技能溢价与工作岗位^[7],从而加速工业行业原有女性劳动力向服务业转移,进一步扩大工业行业的性别就业差距。布鲁塞维奇等(Brussevich et al.,2019)针对经济合作与发展组织(OECD)成员的研究显示,女性不仅在工程、信息通信等预期就业与收入增长较高的产业中就业比例不高,并且在各产业中担任专业岗位或管理岗位的比例也较低,相对较少地分享了数字化、智能化技术进步带来的薪酬、技能溢价以及就业岗位增加等收益^[8]。这意味着工业机器人应用引致的技能溢价增长对工业行业男性劳动力也具有更强的就业激励效果。

基于以上分析,本文提出假设 2:工业机器人应用会通过提升行业技能劳动比例、技能溢价的方式扩大劳动力性别就业差距。

3. 工业机器人应用的技术创新效应与生产率效应

机器人的大规模应用是以智能设备为载体的技术创新生态系统整体重建,这一过程不仅会改变劳动力的技能结构,同时也会对劳动力的性别结构产生影响。工业生产过程中,员工对于技术设备的频繁使

用以及细微改进的不断积累带来了创新与技术进步^[32]。智能化机器与软件的应用使得技术创新对员工的非常规任务执行能力提出了更高的标准,技术创新工作任务内容拓展为对机器设备与软件进行技术改造、程序设计与改进等,执行技术创新任务的主体以自动化软件工程师、平台系统研发工程师、机器修理师等岗位为主。男性劳动力在机器操作、编程等方面具有更强的能力,这使得他们更加胜任与之相关的技术创新岗位与任务^[31];女性劳动力由于生育子女、家务劳动工作中断、有效劳动时间减少和较短的预期职业生涯年限等因素也会削弱其在工业创新与技术进步过程中的贡献。更进一步,邓韵雪和刘晓(2022)指出,由于技术的研发、生产、应用、评估等环节通常由男性主导,技术领域的竞争、效率、理性以及逻辑思维等特质也不利于女性劳动力的发展与就业,并且男性劳动力的技能结构、学历结构与机器人应用所需的软件编程、机械与数控等专业重合度更高,而女性劳动力在客户交流、财务与服务等方面往往更具竞争力,男性则在生产、加工等技术岗位上更具优势^[23]。针对广东省工业企业的调查数据也表明,当前执行技术创新等非常规任务的女性技能劳动力占比明显偏低,并且该情况在应用机器人的企业中尤甚^[9]。基于上述分析可以推断,智能化机器的应用及其衍生的创新与技术改进需求将会扩大性别就业差距。

以劳动生产率提升为代表的技术升级往往与工业行业的去女性化(defeminization)趋势高度相关^[33]。工业机器人和机器学习带来的生产过程变革同样实现了劳动生产率的有效提升,但这种提升在不同性别劳动力之间是非对称的,从而加剧了性别就业差距现象。这是由于工业机器人和智能化技术作为偏向性技术进步,需要与具备一定技能水平的劳动力相互协作才能发挥其对于劳动生产率的提升作用,即工业机器人更有利于提升技能劳动力群体的劳动生产率,并且对执行抽象和复杂任务劳动力的生产率也具有更强的提升效果。由于男性劳动力在数学认知技能密集(STEM)岗位中占比更高,更加适配自动化水平提升带来的机器设备相关设计、使用与维护等工作任务,而女性劳动力则较少主修与技术相关的专业,并且更多受雇于非技能劳动岗位,因此男性劳动力在机器人应用带来的生产率效应中受益更多^[34]。工业机器人具有偏向性的生产率提升作用,进一步放大了工业行业男性劳动力所具有的就业优势以及企业的性别雇佣偏好。戈贝尔和兹维克(Göbel & Zwick, 2012)发现女性占比较高的制造业企业生产率普遍偏低,并指出该现象加剧了相关企业的性别雇佣歧视,但性别生产率差异这一现象在服务业中并不显著^[35]。阿克索伊等(2021)在针对欧洲的研究中也发现,男性高技能劳动力受机器人应用带来的生产率效应影响更为明显^[30]。相反,当前中国女性劳动力相较于男性,更多从事低层次、低技能、劳动力密集的生产和辅助活动,能够执行与智能化机器协作等非常规任务的女性劳动力比例偏低^[9],因此智能化机器对其生产率提升作用也相对较弱。可以推断,工业机器人的应用可以通过与技能劳动力、抽象及复杂工作任务等耦合式发展的特征,对男性劳动生产率产生提升效果,从而扩大工业行业性别就业差距。

基于以上分析,本文提出假设3:工业机器人应用会通过提升行业技术创新能力、劳动生产率的方式扩大劳动力性别就业差距。

4. 工业机器人应用对性别就业差距影响的行业异质性

行业层面的技术水平、要素禀赋以及垄断程度等存在的异质性也会使工业机器人的应用水平与应用效果出现差异,从而对行业层面的性别就业差距产生异质性影响。

首先,高技术产业的生产任务具有技术含量高、创新性强等特点,这导致劳动力的隐性知识和经验难以被机器高效地学习与模仿。部分前沿研究发现,工业机器人在替代劳动力脑力劳动的过程中并不具备显著

的效率优势,尚不能有效提升高技术产业的“生产分割程度”以及劳动生产率^[36]。具体而言,在现阶段工业制造领域中,工业机器人与智能化技术在很大程度上是以自动化技术形态落地应用,整体而言技术含量偏低,虽然可以在短期内节约劳动力并增加利润,但无法在高技术产业与抽象任务中实现对劳动力隐性知识与经验的高效学习与模仿,难以替代人类的脑力活动完成复杂的创新型任务,对生产率的提升效果远不如通用性或核心领域的智能化技术创新。这意味着工业机器人的应用对高端制造业劳动力的直接影响较小,工业机器人对性别就业差距的影响在高技术产业可能尚不明显,有必要按照技术水平分类对工业机器人应用的异质性予以分析和研究。

其次,行业层面的垄断程度同样是工业机器人影响性别就业差距的关键因素。高垄断程度的工业行业凭借较强的资金实力和企业规模,不仅引进机器人参与生产的意愿和可能性更高^[37],生产率效应、劳动岗位迭代效应和技能溢价提升对劳动力性别结构的影响也会更加明显。相反,行业层面竞争程度提升则会显著提高企业对女性的雇佣偏好^[38],这不仅是由于外资更容易进入竞争性行业,也是由于女性薪酬通常低于男性,易于管理且更加手巧^[39]。在以劳动密集型产业为代表的竞争性行业中,工业机器人对女性劳动力的替代作用相对较弱。

最后,行业层面的资本密集度在工业机器人影响性别就业差距的过程中也起着关键作用。资本密集型行业较为完善的数字化基础设施与技术设备投资,为工业机器人与智能化技术的应用提供了坚实的设备与技术基础;同时,制造业企业引进生产技术设备的概率与女性就业份额之间存在显著的负相关关系^[40],而资本密集度较高的行业不仅更偏向于引进、采用先进的生产设备和技术,往往也具有更强的智能化转型倾向,因此工业机器人在资本密集型行业应用的便捷程度和深入程度往往更高^[41],更容易带来不同性别就业结构的变动,从而导致性别就业差距扩大。

基于以上分析,本文提出假设 4:工业机器人应用对性别就业差距的影响存在于高垄断程度、高资本密集度行业,在高技术行业表现不明显。

三、实证设计

(一) 计量模型的设定

为实证检验工业机器人应用对劳动力性别就业差距的影响,本文构建双向固定效应模型进行实证分析:

$$Y_{it} = \alpha + \beta \times Robot_{it} + X'_{it}\delta + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,下标 i, t 分别表示行业与年份; Y 为被解释变量,包括不同性别劳动力就业量 $\ln female$ 、 $\ln male$ 和性别就业差距 $EGap$; $Robot$ 为工业机器人变量, X' 表示行业层面的控制变量向量, μ_i 为行业固定效应, ν_t 为年份固定效应, ε_{it} 为随机扰动项。

为进一步检验工业机器人影响劳动力性别就业差距的作用机制,本文构建了如式(2)所示的计量模型:

$$M_{it} = \alpha + \beta \times Robot_{it} + X'_{it}\delta + \mu_i + \nu_t + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

其中, M_{it} 为机制变量,代表劳动岗位更迭效应、技能溢价效应、技术创新效应与生产率效应。其他变量与基准回归模型保持一致。

(二) 数据来源与变量说明

本文采用的工业机器人数据来自国际机器人联合会的中国分行业机器人存量与安装量指标,工业行业

数据来自《中国劳动统计年鉴》《中国工业经济统计年鉴》《中国科技统计年鉴》以及《中国统计年鉴》,相关数据均按照中国国民经济行业分类标准(GB/T 4754—2002、GB/T 4754—2011)划分,包括2005—2011年的35个行业分类以及2012—2019年的36个行业分类,共包含533个有效样本。

1. 被解释变量

劳动力性别就业差距 Y 。选取工业行业女性劳动力数量的对数 $\ln female$ 、男性劳动力数量的对数 $\ln male$ 衡量女性、男性劳动力数量;采用工业行业男性劳动力占比与女性劳动力占比的差额衡量性别就业差距 $EGap$ 。稳健性检验采用行业研发人员性别就业差距 $RDEGap$ 以及国有工业行业性别就业差距 $EGapState$ 进行替换,其中《中国科技统计年鉴》仅在2009年之后公布研发人员性别数据。

2. 核心解释变量

借鉴已有的研究^[2],采用机器人存量密度 $Robot$ 衡量工业行业机器人应用水平,以每千名就业人员机器人存量数据的自然对数为机器人存量密度。本文主要研究工业机器人应用对不同性别劳动力就业量与性别就业差距的影响,以往按照行业劳动者就业数量比例划分工业机器人的方式会产生较强的内生性,因此按照工业企业技术获取和技术改造经费划分工业机器人数据具有更强的合理性。首先,根据《中国科技统计年鉴》中的数据计算中国国民经济行业分类标准下细分行业的工业企业技术获取和技术改造经费支出水平。其中,工业企业技术获取和技术改造经费具体包括“引进技术经费支出”“购买境内技术经费支出”“消化吸收经费支出”和“技术改造经费支出”四项,涵盖了产业自身针对外部引进、购买技术与设备,或进行相应技术改造与应用的支出。其次,将中国国民经济行业分类标准(GB/T 4754—2002、GB/T 4754—2011)中的细分行业按照 IFR 行业大类进行分类归并。再次,按照单个细分行业工业企业技术获取和技术改造经费占 IFR 行业分类中对应所有细分行业经费总和的比例,计算得到细分行业的机器人安装数据。最后,由于机器人真实存量数据存在损耗,并不能以行业历年安装量之和加总进行简单计算,通过单个行业的累计安装量计算细分行业的机器人无损耗存量数据,并进一步以细分行业的无损耗存量数据比例,将 IFR 行业大类中的机器人存量数据在细分行业中按占比进行分配,进而得到细分行业的机器人存量数据。

3. 机制变量

(1) 劳动岗位更迭效应与技能溢价效应机制变量。技能劳动占比 $Skilled$,采用研发人员折合全时当量占行业劳动力总量的比例衡量。技能溢价 $Premium$,将行业研发人员作为技能劳动,研发人员报酬以研发经费内部支出中人员劳务费衡量,即技能岗位劳动收入 = 人员劳务费/研发人员折合全时当量,以技能岗位劳动收入与行业平均收入比值衡量技能溢价效应。根据胡晟明等(2021)^[37]的研究,由于统计年鉴中缺失对行业内技能与非技能劳动力工资的分类数据,将行业研发人员作为技能劳动力,并以技能劳动力与非技能劳动力收入的比值衡量技能溢价。

(2) 技术创新效应与生产率效应机制变量。技术创新能力 $PatentInForce$,采用工业行业每千人有效发明专利数衡量行业技术创新能力,有效避免了专利申请数据实际转化率与质量偏低和易受外部政策影响的缺点。产品创新能力 $NewPro$,采用工业行业人均新产品产值(万元)衡量行业产品创新能力。劳动生产率 $Value$,参考宋旭光和左马华青(2019)^[42]的研究,以工业企业增加值除以工业平均用工人数衡量劳动生产率。

4. 控制变量

出口贸易密集度 *Export*,采用行业出口交货值与销售产值之比表征行业出口贸易密集度。行业负债水平 *Liability*,采用行业内规模以上工业企业人均负债(万元)的自然对数衡量。企业平均规模 *AverageScale*,以行业总资产规模与企业数量比值的自然对数衡量。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。行业垄断程度 *State*,以行业国家资本(*state capital*)占行业实收资本(*paid-in capital*)比重表示行业垄断程度。行业盈利能力 *Profit*,以行业人均净利润(万元)衡量行业的盈利能力。

主要变量的描述性统计结果如表 1 所示。

表 1 主要变量的描述性统计结果

变量类型	变量名称	变量符号	均值	标准差	样本量	最小值	最大值
被解释变量	女性劳动力数量	<i>lnfemale</i>	5.762 2	1.135 0	533	1.945 9	8.198 6
	男性劳动力数量	<i>lnmale</i>	6.316 5	1.046 4	533	2.397 9	8.293 3
	性别就业差距	<i>EGap</i>	25.333 4	26.018 9	533	-43.355 9	72.552 3
解释变量	机器人存量密度	<i>Robot</i>	2.591 6	2.404 5	533	0.000 0	8.420 2
机制变量	技能劳动占比	<i>Skilled</i>	2.071 4	1.718 9	533	0.043 1	8.734 5
	技能溢价	<i>Premium</i>	2.400 0	1.380 7	533	0.454 6	7.814 4
	技术创新能力	<i>PatentInForce</i>	4.933 3	1.577 2	533	0.843 9	8.256 0
	产品创新能力	<i>NewPro</i>	11.893 1	14.668 5	533	0.000 5	89.701 6
控制变量	出口贸易密集度	<i>Export</i>	0.129 3	0.143 1	533	0.000 0	0.681 4
	行业负债水平	<i>Liability</i>	3.587 0	0.843 7	533	1.599 8	5.857 8
	外资依存度	<i>FDI</i>	13.094 2	9.713 4	533	0.000 0	49.229 6
	行业垄断程度	<i>State</i>	15.699 4	16.661 3	533	0.159 3	85.658 6
	行业盈利能力	<i>Profit</i>	7.617 8	8.979 8	533	-11.661 7	61.561 4
	劳动生产率	<i>Value</i>	11.215 1	4.459 2	533	6.607 1	40.366 3

四、实证结果与分析

(一) 基准回归

表 2 为基准回归结果。以工业机器人存量密度 *Robot* 作为解释变量时,回归系数在 5%水平下提升了工业行业男性劳动力数量,但工业机器人应用对女性就业数量未产生影响。最后一列回归结果表明,工业机器人的应用在 1%水平下扩大了性别就业差距。综合回归结果可以发现,工业机器人应用引致的就业数量增长在不同性别劳动力之间是非对称的,即工业机器人应用对女性劳动力就业数量的提升效果并不明显,对男性劳动力工作岗位的创造效应高于替代效应,因此最终表现为对工业行业劳动力性别就业差距的扩大作用,假设 1 得到了初步验证。需要指出的是,工业机器人应用对性别就业差距的扩大效应并非源自对女性劳动力的“挤出”,而是产生于对男性劳动力就业量相对更强的促进效果。由于所有工厂中的技术升级都是在生产规模扩大过程中实

现的,对劳动力需求的扩大效应远超预期中的替代效应,因此在工业机器人规模化应用的过程中,并不存在以更高比例女性劳动力被解雇为代表的消极的去女性化(negative defeminization)^[43]。

表 2 基准回归结果

变量	lnfemale	lnmale	EGap
<i>Robot</i>	0.013 6 (0.015 0)	0.032 6 ** (0.015 6)	0.983 9 *** (0.269 8)
<i>Export</i>	0.849 6 *** (0.275 4)	0.714 1 *** (0.281 4)	-9.632 6 *** (4.744 7)
<i>Liability</i>	-0.181 5 *** (0.081 2)	-0.087 3 (0.086 8)	2.660 8 * (1.398 1)
<i>AverageScale</i>	-0.000 6 (0.000 9)	-0.001 0 (0.000 9)	-0.012 2 (0.021 8)
<i>FDI</i>	-0.032 4 *** (0.004 2)	-0.033 8 *** (0.004 8)	-0.106 4 (0.078 8)
<i>State</i>	-0.003 1 (0.002 3)	-0.003 1 (0.002 2)	0.025 4 (0.037 6)
<i>Profit</i>	0.000 5 (0.001 5)	0.002 9 * (0.001 7)	0.104 2 *** (0.038 6)
常数项	6.741 5 *** (0.308 6)	6.929 0 *** (0.325 5)	14.768 1 *** (5.087 0)
样本量	533	533	533
$\overline{R^2}$	0.974 7	0.970 8	0.983 9
年份和行业固定效应	控制	控制	控制

注:***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平;括号中数值表示稳健标准误。后表同。

(二) 内生性分析

首先,影响劳动力性别就业差距的因素较为复杂,现有模型难以完全控制,可能出现遗漏变量导致的内生性问题;与此同时,行业垄断程度、资本密集度等行业特征因素亦会对工业机器人的应用产生影响^[37,44],从而产生内生性问题。其次,以工业机器人为代表的智能化技术与设备在影响劳动力结构时,劳动力结构的变化同样会对工业机器人投资与制造业智能化发展产生反向影响^[45]。具体而言,劳动力性别结构(性别就业差距)会影响企业引进和应用技术设备的概率^[40],这意味着工业机器人与性别就业差距之间可能存在反向因果所导致的内生性问题。为解决可能存在的内生性问题,本文参考马红梅和孙艺文(2023)^[7]的方法,采用美国工业机器人存量数据替代中国工业机器人数据,并根据中国各工业行业的就业人数重新测算行业层面的机器人存量密度*Robtool*,作为中国工业机器人存量的工具变量。通过两阶

段最小二乘估计(2SLS)法处理回归模型存在的内生性问题,进一步检验工业机器人应用对工业行业女性、男性就业量以及性别就业差距的影响。一方面,美国工业行业机器人应用与中国工业机器人应用具有一定的趋同性,即美国工业行业的机器人应用水平不仅可以反映行业层面相似技术特征,还可以反映机器人应用的前沿水平^[46],满足工具变量的相关性假设;另一方面,美国工业机器人的应用与影响中国工业机器人应用的具体因素并不相关,满足排他性约束^[47]。表3呈现了工具变量回归结果。在工具变量合理性检验方面,Kleibergen-Paap rk LM 统计量的 P 值为 0.000,拒绝识别不足假设;Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量为 594.244,超过 Stock-Yogo 检验中 10%的临界值(16.38),拒绝弱工具变量假设,即模型不存在工具变量识别不足与弱工具变量问题。第一阶段回归显示,美国机器人存量密度在 1%水平下分别对当期中国工业行业机器人存量密度具有正向影响;第二阶段回归结果显示,使用工具变量解决内生性问题之后,工业机器人仍在 1%水平下扩大了性别就业差距,但工业机器人对女性就业数量仍无明显影响,对男性劳动力就业数量的促进作用有所降低,仅在 10%水平下显著,与基准回归结果具有较强的一致性。

表 3 工具变量回归结果

变量	第一阶段	第二阶段		
		lnfemale	lnmale	EGap
Robtool	1.512 3 *** (0.062 0)			
Robot		0.007 2 (0.021 1)	0.038 7 * (0.021 1)	1.466 0 *** (0.316 0)
常数项	1.493 3 *** (0.485 2)	7.084 4 *** (0.230 6)	8.373 7 *** (0.252 5)	26.052 8 *** (3.400 0)
Kleibergen-Paap rk LM	137.792 0 [0.000 0]			
Kleibergen-Paap rk Wald F	594.244 0 {16.380 0}			
控制变量	控制	控制	控制	控制
样本量	533	533	533	533
R^2	0.985 4	0.974 7	0.970 8	0.983 7
年份和行业固定效应	控制	控制	控制	控制

注: {} 内为 Stock-Yogo 弱工具变量检验 10%临界值; [] 内为 P 值。

(三) 稳健性检验

为确保回归结果的稳健性,本部分通过替换指标和样本的方式进行稳健性检验。第一,将工业机器人存量密度 Robot 替换为工业机器人安装密度 robot,以每千名就业人员中机器人存量的对数来衡量。第二,将前一期的不同性别就业量与性别就业差距作为被解释变量^[37],这是由于机器人与智能化技术应用是一

个循序渐进和逐层深入的过程,对就业变动的影响存在滞后性。第三,以工业行业内国有企业的女性就业数量 $\ln femaleState$ 、男性就业数量 $\ln maleState$ 以及性别就业差距 $EGapState$ 作为被解释变量。第四,以行业研发人员中女性劳动力数量 $\ln RDfemale$ 、男性劳动力数量 $\ln RDmale$ 以及研发人员性别就业差距 $RDEGap$ 进行替换被解释变量的稳健性检验。第五,通过双向聚类法调整标准误进行检验。

表 4 报告了替换工业机器人安装密度 $robot$ 与前一期的性别就业差距回归结果。结果显示,在替换工业机器人指标与被解释变量后,工业机器人应用对女性就业数量未发挥促进作用,分别在 1%、5% 水平下扩大了性别就业差距与男性就业数量。基准回归的稳健性得到验证。

表 4 稳健性检验回归结果(一)

变量	替换工业机器人变量			前一期		
	$\ln female$	$\ln male$	$EGap$	$F. \ln female$	$F. \ln male$	$F. EGap$
$robot$	0.020 0 (0.016 2)	0.041 2 ** (0.016 9)	1.085 8 *** (0.284 2)			
$Robot$				0.013 4 (0.015 3)	0.031 3 ** (0.015 2)	0.938 0 *** (0.254 1)
常数项	6.733 3 *** (0.287 9)	6.944 3 *** (0.301 0)	16.090 1 *** (4.663 1)	6.879 7 *** (0.305 6)	7.091 2 *** (0.313 8)	15.673 0 *** (4.357 3)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	533	533	533	533	533	533
$\overline{R^2}$	0.974 8	0.971 1	0.983 9	0.974 5	0.970 2	0.983 7
年份和行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制

表 5 为替换数据样本以及调整标准误聚类方法后的稳健性检验回归结果。结果显示,工业机器人对工业行业国有企业性别就业差距仍存在扩大效果,但作用相对较弱。这是由于机器人应用在 1% 水平下同时对国有工业行业女性、男性劳动力就业数量呈现促进作用,但对男性劳动力就业的正向影响仍相对更强,因此最终仅在 10% 水平下扩大了国有企业性别就业差距。可能的原因是:一方面,从女性劳动力供给的角度出发,根据二元劳动力市场理论,劳动者的教育、工作经验等在国有企业的主要劳动力市场中具有更高的回报率,并且性别歧视现象在国有企业中也相对更低^[48],导致女性技能劳动力群体更倾向于在国有企业就业。另一方面,从女性劳动力需求的角度出发,当外部冲击导致从事研发工作的女性技能劳动力市场价格提升时,非国有企业更偏向于减少雇佣该群体,而国有企业的影响则并不显著^[49],即女性技能劳动力群体在国有企业中就业稳定性也相对更高。与此同时,国有企业不仅使用工业机器人替代劳动者的意愿较低^[50],在智能化技术进步与新设备应用的过程中也更倾向于雇佣新的技能劳动力,进而吸纳了相对更多的理工科女性技能劳动力。表 5 报告了工业机器人对研发人员前一期的女性、男性就业量与性别就业差距指标的回归结果。结果显示,工业机器人应用对女性劳动力就业数量未发挥正面作用,在 1% 水平下提升了未来一期的男性研发人员就业量,最终在 5% 水平下扩大了未来一期的工业行业研发人员性别就业差距。由此表明,工业机器人应用对劳动力性别就业差距存在扩大作用的结论稳健,并且

该作用在研发人员群体中存在滞后性。考虑到样本包含同行业多年的观测值,并且劳动力性别就业差距存在持续性,本文分别从 IFR 行业分类和年度层面、中国国民经济行业分类和年度层面对标准误进行双向聚类调整。由表 5 可知,标准误在双向聚类调整后虽然均有所提升,但工业机器人仍在 5% 水平下扩大了工业行业劳动力的性别就业差距,说明基准假设结论依旧稳健。

表 5 稳健性检验回归结果(二)

变量	国有工业行业			前一期研发人员			双向聚类调整	
	lnfemaleState	lnmaleState	EGapState	F. lnRDfemale	F. lnRDmale	F. RDEGap	EGap (IFR 分类)	EGap (中国国民经济分类)
Robot	0.079 9 *** (0.020 6)	0.115 0 *** (0.025 3)	2.577 1 * (1.459 5)	0.046 3 (0.051 9)	0.042 0 *** (0.012 7)	0.883 0 ** (0.421 9)	0.983 9 ** (0.375 5)	0.983 9 ** (0.406 8)
常数项	16.090 1 *** (4.663 1)	6.944 3 *** (0.301 0)	6.733 3 *** (0.287 9)	15.673 0 *** (4.357 3)	7.091 2 *** (0.313 8)	6.879 7 *** (0.305 6)	14.768 1 * (8.046 2)	14.768 1 (8.502 4)
样本量	533	533	533	428	428	428	533	533
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
$\overline{R^2}$	0.936 2	0.933 1	0.499 6	0.966 4	0.983 0	0.915 0	0.983 9	0.983 9
年份和行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制

五、机制检验

理论分析表明,工业行业中男性劳动力群体在人力资本积累、专业技能匹配度以及存量技能岗位占比方面相对女性劳动力存在优势,工业机器人应用引致的技能溢价效应、劳动岗位迭代效应、技术创新效应与生产率效应可能是扩大就业差距的关键作用渠道,本部分进一步予以实证检验。

(一) 技能溢价与劳动岗位迭代机制检验

为了检验工业机器人是否通过技能溢价和劳动岗位迭代途径扩大了性别就业差距,本部分通过机制检验模型和索贝尔(Sobel)检验予以验证。表 6 回归结果的前两列分别为工业机器人应用对工业行业技能溢价、技能劳动力占比的回归结果。其中,工业机器人应用在 1% 水平下提升了技能溢价与行业技能劳动力占比。这意味着技能溢价、技能劳动力占比的提升在工业机器人影响性别就业差距的过程中起到了传导机制的作用。可能的原因是,工业机器人所具有的偏向性技术进步特征更有利于提升与 STEM 专业相关的技能溢价与就业需求,由于男性劳动力群体在 STEM 相关专业占比更高,企业与工业机器人编程、操作和维护相关的雇佣需求以及相关技能溢价提升,不仅吸引了更多的男性劳动力供给,也促使男性占据了更多工业机器人所创造的技能劳动岗位,从而扩大了工业行业劳动力性别就业差距。此外,索贝尔检验结果同样证实了技能溢价、技能劳动力占比变量传导机制作用的存在。由此,假设 2 得到验证。

表 6 机制检验回归结果

变量	Premium	Skilled	Value	PatentInForce	NewPro
Robot	0.092 0 ^{***}	0.318 0 ^{***}	0.359 9 ^{***}	0.153 7 ^{***}	2.081 5 ^{***}
	(0.021 9)	(0.035 1)	(0.090 7)	(0.025 4)	(0.341 2)
常数项	0.186 6	2.304 0 ^{***}	1.930 1	3.583 4 ^{***}	13.532 5 ^{**}
	(0.438 8)	(0.676 6)	(1.582 8)	(0.522 1)	(5.267 9)
索贝尔检验	0.121 *	0.252 **	0.232 ^{***}	0.164 **	0.273 ^{***}
	(0.068)	(0.117)	(0.071)	(0.074)	(0.091)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	533	533	533	533	533
$\overline{R^2}$	0.948 8	0.909 9	0.924 1	0.951 2	0.869 3
年份和行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制

(二) 技术创新效应与生产率效应机制检验

为了检验技术创新效应与生产率效应是否为工业机器人加剧性别就业差距的作用机制,本部分同样通过机制检验模型和索贝尔检验进行验证。表 6 后三列分别为工业机器人对劳动生产率(*Value*)、技术创新能力(*PatentInForce*)和产品创新能力(*NewPro*)影响的回归结果。结果显示,机器人的大规模应用通过对工业行业技术创新生态系统进行整体重建,不仅有效提升了劳动生产率,也提升了工业行业的技术与产品创新能力,进而加剧了性别就业差距。可能的原因是:男性劳动力不仅在原有的技术创新、生产以及应用等环节占据主导地位^[23],在工业机器人应用引致的工业企业创新模式变革与创新能力、劳动生产率提升过程中,也有更大的概率占据新增的技术研发、产品创新等技能岗位或非常规任务岗位,并凭借其在机械操作、生产加工、技术研发等存量岗位的经验与技能优势获得相对更多的收益^[43],进而加剧劳动力性别就业差距。本文最终结论与特雅尼和库塞拉(*Tejani & Kucera, 2021*)^[33]的研究结论较为类似,即以劳动生产率提升为代表的技术升级往往与工业行业的“去女性化”趋势高度相关。此外,索贝尔检验结果同样表明,工业机器人应用可以通过提高劳动生产率、技术创新能力和产品创新能力等作用机制扩大性别就业差距。由此,假设 3 得到验证。

六、异质性分析

为了检验工业机器人对性别就业差距的影响在不同技术水平、不同垄断程度和不同资本密集度的行业中是否存在差异,本文以国有资本占比衡量垄断程度,将垄断程度较高的半数行业作为高垄断程度组,其余行业作为低垄断程度组;以行业人均资产规模衡量资本密集度,将人均资产规模较高的半数行业作为高资本密集度行业组,其余行业作为低资本密集度行业组。回归结果见表 7。

表 7 异质性分析回归结果

变量	技术水平		垄断程度		资本密集程度	
	高技术	低技术	低垄断程度	高垄断程度	低资本密集度	高资本密集度
<i>Robot</i>	1. 425 9	0. 838 2 ***	1. 322 9 **	0. 860 9 ***	0. 080 6	1. 669 1 ***
	(0. 854 3)	(0. 274 4)	(0. 581 3)	(0. 229 2)	(0. 292 6)	(0. 506 4)
常数项	69. 949 5 **	13. 720 6 ***	17. 014 6	30. 338 0 ***	17. 972 5 ***	7. 270 6
	(27. 708 9)	(4. 710 8)	(12. 231 5)	(6. 308 1)	(6. 226 0)	(9. 989 7)
其他控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	45	488	270	263	270	263
$\overline{R^2}$	0. 964 5	0. 986 3	0. 973 9	0. 980 2	0. 990 4	0. 957 2
年份和行业固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制

表 7 的回归结果显示,工业机器人在 1%水平下扩大了低技术行业性别就业差距,但对高技术行业性别就业差距的影响则并不显著,与假设 4 预期一致。可能的原因是:工业机器人在高技术行业中尚无法有效替代劳动力完成复杂、抽象的脑力劳动,对高技术行业生产效率的促进效果不显著^[36],更多体现为与劳动力之间的互补效应,而低技术行业的劳动力更容易被机器人替代^[51],从而对包括性别结构在内的劳动力结构产生更为明显的影响。

此外,由表 7 可知,在高垄断程度行业中,工业机器人应用对性别就业差距的扩大效果更为明显。可能的原因是高垄断程度行业不仅企业规模较大且资金实力较强,有更强的意愿和能力引进机器人参与生产,并支付相对高昂的研发资金、人才储备与培训费用^[47],因此机器人应用带来的技能溢价提升、劳动岗位迭代效应与生产率提升效应也更为强烈,进而对劳动力性别就业差距产生了更为明显的影响。

表 7 最后两列为基于资本密集度分组的回归结果。结果表明,工业机器人应用对性别就业差距的提升效果在高资本密集度行业更为明显,可能的原因是高资本密集度行业的信息化基础设施、设备资本等基础设施水平相对较高,更有利于工业机器人与相关智能化应用与落地^[37],从而对劳动力性别就业差距具有扩大效果。相反,工业机器人应用对性别就业差距的提升效果在低资本密集度行业并不明显。根据李磊和徐大策(2020)^[52]的研究,这是由于当前中国劳动力供给充裕且成本较低,低资本密集度行业使用机器替代人工的动力不足。更进一步,赵君丽等(2024)的研究显示,工业机器人在纺织产业等特定行业中,对男性劳动力有相对更强的就业替代效应^[53]。这意味着女性劳动力在部分劳动密集型的低资本密集度行业,相较男性劳动力可能更具比较优势,与工业机器人也具有更好的协同互补效果,在一定程度上解释了工业机器人对低资本密集度行业性别就业差距扩大效果相对较弱的现象。因此,政府在制定与工业机器人和智能化相关的就业政策时,应充分考虑不同行业中男性、女性劳动力所具有的比较优势差异。

七、结论与建议

新一轮智能化工业革命大幅提升了工业行业在生产研发、管理决策等环节的效率,以工业机器人为代表的智能化技术作为偏向性技术进步,不仅重塑了劳动力市场的收入分配与劳动力技能结构,也在这一过程中对劳动力市场的不同性别劳动力的就业产生了深远影响。本文基于中国2005—2019年工业行业面板数据,考察工业机器人应用对不同性别就业数量以及性别就业差距的影响,并进一步研究工业机器人应用对性别就业差距产生影响的内在机制与行业异质性。研究结果显示,第一,工业机器人应用有效提升了工业行业男性劳动力就业数量,但对女性劳动力就业数量的正面促进作用则并不明显,并最终扩大了工业行业性别就业差距。在考虑内生性问题、替换核心解释变量、被解释变量与数据样本后该结论依然成立。第二,工业机器人应用作为偏向性技术进步,可以通过提升技能溢价与技能劳动力占比等作用渠道有效扩大工业行业的性别就业差距。第三,工业机器人应用以及机器学习带来的技术创新效率提升与生产率提升在不同性别群体之间是非对称的,工业机器人的应用更偏向于通过技术创新效应与生产率效应提升男性劳动力就业,从而扩大性别就业差距。第四,当前工业机器人对性别就业差距的扩大效果在高垄断程度、高资本密集度行业中相对更加明显,但工业机器人应用对高技术行业性别就业差距的直接影响并不明显。

基于以上结论,本文提出如下政策建议:

一是稳步推广工业机器人应用,积极布局教育体制改革。政府在制定工业机器人推广应用的相关政策时,应当注意到机器人与智能化技术应用的双面性,尤其是机器人应用所带来的失业风险及其性别偏向性,做到循序渐进、有序推广,避免机器人应用落地导致大规模的非技能劳动力与女性劳动力摩擦性失业。工业机器人的应用不仅会替代工业行业原有的体力劳动,也会对劳动力提出更多与机器操作、数控编程相关的专业化技能要求,当前中国工业行业女性劳动力相对偏低的技能结构与偏少的理工科学历结构,使其相对男性劳动力更容易被工业机器人替代,处于工业行业就业中的劣势地位。政府应前瞻性地布局教育体制改革,鼓励并引导女性在高等教育、职业教育阶段更多选择与机械、编程和工业机器人操作等相关的理工科专业,优化女性劳动力技能结构,避免出现女性劳动力供给与市场需求脱节所造成的结构性失业,使工业机器人应用能够有效提升工业行业女性工资水平并缩小性别就业差距。

二是推广技能培训与转岗培训,拓展女性劳动力就业渠道。政策应加强对非技能劳动力(尤其是女性非技能劳动力)的技能培训与转岗培训。政府应鼓励企业开展针对女性员工、非技能员工的机器人操作与编程培训,缓解工业机器人应用造成的劳动力性别就业差距、技能就业差距扩大等问题,使女性劳动力也可以更多地分享机器人与智能化技术带来的高端就业岗位增加与收入提升。考虑到男性劳动力在机器人应用的过程中往往受益更多,女性在工业行业中生产率虽然相对较低,但在服务业中却没有显著差别。政府应加强不同性别劳动力就业市场调控政策的前瞻性,提前布局女性劳动力向第三产业转移的相关补贴与扶持政策,实现不同性别劳动力在机器人技术大规模落地应用背景下的高质量协同发展。

三是根据行业禀赋做到因产施策,实现工业机器人在高技术领域的核心创新能力突破。工业机器人在高资本密集度、高垄断程度行业中对性别就业差距扩大作用相对更加明显,在实现产业高质量发展与智能化转型的过程中,政府部门应增强对高资本密集度、高垄断程度行业中女性劳动力就业的保护措施,比如通

过相应的就业补贴、培训补贴等措施解决工业企业雇佣女性可能产生的额外成本,避免因工业机器人的应用而进一步扩大相关行业的劳动力性别就业差距。同时,提升工业机器人在高技术产业与核心领域的创新与应用水平,使其有效在高技术产业与抽象任务中实现对劳动力“隐性知识与经验”的学习与模仿,避免工业机器人停留在替代非技能劳动力的低技术阶段。

参考文献:

- [1] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Automation and new tasks: how technology displaces and reinstates labor[J]. *Journal of Economic Perspectives*, 2019, 33(2): 3-30.
- [2] GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5): 753-768.
- [3] GROSS E. Plus CA change...? The sexual structure of occupations over time[J]. *Social Problems*, 1968, 16(2): 198-208.
- [4] 朱轶. 技术进步是否加剧了性别就业差距? [J]. *现代财经(天津财经大学学报)*, 2020, 40(10): 96-113.
- [5] BOLL C, HÜNING H, LEPPIN J, et al. Potential effects of a statutory minimum wage on the gender pay gap: a simulation-based study for Germany [Z]. *HWWI Research Paper No. 163*, 2015.
- [6] JUHN C, UJHELYI G, VILLEGAS-SANCHEZ C. Men, women, and machines: how trade impacts gender inequality[J]. *Journal of Development Economics*, 2014, 106: 179-193.
- [7] 马红梅, 孙艺文. 工业机器人应用能否缩小性别就业差距? [J]. *产经评论*, 2023, 14(1): 135-147.
- [8] BRUSSEVICH M, DABLA-NORRIS E, KHALID S. Is technology widening the gender gap? Automation and the future of female employment[Z]. *IMF Working Paper No. 2019/091*, 2019.
- [9] 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, 37(1): 47-59.
- [10] MA H M, GAO Q, LI X Z, et al. AI development and employment skill structure: a case study of China[J]. *Economic Analysis and Policy*, 2022, 73: 242-254.
- [11] 李建奇. 数字化变革、非常规技能溢价与女性就业[J]. *财经研究*, 2022, 48(7): 48-62.
- [12] WELCH F. Growth in women's relative wages and in inequality among men: one phenomenon or two? [J]. *American Economic Review*, 2000, 90(2): 444-449.
- [13] ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [14] 张艳华. 人工智能技术对就业的替代效应——来自劳动者工作任务视角的经验验证[J]. *中国流通经济*, 2024, 38(10): 3-17.
- [15] 汪前元, 魏守道, 金山, 等. 工业智能化的就业效应研究——基于劳动者技能和性别空间计量分析[J]. *管理世界*, 2022, 38(10): 110-126.
- [16] 路玮孝, 孟夏. 工业机器人应用、就业市场结构调整与服务贸易发展[J]. *国际经贸探索*, 2021, 37(9): 4-20.
- [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] 王伟同, 魏胜广. 员工性别结构如何影响企业生产率——对“男女搭配干活不累”的一个解释[J]. *财贸经济*, 2017, 38(6): 130-146.
- [19] ACEMOGLU D, ANGRIST J D. Consequences of employment protection? The case of the Americans with Disabilities Act[J]. *Journal of Political Economy*, 2001, 109(5): 915-957.
- [20] 赵一凡, 陈思怡, 易定红. 中国制造业技术进步的特征变化及其对就业的影响[J]. *首都经济贸易大学学报*, 2024, 26(1): 3-17.
- [21] 魏嘉辉, 顾乃华, 韦东明. 工业机器人与中国制造业地区发展差距: 后发优势还是先发优势? [J]. *经济与管理研究*, 2022, 43(1): 59-71.
- [22] 孙早, 韩颖. 人工智能会加剧性别工资差距吗? ——基于我国工业部门的经验研究[J]. *统计研究*, 2022, 39(3): 102-116.
- [23] 邓韵雪, 刘晓. “机器换人”如何影响了女性就业? ——基于 2021 年广东省制造业企业的微观调查数据[J]. *华东理工大学学报(社会科学*

- 版),2022,37(6):17-30.
- [24] 贺光烨. 专业选择与初职获得的性别差异:基于“首都大学生成长追踪调查”的发现[J]. 社会,2018,38(2):213-240.
- [25] FLORY J A, LEIBBRANDT A, LIST J A. Do competitive workplaces deter female workers? A large-scale natural field experiment on job entry decisions[J]. The Review of Economic Studies, 2015, 82(1): 122-155.
- [26] 邓韵雪,许怡.“技术赋权”还是“技术父权”——对智能制造背景下劳动者技能提升机会的性别差异考察[J]. 科学与社会,2019,9(3):87-109.
- [27] HÉMOUS D, OLSEN M. The rise of the machines: automation, horizontal innovation, and income inequality[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2022, 14(1): 179-223.
- [28] 郭凯明,余靖雯,蒋承. 统计型歧视理论视角下的性别工资差距[J]. 世界经济文汇,2017(5):23-39.
- [29] 伦蕊,陈亚婷. 数字经济背景下的就业性别平等——现状、挑战与应对方略[J]. 人口与经济,2024(2):1-14.
- [30] AKSOY C G, ÖZCAN B, PHILIPP J. Robots and the gender pay gap in Europe[J]. European Economic Review, 2021, 134: 103693.
- [31] 孙宁,李明真,李达,等. 人工智能技术创新缩小了性别收入差距吗? ——基于中国家庭追踪调查的经验分析[J]. 技术经济,2023,42(10):38-48.
- [32] 张慧毅.“干中学”、生产现场创新与技术进步——以装备制造为例[J]. 中央财经大学学报,2014(7):100-106.
- [33] TEJANI S, KUCERA D. Defeminization, structural transformation and technological upgrading in manufacturing[J]. Development and Change, 2021, 52(3): 533-73.
- [34] 许健,季康先,刘晓亨,等. 工业机器人应用、性别工资差距与共同富裕[J]. 数量经济技术经济研究,2022,39(9):134-156.
- [35] GÖBEL C, ZWICK T. Age and productivity: sector differences[J]. De Economist, 2012, 160(1): 35-57.
- [36] 孙早,陈玉洁. 机器人角色、生产分割与生产方式转换[J]. 中国工业经济,2023(4):5-23.
- [37] 胡晟明,王林辉,董直庆. 工业机器人应用与劳动技能溢价——理论假说与行业证据[J]. 产业经济研究,2021(4):69-84.
- [38] 郑妍妍,李磊. 竞争抑制了性别雇佣偏见吗? [J]. 人口与经济,2020(4):84-97.
- [39] BIRDSALL N, LUSTIG N, MCLEOD D. Declining inequality in Latin America: some economics, some politics[M]//KINGSTONE P, YASHAR D J. Routledge handbook of Latin American politics. New York: Routledge, 2012: 158-180.
- [40] 李磊,刘常青. 劳动保护、性别成本差异与性别就业差距[J]. 世界经济,2022,45(7):153-180.
- [41] 王林辉,胡晟明,董直庆. 人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据[J]. 管理世界,2022,38(7):60-79.
- [42] 宋旭光,左马华青. 工业机器人投入、劳动力供给与劳动生产率[J]. 改革,2019(9):45-54.
- [43] BÁRCIA DE MATTOS F, DUTRÉNIT G, ESQUIVEL V, MORENO-BRID J C, et al. Automation and its employment impacts: case studies in Mexico's apparel and footwear sectors[Z]. ILO Research Paper No. 16, 2023.
- [44] 孙早,宗睿. 工业智能化、劳动力技能结构与行业收入差距[J]. 中国工业经济,2025(1):62-80.
- [45] 余明桂,贺蒙蒙,张萌萌. 人才引进政策、劳动力优化配置与制造业智能化[J]. 中国工业经济,2024(5):116-134.
- [46] 钱圆圆,王林辉,姜昊. 机器人应用与劳动就业:基于任务偏向视角的经验分析[J]. 求是学刊,2023,50(6):52-63.
- [47] 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,2020,55(10):159-175.
- [48] 单爽. 中国劳动力市场分割状况研究——基于工资决定机制的视角[J]. 上海经济研究,2021(5):61-75.
- [49] 曹晖,罗楚亮. 户籍限制、技能互补与高技能女性就业[J]. 劳动经济研究,2022,10(6):86-116.
- [50] 田高良,施诺,刘晓丰. 智能制造与劳动力成本粘性——基于工业机器人应用的视角[J]. 经济管理,2023,45(9):28-49.
- [51] 王小霞,李磊. 工业机器人加剧了就业波动吗——基于中国工业机器人进口视角[J]. 国际贸易问题,2020(12):1-15.
- [52] 李磊,徐大策. 机器人能否提升企业劳动生产率? ——机制与事实[J]. 产业经济研究,2020(3):127-142.
- [53] 赵君丽,宁江霞,张文秋. 工业机器人、人力资本与就业——以纺织产业为例[J]. 丝绸,2024,61(1):11-22.

Industrial Robot Applications, Biased Technological Progress, and Gender Employment Gap

SUN Zao, ZONG Rui

(Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710061)

Abstract: The new round of industrial revolution, with robots and intelligent technology as the core, has greatly improved the efficiency of enterprises in production integration, processing, and assembly, R&D, and design. This brings about a transformation of the industrial production process and innovation mode, profoundly impacting the labor structure. Clarifying the mechanism through which industrial robot applications affect the gender employment gap not only is conducive to stabilizing employment and ensuring people's livelihood, but also provides valuable experience for the healthy development of the economic society and intelligent transformation.

Based on the logic of gender-based occupational segregation theory and considering the biased characteristics of technological progress in industrial robots, this paper examines the impact of industrial robots on the gender employment gap in industrial labor through the labor iteration effect, skill premium effect, technological innovation effect, and productivity effect. Based on robot data from the International Federation of Robotics and China's industrial data, this paper reveals the internal logic of robots affecting the gender employment gap in industrial labor and provides industry-level evidence.

The results are threefold. (1) The application of robots can increase the employment of male labor, but has no significant impact on female labor, generally widening the gender employment gap in industrial labor. (2) As the male labor exhibits a closer alignment with skill endowments and educational requirements required by industrial robots applications, the gender employment gap is likely to widen due to the increase in the proportion of skilled labor and the skill premium, and the enhanced labor productivity and technological innovation capacity driven by industrial robots applications. (3) Heterogeneity analysis shows that in industries with high monopoly levels and high capital intensity, industrial robots can widen the gender employment gap, but no such effect is observed in high-tech industries.

This paper carries valuable policy implications. The government should actively promote the reform of the education system, encouraging and guiding women to acquire professional knowledge in science and engineering fields, particularly those related to machinery and programming, in school education. Enterprises should be encouraged to conduct skills training and job transfer training related to industrial robot applications. Additionally, policies such as subsidies for female labor to transition to the tertiary industry should be implemented in advance to expand employment opportunities for female labor. At the same time, the government should adopt policies based on industry endowments. In industries with high capital intensity and high monopoly levels, the government should reduce the possible additional costs of hiring women through employment subsidies, training subsidies, and other policy measures, so as to achieve high-quality collaborative development of male and female labor when adopting industrial robots.

Keywords: industrial robot; skill premium; gender employment gap; biased technological progress; labor

责任编辑:姜 莱