

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

孙宁¹，李明真²，李达³，王永路⁴

(1. 中国信息通信研究院产业与规划研究所，北京 100191；2. 北京交通大学经济管理学院，北京 100044；

3. 中国人民警察大学财务处，河北廊坊 065000；4. 中国人民警察大学研究生院，河北廊坊 065000)

摘要：人工智能技术创新在提高制造业生产效率的同时，也在重塑行业内劳动力市场中不同群体的“技能-技术”匹配关系和收入分配。基于中国家庭追踪调查(CFPS)数据考察人工智能技术创新对制造业性别收入差距的影响，并从理论上探讨其内在影响机理。研究发现：①技术进步扩大了行业中的性别工资差距，但使整体工资水平趋于上升；②技术进步使低技能群体的性别收入差距缩小，但却扩大了高技能群体的性别收入差距；③制造业中人工智能技术创新主要通过教育程度、行业内性别偏好、女性精细化能力优势及低技能工作对体力技能需求下降的方式影响性别工资差距。

关键词：智能制造；人工智能；技术创新；性别收入差距

中图分类号：C913；F49 **文献标志码：**A **文章编号：**1002—980X(2023)10—0038—11

一、引言

制造业是一个国家经济增长的主要引擎，《中国制造2025》中明确指出制造业是国民经济的主体，是立国之本、兴国之器、强国之基。随着国家市场和体制改革，女性群体越来越多地加入劳动力市场中来。《中国劳动统计年鉴》数据显示，制造业是19个行业中吸纳城镇女性就业最多的行业，从2000年女性从业人员1425万人，占女性就业总量的32%，到2017年的1821万人，占比28%，虽然比例有所波动但始终保持女性就业总量第一的位置。国家统计局《2018中国农村贫困监测报告》显示，2017年贫困地区农村从业人员外出就业女性优先选择的行业也是制造业，占比26.1%，可见制造业为女性群体从传统的家庭角色过渡到重要劳动力队伍提供了很大的支持。

随着近年来中国人口老龄化趋势的加深，劳动力成本持续上升，原来的人口红利优势不再。与此同时，科学技术的快速进步不断推动着社会向前发展，改变着人类生产及生活方式，技术红利成为制造业的新出路。人工智能不同于以往的技术变革，能同时增强资本和劳动者生产效率，并对传统行业存在较强的溢出效应(黄旭，2022)，主要通过模拟、延伸和扩展人类智能，来完成或辅助人类完成各类工作(袁玉芝和杜育红，2019)。《“十四五”智能制造发展规划》提出“到2025年，规模以上制造业企业大部分实现数字化网络化，重点行业骨干企业初步应用智能化”的目标，充分发挥人工智能技术创新成果在制造业起到的重要作用，推动智能制造发展迈上新台阶。

一个行业的转型升级会对行业中的劳动力结构产生重大影响。制造业中女性从业者基数大、比例高，技术进步无疑会影响行业内的女性群体就业及收入水平。我国一直密切关注着性别工资差距问题，从1990年到2010年妇女社会地位的调查结果显示，性别工资差距不断扩大。城镇在业女性的平均收入由1990年的占男性平均收入的77.5%下降到了2010年的67.3%；农村的男女收入差距扩大的更严重，从1990年农村在业女性的平均收入是男性平均收入的79%直线下降到2010年的56%。近几年情况根据BOSS直聘研究院自2016年起的《中国职场性别薪酬差异报告》数据显示，2016—2021年五年内只有2019年和2021年性别收入差距呈现缩小的情况，即便在2021年度中国城镇就业人群的性别薪酬差异有所收敛，较2020年有1.2个百分点的改善，女性劳动者的平均薪酬为7017元，是城镇男性劳动者的77.1%。同时国内学者通过对微观数据、行业数据、教育程度分类数据等实证研究，发现性别收入差距呈现逆转趋势(欧阳任飞等，2017；魏下海等，

收稿日期：2023-04-18

作者简介：孙宁，硕士，中国信息通信研究院产业与规划研究所研究员，研究方向：数字经济；李明真，北京交通大学经济管理学院应用经济学博士研究生，研究方向：运输经济学；李达，博士，中国人民警察大学财务处，研究方向：区域经济、财务会计；王永路，中国人民警察大学研究生院硕士研究生，研究方向：消防管理。

2018)。中国的性别红利潜力巨大,根据普华永道发布的《2019年女性就业指数》显示,如果中国在缩小男女薪酬差距方面做出改善,女性的收入预计能提高34%,相当于女性收入提高2万亿美元。

已有的研究文献对性别收入差距现象产生的原因进行了详尽的研究,主要形成以下两种解释。

一种观点认为是市场和体制改革、政策背景、行业隔离导致差距的存在。李实等(2014)在城镇经济和企业改革的背景下,选取了1995年、2002年和2007年三个时点对比分析劳动力市场结构变化对女性劳动者工资收入的影响,结果表明这期间城镇职工工资的性别差距出现了不断扩大的趋势,且有所加速。肖洁(2017)基于中国生育、人口政策的转变,考察生育对不同收入层次已婚女性劳动收入的影响程度,发现高收入和收入较低的已婚女性面临显著的生育惩罚,收入较低的女性付出的生育代价更大。赵媛媛(2016)利用“中国雇主-雇员匹配数据”发现行业内的性别隔离会增加性别工资差异。

另一种观点则更多考虑家庭劳动、社会资本、性别歧视在性别收入差距中起的作用。付光伟(2012)通过对2006年中国营养与健康状况调查(CHNS)成人微观数据进行分析,发现男女两性在工资收入上的不平等主要是通过家务劳动的不平等发生作用的。程诚等(2015)从社会资本角度出发解释性别收入差距的原因是因为女性的社会资本欠缺,并且女性劳动者的社会资本回报率也显著低于男性。郭凯明等(2017)应用统计型歧视理论估算歧视因素对性别工资差距的影响程度,得出男女就业机会差距较大的职业,工资性别歧视程度也较高的结论。

而对于技术创新对性别收入差距的研究目前较少,隆云滔等(2020)通过梳理文献发现,人工智能的应用促使工作中对于身体技能的要求下降、认知能力要求上升,性别参与差距在就业中不断缩小,同时人工智能技术创新使很多重复性工作被替代,而我国重复性工作中女性从事的比例更大,所以对于女性的就业冲击可能更大,但具体影响是积极或消极很难评估。魏巍(2022)基于我国制造业1993—2019年的省际数据,得出人工智能技术可以通过改变制造业劳动结构、技能效率结构从而增强技能溢价水平的结论。技能溢价的提高对于从事低技能劳动者存在负面作用,进而影响性别工资差距。

随着信息科技的快速发展,技术进步对于性别工资差距的影响得到了广泛的关注,在这些背景下,本文把技术进步聚焦在制造业转型升级中人工智能的技术创新方面,提出以下问题:①制造业中的人工智能技术创新对行业收入及性别工资差距会产生什么影响?②技术进步对制造业中不同类别劳动者的影响是否一致?③如果不一致,技术进步对不同类别劳动者的收入及性别收入差距的影响如何?

与以往研究相比,本文的贡献主要在于以下三方面:首先,本文将行业限定在制造业,主要研究在智能制造背景下人工智能技术创新对于行业内劳动者性别工资差距的影响;其次,深入讨论人工智能技术创新对制造业中不同类别的劳动者影响的异质性;最后,由于中国人工智能产品在2016年之后开始大规模进入市场,本文数据更新到2018年,具有一定的参考性,模型选用工具变量固定效应模型,能够较好地解决人工智能变量内生性的问题。

二、理论分析与研究假设

(一)去技能化与再技能化

劳动者的“去技能化”这一论点最初源于马克思提出的劳动过程理论,马克思主要关注劳动过程中资本家对于“活劳动”的控制进而剥削工人阶级这一现象,哈里·布雷弗曼(1974)对这一理论进行了扩展研究,发现在垄断资本主义阶段,个别分工、机械化和自动化技术的应用,导致工作的碎片化和专业化,破坏了工人的完整技艺,削弱了工人控制劳动过程的能力,迫使工人在劳动过程中听命资本家及管理者的安排,即劳动技能和操作技术转由机器和工具完成,工人逐渐成为无需更高技术和技巧的“非熟练”劳动者。对于这一观点学术界展开讨论并进行深入的研究,Shaiken(1979)认为数控机床等自动化设备的使用降低了资方对劳动者技能的需求,导致工人的技能降低、工会力量被削弱。Berg(2016)研究发现随着人工智能自动化技术等普及,生产力和熟练劳动者的工资将随之增长,而低技能劳动者的收入会受到损失。

相对于“去技能化”,技术进步对于现阶段的劳动者的技能需求表现出了“再技能化”的趋势,例如技术进步创造了新的工作岗位,又如技术进步降低了低技能劳动者的身体运动技能需求(郝翠红和李建民,2018),为更多女性进入劳动力市场提供可能,可能对女性的相对工资产生影响。本文重点关注技术进步通过女性劳动者的“再技能化”进而对工资的影响,Bacolod和Blum(2005)从个体技能分类的角度出发认为:女性对于

认知技能的敏感度高于运动技能,从事认知技能密集型工作的比例也高于男性,技术的快速进步使得认知技能的相对价格上升,从而缩小了性别工资差距。Black和Spitz-Oener(2010)对个体技能的衡量采用男性和女性完成工作任务的类型,包括常规任务和非常规任务,并且运用德国的数据进行实证研究,在技术变革的推动下,女性的非常规分析任务和非常规交互任务相对增多,而日常投入任务显著下降,这些变化可以解释性别工资差距缩小的很大一部分原因。Juhn等(2014)通过对公司的实证研究发现由于墨西哥加入北美自由贸易协定后关税下降引入更多的新技术,这改善了女性在蓝领工作中的劳动力市场结构,使得女性在蓝领工作中更有生产力,从而提高女性在蓝领工作中的相对工资。可以看出,众多学者十分认可女性的认知技能优势,并且把性别工资差距的部分解释因素归因于技术进步背景下女性的技能优势发挥的作用。

受学者们的启发,中国智能制造发展过程中,技术进步的技能自动化应用对于低技能劳动者具有更大的冲击力,会造成低技能劳动的相对报酬整体降低,不平等性增加(Acemoglu and Restrepo, 2018),但同时更多的女性劳动者进入制造业劳动市场,由于人工智能自动化生产降低了低技能劳动者对于体力技能的要求,缩小了男女之间的技能差距,女性劳动者由于具有认知精细化技能优势等特质可能在制造业部门中更受青睐。

根据以上分析,本文提出假设1:

人工智能技术创新会促使制造业中低技能劳动者整体工资水平的下降,但却缩小了低技能劳动者间的性别工资差距(H1)。

(二)技能提升论

劳动者技能需求提升这一论点主要来源于马克思和恩格斯的工业化理论中关于工业化、技术革命及教育的认识:科技发明使社会的运动活跃起来,促进了工业的繁荣发展,“大工业的本性决定了劳动的变换、职能的更动和工人的全面流动性”,即技术革新的替代作用会导致劳动市场的变动,对高教育水平的高技能劳动者的需求会提高,因此需要重视教育的发展来提高人的综合素质以适应这种变换。

在工业化理论的指导下,学者们在进行技术进步对于性别收入差距的影响研究中考虑了职业和受教育程度因素。Tick和Oaxaca(2010)将劳动力的职业划分为高技能职业和中低技能职业,考察技术进步对美国1979—2001年的性别工资差距的职业差异影响,实证研究发现技术进步能够缩小高技能劳动者的性别工资差距,但对于中低技能劳动者没有显著影响。Beaudry和Lewis(2012)发现美国20世纪80~90年代劳动者性别工资差距显著下降伴随着教育回报的增加这一现象,通过考察1980—2000年美国各城市的性别工资变化,当技术进步使生产方式发生巨大变化时,认知技能的相对价格增加,而女性和高教育程度的劳动者都具有认知技能的比较优势,并得出考察期间男女工资差距下降的四分之一是由重返教育的人数增加导致的。邢春冰等(2014)通过对中国2005年的人口抽样调查数据进行分析也得出了相似的结论,技术进步对不同技能需求的变化推动着教育回报与性别工资差距呈现反向变动趋势。通过学者们的研究可以发现,技术革新会对不同技能类型的职业产生不同的影响,低技能类工作可能面临着更多的替代,而对于高技能类劳动者的需求却在不断上升,在实证中对职业技能水平的衡量因素大多为劳动者的受教育程度(申广军,2016)。

中国制造业目前的劳动市场面临着高技能劳动者需求的提升,《制造业人才发展规划指南》显示,中国制造业10大重点领域2020年的人才缺口超过1900万人,2025年这个数字将接近3000万人,缺口率高达48%。人才短缺直接促使高技能劳动者的整体薪资水平的上升,然而高技能劳动市场的性别工资影响因素较复杂,一方面,女性高技能劳动者的教育水平优势和认知技能优势能为其工资水平的提升提供保障;另一方面,制造业的行业性质决定了大部分从业者的工作需要与机械相关,更多人认为即使是高技能劳动者也要求具有一定的体力技能,性别偏好的作用使得人工智能技术创新可能会导致男性高技能从业者的工资增加幅度大于女性,从而增加性别工资差距。邓韵雪和许怡(2019)通过对广东省的制造企业进行走访调查,谈话过程中发现不论是管理者还是技术人员对于“男性能力”和“女性能力”的偏好性可能对性别工资进行很好的解释,男性的关键词围绕着“动手能力强”“对机械感兴趣”“上手快”“更理性更有逻辑”展开,而“女性能力”的评价则更多是“细腻”“耐心”“动手能力和逻辑框架能力较弱”“对机械不敏感”等词语。人工智能自动化背景下对性别能力固有的认知差异可能是造成行业中性别工资差异的重要原因。由于难以通过理论来衡量两方面因素对于高技能劳动者性别工资差距的影响程度大小,由此本文提出对立假设2a和假设2b:

人工智能技术创新会促使制造业中高技能劳动者整体工资水平的上升,并且能够缩小高技能劳动者间的性别工资差距(H2a);

人工智能技术创新会促使制造业中高技能劳动者整体工资水平的上升,但却加剧了高技能劳动者间的性别工资差距(H2b)。

(三)人工智能分阶段影响差异

Hémous 和 Olsen(2022)建立了一个带有自动化的内生模型并基于横向创新增长模型,研究发现技术进步对经济发展和收入分配的影响是分阶段的,第一阶段,低水平的技术要经历一个增长阶段,自动化程度都较低,收入不平等和劳动份额较为稳定;第二阶段,自动化程度提高,低技能劳动力的工资会暂时减少,劳动份额也会降低,加剧收入不平等;第三阶段,自动化产品的份额开始稳定,但低技能劳动者的工资增长速度低于高技能工资。Acemoglu 和 Restrepo(2018)的研究同样发现了自动化在短期会加剧不平等性,但长期这种不平等性会受到限制。顾基发等(2020)将人工智能发展划分为6个阶段:萌芽期、瓶颈期、应用期、低迷期、平稳期和繁荣期,并总结每个阶段不同的特点。韩青江和韩民春(2021)认为机器人技术进步对劳动力市场存在动态影响,短期内对低技能劳动者的薪酬产生负面影响,对高技能劳动者和科学家群体的薪酬产生正面影响,长期来看,对所有劳动者的收益与福利都将产生负面影响。

根据学者们的研究,人工智能技术创新对性别收入分配的影响具有阶段性和复杂性,本文基于产品的生命周期理论将人工智能技术创新发展的过程分为导入期、成长期、成熟期,处于不同阶段对于劳动力市场的主要影响群体和影响程度会存在差异,对整体的效应也有所不同。人工智能自动化导入期破坏效应初步体现,在制造业这种劳动密集型产业中技术优势明显,低技能劳动者由于工作性质重复性高较容易被机械化替代,进而成为导入期人工智能自动化生产主要冲击的对象,这一阶段人工智能技术与技能表现为一种替代关系,技术进步呈现出技术偏向性的特征,使得制造业劳动者整体工资水平下降,但缩小了男女之间的技能差距,性别工资差距相应缩小;随着人工智能技术创新的发展进步,成长期中创新效应开始出现,体现在创造出一些新职业,例如工业机器人系统运维员这种基于工业机器人进行的数据采集、状态监测、故障分析的工作,并且超前沿、高水平的技术进步和大规模的生产意味着需要更多更高素质的人力资本的投入(沈红兵,2019),技能型劳动者供求不平衡带动了技能溢价,劳动报酬提高,工资不平等性加剧。这一阶段中人工智能技术与技能为互补关系,技术进步呈现出技能偏向性的特征,使得制造业劳动者整体工资水平上升,但难以通过理论衡量性别工资差距缩小与否;成熟期则是一方面人工智能技术创新成果增加及生产效率趋于稳定;另一方面高等教育专门化人才培养及劳动力市场内非教育培训增加高技能劳动者的供给,完成了人工智能对劳动力就业市场“技能-技术”匹配关系的重塑,市场供求趋于动态平衡,进而可能会限制工资的不平等性。鉴于我国人工智能应用时间尚短但发展迅速,对于性别工资分配可能存在导入和成长两个阶段特质的双重影响。

基于以上分析及参考假设1和假设2,本文提出假设3:

人工智能技术创新造成劳动者整体工资水平下降,但缩小性别工资差距(H3a);

人工智能技术创新使劳动者整体工资水平上升,并且缩小性别工资差距(H3b);

人工智能技术创新使劳动者整体工资水平上升,但加剧性别工资差距(H3c)。

三、研究设计

(一)数据来源

鉴于数据可获得性,本文微观数据来源于2010年、2012年、2014年、2016年和2018年中国家庭追踪调查(CFPS)问卷,主要有以下考虑:一方面,CFPS为追踪调查,并且包含了个人行业信息,收入信息,个体特征等方面的信息,能够得到丰富的面板数据,面板数据的好处在于能够消除个体的异质性;另一方面,CFPS数据覆盖了全国各省(市、自治区)社区、家庭、成人、孩子的多层次的信息,分层抽样并且更新到2018年,具有数据的可靠性和实效性。基于研究目的,本文将样本行业限定在制造业,女性样本年龄范围为16~55岁,男性样本年龄范围为16~60岁,工作状态为在业并且受雇的非农就业样本,剔除收入变量缺失样本后剩余10112个样本,其中男性样本比重为57.12%,女性样本比重为42.88%。

本文宏观指标部分,人工智能相关专利申请量来源于吉江专利数据库以“人工智能”为关键词的搜索,最后形成2010年、2012年、2014年、2016年和2018年5年的制造业人工智能技术创新的面板数据。

(二)模型及主要变量

本文主要考察制造业中人工智能技术创新的应用是否对女性有优势进而缩小性别工资差距,前文理论分析表明技术进步对于不同技能水平的劳动者的影响存在差异性,因此本文基于学者经验结合已有实证数据,将

技能水平分为低技能水平和中高技能水平两种类型,并且按照受教育年限进行划分,分别讨论技术进步对两类群体的不同影响。由于现实中劳动者的工资水平的决定因素繁多且复杂,技术进步对个体工资会产生影响,劳动者的个人情况、工作单位性质等同样会影响工资水平,因此在明瑟工资方程的基础上,首先加入人工智能技术创新的衡量变量和技术创新与性别的交互项,此外控制个体效应,具体回归计量模型如式(1)所示。

$$\ln wage_{ijt} = \alpha + \beta_1 female_{ijt} + \beta_2 ai_{jt} + \beta_3 ai_{jt} \times female_{ijt} + \gamma X_{ijt} + \mu_{jt} + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

其中:下标*i*为个体;*j*为省份;*t*为时间,*t*=2010,2012,2014,2016,2018,本文的被解释变量 *lnwage* 为个体的工资收入的对数,工资收入以个体一年的工资收入总额来测量。解释变量 *female* 为性别虚拟变量,女性编码为“1”,男性编码为“0”;*ai* 为人工智能技术创新变量,人工智能专利申请量指标参考邓翔和黄志(2019)对于人工智能技术创新的测度,通过吉江专利网以“人工智能”为关键词进行搜索,按照年份、专利申请地的省份信息进行归类,并且通过《国际专利分类与国民经济行业分类参照关系表》进行人工智能专利的行业匹配,更具有行业实际应用性。*ai* × *female* 为技术进步与性别的交互项,研究重点关注交互项前的系数,系数为正则代表人工智能技术进步能够缩小性别工资差距。

X 为控制变量包括年龄、教育程度、个人情况和工作单位性质,其中教育程度分为三个组别,初中及以下、高中、技校、中专和大专及以上,分别为虚拟变量。个人情况包括政治身份、婚姻状况和户口性质;政治身份以是否为党员来衡量,是党员编码为“1”,否则编码为“0”;是否已婚为虚拟变量,已婚则编码为“1”,否则为“0”;户口性质是否为农村户口,是则编码为“1”,否则编码为“0”。工作单位性质分为三组,私营企业、国企和外商投资企业,分别作为虚拟变量显示; α 为常数项; β_1 为性别变量对工资收入的影响; β_2 为人工智能技术创新变量对工资收入的影响; β_3 为技术进步与性别的交互项对工资收入的影响; γ 为控制变量的影响系数; μ 为个体效应; ε 为随机误差项。

(三)描述性统计

表 1 是总体样本和男女两个子样本的描述性统计。从总体来看,制造业中劳动者的受教育程度明显偏低,一半以上的劳动者拥有初中及以下的教育水平。在两个子样本中,年收入的均值存在明显差异,女性年收入均值是男性年收入均值的 73.14%,教育程度、婚姻状况、党员身份等特征均存在明显差异。

表 2 为分别用初中及以下教育年限和高中及以上教育年限分类为低技能水平群体和中高技能水平群体的分组样本描述性统计,能够看到,随着技能水平的提高,劳动者的年收入均值也随之增加,但是同一技能水平中的性别工资差距明显存在,表现为低技能水平女性劳动者年收入均值是男性年收入均值的 70.49%,高技能水平女性年收入均值是男性的 81.61%,由此可以初步判断教育水平的提高能够缩小性别工资差距。同样可以观察到,不同教育水平的劳动者的已婚率、党员身份和工作单位性质的选择都存在明显的差异,可能会对性别工资差距产生影响。

表 1 变量的描述性统计

变量名称	符号	总体均值	女性样本均值	男性样本均值	
年收入(元)	<i>wage</i>	30358.15	25022.22	34363.78	
人工智能专利申请量(个)	<i>ai</i>	58.96	64.55	54.77	
是否为女性(是=1,否=0)	<i>gender</i>	0.43	—	—	
年龄	<i>age</i>	36.28	35.92	36.55	
教育程度 (是=1,否=0)	是否初中及以下	<i>junior</i>	0.64	0.67	0.60
	是否高中、技校、中专	<i>senior</i>	0.22	0.17	0.25
	是否大专及以上学历	<i>college</i>	0.15	0.14	0.15
个人情况 (是=1,否=0)	是否已婚	<i>marriage</i>	0.80	0.85	0.76
	是否农村户口	<i>resident</i>	0.67	0.69	0.66
	是否党员	<i>party</i>	0.06	0.03	0.08
工作单位性质 (是=1,否=0)	是否私营企业	<i>private</i>	0.79	0.80	0.78
	是否国有/集体企业	<i>state</i>	0.13	0.10	0.16
	是否外商投资企业	<i>foreign</i>	0.08	0.10	0.07
样本量		10112	4336	5776	

资料来源:整理自 2010 年、2012 年、2014 年、2016 年和 2018 年的 CFPS 问卷数据;“—”为空白值。

表 2 分组变量的描述性统计

变量名称	符号	低技能水平		中高技能水平		
		女性	男性	女性	男性	
年收入(元)	<i>wage</i>	21324.42	30250.56	33044.94	40491.06	
人工智能专利申请量(个)	<i>ai</i>	64.17	50.48	65.39	61.16	
年龄	<i>age</i>	37.29	37.69	32.95	34.84	
个人情况 (是=1,否=0)	是否已婚	<i>marriage</i>	0.89	0.79	0.77	0.72
	是否农村户口	<i>resident</i>	0.80	0.80	0.46	0.45
	是否党员	<i>party</i>	0.01	0.03	0.08	0.17
工作单位性质 (是=1,否=0)	是否私营企业	<i>private</i>	0.87	0.87	0.67	0.64
	是否国有/集体企业	<i>state</i>	0.06	0.08	0.20	0.27
	是否外商投资企业	<i>foreign</i>	0.08	0.05	0.13	0.09
样本量	—	2968	3456	1368	2320	

资料来源:整理自 2010 年、2012 年、2014 年、2016 年和 2018 年的 CFPS 问卷数据;“—”为空白值。

四、实证结果

(一) 基准回归

利用 Hausman 对总体面板数据进行检验,检验结果强烈拒绝随机效应模型,因此采用固定效应模型。表 3 给出了基准模型的总体回归结果,列(1)报告了单独进行个体固定效应和个体-时间固定效应下的估计结果,可以看到人工智能变量和人工智能与性别的交互项都不显著,能够推断出人工智能专利数这一解释变量具有很强的内生性,本文采用工具变量法来准确估计人工智能技术创新对性别工资差距的影响程度,工具变量要求与随机扰动项不相关,只通过人工智能专利数来影响个体工资水平,由此本文选取了两个层面的工具变量,各省份公用移动通信基站数量和各省份出台的智能规划的政策文件数目。公用移动通信基站数量反映了地区的信息通信发展水平,而人工智能技术的发展基础为传感器、云计算等信息通信的快速发展,公用移动通信基站数量数据来源于中国经济金融研究数据库(CSMAR);鉴于国家对于制造业智能转型的关注,2015年5月国务院印发智能制造纲领性文件《中国制造2025》带动地方政府紧跟国家步伐制定不同省份相应的智能制造规划,人工智能的政策文件可以促进人工智能技术的发展,数据整理自北大法宝数据库。弱工具变量 Cragg-Donald 检验 F 值为 1077.211,拒绝工具变量为弱工具变量的假设,说明本文选择的两个工具变量具有实证有效性。列(2)为加入工具变量之后的估计结果,根据总体回归结果可以看到人工智能技术创新变量在 10% 水平上显著且系数为正,表明技术进步有利于提高制造业劳动力整体的工资水平,人工智能与性别的交互项在 5% 水平上显著且系数为负,表明人工智能技术创新对男性工资的正向影响效果大于女性,即人工智能技术创新在整体上扩大了制造行业中的性别工资差距,假设 H3c 成立。

工资的其他影响因素的回归结果与以往学者的研究结果类似(魏下海等,2018;郝翠红和李建民,2018)。受教育程度能够显著的影响制造业中劳动者的工资水平,具体表现为具有大专以上学历能够增加劳动者的工资收入;年龄与工资之间存在倒“U”型的关系,这符合实际情况,开始工资水平随着年龄的增长而上升,但当达到一定年龄之后由于学习能力下降等方面因素工资水平出现下降趋势。户籍方面,农村户口的收入要低于非农村户口,同时,在私人企业工作不利于工资水平的提高。

列(3)和列(4)为技能分组数据的回归结果,列(3)低技能水平,列(4)为高技能水平,由于本文数据为非平衡面板数据且时间跨度为 5 年,分组之后样本量减少使得时间跨度的影响变小,所以分样本的回归不再控制时间效应。列(3)的低技能总体样本结果表明人工智能技术创新会显著减少低技能水平劳动者的工资水平,但对缩小性别收入差距具有显著效果,假设 1 成立,即人工智能高度自动化使得低技能水平劳动者工作内容变得相对容易了,对于低技能工作者的工资具有一定的冲击性,但同时原本耗费体力的工作变成机械自动化给了一部分低学历女性劳动者参与到原本男性劳动者的工作领域,从而减少了性别收入差距。列(4)报告了高技能劳动者的技术进步与性别工资差距结果,与低技能水平劳动者不同,列(4)人工智能变量前的系数为正,即人工智能技术进步能够显著提升高学历人才整体的工资水平,但是人工智能与性别的交互项为负,表明人工智能技术创新会加剧制造业高技能群体的性别工资差距,假设 2b 成立,即女性的高等教育水平优势和认知能力优势会提高其工资水平,但是制造行业中固有的性别偏好对于高技能人群的影响力更大,高技能男性劳动者的工资增加幅度会高于高技能女性劳动者,从而导致了性别收入差距的扩大。

表 3 回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	总体	总体	低技能	高技能
<i>ai</i>	0.0000 (0.0001)	0.0003* (0.0001)	-0.0008*** (0.0002)	0.0003* (0.0002)
<i>ai×female</i>	-0.0001 (0.0001)	-0.0003** (0.0001)	0.0005*** (0.0001)	-0.0004* (0.0002)
<i>age</i>	0.1636*** (0.0283)	0.1642*** (0.0283)	0.2694*** (0.0172)	0.3062*** (0.0211)
<i>age</i> ²	-0.0020*** (0.0002)	-0.0020*** (0.0002)	-0.0016*** (0.0002)	-0.0026*** (0.0002)
<i>party</i>	0.0182 (0.1968)	0.0418 (0.1974)	0.1089 (0.4814)	-0.1847 (0.2410)
<i>marriage</i>	-0.0083 (-0.0449)	-0.0120 (0.0450)	0.0160 (0.0696)	0.0024 (0.0600)
<i>junior</i>	-0.1907*** (0.0648)	-0.1800*** (0.0651)	—	—
<i>college</i>	0.3731*** (0.0745)	0.3804*** (0.0747)	—	—
<i>resident</i>	-0.0892* (0.0515)	-0.0895* (0.0515)	-0.1327* (0.0706)	-0.0725 (0.0773)
<i>private</i>	-0.0870** (0.0424)	-0.0878** (0.0424)	-0.0032 (0.0612)	-0.1071* (0.0607)
<i>state</i>	-0.0190 (0.0541)	-0.0168 (0.0542)	0.0337 (0.0829)	-0.0680 (0.0745)
<i>_cons</i>	6.6082*** (0.8667)	6.5512*** (0.8680)	2.3863*** (0.3738)	3.0997*** (0.4398)
<i>R</i> ²	0.3617	0.3605	0.3221	0.3463
<i>N</i>	10111	10111	6424	3687

注:被解释变量是 $\ln wage$;括号中的数值是标准误;*表示 $p < 0.1$,**表示 $p < 0.05$,***表示 $p < 0.01$;“—”为空白值。

(二)不同年份分组回归

表 4 为 2010 年、2012 年、2014 年、2016 年和 2018 年人工智能技术创新对于性别工资差距的影响结果,由于数据年份较少,较难看出技术进步的影响变动趋势,但从单独年份的结果显示,每一年的影响都存在一些差异,2010 年属于人工智能导入期主要影响低技能水平劳动者,使得总体工资水平出现下降但却缩小了性别工资差距;随着人工智能自动化技术在制造业工厂的应用不断丰富,制造业对于高技能人才的需求越来越旺盛,高技能人才的技能溢价大幅度提升,表现为 2016 年技术进步影响下的制造业总体工资水平显著增加,但却加剧了行业内的性别工资差距。2017 年被称为人工智能元年,人工智能各种研发创新应用大量涌现,从 2016 年到 2018 年,人工智能专利数呈指数上升趋势,所以 2018 年人工智能技术创新对于制造业劳动者收入及性别工资差距的影响更趋向于综合化,并在一定程度上可以反映未来的走向,可以看到 2018 年虽然人工智能技术创新变量前面的系数为负,减少了制造业中整体的工资水平,但是系数的绝对值非常小,工资水平波动现象在现实中也比较常见,而人工智能与性别的交互项系数为正且在 1% 水平上显著,说明人工智能技术创新大量出现之后,对于性别收入差距的影响开始出现扭转的势头。虽然从整体回归的结果来看,人工智能自动化的出现会加剧制造业性别收入差距,但由于 2010 年到 2018 年是人工智能处于从初步导入到飞速成长的特殊阶段,对于制造业劳动者工资水平的影响也会经历一些波动之后趋于稳定。

(三)不同地区分组回归

为了研究技术进步对于不同地区的影响,本文进行地区分组回归,见表 5,模型(1)~模型(4)分别代表东部、中部、西部和东北部四大地区,不同地区人工智能自动化发展程度不同对于当地劳动力市场的影响也具有一定差异。从结果可以看到人工智能技术创新对西部地区存在显著影响,表现为增加西部地区制造业整体工资水平,但却加剧了性别工资差距。从现实出发,东部地区相比其他地区制造企业密集,人工智能自动化机械应用广泛,但是结果来看影响并不显著,原因可能由于数据样本少且没有覆盖典型制造企业样本,有必要增加样本容量进行进一步的研究。

(四)稳健性检验

参考郝翠红和李建民(2018)、邓翔和黄志(2019)、王美艳(2009)等学者的研究,发现男性、女性工作时间不同会对性别工资收入产生影响,因此小时工资($\ln wage_{hr}$)要比一般意义上的年工资更加理想,因此本文的稳健性检验采用替换因变量的方法,将年工资替换成小时工资来衡量实证结构是否具有稳健性,由于问卷中工作时长这一变量的存在一定的缺失值,本文部分运用插值法进行填补,无法填补的部分做删除处理,重

表 4 年份分组回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	2010 年	2012 年	2014 年	2016 年	2018 年
<i>ai</i>	-0.0666**	0.0006	0.0123***	0.0082***	-0.0002**
<i>female</i>	-0.7240***	-0.4040***	-0.4490***	-0.1710***	-0.5580***
<i>ai×female</i>	0.0860***	0.0071	0.0019	-0.0058***	0.0004***
<i>age</i>	0.0720***	0.0931***	0.0550***	0.0636***	0.0648***
<i>age²</i>	-0.0009***	-0.0012***	-0.0008***	-0.0009***	-0.0009***
<i>party</i>	0.0317	0.0965	0.1570**	0.0450	0.1230*
<i>marriage</i>	0.1630***	0.1780**	0.1310***	0.0958**	0.1610***
<i>junior</i>	-0.2330***	-0.1470***	-0.0780**	-0.1540***	-0.2220***
<i>college</i>	0.3480***	0.3180***	0.2820***	0.2200***	0.2330***
<i>resident</i>	-0.0832**	-0.0401	0.00315	-0.1190***	-0.0619*
<i>private</i>	-0.4750***	-0.5200***	-0.3280***	-0.1870***	-0.1830***
<i>state</i>	-0.3630***	-0.4880***	-0.2800***	-0.1880***	-0.3150***
<i>_cons</i>	8.9530***	8.7580***	9.4130***	9.3130***	9.8360***
<i>N</i>	2112	1628	2408	1993	1970

注:被解释变量是 $\ln wage$; *表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$ 。

表 5 分地区回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>ai</i>	-0.0002	-0.0030***	0.0098**	-0.0136***
<i>ai×female</i>	-0.0000	0.0008	-0.0098**	0.0028
<i>age</i>	0.2760***	0.2410***	0.2780***	0.3510***
<i>age²</i>	-0.0019***	-0.0011***	-0.0023***	-0.0022***
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>_cons</i>	3.0220**	2.9290***	4.1720***	-0.2950
<i>N</i>	5098	2155	1159	1347

注:被解释变量是 $\ln wage$; *表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$ 。

表 6 稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	全样本	全样本	低技能	高技能
<i>ai</i>	0.0000	0.0002*	-0.0008***	0.0003*
<i>ai×female</i>	-0.0001	-0.0003**	0.0005***	-0.0003*
<i>age</i>	0.1200***	0.1210***	0.2280***	0.2600***
<i>age²</i>	-0.0016***	-0.0016***	-0.0012***	-0.0020***
<i>party</i>	-0.1320	-0.1080	-0.0561	-0.4050*
<i>marriage</i>	0.0360	0.0325	0.1100	-0.0224
<i>junior</i>	-0.1940***	-0.1830***	—	—
<i>college</i>	0.1930**	0.2010**	—	—
<i>resident</i>	-0.1080**	-0.1090**	-0.1810**	-0.0420
<i>private</i>	-0.0213	-0.0225	0.0394	-0.0149
<i>state</i>	0.0535	0.0556	0.0690	0.0368
时间固定效应	Yes	Yes	No	No
<i>_cons</i>	-0.3320	-0.3850	-4.6800***	-3.8300***
<i>N</i>	9739	9739	6093	3646

注:被解释变量是 $\ln wage_{hr}$; *表示 $p < 0.1$, **表示 $p < 0.05$, ***表示 $p < 0.01$; “—” 为空白值。

复回归过程。稳健性结果见表6,与基准回归结果保持一致,说明人工智能技术创新确实存在整体上扩大制造业性别工资差距,并且对于分技能样本的影响存在差异性。

五、进一步讨论

腾讯研究院的《“人工智能+制造”产业发展研究报告》中给出智能制造的概念,即将人工智能技术应用到制造业,是在数字化和网络化的基础上,实现机器的自动反馈和调整。通过人工智能使得制造业的工厂内、企业间及制造业生态网形成一个统一的体系,致力于生产效率的提高和产品质量的提升。人工智能对于重复性工作的处理具有比较优势,人类则更擅长对于推理、思维要求比较高的工作,这类工作往往难以程序化复制,需要很强的应变能力、思辨能力与判断能力,这恰是人工智很难做到的,基于工作任务类别是否具备重复性的角度,参考亚洲开发银行《2018年亚洲发展展望》报告,本文进一步将制造业中高技能和低技能工作者细分为四种不同情形:非重复性专业技术、重复性专业技术、非重复性低技能技术和重复性低技能技术。制造业技术升级中不同工作类别人工智能技术创新影响性别工资差距的路径框架如图1所示。

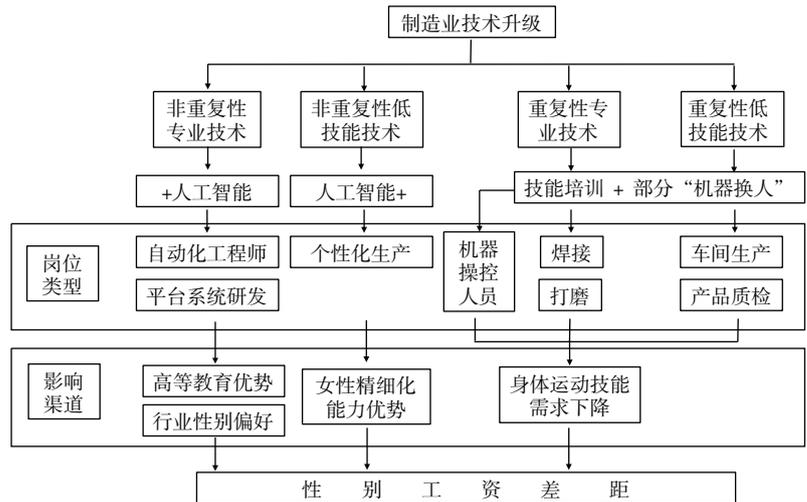


图1 影响路径图

非重复性专业技术主要指技能含量高的工作,主要进行人工智能领域的技术创新,即“+人工智能”,包括制造业原有的高级技工及由于制造业技术升级创造出的工种,比如自动化软件工程师、平台系统研发工程师、机器修理师等,这些工作往往具有学历及专业优势,能够对人工智能进行程序设计、更改等操作,属于制造业中紧缺的难以被替代的人才,但由于制造行业中存在固有的性别偏好,即认为男性在机器操作、编程等方面具有更强的能力和兴趣,从而加剧性别工资差距,故人工智能技术创新对于非重复性专业技术劳动者性别工资的影响主要取决于不同发展阶段下,女性的高等学历技能优势与行业内固有性别偏好之间的博弈。

非重复性低技能技术分类下的工作虽然技术能力要求不高但是却需要具备很强的个性化制造能力,包括各种制造工艺设计、产品功能设计等工作,需要与消费者进行很好的沟通对接,在智能制造的背景下,人工智能赋能采购、生产等环节,即通过“人工智能+”设计者能够更快地使想法变为实际产品,但整体上对这类工作的性质和内容没有实质性影响,这类工作中女性由于其具有精细化能力优势可能对于缩小性别工资差距产生一定影响。

重复性专业技术,包括焊接、打磨、切割等具有专业技术含量的工作,在制造业企业中不可或缺,然而由于这些技术动作固定且易于模仿,而人工智能工作原理的一部分就是通过机器模仿人类的肢体行为来辅助人们工作,所以通过机器制造、程序设定等步骤能够实现重复性专业技术的自动化工作,人工智能技术创新会对这类工作产生重大影响。

重复性低技能技术主要指不需要过多脑力劳动的工作,对应岗位如车间装配线上进行生产的工人、产品质量监督检验工人等。

如图1所示,最后两类技术工种可能会受到智能制造“机器换人”浪潮的巨大冲击。以广东省唯美陶瓷有限公司为例,2007年前后,公司生产线各个工序全靠人工支持,从采购原材料、配料、烧制,到出窑、抛光印花、质检包装,每一个环节都需要大量的人工,如烧制出窑这一环节窑炉车间的工人至少200~300人。随后几年间,唯美陶瓷有限公司引进运行自动化陶瓷生产线,输送带自动将烧成产品从窑炉送往加工车间,抛光、磨边、切割、质检、包装都可以通过人工智能机器全自动完成,印花通过3D喷墨打印机完成,从前需要20人左右的印花工作现在只需要一个人操作即可。公司通过人工智能的投资应用,基本实现车间自动化,累计节省生产用工超过2000人,并且工作性质由从前的繁重变得轻松。自动化减少了对劳动者身体运动技能方面

的需求,为一部分女性就业创造了机会,从而实现性别工资差距的缩小。

六、结论

智能制造背景下,人工智能技术创新提高制造业生产效率的同时也在重塑行业内劳动力市场中不同群体的“技能-技术”的匹配关系和收入分配。本文使用2010年、2012年、2014年、2016年和2018年的中国家庭追踪调查(CFPS)问卷数据实证检验了人工智能技术创新对制造业劳动力市场中性别工资差距的影响,得出以下结论:

整体而言,技术进步扩大了行业中的性别工资差距,但使整体工资水平趋于上升。其中2018年的数据显示人工智能技术创新开始起到了缩小性别工资差距的作用,不排除人工智能在接下来的发展阶段中会继续缩小性别收入差距的可能性。进一步将制造业中劳动力分为高技能水平群体和低技能水平群体进行分组研究,实证结果发现对于低技能劳动者,人工智能技术创新通过降低对于工作者的体力技能需求,为更多女性进入劳动力市场提供可能,并且由于女性具有的认知技能优势对其相对工资产生正向影响,进而缩小了低技能劳动者性别工资差距,但由于人工智能对低技能劳动者具有较强的替代作用,使低技能群体的劳动报酬下降。随着人工智能产品大规模导入市场使得制造业对高技能劳动者的需求增加,技能溢价上升使得高技能劳动者整体工资水平上升,但实证发现随着人工智能技术进步,高技能群体的性别工资差距增大了,即制造行业固有的性别偏好使得技术进步对男性高技能从业者的工资增加幅度大于女性,从而加剧了性别工资差距。

进一步从“技能-岗位”细化匹配的角度进行研究,结果表明:对于非重复性专业技术人员来说,人工智能技术创新对性别收入差距的影响主要取决于不同发展阶段下,女性的高等学历技能优势与行业内固有性别偏好之间的博弈;非重复性低技能技术群体中女性精细化优势是在智能制造背景下缩小性别工资差距的渠道,而重复性工作不论是具有专业技能还是低技能的劳动者,都较易受到人工智能技术创新的冲击。而另一方面机械自动化减少了对劳动者身体运动技能方面的需求,为一部分女性就业创造了机会,从而实现性别工资差距的减小。基于以上分析,本文提出三点建议。

第一,鉴于人工智能技术创新缩小了低技能劳动者性别工资差距,但却降低了劳动报酬,同时部分低技能劳动者面临着失业危机,建议从政策导向上为低技能劳动者提供支持,强化职业培训补贴政策以加强低技能群体职业能力,包括通过非教育培训方式助力部分低技能群体转岗再就业、落实失业保险政策以缓解失业群体的负担,完善劳动者保护政策以保障就业者合法权益。

第二,鉴于行业性别偏好仍然是制约高技能劳动者性别工资差距缩小的重要原因,打破行业中的性别固定认知具有重要意义,建议加强制造业中性别意识培训,让高技能女性劳动者意识到自身机械自动化、编程等专业优势及认知技能优势,勇于挑战行业中的性别能力区隔,以期改变制造业中固有的性别能力认知,使女性劳动力的就业环境更加宽容和相对平等。

第三,鉴于人工智能对制造业劳动力市场的影响具有分阶段的特性,各阶段对制造业劳动力市场的影响具有一定的复杂性,建议通过调研问卷、模拟预测等方式对制造企业对人工智能市场导入程度及劳动者收入福利等数据进行追踪调查,增强人工智能市场的整体预判,使其既能够发挥出最大的效益,加速制造业转型升级,又能使劳动力市场处于稳定平衡的状态,为中国制造业抓住“技术红利”和“性别红利”提供支持。

参考文献

- [1] BOSS直聘研究院, 2022. 2022中国职场性别薪酬差异报告[R]. 北京: BOSS直聘.
- [2] 程诚, 王奕轩, 边燕杰, 2015. 中国劳动力市场中的性别收入差异: 一个社会资本的解释[J]. 人口研究, 39(2): 3-16.
- [3] 邓翔, 黄志, 2019. 人工智能技术创新对行业收入差距的效应分析——来自中国行业层面的经验证据[J]. 软科学, 33(11): 1-5, 10.
- [4] 邓韵雪, 许怡, 2019. “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, 9(3): 87-109.
- [5] 付光伟, 2012. 城镇正规就业女性家务劳动与工资收入关系研究[J]. 山东女子学院学报, (2): 23-27.
- [6] 顾基发, 赵明辉, 张玲玲, 2020. 换个角度看人工智能: 机遇和挑战[J]. 中国软科学, (2): 1-10.
- [7] 郭凯明, 余靖雯, 蒋承, 2017. 统计型歧视理论视角下的性别工资差距[J]. 世界经济文汇, (5): 23-39.
- [8] 哈里·布雷弗曼, 1978. 劳动与垄断资本: 二十世纪中劳动的退化[M]. 北京: 商务印书馆.

- [9] 韩青江, 韩民春, 2021. 机器人技术进步对劳动力市场与社会福利的影响研究[J]. 技术经济, 40(1): 38-48.
- [10] 郝翠红, 李建民, 2018. 技术进步、研发投入与性别工资差距——基于CGSS数据的实证分析[J]. 贵州财经大学学报, (5): 44-54.
- [11] 黄旭, 2022. 人工智能的三种效应: 理论分析[J]. 技术经济, 41(7): 83-92.
- [12] 李实, 宋锦, 刘小川, 2014. 中国城镇职工性别工资差距的演变[J]. 管理世界, 31(3): 53-65, 187.
- [13] 隆云滔, 刘海波, 蔡跃洲, 2020. 人工智能技术对劳动力就业的影响——基于文献综述的视角[J]. 中国软科学, (12): 56-64.
- [14] 马克思, 1975. 资本论(第一卷)[M]. 北京: 人民出版社.
- [15] 欧阳任飞, 孟大虎, 杨娟, 2017. 高等教育扩展与大学生性别工资差距的演变——基于CHIPs数据的经验研究[J]. 清华大学教育研究, 38(3): 98-107.
- [16] 普华永道, 2019. 2019年女性就业指数[R]. 伦敦: 普华永道.
- [17] 申广军, 2016. “资本-技能互补”假说: 理论、验证及其应用[J]. 经济学(季刊), 15(4): 1653-1682.
- [18] 沈红兵, 2019. 人工智能技术进步对劳动就业的影响研究[M]. 成都: 西南财经大学出版社.
- [19] 腾讯研究院, 2018. “人工智能+制造”产业发展研究报告[R]. 深圳: 腾讯科技(深圳)有限公司.
- [20] 王美艳, 2009. 教育回报与城乡教育资源配置[J]. 世界经济, (5): 3-17.
- [21] 魏巍, 2022. 人工智能技术对制造业资本溢价与技能溢价影响的区域异质性研究[J]. 技术经济, 41(11): 12-23.
- [22] 魏下海, 曹晖, 吴春秀, 2018. 生产线升级与企业内性别工资差距的收敛[J]. 经济研究, 53(2): 156-169.
- [23] 肖洁, 2017. 生育的收入惩罚效应有多大——基于已婚女性收入分布的研究[J]. 东南大学学报(哲学社会科学版), 19(3): 91-99, 147.
- [24] 邢春冰, 贾淑艳, 李实, 2014. 技术进步、教育回报与中国城镇地区的性别工资差距[J]. 劳动经济研究, (3): 42-62.
- [25] 亚洲开发银行, 2018. 2018年亚洲发展展望[R]. 马尼拉: 亚洲开发银行.
- [26] 袁玉芝, 杜育红, 2019. 人工智能对技能需求的影响及其对教育供给的启示——基于程序性假设的实证研究[J]. 教育研究, 40(2): 113-123.
- [27] 赵媛媛, 2016. 企业间职业隔离对性别工资差异的影响[J]. 浙江社会科学, (8): 60-69, 158.
- [28] 中华人民共和国国家统计局, 2018. 2018中国农村贫困监测报告[R]. 北京: 中华人民共和国国家统计局.
- [29] ACEMOGLU D, RESTREPO P, 2018. Low-skill and high-skill automation[J]. Journal of Human Capital, 12(2): 204-232.
- [30] ACEMOGLU D, RESTREPO P, 2018. The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. American Economic Review, 108(6): 1488-1542.
- [31] BACOLOD M P, BLUM B S, 2005. Two sides of the same coin: U. S. “residual” inequality and the gender gap[J]. Journal of Human Resources, 45(1): 197-242.
- [32] BEAUDRY P, LEWIS E, 2014. Do male-female wage differentials reflect differences in the return to skill? Cross-city evidence from 1980—2000[J]. American Economic Journal: Applied Economics, 6(2): 178-194.
- [33] BERG G A, 2016. Low-income students and the perpetuation of inequality: Higher education in America[M]. London: Routledge.
- [34] BLACK S E, SPITZ-OENER A, 2010. A explaining women’s success: Technological change and the skill content of women’s work[J]. Review of Economics and Statistics, 92(1): 187-194.
- [35] HÉMOUS D, OLSEN M, 2022. The rise of the machines: Automation, horizontal innovation, and income inequality[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 14(1): 179-223.
- [36] JUHN C, UJHELYI G, VILLEGAS-SANCHEZ C, 2014. Men, women, and machines: How trade impacts gender inequality [J]. Journal of Development Economics, 106: 179-193.
- [37] SHAIKEN, H, 1979. Numerical control of work: Workers and automation in the computer age[J]. Radical America, 13 (6): 29-45.
- [38] TICK S L, OAXACA R L, 2010. Technological change and gender wage gaps in the US service industry[J]. Annals of E-economics and Statistics, (99/100): 47-65.

Does Artificial Intelligence Technology Innovations Closing the Gender Income Gap? —An Empirical Study Based on CFPS Data

Sun Ning¹, Li Mingzhen², Li Da³, Wang Yonglu⁴

(1. China Academy of Information and Communications Technology, Beijing 100191, China;

2. School of Economics and Management, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

3. China People's Police University, Finance Office, Langfang 065000, Hebei, China;

4. China People's Police University, Graduate School, Langfang 065000, Hebei, China)

Abstract: Artificial intelligence technology innovation not only improves the production efficiency of manufacturing, but also reshapes the “skills-technology” matching relationship and income distribution of different groups in the labor market in the industry. Based on the data of China Family Panel Studies(CFPS), the influence of artificial intelligence technology innovation on the gender pay gap in manufacturing industry was investigated, and its internal influence mechanism was theoretically discussed. The results show that technological progress widens the gender wage gap in the industry, but makes the overall wage level tend to rise. Technological progress narrows the gender income gap of low-skilled groups, but widens the gender income gap of high-skilled groups. Artificial intelligence technology innovation in the manufacturing industry affects the gender wage gap mainly through education level, gender preference in the industry, women's advantage in refinement ability and the decline of the demand for physical skills in low-skilled jobs.

Keywords: intelligent manufacturing; artificial intelligence; technological innovation; gender income gap