

# 数字化变革、非常规技能溢价与女性就业

李建奇

(东北财经大学 经济学院, 辽宁 大连 116025)

**摘要:**在数字技术深度渗透经济循环和政府千方百计扩大就业的背景下,尽管大量文献关注到数字化对劳动就业的影响,但却普遍忽视了最具增长潜力的女性就业。基于偏向型技术进步理论,文章将理工科技能和社交技能作为与数字化互补的非常规技能,将体力技能作为与数字化互斥的常规技能,采用职业名称词典法提取劳动者的相关技能,并利用中国劳动力动态调查(CLDS)2014—2018年数据定量分析了数字化对女性就业的影响及其作用机制。研究发现:(1)使用工具变量法和稳健性检验后的估计结果表明,数字化对女性就业有着显著的促进作用,并且相比于男性,这种促进作用偏向于女性。(2)机制分析表明,数字化通过激发女性社交技能优势、削弱男性体力技能优势和缓解性别歧视的方式提高了女性相对于男性的市场工资,进而体现出就业促进的女性偏向。(3)异质性分析发现,数字化对已婚和有幼年子女的女性依然有着显著的就业和工资收入促进作用,并且对年轻和高学历女性的促进作用更强。结论认为,数字化时代属于女性,但从长远考虑,应提高女性在理工科、逻辑思辨和人机协作等方面的能力。文章的研究为我国在数字化背景下制定教育、人口和就业政策提供了有益参考。

**关键词:**数字化变革;非常规技能溢价;女性就业;Gelbach分解

中图分类号:F241.4 文献标识码:A 文章编号:1001-9952(2022)07-0048-15

DOI: 10.16538/j.cnki.jfe.20220413.301

## 一、引言

如今,以大数据、云计算和人工智能为代表的数字技术迅速渗透经济循环,重塑了人类的生产 and 生活方式,引发了全新的劳动力配置效应。既有文献关注到数字技术应用对于就业规模(戚聿东和褚席,2021)与就业质量(孟祺,2021)的积极影响,但针对就业弱势群体的专题研究有所不足。与此同时,我国正处于人口年龄结构老化和人口红利减弱的新阶段,亟需动用一切力量扩大就业。近年来,随着生育政策变动与就业歧视加剧,女性就业成为政府、公众与学界共同关心的议题之一。我国正在推进经济、社会和治理的数字化转型,<sup>①</sup>数字技术应用促进了生产制造的服务化转型和工作的灵活化转变,劳动力市场提供了越来越多契合女性职业特征的就业岗位,因而女性就业蕴含着巨大的增长潜力。有鉴于此,本文试图阐明数字化对女性就业的影响及其作用机制,这项工作对于学术研究与政策制定均具有重要意义。

基于偏向型技术进步理论(Acemoglu, 2007),既有文献揭示出数字化对女性就业产生了两种

收稿日期:2021-12-06

基金项目:国家社会科学基金重大项目(21ZDA099);国家社会科学基金青年项目(21CJY017)

作者简介:李建奇(1992—),男,黑龙江哈尔滨人,东北财经大学经济学院博士研究生。

<sup>①</sup>“十四五”规划纲要指出,数字经济、数字社会和数字政府建设是我国实现数字化转型的三个重要方向。

相反的作用机制。数字技术是典型的任务偏向型技术进步(Autor等, 2003), 倾向于取代可程序化的常规任务, 这类任务主要依靠体力和中低认知技能。相对而言, 数字技术更容易与高级认知技能和社交技能这类非常规技能形成互补(Acemoglu和Autor, 2011; Weinberger, 2014)。因而, 部分文献认为由于数字技术难以取代情绪智力要求较高的职位, 社交技能在日益数字化的工作场景中愈发重要, 这有助于提高女性的就业和收入水平(Borghans等, 2014; Deming, 2017)。亦有研究发现, 一些最容易被数字技术取代的职业主要由男性主导, 如机器操作、物流运输与建筑施工等, 而最难被数字技术取代的职业主要由女性主导, 如基础教育、医疗护理与艺术设计等(Sorgner等, 2017; Frey和Osborne, 2017), 这显然得益于女性普遍集中在需要频繁执行人际沟通任务的职业。

相对应地, 部分文献也表达了对数字化时代下女性就业的担忧。众所周知, 数字技术的底层建构需要大量计算机、机器人和智能制造工程师等理工科(STEM)人才。从企业的角度看, 尽快实现数字化转型有助于取得竞争优势, 从而企业对精通技术的劳动力需求日趋增加(Moore等, 2008)。可见, 理工科技能是数字化时代重要的高级认知技能, 能够与数字技术形成强大的互补效应(Ingram和Neumann, 2006)。但一个鲜有争议的现象是, 理工科领域中的女性总量少且比例低, 特别是高层次人才中女性比例更低。比如诺贝尔科学奖得主中女性比例仅为5.4%, 中国科学院女院士比例为6.1%, 中国工程院女院士比例仅为4.6%, 女性学者在科研成果商业化效率上也低于男性(秦佩恒等, 2020)。学者担心由于女性不擅长理工科技能, 导致其在数字化时代的劳动力市场上存在相对劣势(宋月萍, 2021)。

既有文献提供了数字技术对女性就业和收入影响的经验证据。Black和Spitz-Oener(2010)最早利用偏向型技术进步理论解释性别工资差异的变迁, 发现随着工作场景的计算机化, 女性执行了越来越多的非常规任务, 而逐步退出了常规任务, 进而取得了更高的市场溢价, 该发现得到了多位学者的佐证(Yamaguchi, 2018; Cortes等, 2018; Stinebrickner等, 2018)。部分研究聚焦于具体的数字技术, 发现人工智能技术(Fossen和Sorgner, 2022)和工业机器人(Aksoy等, 2021; 李志强和刘英, 2022)的应用均能显著缩小性别间的就业和收入差异。这些研究基于共同的理论逻辑: 自动化技术持续激发了女性的认知与社交技能优势。但在数字化时代, 人工智能技术已然可以取代中低认知技能, 有必要对既有文献中一概而论的认知技能作进一步区分。本文独特的创新在于批判性地引入了理工科技能作为女性普遍缺乏的一类高级认知技能, 从而更为全面地分析了女性在数字化时代面临的机遇和挑战。

本文通过匹配中国劳动力动态调查2014年、2016年和2018年三年数据, 腾讯数字中国指数和O\*NET职业技能数据, 利用就业方程、工资方程和工资分解, 研究了数字化对女性就业的影响及其作用机制。结果表明: 第一, 数字化促进了女性就业, 且相比男性, 数字化对女性就业的促进作用更强。第二, 数字化带来了女性擅长的社交技能的溢价和男性擅长的体力技能的贬值, 缓解了劳动市场性别歧视, 进而女性的就业和工资收入得到了偏向性的提升, 而男性擅长的理工科技能不足以改变这种偏向。第三, 数字化同时推动了女性的正规就业与灵活就业, 有能力缓解生育政策变动对女性就业的负面影响。与既有文献相比, 本文可能存在三个边际贡献: 第一, 数字化是中国乃至世界发展的重大趋势, 数字化时代下女性独立发展的重要性不言而喻, 但是国内目前仅有少数研讨会、综述和定性分析文章对此议题有所涉及, 本文率先对数字化的女性就业效应进行理论分析与定量评估。第二, 阐释了数字化影响女性就业的微观机制, 考虑了男性的理工科优势, 指出数字化对劳动力市场性别歧视的缓解作用, 探究了数字化的性别偏向。第三, 深入分析了数字化与生育照料对女性就业的交互影响以及女性如何在数字化时代取得长期竞争优势, 为我国进一步谋划数字化发展、制定人口和就业政策、改善教育体系提供了有益参考。

## 二、理论分析与研究假说

(一)数字化为女性提供了全新的就业机遇。女性主义者塞迪·普朗特在1997年出版的《零与一:数字女性与新技术文化》一书中指出,当时处于萌芽阶段的信息技术和数字技术会促进制造业自动化和经济服务化,大量新型制造和信息处理行业的兴起,降低了肌肉力量与男性荷尔蒙的重要性,取而代之的是对智力、人际关系、跨文化交流和沟通技能的需求。她总结道:自蒸汽革命以来,及随后的每一个技术变革阶段,机器越先进,女性劳动力就越多(Plant, 1997)。著名的“肌肉—大脑”理论 Welch(2000)也认为,劳动由体力和脑力要素两部分组成,自动化作为偏向型技术进步提高了对脑力劳动的要求,有助于女性在劳动力市场取得比较优势。魏下海等(2018)研究证实,企业生产线的自动化改造升级有助于女性的工资增长与就业份额提升。

沿袭上述思路,结合数字技术特征,数字化可能从两方面推动女性就业:其一,数字技术强调了人机协同。作为一种先进的自动化技术,数字技术渗透进生产制造全流程,通过声光电等多维交互传感器实时采集数据汇总到中央计算机处理,将信息转化为人类可理解的自然语言,并且可以高效执行人类发出的指令。数字技术并未削弱人类作用,而是强调工作场景中人类与计算机的良性互动。Hilbert(2011)的研究试图消除人们认为女性在信息通信技术(ICT)领域存在劣势(又称“数字性别鸿沟”)的刻板印象,指出在同等人力资本水平下,女性在信息理解和处置方面更加周全与缜密,是更为优秀的ICT设备操作者。其二,数字技术强化了人际联结。随着数字技术的广泛应用,实物商品生产能力得到了极大增强,但由于企业对自动化技术的依赖,生产率逐步收敛,企业更多地寻求差异化价值。而创意设计、战略咨询和金融服务等生产性服务业的兴起提高了劳动力市场对人际沟通能力的需求。同时,人工智能技术在可预见的未来难以实现对人类复杂情绪的感知与预测,科学界对“强人工智能”技术的探索尚处于起步阶段。因此,女性在情绪社交能力上的比较优势有助于提升其在数字化时代下的劳动力市场结果。

数字化还会推动女性从事灵活就业。以哈拉维为代表的赛博女性主义者认为赛博空间(Cyberspace)作为信息通信技术所创造的网络虚拟空间,超越了人类识别虚拟与现实的界限,性别在赛博空间变得微不足道,取而代之的是人的独立意识。数字化时代是女性独立人格得以彰显的重要契机,能够打破宗教传统、文化习俗和生育照料等制约女性发展的藩篱(Haraway, 2013)。来自土耳其和沙特阿拉伯的证据表明(Sovbetov, 2018; McAdam 等, 2020),即便穆斯林国家普遍存在着文化与宗教因素所导致的工作性别隔离,但随着数字技术的出现,女性得以通过数字媒介进行线上办公,也可以凭借电子商务实现在线创业,从而女性就业得到了有效促进。Gray 和 Suri(2019)揭示了“自动化的最后一公里”悖论,认为以人工智能为代表的数字技术无论如何进步,始终存在与终端客户需求的错位,而这“最后一公里”创造了大量灵活就业岗位,网络零工平台应运而生。世界银行(Raja 等, 2013)指出,在发展中国家,生育照料已经将女性可用于工作的时间碎片化,这一方面成为女性全职工作的阻碍,另一方面也增强了女性远程工作的动机,女性由此成为数字化时代灵活就业的重要参与者(Katz 和 Krueger, 2019)。基于以上分析,本文提出如下研究假说:

假说 1a: 数字化促进了女性就业。

假说 1b: 相比于男性,数字化对女性就业的促进作用更强。

(二)数字化影响女性就业的微观机制。根据经典理论(Becker, 1965),女性的就业决策基于市场工资与保留工资的比较,如果市场工资高于保留工资,女性会选择进入劳动力市场寻求就业岗位。对女性而言,既有研究证实保留工资取决于家务劳动、幼儿数量、隔代照料和配偶收入

等家庭层面的因素。在给定保留工资的前提下,已就业女性的市场工资则成为未就业女性就业决策的重要依据。假定个体的劳动生产率由体力技能、理工科技能和社交技能的市场回报组成。那么,在新古典框架下,女性和男性的劳动生产率之比就等于二者的市场工资之比。正如前文所述,数字化具有非常规技能偏向,降低了体力技能的市场回报率,提高了理工科技能和社交技能的市场回报率。考虑到男性拥有大学及以上研究型理工科技能的比例较低,并且伴随着数字化对体力技能优势的削弱,相比之下,女性拥有与生俱来的社交技能优势,由此可以推测女性相对于男性的劳动生产率之比会随数字化变革而提高,进而女性的市场工资以及女性相对于男性的市场工资得以提升。

然而,上述推演具有一个暗含假定,即不存在性别歧视,这显然有悖于现实。那么,数字化能否缓解劳动力市场的性别歧视呢? Phelps(1972)提出的统计型歧视理论指出,劳动力市场歧视的根源在于信息不对称,由于雇主获取劳动者真实生产率信息的成本过高,实际上雇主是根据劳动者所在群体的平均生产率进行预期,而真实与预期的差异性将会导致歧视。如果劳动力市场持续存在信息不对称,市场中的性别歧视是无法消解的。

信息互联互通是数字化的基本特征,能有效缓解劳动力市场信息不对称问题。首先,随着企业信息化的深入与数字用工平台的搭建,数字技术被广泛运用于企业雇佣决策的各个环节,为劳动力市场供需双方提供信息充分交换的空间。以往依赖简历教育信号的雇主得以获取求职者个性与沟通能力等多方面信息,求职者则利用网络平台实现在线面试,极大地提高了人职匹配效率(毛宇飞和曾湘泉,2017)。其次,求职者得到聘用后,雇主通过数字化的企业内部绩效管理系统实时掌握雇员工作数量与质量信息,提高了雇主了解雇员真实生产率的速度,从而迅速调整工资支付决策,以便雇员工资与其真实能力相匹配。最后,影响企业雇佣的因素除市场环境外,制度环境因素不可忽视甚至更加重要。数字赋能政府能够快速发布产业政策、人才政策和劳动保护政策等重要信息。同时,数字化也会提高企业的政策解读能力,避免劳动力资源错配。基于以上分析,本文提出如下研究假说:

假说 2: 数字化可以通过激发女性社交技能优势、削弱男性体力技能优势和缓解劳动力市场性别歧视的方式,提高女性相对于男性的市场工资。

### 三、数据来源、变量选取与模型设定

(一)数据来源。本文的劳动者样本数据来自 2014 年、2016 年和 2018 三个年度的中国劳动力动态调查(CLDS),这项调查由中山大学发起,具有覆盖议题广泛、代表层次多样和抽样设计科学等优点。CLDS 数据不但提供详实的受访者人口学特征,而且包含精确到区县的现居住地信息和 5 位职业分类代码。这使得本文可以凭此匹配得到城市的数字化水平和劳动者的技能水平。根据研究需要,将样本中女性年龄限定为 18—55 岁,男性为 18—60 岁,剔除了在校生的和失去劳动能力人员。城市和省份层面的控制变量分别来自《中国城市统计年鉴》《中国统计年鉴》。

本文主要关注非农就业。尽管如今数字技术已经渗透到农业生产,但是目前我国农业在很大程度上起着“劳动力蓄水池”的功能,多数务农者并非数字化农业从业者,而是由于非农就业能力不足而选择务农。因此,借鉴马双等(2017),剔除了所有当前从事农业生产的样本,从而更加真实地反映数字化对就业的影响。城市数字化水平数据来自腾讯数字经济研究院发布的 2014 年、2016 年和 2018 年三个年度的数字中国指数(原“互联网+”数字经济指数)。这套指数充分借助大数据技术,可以有效应对测量误差偏误(张勋等,2019;柏培文和喻理,2021)。以 2018 年为例,数字中国指数由数字产业、数字生活、数字文化和数字政务四大板块构成,涵盖金融、零

售、医疗和娱乐等十大行业,全方位测算出中国大陆 351 个地级市的数字化水平。需要指出的是,由于数字产业发展迅猛,腾讯数字经济研究院每年都会根据新的业界形势小幅调整指标权重。但总体而言,数字中国指数具有稳定性与连续性,可以用于跨年度分析(韦庄禹,2022)。

(二)变量选取。既有文献中,研究者要取得劳动者技能变量的通行做法是利用美国 2010 年标准职业分类代码(SOC10)匹配美国劳工部 O\*NET 网站所提供的各职业技能数据,这种方法被称为职业名称词典法(Autor 等,2003)。然而,CLDS 数据提供的是 2015 年中国标准职业分类代码(CSC015),这就需要进行职业分类代码的转换。这里主要借鉴周广肃等(2021)的思路。首先,使用 Hardy 等(2018)提供的程序,实现了由 SOC10 向国际标准职业分类代码(ISCO88)的转换。接着,使用北京大学中国社会科学调查中心提供的程序,实现了由 2009 年中国标准职业分类代码(CSC009)向 ISCO88 的转换。再接着,通过对比 CSC009 和 CSC015 两份官方文件,手工为所有 CSC015 的职业分类赋予对应于 CSC009 的代码。对于 CSC015 中新的职业分类,赋予 CSC009 中与之最为相近的职业分类的代码。最后,检查转换效果,确保所有就业样本均正确识别到劳动者技能变量。若出现少量遗漏,则对比 CSC015 和 ISCO88 两份官方文件,手工补齐。

本文主要关注两类非常规技能:理工科技能和社交技能,以及一类常规技能体力技能。对于理工科技能,选取 O\*NET 网站基本技能(Basic Skills)栏目中的数学(Mathematics)和科学(Science),以及技术技能(Technical Skills)栏目中的编程(Programming)和技术设计(Technology Design)。对于社交技能,选取社交技能(Social Skills)栏目下的所有分项。对于体力技能,选取身体能力(Physical Abilities)栏目下的所有分项。本文使用主成分分析将这些分项降维形成相对应的劳动者技能变量,以 80% 解释度为标准,体力技能由第一个主成分构成,理工科技能和社交技能都使用了前两个主成分的加权值。最后,将得到的劳动者技能变量标准化并重新缩放和平移,使得其均值为 1、标准差为 0.1。<sup>①</sup>

本文所涉及变量的定义及其描述性统计参见表 1。所有连续变量均经过上下 1% 的缩尾处理,所有以货币衡量的变量均使用各省 GDP 平减指数折算为 2014 年不变价格。平均而言,男性有着更高的就业概率、工资收入、受教育程度、健康状况和职位层级,并更有可能在国有企事业单位工作。从劳动者技能来看,男性拥有理工科技能和体力技能优势,而女性拥有社交技能优势,符合前文陈述。

表 1 变量定义及描述性统计

变量名称	变量定义	男性		女性		均值差异 (T检验)
		样本量	均值	样本量	均值	
就业状态	当前为取得收入而工作=1; 否则=0	14 491	0.788	14880	0.572	0.216***
数字化	城市数字化水平	14 491	8.752	14880	8.919	-0.167
城市户籍	城市户籍=1; 农村户籍=0	14 491	0.394	14880	0.378	0.017***
年龄	受访者年龄	14 491	41.77	14880	39.26	2.515***
婚姻状态	已婚=1; 未婚=0	14 491	0.799	14880	0.859	-0.060***
教育程度	受访者的学历教育年限	14 491	10.28	14880	9.636	0.646***
健康状况	数值在 1-5 的自评健康(越高越好)	14 491	3.810	14880	3.784	0.026**
幼儿照料	家中 12 岁以下幼年子女数量	14 491	0.267	14880	0.323	-0.056***
隔代照料	家中同住 70 岁以下父母数量	14 491	0.221	14880	0.204	0.017***

<sup>①</sup>理工科技能、社交技能和体力技能的 KMO 统计值分别为 0.787、0.791 和 0.865,说明适合做主成分分析。将劳动者技能变量标准化的过程遵循了既有文献的惯例(Bacolod, 2017; Lise 和 Postel-Vinay, 2020)。

续表 1 变量定义及描述性统计

变量名称	变量定义	男性		女性		均值差异 (T检验)
		样本量	均值	样本量	均值	
配偶收入	配偶的工资收入	14 491	12.51	14880	17.94	-5.436***
城市发展	所在城市的人均GDP(万元)	14 491	7.703	14880	7.642	0.061***
工资收入	月工资收入/(4×周工作小时)	10 883	28.52	8505	22.09	6.426***
理工科技能	参见文中说明	10 883	1.001	8505	0.998	0.003**
社交技能	参见文中说明	10 883	0.995	8505	1.006	-0.011***
体力技能	参见文中说明	10 883	1.015	8505	0.980	0.034***
工作经验	年龄-教育程度-6	10 883	24.41	8505	21.23	3.172***
职位层级	有直接下属=1; 否则=0	10 883	0.161	8505	0.080	0.081***
国有企业	在国有企事业单位工作=1; 否则=0	10 883	0.123	8505	0.110	0.013***

注: \*\*、\*、分别表示在1%、5%和10%的统计水平上显著,下表统同。变量以横线为界分为两部分,上半部分为就业方程所使用的变量,下半部分为工资方程中新加入的变量。

(三)模型设定。

1. 数字化的女性就业效应。为验证研究假说 1a, 这里针对女性样本, 采用线性概率模型 (LPM) 估计如下就业方程, 检验数字化对女性就业是否具有促进作用:

$$employ_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln digital_{it} + \lambda control_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中,  $employ_{it}$  是被解释变量, 表示在  $t$  年时, 城市  $r$  的劳动者  $i$  的就业状态。城市数字化水平的对数  $\ln digital_{it}$  是解释变量,  $control_{it}$  是控制变量,  $\varepsilon_{it}$  是扰动项。

2. 数字化的女性就业偏向。为验证研究假说 1b, 这里换用全部劳动者样本, 在就业方程中加入女性虚拟变量(女性=1; 男性=0)、城市数字化水平与女性虚拟变量的交互项:

$$employ_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln digital_{it} + \beta_2 \ln digital_{it} \times female_i + \beta_3 female_i + \lambda control_{it} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

本文期望系数  $\beta_2$  显著大于 0, 这意味着数字化对劳动者就业的促进作用偏向于女性。

3. 数字化的女性工资溢价。为验证假说 2, 对比了数字化对工资收入促进作用的性别差异。为避免潜在的由样本选择偏差导致的估计偏误, 采用经典的 Heckman 两步法。第一步分别估计女性和男性的就业方程并计算各自的逆米尔斯比, 第二步将逆米尔斯比分别置入女性和男性的工资方程:

$$\ln(income_{it}) = \beta_0 + \beta_1 \ln digital_{it} + \beta_2 \ln digital_{it} \times skills_i + \beta_3 skills_i + \lambda control_{it} + imr_{it} + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

其中, 工资收入的对数  $\ln(income_{it})$  是被解释变量,  $skills_i$  是根据已就业劳动者职业信息得到的劳动者技能变量,  $imr_{it}$  是逆米尔斯比。通过对该方程的估计, 可以得到数字化与劳动者技能的交互作用对劳动者工资收入影响的具体方向与程度大小。但是该方法存在一定的局限, 由于理工科技能和社交技能存在较强的共线性, 如果归并到同一回归中将导致结果偏误, 也无法识别出数字化及其与劳动者技能的交互作用对工资收入影响的相对贡献度。对此, 采用经典的 Oaxaca-Blinder 分解方法进一步识别:

$$\ln income_m - \ln income_f = [\bar{X}_m - \bar{X}_f] \beta_f + \bar{X}_f [\beta_m - \beta_f] \quad (4)$$

尽管本文的初衷并非讨论性别工资差异, 但是理论分析确实指引本文做了这项工作。通过对性别工资差异的分解, 可以清晰地识别出数字化及其与劳动者技能的交互作用对性别工资差异中生产率差异和歧视性差异的相对贡献。然而, Oaxaca-Blinder 分解由于指数基准问题和只能进行均值分解的缺陷而长期受到质疑, 因此也衍生出诸多改进与扩展方案(Fortin 等, 2011)。其中, Gelbach(2016)提出的嵌套分解方法是近年来工资分解技术领域的重要进展。这种方法具有

路径独立性的优势,即各变量放入分解方程的顺序不会影响分解的结果。这种独特的优势使得利用此方法识别出的相对贡献度具备较高的可信度。

Gelbach 分解分为两个步骤,第一步是估计基本方程:

$$\ln(\text{income}_{it}) = \beta_0^{\text{base}} + \beta_1^{\text{base}} \text{female}_i + \varepsilon_{it}^{\text{base}} \quad (5)$$

第二步是估计加入了其他变量的完全方程:

$$\ln(\text{income}_{it}) = \beta_0^{\text{full}} + \beta_1^{\text{full}} \text{female}_i + \beta_2^{\text{full}} \ln \text{digital}_t + \beta_3^{\text{full}} \ln \text{digital}_t \times \text{skills}_i + \beta_4^{\text{full}} \text{skills}_i + \lambda^{\text{full}} \text{control}_{it} + \varepsilon_{it}^{\text{full}} \quad (6)$$

基本方程中的 $\beta_1^{\text{base}}$ 与完全方程中的 $\beta_1^{\text{full}}$ 的差值 $\Delta = \beta_1^{\text{base}} - \beta_1^{\text{full}}$ 可由加入的其他变量所解释。根据 Gelbach(2016)所证明出的结果,某一变量 $k$ 对 $\Delta$ 影响的相对贡献为 $\Delta^k = \beta_k \psi_k$ 。其中, $\beta_k$ 是完全方程中该变量的估计系数, $\psi_k$ 是如下辅助回归方程的估计系数:

$$k_{(it)} = \psi + \psi_k \text{female}_i + u_{(it)} \quad (7)$$

那么,某一变量 $k$ 对性别工资差异影响的相对贡献度就可以通过 $(-\Delta^k / \Delta) \times 100\%$ 来计算。

#### 四、实证分析

(一)基准结果:数字化的女性就业效应。表2报告了采用 CLDS 数据三个年度的样本及其混合截面样本的回归结果。<sup>①</sup>可以看到,数字化的估计系数除在 2014 年样本中不显著外,在 2016 年和 2018 年度以及更为稳健的混合截面样本中均显著为正,说明数字化确实对女性就业起到促进作用。此外,可以看到,婚姻状态和幼儿照料的估计系数显著为负,说明婚姻和生育严重阻碍了女性的就业决策,这被学界称为女性的“母职惩罚”。而隔代照料的估计系数不显著,说明来自家中同住 70 岁以下父母的代际支持难以帮助女性摆脱家庭束缚,多数女性仍然担负着照顾幼儿甚至照顾老人的职责。上述结果支持了研究假说 1a。

表 2 数字化的女性就业效应

变量	因变量: 就业状态			
	2014年	2016年	2018年	混合截面
数字化	0.017(0.015)	0.028 <sup>**</sup> (0.014)	0.021 <sup>***</sup> (0.007)	0.022 <sup>**</sup> (0.010)
城市户籍	0.079 <sup>***</sup> (0.030)	0.065 <sup>**</sup> (0.031)	0.116 <sup>***</sup> (0.027)	0.084 <sup>***</sup> (0.024)
年龄对数	10.785 <sup>***</sup> (0.772)	11.050 <sup>***</sup> (0.731)	11.134 <sup>***</sup> (0.807)	10.937 <sup>***</sup> (0.573)
年龄平方	-1.531 <sup>***</sup> (0.109)	-1.563 <sup>***</sup> (0.103)	-1.570 <sup>***</sup> (0.114)	-1.549 <sup>***</sup> (0.081)
婚姻状态	-0.086 <sup>***</sup> (0.021)	-0.114 <sup>***</sup> (0.023)	-0.126 <sup>***</sup> (0.026)	-0.103 <sup>***</sup> (0.014)
教育程度	0.119 <sup>***</sup> (0.010)	0.136 <sup>***</sup> (0.016)	0.124 <sup>***</sup> (0.017)	0.125 <sup>***</sup> (0.010)
健康状况	0.041 <sup>***</sup> (0.008)	0.047 <sup>***</sup> (0.008)	0.033 <sup>***</sup> (0.008)	0.042 <sup>***</sup> (0.006)
隔代照料	0.008(0.013)	0.019(0.012)	0.015(0.013)	0.012(0.008)
幼儿照料	-0.081 <sup>***</sup> (0.012)	-0.075 <sup>***</sup> (0.013)	-0.076 <sup>***</sup> (0.013)	-0.079 <sup>***</sup> (0.008)
配偶收入	0.017 <sup>***</sup> (0.005)	0.013 <sup>***</sup> (0.004)	0.009 <sup>*</sup> (0.005)	0.014 <sup>***</sup> (0.003)
城市发展	0.075(0.071)	0.125 <sup>*</sup> (0.070)	0.005(0.063)	0.066(0.059)
省份效应	控制	控制	控制	控制
年份效应	不控制	不控制	不控制	控制
样本量	5 991	5 130	3 759	14 880
Adj-R <sup>2</sup>	0.181	0.196	0.205	0.191

注:括号内为城市层面的聚类稳健标准误,下表统同。

<sup>①</sup> 由于 CLDS 采用轮换样本追踪方式,因而未能组成面板数据。

(二)数字化的女性就业偏向。理论分析指出,相比于男性,女性在数字化时代亟需的人机协作能力与情绪社交能力上具有优势,并且灵活就业与女性碎片化的家庭工作存在互补,从而数字化的就业效应可能更偏向于女性。表3报告的回归结果证实了这种推测,虽然女性虚拟变量的估计系数显著为负,说明女性的就业率显著低于男性,但是城市数字化水平与女性虚拟变量的交互项的估计系数显著为正,说明数字化扭转了女性低就业率的状态。以混合截面样本为例,女性的就业率平均比男性低27.3%,而城市数字化水平每提高1个对数单位(约2.71倍),就会带来女性就业率相对于男性3.1%的净提升。上述结果支持了研究假说1b。

表3 数字化的女性就业偏向

变量	因变量: 就业状态			
	2014年	2016年	2018年	混合截面
数字化×女性	0.029 <sup>**</sup> (0.012)	0.027 <sup>***</sup> (0.008)	0.038 <sup>***</sup> (0.012)	0.031 <sup>***</sup> (0.008)
女性	-0.276 <sup>***</sup> (0.027)	-0.259 <sup>***</sup> (0.020)	-0.284 <sup>***</sup> (0.022)	-0.273 <sup>***</sup> (0.019)
数字化	-0.003(0.011)	0.008(0.011)	-0.007(0.011)	-0.000(0.009)
控制变量	控制	控制	控制	控制
样本量	12 103	10 060	7 208	29 371
Adj-R <sup>2</sup>	0.227	0.237	0.239	0.231

## 五、机制分析

(一)数字化的女性工资溢价。作为未就业的机会成本,市场工资是劳动者就业决策的重要依据。前文证实了数字化的就业效应是偏向于女性的,作为影响机制,数字化的工资溢价理应存在女性偏向。表4中模型1的结果证实了这种推测:数字化对工资收入存在显著的正向影响,而且相比男性,女性取得了更高的数字化溢价。模型2至模型4分别加入了三种劳动者技能及其与数字化的交互项。可以看到,数字化的确提高了理工科和社交技能的劳动力市场价值,但是存在性别差异。由于本文已经将劳动者技能变量标准化,估计系数具有经济意义。从劳动者技能主项的估计系数来看,理工科技能每提高0.1(即1个标准差),男性的工资收入提高6.58%,而女性只有3.57%;社交技能的估计系数均不显著;体力技能每提高0.1,男性的工资收入降低3.21%,女性降低1.48%。从交互项的估计系数来看,男性在数字化的理工科溢价中占优,而女性在数字化的社交技能溢价中占优,但是如果男性在数字化水平更高的城市从事体力劳动,将会面临比同样从事体力劳动的女性更为严重的工资惩罚。

表4 数字化的工资溢价

变量	因变量: 工资收入							
	模型1		模型2		模型3		模型4	
	男性	女性	男性	女性	男性	女性	男性	女性
数字化	0.101 <sup>***</sup> (0.015)	0.130 <sup>***</sup> (0.017)	0.072 (0.057)	0.025 (0.074)	0.040 (0.100)	-0.006 (0.073)	0.383 <sup>***</sup> (0.072)	0.247 <sup>***</sup> (0.068)
理工科技能			0.658 <sup>***</sup> (0.191)	0.357 <sup>**</sup> (0.171)				
数字化×理工科技能			0.104 <sup>**</sup> (0.049)	0.028 (0.037)				
社交技能					0.121 (0.155)	0.157 (0.155)		
数字化×社交技能					0.056 (0.098)	0.129 <sup>*</sup> (0.072)		



续表4 数字化的工资溢价

变量	因变量: 工资收入							
	模型1		模型2		模型3		模型4	
	男性	女性	男性	女性	男性	女性	男性	女性
体力技能							-0.321*	-0.148**
数字化×体力技能							(0.169)	(0.163)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	-0.284***	-0.128*
逆米尔斯比	0.077	0.099	0.072	0.130*	0.054	0.126*	(0.070)	(0.067)
	(0.126)	(0.081)	(0.126)	(0.076)	(0.124)	(0.075)	(0.122)	(0.074)
样本量	10883	8505	10883	8505	10883	8505	10883	8505
Adj-R <sup>2</sup>	0.136	0.200	0.138	0.206	0.143	0.207	0.144	0.211

注: 工资方程的控制变量包括: 城市户籍、年龄对数、年龄对数平方、工作经验对数、教育程度对数、婚姻状态、健康状况、职位层级、国有企业、省份效应和年份效应。

(二) 女性工资溢价的来源。

1. *Oaxaca-Blinder* 分解。上述结果虽然给出有经济意义的系数比例关系, 但是并不能体现出市场歧视因素, 比如男性的理工科溢价和女性的社交技能溢价可能仅仅是由雇主的刻板印象导致的。这种现象并不鲜见, 不少学习理工科的女性都曾遭遇就业歧视而难以实现同工同酬。同时, 本文试图剥离出劳动者技能及其与数字化的交互项对劳动者真实生产率影响的相对贡献, 也要考察数字化是否消解了性别歧视。表5报告了使用 *Oaxaca-Blinder* 分解的估计结果。首先对比数字化及其与劳动者技能的交互项是否加入方程的结果差异。以2014年为例, 如果仅加入控制变量和劳动者技能变量, 女性的生产率实际上高于男性0.0475个对数单位, 加入数字化与交互项后, 女性的生产率比男性高0.0632个对数单位, 说明数字化及其技能激发效应提高了女性0.0157个对数单位的生产率。从劳动者技能主项来看, 理工科技能和体力技能分别是性别工资差异扩大和缩小的重要来源, 相比之下, 社交技能对性别工资差异影响的贡献并不高。从交互项来看, 数字化时代理工科技能的生产率效应实际上偏向于女性, 但是考虑歧视因素后, 男性的工资收入反而占优。数字化时代社交技能的生产率效应同样偏向于女性, 并且市场表现出对男性从事社交型劳动的歧视, 从而在很大程度上缩小了性别工资差异。数字化对男性从事体力劳动有着更高的工资惩罚, 与前文结果一致, 这同样是性别工资差异缩小的重要来源。从数字化主项来看, 数字化提高了女性相对于男性的生产率, 而且数字化降低了对女性的歧视, 从而数字化本身就是女性工资溢价的重要来源。上述结果支持了假说2。

表5 *Oaxaca-Blinder* 分解结果

变量	2014年			2016年			2018年		
	生产率	歧视	贡献度	生产率	歧视	贡献度	生产率	歧视	贡献度
加入劳动者技能	-0.0475	0.3313	0.2838/	-0.0462	0.3486	0.3024/	-0.0822	0.2909	0.2087/
加入数字化和交互项	-0.0632	0.3470	100%	-0.0619	0.3643	100%	-0.1074	0.3161	100%
理工科技能	0.0003	0.2114	74.6%	0.0006	0.2241	74.3%	0.0014	0.1815	87.6%
社交技能	-0.0020	0.0058	1.3%	-0.0009	0.0068	2.0%	-0.0047	0.0036	0.52%
体力技能	-0.0069	-0.2707	-97.8%	-0.0308	-0.2696	-99.3%	-0.0407	-0.2293	-129.4%
数字化×理工科技能	-0.0060	0.0636	16.1%	-0.0136	0.1360	40.5%	-0.0314	0.0901	28.1%
数字化×社交技能	-0.0313	-0.2592	-102.4%	-0.0240	-0.2511	-91.0%	-0.0211	-0.2094	-110.4%
数字化×体力技能	0.0273	-0.2243	-69.4%	0.0041	-0.2246	-72.9%	0.0141	-0.1627	-71.2%
数字化	-0.0624	-0.1208	-64.6%	0.0142	-0.1542	-46.3%	-0.0009	-0.2133	-102.6%

2. *Gelbach* 分解。由于 *Oaxaca-Blinder* 分解存在诸多弊端, 这里使用 *Gelbach* 分解再次估计上述变量的相对贡献度。从表 6 可以看到, *Gelbach* 分解的结果与使用 *Oaxaca-Blinder* 分解的结果较为一致, 体现出同样的经济意义。总体而言, 数字化时代的社交技能溢价与体力技能贬值对弥合性别工资差异有着重要的贡献, 而数字化的理工科技能溢价对扩大性别工资差异的贡献度在三个年度均低于前两者之和, 说明男性的理工科优势尚不足以改变数字化对女性工资收入的偏向性促进作用。上述结果再一次验证了研究假说 2。

表 6 *Gelbach* 分解结果

变量	2014年		2016年		2018年	
	系数贡献	相对贡献度	系数贡献	相对贡献度	系数贡献	相对贡献度
基本方程-完全方程	0.0546	100%	0.0494	100%	0.0772	100%
理工科技能	-0.0073	13.4%	-0.0018	3.6%	-0.0055	7.1%
社交技能	0.0002	0.4%	0.0003	0.6%	0.0008	1.0%
体力技能	-0.0014	-2.6%	-0.0147	-29.8%	-0.0212	-27.5%
数字化×理工科技能	-0.0046	8.4%	-0.0051	10.3%	-0.0131	17.0%
数字化×社交技能	0.0248	-45.4%	0.0141	-28.5%	0.0364	-47.2%
数字化×体力技能	0.0330	-60.4%	0.0171	-34.6%	0.0571	-73.9%
数字化	0.0568	-104.0%	0.0440	-89.1%	0.1193	-154.5%

## 六、稳健性检验和异质性分析

### (一) 稳健性检验。

1. 内生性问题。城市数字化水平对女性就业和工资收入的影响过程中存在互为因果关系, 发达城市是数字技术应用的土壤, 而根据歧视经济理论, 城市之所以发达, 很大程度上也是由于该城市的女性有着更高的就业率和工资收入。对此, 本文借鉴黄群慧等(2019)的思路, 选取 1984 年城市每万人邮电业务总量(*iv1*)和每万人固定电话数量(*iv2*)作为工具变量, 但是本文的解释变量是来自三个年度的数字中国指数, 为赋予工具变量年度变异性, 分别将两个工具变量乘以三个年度的地区光缆密度(*optical*), 光缆密度的计算方法为光缆长度除以土地面积。一方面, 1984 年邮电业务数据代表各地居民传承至今的信息通信文化, 而以光缆为代表的高速通信基础设施是各地数字化发展的重要支撑, 工具变量满足相关性。另一方面, 1984 年邮电业务数据是一项久远的历史数据, 光缆的铺设是根据国家政策与规划实施的, 二者均具有较强的外生性。表 7 报告了工具变量法的第二阶段估计结果, 可以看到数字化依然存在显著的女性就业和工资收入偏向, *K-PLM* 和 *C-D Wald F* 统计量分别拒绝了不可识别和弱工具变量的原假设。

表 7 工具变量法的估计结果

变量	工具变量1: <i>iv1</i> × <i>optical</i>		工具变量2: <i>iv2</i> × <i>optical</i>	
	就业状态	工资收入	就业状态	工资收入
数字化×女性	0.047 <sup>**</sup> (0.020)	0.046 <sup>**</sup> (0.021)	0.053 <sup>*</sup> (0.031)	0.084 <sup>**</sup> (0.036)
数字化	0.012(0.018)	0.086 <sup>***</sup> (0.032)	0.003(0.020)	0.089 <sup>***</sup> (0.030)
控制变量	控制	控制	控制	控制
<i>K-PLM</i>	224.341 <sup>***</sup>	202.494 <sup>***</sup>	96.622 <sup>***</sup>	125.742 <sup>***</sup>
<i>C-D Wald F</i>	2 828.405	2 200.628	2 482.181	2 433.824
样本量	29 371	19 388	29 371	19 388
<i>Adj-R</i> <sup>2</sup>	0.230	0.175	0.230	0.175

2. 考虑竞争性假说。以城市数字化水平作为数字化变量的刻画方式面临两类挑战。第一, 技能溢价可能与城市集聚程度有关。城市经济学理论指出, 集聚通过学习、共享与匹配使得知识传播与人际沟通有了更高的市场价值, 这足以解释大城市有着认知技能和社交技能溢价(Bacolod, 2017)。对此, 本文在控制变量中加入城市人口规模的对数, 用以吸收可以由集聚来解释的就业和工资收入效应。第二, “北上广深”一线城市作为数字技术的研发重镇, 在数字技术应用上拥有其他城市不可比拟的先发优势。同时, 由于一线城市固定资产价格较高, 更容易迫使流动人口中的男性定居意愿下降, 导致这些城市的女性就业率偏高。对此, 本文尝试剔除一线城市样本。从表 8 报告的估计结果来看, 无论是考虑集聚效应还是剔除一线城市样本, 数字化与女性虚拟变量的交互项系数显著为正, 表明前文结论依然成立。

表 8 考虑竞争性假说的估计结果

变量	考虑集聚效应		剔除一线城市	
	就业状态	工资收入	就业状态	工资收入
数字化×女性	0.057*** (0.014)	0.081** (0.036)	0.068*** (0.011)	0.123*** (0.034)
城市人口规模×女性	-0.037** (0.018)	0.049 (0.034)	-0.036 (0.021)	0.024 (0.035)
数字化	-0.024 (0.017)	0.113*** (0.027)	-0.001 (0.020)	0.182*** (0.047)
城市人口规模	0.034* (0.018)	-0.034 (0.036)	0.023 (0.020)	-0.076 (0.045)
控制变量	控制	控制	控制	控制
样本量	29 371	19 388	26 479	15 894
Adj-R <sup>2</sup>	0.232	0.175	0.234	0.164

(二) 异质性分析。

1. 婚姻和幼儿数量异质性。新中国成立以来, “扫盲运动”的开展和“妇女能顶半边天”的理想信念帮助女性摆脱了几千年来的传统观念束缚, 女性得以接受现代教育并走向工作岗位。对于目前的中国社会, 女性正承担着前所未有的家庭与职业压力, 特别是二孩、三孩政策的相继出台, 因女性生育行为而引发的就业歧视加剧。可见, 婚姻和幼儿照料因素已经成为制约女性就业的最大阻碍。本文的基准结果同样发现已婚状态和幼年子女数量显著降低了女性就业率。数字化带给女性更高的市场工资与灵活的就业方式, 这能否成为缓解上述不利因素的重要契机? 从表 9 报告的估计结果来看, 数字化对已婚和有幼年子女的女性依然存在显著的就业和工资收入促进作用。

表 9 异质性分析(使用女性混合截面样本)

		已婚	有一孩	二孩以上	18至39岁	40至55岁	初中以下	中学学历	高中以上
Panel A: 因变量: 就业状态	数字化	0.020** (0.009)	0.021* (0.010)	0.043*** (0.017)	0.036*** (0.012)	0.007 (0.007)	-0.001 (0.009)	0.014** (0.007)	0.031** (0.015)
	样本量	12 781	2 707	1 051	7 057	7 823	3 883	8 085	2 912
Panel B: 因变量: 工资收入	数字化	0.120*** (0.017)	0.098*** (0.027)	0.204*** (0.059)	0.121*** (0.020)	0.117*** (0.020)	0.023 (0.035)	0.123*** (0.018)	0.108*** (0.024)
	样本量	6 971	1 636	477	4 349	3 939	1 419	4 439	2 430

注: 表中回归均依照前文就业和工资方程的设定加入了控制变量。

2. 年龄和学历教育异质性。数字化可能对不同年龄段的女性有着异质性影响。本文以 40 岁为界限, 将女性样本划分为两部分。表 9 表明, 数字化对 18 至 39 岁相对年轻女性的就业和工资收入的促进作用更强。可能的解释是: 随着我国教育事业的发展, 年轻女性有着更良好的社交技能与受教育程度。于是, 本文进一步考察了数字化与学历教育的互补作用。可以看到, 数字

化对高中以上学历女性的就业促进作用更强,其次是中学学历,而对于初中以下学历女性就业的影响不显著。但是,数字化对不同学历女性的工资收入均有正向影响。

3. 基于不同就业形式的考察。本文根据 CLDS 问卷将女性就业划分为相互排斥的四类:首先是受雇就业者,分为正规受雇和非正规受雇,依据是否签订正规劳动合同(非劳务派遣)对二者进行区分;其次是自雇就业者,分为机会型自雇和生存型自雇,区分依据是雇佣 1 人以上为机会型,否则为生存型(赵建国和周德水, 2021)。一般而言,非正规受雇就业和自雇就业可视为灵活就业。从表 10 报告的估计结果来看,数字化促进了女性的受雇就业,对正规受雇就业的促进作用要高于非正规受雇,对自雇就业的影响为正,但并不显著。总的来说,数字化对女性的正规就业与灵活就业均具有一定的促进作用。

表 10 基于不同就业形式的考察(使用女性混合截面样本)

变量	正规受雇	非正规受雇	机会型自雇	生存型自雇
数字化	0.045***(0.011)	0.003***(0.002)	0.002(0.001)	0.006(0.005)
控制变量	控制	控制	控制	控制
样本量	14 880	14 880	14 880	14 880
Adj-R <sup>2</sup>	0.179	0.004	0.007	0.027

## 七、结论与启示

现如今,数字技术已经深度渗透经济循环,既推动了生产率跃升也触发了要素重组升级。技术进步与劳动就业的议题历久弥新,女性作为传统的就业弱势群体,如何在数字化浪潮中发挥“她能力”,以就业的形式参与这场变革,正是本文要研究的问题。通过使用 2014—2018 年中国劳动力动态调查数据,本文定量分析了数字化对女性就业的影响。利用工具变量法和多种稳健性检验克服估计偏误后的结果表明:城市数字化水平的提高能够显著促进女性就业,并且相比于男性,数字化对女性就业的促进作用更强。机制分析表明,数字化通过激发女性社交技能优势、削弱男性体力技能优势和缓解劳动力市场性别歧视的方式,提高了女性相对于男性的市场工资,从而数字化对女性就业有着更强的促进作用。异质性分析表明,数字化对已婚和有幼年子女的女性同样有就业和工资收入的促进作用,能够缓解婚姻和幼儿照料对于女性劳动力市场结果的抑制作用。同时,数字化对于 18 至 39 岁相对年轻和高中以上学历女性的就业和工资收入促进作用更强,并且对女性正规就业与灵活就业均具有促进作用。

在数字化时代,女性的机遇与挑战并存。一方面,作为一种突破性创新,数字化前所未有地提高了工作场景中社交技能的重要性,也随即释放出大量灵活就业岗位,这意味着,劳动力市场为女性与生俱来的优势提供了溢价,极大地丰富了女性的就业选择。另一方面,数字技术与高级认知技能的互补效应不容小觑,从长远来看,随着数字化趋于成熟,女性的社交技能优势逐步减弱,而在高级认知技能上的劣势将成为女性就业的阻碍。可见,虽然当前女性寻求独立发展的势头值得欣喜,但这很可能是短暂的。基于对女性长远竞争力的考量,本文从三个方面给出具有可行性的政策建议:第一,将女性理工科技能的培养作为一项长期系统工程。必须认识到,女性理工科技能的不足是先天和后天因素共同作用的结果。对家庭而言,可以通过学前教育和家庭氛围熏陶引导女性儿童对理工科的兴趣。对教育体系而言,可以开辟专为女性举办的科创竞赛和奖项,在女性内部形成同侪效应和“良性攀比”。对社会而言,应当抛弃对女性的刻板偏见,弘扬女性的科学精神。第二,虽然我们难以在短期内改善女性的理工科劣势,但是依然可以强化理工科以外的高级认知技能。比如,在教育体系中强化对女性逻辑和创新思维的培养,提高女性分析

和解决复杂问题的能力。第三,在教育和培训过程中,鼓励女性学习较为复杂的计算机操作特别是编程能力、深入理解数字技术、学会利用数字技术开辟职业生涯,这类提升人机协作能力的举措也许更适合绝大多数女性。

参考文献:

- [1]柏培文,喻理. 数字经济发展与企业价格加成: 理论机制与经验事实[J]. *中国工业经济*, 2021, (11): 59-77.
- [2]黄群慧,余泳泽,张松林. 互联网发展与制造业生产率提升: 内在机制与中国经验[J]. *中国工业经济*, 2019, (8): 5-23.
- [3]李志强,刘英. 机器人的应用可以缩小性别工资差距吗——基于 CFPS2018 的经验证据[J]. *山西财经大学学报*, 2022, (2): 91-102.
- [4]马双,李雪莲,蔡栋梁. 最低工资与已婚女性劳动参与[J]. *经济研究*, 2017, (6): 153-168.
- [5]毛宇飞,曾湘泉. 互联网使用是否促进了女性就业——基于 CGSS 数据的经验分析[J]. *经济学动态*, 2017, (6): 21-31.
- [6]孟祺. 数字经济与高质量就业: 理论与实证[J]. *社会科学*, 2021, (2): 47-58.
- [7]戚聿东,褚席. 数字生活的就业效应: 内在机制与微观证据[J]. *财贸经济*, 2021, (4): 98-114.
- [8]秦佩恒,赵兰香,万劲波. 学术成果商业化过程中的性别差异及其影响因素[J]. *科学学研究*, 2020, (3): 401-408,417.
- [9]宋月萍. 数字经济赋予女性就业的机遇与挑战[J]. *人民论坛*, 2021, (30): 82-85.
- [10]魏下海,曹晖,吴春秀. 生产线升级与企业内性别工资差距的收敛[J]. *经济研究*, 2018, (2): 156-169.
- [11]韦庄禹. 数字经济发展对制造业企业资源配置效率的影响研究[J]. *数量经济技术经济研究*, 2022, (3): 66-85.
- [12]张勋,万广华,张佳佳,等. 数字经济、普惠金融与包容性增长[J]. *经济研究*, 2019, (8): 71-86.
- [13]赵建国,周德水. 自我雇佣对农民工健康的影响[J]. *世界经济*, 2021, (3): 184-204.
- [14]周广肃,李力行,孟岭生. 智能化对中国劳动力市场的影响——基于就业广度和强度的分析[J]. *金融研究*, 2021, (6): 39-58.
- [15]Acemoglu D. Equilibrium bias of technology[J]. *Econometrica*, 2007, 75(5): 1371-1409.
- [16]Acemoglu D, Autor D. Skills, Tasks and technologies: Implications for employment and earnings[J]. *Handbook of Labor Economics*, 2011, 4: 1043-1171.
- [17]Aksoy C G, Özcan B, Philipp J. Robots and the gender pay gap in Europe[J]. *European Economic Review*, 2021, 134: 103693.
- [18]Autor D H, Levy F, Murnane R J. The skill content of recent technological change: An empirical exploration[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2003, 118(4): 1279-1333.
- [19]Bacolod M. Skills, the gender wage gap, and cities[J]. *Journal of Regional Science*, 2017, 57(2): 290-318.
- [20]Becker G S. A theory of the allocation of time[J]. *The Economic Journal*, 1965, 75(299): 493-517.
- [21]Black S E, Spitz-Oener A. Explaining women's success: Technological change and the skill content of women's work[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2010, 92(1): 187-194.
- [22]Borghans L, Ter Weel B, Weinberg B A. People skills and the labor-market outcomes of underrepresented groups[J]. *ILR Review*, 2014, 67(2): 287-334.
- [23]Cortes G M, Jaimovich N, Siu H E. The "end of men" and rise of women in the high-skilled labor market[R]. Working Paper 24274, 2018.
- [24]Deming D J. The Growing importance of social skills in the labor market[J]. *The Quarterly Journal of Economics*, 2017, 132(4): 1593-1640.

- [25]Fortin N, Lemieux T, Firpo S. Decomposition methods in economics[J]. *Handbook of Labor Economics*, 2011, 4: 1–102.
- [26]Fossen F M, Sorgner A. New digital technologies and heterogeneous wage and employment dynamics in the United States: Evidence from individual-level data[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, 175: 121381.
- [27]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.
- [28]Gelbach J B. When do covariates matter? And which ones, and how much?[J]. *Journal of Labor Economics*, 2016, 34(2): 509–543.
- [29]Gray M L, Suri S. Ghost work: How to stop silicon valley from building a new global underclass[M]. Boston: Harper Business, 2019.
- [30]Haraway D J. Simians, cyborgs, and women: The reinvention of nature[M]. New York: Routledge, 2013.
- [31]Hardy W, Keister R, Lewandowski P. Educational upgrading, structural change and the task composition of jobs in Europe[J]. *Economics of Transition*, 2018, 26(2): 201–231.
- [32]Hilbert M. Digital gender divide or technologically empowered women in developing countries? A typical case of lies, damned lies, and statistics[J]. *Women’s Studies International Forum*, 2011, 34(6): 479–489.
- [33]Ingram B F, Neumann G R. The returns to skill[J]. *Labour Economics*, 2006, 13(1): 35–59.
- [34]Katz L F, Krueger A B. The rise and nature of alternative work arrangements in the United States, 1995-2015[J]. *ILR Review*, 2019, 72(2): 382–416.
- [35]Lise J, Postel-Vinay F. Multidimensional skills, sorting, and human capital accumulation[J]. *American Economic Review*, 2020, 110(8): 2328–76.
- [36]McAdam M, Crowley C, Harrison R T. Digital girl: Cyberfeminism and the Emancipatory potential of digital entrepreneurship in emerging economies[J]. *Small Business Economics*, 2020, 55(2): 349–362.
- [37]Moore K, Griffiths M, Richardson H, et al. Gendered futures? Women, the ICT workplace and stories of the future[J]. *Gender, Work & Organization*, 2008, 15(5): 523–542.
- [38]Phelps E S. The Statistical theory of racism and sexism[J]. *The American Economic Review*, 1972, 62(4): 659–661.
- [39]Plant S. Zeroes and ones: Digital women and the new technoculture[M]. New York: Doubleday, 1997: 4.
- [40]Raja S, Imaizumi S, Kelly T, et al. Connecting to work: How information and communication technologies could help expand employment opportunities[EB/OL].<https://openknowledge.worldbank.org/handle/10986/16243>, 2013-09.
- [41]Sorgner A, Bode E, Krieger-Boden C. The effects of digitalization on gender equality in the G20 economies[M]. Kiel: Kiel Institute for the World Economy, 2017.
- [42]Sovbetov Y. Impact of digital economy on female employment: Evidence from Turkey[J]. *International Economic Journal*, 2018, 32(2): 256–270.
- [43]Stinebrickner T R, Stinebrickner R, Sullivan P J. Job tasks and the gender wage gap among college graduates[R]. Working Paper 24790, 2018.
- [44]Weinberger C J. The increasing complementarity between cognitive and social skills[J]. *The Review of Economics and Statistics*, 2014, 96(5): 849–861.
- [45]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.
- [46]Yamaguchi S. Changes in returns to task-specific skills and gender wage gap[J]. *The Journal of Human Resources*, 2018, 53(1): 32–70.

# Digital Revolution, Non-routine Skill Premium and Female Employment

Li Jianqi

(School of Economics, Dongbei University of Finance and Economics, Dalian 116025, China)

**Summary:** Currently, digital technology has been widely used in production and life. Digitization has both increased productivity and brought about new labor-allocation effects. Existing studies generally believe that digitalization has a positive impact on the employment and wage of workers, but there is a lack of special research on “vulnerable employment groups”. At the same time, faced with an aging population and a waning demographic dividend, the Chinese government is devoting to increasing employment opportunities. In recent years, female employment has become an important issue in the context of changes in the one-child policy and increased employment discrimination. Digitization has promoted the servitization of manufacturing and the flexibility of jobs. The labor market has provided more and more jobs suitable for women. Therefore, female employment has great growth potential. In view of this, this paper studies the impact of digitalization on female employment and its mechanism.

Based on the task-biased technological progress hypothesis, this paper takes STEM skills and social skills as non-routine skills complementary to digitalization, takes physical skills as routine skills mutually exclusive to digitalization, and uses the dictionary of occupational titles to get skills of workers. Using the data of China Labor Dynamics Survey from 2014 to 2018, this paper quantitatively analyzes the impact of digitalization on female employment and its mechanism. The findings are as follows: (1) The estimation results of instrumental variable method and robustness test both show that digitization has a significant promoting effect on female employment, and the promoting effect is stronger than that of male employment. (2) The mechanism analysis shows that, with the digital revolution, females’ social skills have a higher premium, and the value of males’ physical skills gradually depreciates. Digitalization also reduces the gender discrimination of labor market, and the female-male relative market wage increases, so the employment promoting effect of digitalization is female-biased. (3) Heterogeneity analysis shows that digitalization still has a significant effect in promoting the employment and wage of women who are married or have young children, and it has a stronger effect in promoting young and well-educated women.

The innovations of this paper are as follows: (1) In the digital era, artificial intelligence technology has been able to replace low and medium cognitive skills. The unique innovation lies in the critical introduction of science and engineering skills as a kind of advanced cognitive skills that women generally lack, so as to more comprehensively analyze the opportunities and challenges faced by female employment in the digital era. (2) It explains the micro mechanism of digitalization affecting female employment, points out the importance of women’s STEM skills and social skills in the digital era, and points out the alleviating effect of digitalization on gender discrimination in the labor market. (3) It deeply analyzes the interactive impact of digitalization and children care on female employment and how women could gain long-term competitive advantages in the digital era, providing useful reference for China to improve population and employment policies, and the education system in the digital era.

**Key words:** digital revolution; non-routine skill premium; female employment; Gelbach decomposition

(责任编辑 石头)