

# 数字经济对就业影响研究进展\*

王春超 聂雅丰

**摘要:**数字经济引领的新一轮科技革命给就业带来新的机遇和挑战。本文从就业总量、就业结构和就业质量三个方面综述数字经济对就业的影响。研究发现:从就业总量看,数字经济主要通过替代效应、补偿效应和创造效应产生影响;从就业的产业结构看,数字经济加快了劳动力从农业和制造业部门向服务业转移的趋势;从就业的技能结构看,数字经济可能导致就业技能单向极化或两端极化;从就业的性别结构看,数字经济会对就业性别差距产生影响;从就业质量看,数字经济会对工资收入和收入不平等产生影响,表现为延长劳动者工作时间,产生新就业形态,对灵活就业者的社会保障带来挑战,同时对劳动者与工作的匹配度有一定的积极影响。未来应进一步完善数字经济内涵界定和测度,探索如何结合我国国情将数字经济引入就业理论模型,将简约式方法和结构估计结合起来研究数字经济发展及相关政策对就业的影响效应和传导机制,为我国在新发展阶段实施就业优先战略和数字中国战略提供理论、实证和政策参考。

**关键词:**数字经济 影响机制 就业总量 就业结构 就业质量

## 一、引言

人类社会正在由工业时代进入到以数字化为主要标志的新阶段,数字经济的内涵不断扩展延伸。Tapscott(1996)较早提出“数字经济”概念,认为数字经济阐明了新经济、新业务和新技术之间的关系,并强调互联网作为基础设施的重要性,但未明确给出定义。美国商务部自1998年开始连续三年发布《新兴的数字经济》报告,将IT支持的经济活动纳入定义,“数字经济”概念开始在全社会广泛使用。随着互联网的商业化应用,有机构和学者将电子商务等同于数字经济。例如,美国人口统计局将数字经济分为三部分,包括电子商务基础设施、电子商务流程和电子商务交易(Mesenbourg, 2001)。进入21世纪后,以云计算、大数据、人工智能、区块链等为代表的数字技术高速发展,对各类信息进行识别、存储、计算、分析和应用的方式发生了大变革,为数字经济发展提供强大支撑,极大地丰富了数字经济的内涵。经济合作与发展组织(OECD)将数字经济的概念界定为经济社会发展的数字化转型,构建了数字经济卫星账户并尝试编制供给使用表,以期全面系统地测度数字经济(Ahmad & Ribarsky, 2018)。美国经济分析局(BEA)于2018年发布《定义和测度数字经济》研究报告,进一步指出数字经济主要指向互联网以及相关的信息通信技术,将其范围界定为数字基础设施、电子商务和数字媒体三个方面,并在此基础上对数字经济增加值进行测算(Barefoot et al, 2018)。也有研究从具体内容出发,将数字经济细分为三类:核心的数字部门,即生产数字产品和服务的IT/ICT部门;狭义的数字经济部门,扩展到数字服务、平台经济和共享经济等新兴商业模式;广义的数字经济部门,扩展到电子商务、算法经济和工业4.0(Bukht & Heeks, 2017)。2016年,G20杭州峰会发布《二十国数字经济发展与合作倡议》,提出数字经济是以使用数字化的知识和信息作为关键生产要素、以现代信息网络为重要载体、以信息通信技术有效使用作为效率提升和经济结构优化的重要推

\* 王春超,暨南大学经济学院、暨南大学伯明翰大学联合学院,邮政编码:510632,电子邮箱:twangcc@jnu.edu.cn;聂雅丰,暨南大学经济学院。感谢匿名审稿人的宝贵意见,文责自负。

动力的一系列经济活动,该定义从要素、技术和设施三个方面揭示数字经济的关键特征。

从我国实践来看,2021年我国数字经济规模达45.5万亿元,总量稳居世界第二,占GDP比重为39.8%,<sup>①</sup>成为推动经济发展的主要引擎之一。党的二十大报告进一步明确提出建设数字中国,加快发展数字经济,促进数字经济和实体经济深度融合,打造具有国际竞争力的数字产业集群。<sup>②</sup>国家统计局发布的《数字经济及其核心产业分类(2021)》从“数字产业化”和“产业数字化”两个方面确定了数字经济的范围。中国信息通信研究院(2020)在此基础上进一步拓展,定义数字经济为“四化”,即数字产业化、产业数字化、数字化治理和数据价值化。囿于数据可得性,在构建测算框架时只包括数字产业化和产业数字化两部分,将信息通信产业增加值加总得到数字产业化增加值,而产业数字化部分则基于增长核算账户模型(KLEMS)进行推算。

数字经济引领的新一轮科技革命改变了现有的生产方式、消费方式和商业模式,同时为就业领域带来了新的机遇和挑战。一方面,数字经济作为一种新的经济形态,催生出大量新就业形态和就业方式。国家信息中心2023年发布的研究报告显示,平台型企业积极采用包括众包在内的灵活多样的用工形式,加强新就业群体的培训,已经成为稳就业的主要抓手。<sup>③</sup>另一方面,数字技术革命在驱动经济转型发展过程中也会产生就业替代效应,以机器替换人工为主要方式的智能化生产技术的改造加快了对中低技能劳动力的替代,进而造成结构性失业(Autor & Dorn, 2013)。数字经济对劳动力和就业的影响具有多维性、复杂性和动态性,国内外学界针对此开展了一系列研究并产生了较为丰富的成果。充分借鉴吸纳国外前沿成果,同时针对我国国情和场景特征开展深入研究,将有利于把握数字经济对就业影响的普遍规律和中国特点,对实现高质量充分就业目标具有重要的理论价值和现实意义。本文从就业总量、就业结构和就业质量三个方面深入剖析,重点聚焦数字经济对就业影响的相关文献,对现有文献进行总结、评述并提出研究展望,以期为进一步拓展相关研究提供思路借鉴。

## 二、数字经济对就业总量的影响

纵观人类社会数次技术革命,从机器刚出现时对手工劳动的替代,到复杂机器出现对体力劳动的大范围替代,劳动者知识和技能水平不断提高并向脑力劳动方向转变,每一次技术革命都表现为自动化程度的加深和对劳动过程的重塑。数字经济引领的新一轮技术革命在影响生产生活方式的同时,对劳动力市场产生巨大冲击和深远影响。其一,越来越多的工作可能被机器人和人工智能替代(Frey & Osborne, 2017),形成替代效应;其二,数字经济发展显著提高生产效率,降低产品价格并增加有效需求,进而增加对劳动力的需求(Autor & Salomons, 2018),产生补偿效应;其三,数字经济快速发展也创造了大量新职业和新岗位(Bessen et al, 2018),产生创造效应。学界围绕数字经济对就业总量的影响进行探讨并得出了不同的结论,本部分将围绕上述三种影响机制和综合影响效应评述现有文献。

### (一)数字经济对就业总量的影响机制

数字经济对就业总量的影响机制主要包括替代效应机制、补偿效应机制和创造效应机制,其中替代效应表现为就业岗位的增加,而补偿效应和创造效应增加了就业岗位,数字经济对就业总量的综合影响效应取决于三者的相对大小。

1. 替代效应机制。在技术进步过程中,机器对人的替代效应一直备受关注 and 讨论。自动化进程的加速引发众多学者的担忧,认为新技术会使得劳动力过剩(Brynjolfsson & McAfee, 2014)。Acemoglu & Restrepo(2019)提出基于任务的框架来分析自动化对劳动力需求的影响,认为自动化技术影

<sup>①</sup>国家互联网信息办公室:《数字中国发展报告(2021年)》,2022年7月, [http://www.cac.gov.cn/2022-08/02/c\\_1661066515613920.htm](http://www.cac.gov.cn/2022-08/02/c_1661066515613920.htm)。

<sup>②</sup>习近平:《高举中国特色社会主义伟大旗帜 为全面建设社会主义现代化国家而团结奋斗——在中国共产党第二十次全国代表大会上的报告》,《人民日报》2022年10月26日。

<sup>③</sup>国家信息中心:《中国共享经济发展报告(2023)》, <http://www.sic.gov.cn/News/557/11823.htm>。

响了不同生产要素之间的任务分配,使资本在一系列任务中替代劳动力,产生就业替代效应。Frey & Osborne(2017)按照易受自动化影响的程度,将美国 702 种职业分为高风险、中风险和低风险三类,预测在未来 20 年有 47% 的美国工人存在因自动化快速发展而被替代的风险。Nedelkoska & Quintini(2018)基于国际成人能力评估调查(PIAAC)数据进一步将工作按照涉及的任务进行分类后发现,约有 14% 的工作面临自动化的高风险,32% 的工作由于受到自动化的影响,其执行方式和对技能的要求会发生改变。Zhou et al(2020)分析了人工智能对中国劳动力的替代程度,预计到 2049 年中国将有 2.78 亿劳动力被人工智能(AI)替代,占中国当前就业人数的 35.8%,并且人工智能对女性、老年、低教育和低收入劳动力的替代影响更大。数字经济是基于数字技术的新型经济形态,不仅是自动化程度的延续,而且呈现出以人工智能为核心驱动的智能特征,因此其可替代的就业范围呈现不断扩大的趋势,从对中高端、体力劳动的替代扩展至对中高端和脑力劳动的替代,就业岗位将进一步减少。

2. 补偿效应机制。补偿效应本质上是一种生产率效应,是指数字经济通过互联网、人工智能、区块链和云计算等数字技术应用显著提高生产效率(Tranos et al, 2021),使得生产规模扩大和有效需求增加,进而增加对劳动力的需求。Gregory et al(2016)基于欧洲 27 个国家的数据研究发现,技术变革对劳动力的影响渠道不仅包括资本对劳动的直接替代效应,还包括通过产品需求和溢出效应引致的劳动力补偿效应。Aghion et al(2020)也验证了就业补偿效应机制,发现自动化程度提高有利于企业提高销售额和扩大生产规模,进而增加就业岗位。综上,数字经济的就业补偿效应机制可以归纳为如下三个方面:首先是“价格效应”,随着数字技术的广泛应用,自动化和智能化生产降低了生产成本和产品价格,进而增加消费者对相关产品的需求,扩大该行业生产规模,从而增加就业岗位(Autor & Salomons, 2018);其次是“溢出效应”,生产效率提高使得生产成本和产品价格降低,增加了消费者实际收入,扩大了对其他行业或部门产品的需求,扩大相关行业或部门的生产规模并增加就业岗位(Herrendorf et al, 2013);最后是“规模效应”,产业数字化转型本质上提高了生产效率,降低企业生产经营成本从而自发地扩大生产规模,表现为所有行业对劳动力需求的增加(Acemoglu & Restrepo, 2020)。

3. 创造效应机制。数字经济发展在替代劳动力的同时,也创造了大量新职业和新岗位。一方面,数字产业化的推进增加了对高端技术人才的需求,创造了人工智能工程技术人员、数据库运行管理员和工业互联网工程技术人员等新职业。另一方面,数字经济的发展催生出新业态和新模式,平台经济和共享经济的兴起突破了就业空间和时间限制,使得就业形式更加灵活和多样化(Spreitzer et al, 2017),创造了网约车司机、外卖骑手和网络营销师等新职业,吸纳了大量因数字经济替代效应而失业的劳动力。一项基于美国劳动力市场的研究发现:与补偿效应相比,就业创造效应机制发挥的作用更强,新职业的出现解释了美国 1980—2010 年间就业增长的一半左右(Acemoglu & Restrepo, 2018)。综上,数字经济依托数字技术发展和融合应用创造大量新岗位和新职业,成为新增就业机会的重要来源。

## (二)数字经济对就业总量的影响效应

从上述影响机制来看,数字经济对就业总量的影响存在不确定性,综合影响效应取决于替代效应、补偿效应和创造效应在动态平衡中如何发挥作用。既有研究分别得出了积极影响、消极影响和影响中性的观点。

1. 积极影响:数字经济的就业补偿效应和创造效应大于替代效应。在数字经济萌芽时期,互联网作为新兴技术在全球迅速普及,早期学者探讨了互联网对就业的影响。研究显示,互联网每摧毁一个工作岗位的同时能创造 3.1 个工作岗位,即就业创造效应大于替代效应(Nottebohm et al, 2012)。Avom et al(2021)考察了西非货币联盟国家采用信息和通信技术对就业的影响,每增加 1% 的信息通信技术应用,就会减少 0.03% 的中低技能工作岗位,同时创造 0.05% 的高技能工作岗位,最终产生净就业创造。Balsmeier & Woerter(2019)利用瑞士企业层面数据研究发现,基于机器的数

字技术(3D打印、机器人和物联网)对就业具有正向净效应,而非机器数字技术(ERP、电子商务)对就业的影响不显著。Aghion et al(2020)利用法国制造业数据检验发现,自动化的生产率效应大于替代效应,整体上对就业具有促进作用。Koch et al(2021)使用西班牙1990—2016年间的企业层面数据研究发现,采用机器人的企业在机器人使用的4年内产生了近20%~25%的产出增长,并使得就业机会以10%的速度增长。Cords & Prettner(2022)构建了具有技能异质性的劳动力市场搜寻匹配模型,在使用奥地利和德国的数据对模型进行校准后发现,采用机器人对低技能工作岗位数量的替代少于对其所创造的高技能工作岗位数量,使用澳大利亚和美国的数据则得出了相反的结论,但在考虑到工人内生技能获得后发现,机器人采用对四个国家的净就业效应均为正。

2. 消极影响:数字经济对就业的替代效应占主导地位。Acemoglu & Restrepo(2020)利用1990—2007年间美国劳动力市场数据分析了自动化技术的影响,发现每千名工人多一台机器人将使当地劳动力市场减少6.2名工人的就业。在考虑了行业之间溢出效应以及市场之间的贸易后发现,每千名工人中增加一个机器人将减少3.3名工人的就业,即机器人使用对美国总就业产生负向影响。Aghion et al(2019)使用相同的方法研究了法国1994—2014年间自动化对就业的影响,发现每千名工人多一个机器人将导致就业人口比率下降0.686个百分点,多安装一个机器人会减少10.7个就业岗位。他们进一步考察了机器人对不同受教育水平群体就业的异质性影响,结果表明,机器人对受教育水平低的群体负向影响显著更大。这种异质性影响强调了教育的关键作用和公共政策的必要性,为缓解数字技术进步对就业的不利影响,公共政策应以提高教育水平和促进终身培训为目标。Chiacchio et al(2018)考察了六个欧盟国家工业机器人使用对就业的影响,发现就业替代效应占主导地位,每千名工人增加一个机器人会使就业率降低0.16~0.20个百分点。Giuntella et al(2022)使用中国家庭追踪调查数据(CFPS)的研究也表明,机器人使用每增加一个标准差会导致中国劳动力参与率下降1%,就业率减少7.5%。

3. 中性影响:数字经济对就业总量的影响不显著。Dauth et al(2017)使用1994—2004年间德国劳动力就业数据与国际机器人联合会(IFR)数据相结合进行实证检验发现,机器人应用对就业总量的负向影响不显著。Graetz & Michaels(2018)使用1993—2007年间17个国家的数据得出了一致的结论,使用机器人没有显著减少总就业人数。Arntz et al(2016)认为基于职业的分类方法会造成对自动化影响的高估,这是由于很多被归为高风险分类的职业仍然包含大量难以自动化的任务,他们在考虑同一职业内任务的异质性后得出,数字化和自动化不太可能摧毁大量工作岗位。Acemoglu et al(2022a)在分析人工智能对美国劳动力市场的影响时发现,尽管人工智能技术的使用减少了企业的招聘人数,但从整体来看对就业的影响有限。以人工智能为主要代表的数字技术在减少一些就业岗位的同时创造了新职业和新岗位,在未来10~20年间,整体上不会造成大范围失业,但在短期内对工人的再培训和使其向新岗位的过渡需要较大的社会成本(Bessen et al,2018)。

既有研究在分析数字经济对就业总量的影响时得出了不同的结论,可能的原因包括如下两个方面:一方面,不同的数字技术可能会对生产率和就业产生不同的影响。上述研究分析了信息技术(Avom et al,2021)、工业设备自动化(Aghion et al,2020)、工业机器人(Acemoglu & Restrepo,2020;Graetz & Michaels,2018;Koch et al,2021;Giuntella et al,2022)以及ERP、电子商务等非机器数字技术(Balsmeier & Woerter,2019)对就业总量的影响,可能会导致研究结论不一致。另一方面,应将不同国家数字经济发展模式和劳动力市场特征纳入考虑。以德国和美国为例,工业机器人使用对美国就业总量产生了显著的负向影响(Acemoglu & Restrepo,2020),但没有减少德国总就业人数(Dauth et al,2017)。从数字经济发展模式来看,德国“工业4.0”涉及政府、商业协会和工会之间的三方合作关系(Bosch & Schmitz-Kiebler,2020),而美国的数字创新计划更多地由机器人制造商、系统集成商和数据分析公司主导(Helper et al,2019),在企业进行自动化战略决策时,德国工会给予工人发言权,而美国工人的参与权较弱。从劳动力市场特征来看,德国劳动力市场劳资关系的一个关键特征是制造业高度工会化,德国工会倾向于保持高就业水平,并且愿意接受灵活的工资设定,在出

现负面冲击时以保持就业(Dauth et al,2017)。与美国相比,德国的就业保护政策在一定程度上缓解了数字经济发展对就业的负向影响。综上,不同的国家数字经济发展模式和劳动力市场特征可能使得相关研究得出不一致的结论。

值得注意的是,上述研究结论有待进一步拓展。现有文献在实证研究中侧重人工智能、机器人等数字技术视角,而随着数字技术与实体经济深度融合发展,数字经济的内涵和外延也将发生深刻变化,数字经济对就业总量有何新的影响及趋势需要进一步深入探讨,并提供新的理论和经验证据。在该过程中,科学评价和测度数字经济是进行相关研究的前提,也是当前研究关注的焦点。以往文献在对数字经济进行测度时,由于研究目的不同,使用的测度方法有所差异,大致可以归纳为增加值法、指数编制法和构建卫星账户法三类。增加值法和构建卫星账户法本质上都是宏观统计核算方法,二者不同之处在于增加值法依托现有国民账户体系(SNA)基本框架,为构建卫星账户法奠定了基础,但测算体系和结果具有局限性,数字经济带来的新业态和产品质量提升难以被及时监测(Feldstein,2017)。构建卫星账户法将数字经济活动视为一个整体(Ahmad & Ribarsky,2018),能更全面系统地反映各行业数字经济活动的特征。但由于统计数据限制以及核算框架构建的复杂性,目前国内外构建数字经济卫星账户的理论和实践研究仍在不断完善和发展。国际组织和机构在数字经济指数编制方面开展了系统的研究,例如 OECD 设计的信息与通信技术数字经济统计指标体系、欧盟统计局编制的数字经济与社会指数以及中国信息通信研究院编制的数字经济指数,都可以用来评价国家或区域的数字经济发展水平。学者们在实证研究中也通过测度数字经济指数,与宏观统计数据或微观层面调查数据进行匹配来探讨数字经济对就业的影响效应。从实证应用研究看,目前尚未形成统一的数字经济指标体系,测度结果具有差异性,这也会影响到数字经济对就业影响机制和效应的判断。

### 三、数字经济对就业结构的影响

数字经济对就业结构的影响是多维度的。一方面,数字技术与不同产业的融合将引起产业结构的调整,进而影响劳动力在不同产业的分布;另一方面,数字技术变革引发了生产系统和工作组织的变化,对不同技能和不同性别的劳动力需求产生异质性影响,进而影响就业结构。因此,本部分将从产业结构、技能结构和性别结构三个维度阐述数字经济对就业结构的影响。

#### (一)产业结构视角

在产业层面,就业结构表现为在三次产业中的就业人数及其比重。从历次技术革命经验来看,技术变革引起产业结构变革进而影响就业结构。数字技术的研发创新和融合应用推动数字产业化和产业数字化发展,在加速产业结构升级的过程中造成劳动力在不同产业间的结构调整。Nedelkowska & Quintini(2018)研究发现,尽管服务业中快递和餐饮服务等容易实现自动化,但整体而言,农业和制造业就业受到自动化的影响更大。Wu & Yang(2022)研究发现,数字经济发展显著减少了第二产业就业人数,使得就业结构向第三产业转移。在第二产业中,工业机器人的崛起可能会替代一些重复性劳动任务,而数字经济在第三产业的快速渗透,尤其是平台经济下一些传统服务业数字化的就业创造效应显著。从整体趋势来看,数字经济发展将进一步释放农业部门劳动力,在减少制造业就业的同时促进服务业就业增长(Mann & Püttmann,2021;Dauth et al,2017)。

1. 对农业部门的影响。前两次工业革命形成的机械化和大规模生产,使得第一产业比重持续下降,农业部门就业人数急剧减少并向制造业部门转移,以信息技术广泛应用为标志的第三次工业革命进一步降低了第一产业就业比重。以美国为例,随着自动化技术的广泛应用,农业部门工作人数由 1900 年的 41% 下降到 2000 年的 2%(Autor,2014)。当前,数字技术驱动的第四次工业革命进一步推动了农业智能化生产,可能会进一步减少农业就业人数。由于农田布局、土壤条件、气候和产量等方面存在一定可变性,农业生产中的非常规任务一直以来受到自动化技术的影响较小(Bac et al,2014),而人工智能等数字技术的创新和应用可能改变这一现状。例如,计算机视觉技术可以对

作物生长进行实时监测,及时了解作物的生长环境并进行适当优化和调整,有利于提高生产效率(Choudhury et al,2017)。人工智能机器人可以在复杂地形中导航、识别作物和成熟度并进行准确采摘,进一步降低劳动力成本(Legun & Burch,2021)。农业智能化生产向非常规任务领域的拓展增大了农业部门劳动力被替代的风险,尤其是农民和农业机械驾驶员面临较高的自动化风险(Rijnks et al,2022)。因此,数字技术的运用将推动劳动力由农业就业向非农就业转换,此种劳动力转换的趋势也将进一步推动数字技术与农业和非农产业融合格局的变化,产业结构发生转型调整。二者依此相互作用,循环演进。与此同时,数字技术应用于农业生产相应地增加了对高素质技术人员的需求,促使农业劳动者通过学习和再培训提升专业技能水平,有利于优化农业部门内部的劳动力行业和岗位结构。

2. 对工业制造业的影响。数字技术应用使得制造业生产过程变得越来越自动化和智能化,机器替代的简单重复的任务,进而对制造业就业产生负向影响(Frey & Osborne,2017)。Dauth et al(2017)使用德国制造业数据的研究表明,每增加一个机器人将平均减少两个制造业岗位,意味着德国在1994—2014年间由机器人替代的制造业工作岗位约27.5万个。Mann & Püttmann(2021)利用文本分类算法构建自动化技术指标,发现美国自动化技术进步使得制造业就业下降。也有研究认为新技术对制造业就业并非一定是负向影响,这与技术对需求的影响有关,自动化技术不仅使得机器替代了劳动力,同时将降低价格,提高产品质量、定制或交付速度,进而增加需求,如果需求充分增加,即使单位产出所需的劳动力减少,最终也会促进就业增加。事实上,在技术进步和生产率持续增长的过程中,发达经济体和发展中经济体制造业就业人数先增长后下降,呈现“倒U”型变化趋势。这是由于技术变革对制造业就业的影响取决于需求价格弹性,如果产品需求弹性足够大,自动化技术将会增加就业(Bessen,2019)。Koch et al(2021)利用1990—2016年间西班牙制造业企业数据集研究发现,使用机器人的制造业企业就业岗位增加,因为产出的增长远远大于劳动力成本份额的下降。Parschau & Hauge(2020)关注了自动化对发展中国家制造业就业的影响。他们通过研究南非服装制造业发现,自动化技术进步不会导致服装行业就业减少,这是因为自动化使得生产率提高,价格降低带来的业务增长促进了服装行业就业增加。由于样本数据、行业选择以及实证方法不同,现有研究得出的结论差异较大,研究结论是否可推广值得商榷。综上,数字经济发展对工业制造业就业的影响需结合不同国家、不同行业的具体情况进一步探讨。

3. 对服务业就业的影响。服务业高度依赖于从业者灵活的人际沟通能力,难以实现高度的自动化,而自动化技术对常规任务的替代将低技能劳动力重新分配到服务业,促进了服务业就业增长(Autor & Dorn,2013)。Gaggl & Wright(2017)研究发现,ICT往往会增加批发、零售和金融等服务行业就业。然而,随着人工智能技术的应用,这种状况也可能会发生改变。例如,Chui et al(2015)研究发现,在专业服务行业,即使是非常规的高技能工作,也面临着越来越大的威胁,在投资组合经理、医生和高级经理等工作人员执行的任务中,有很大一部分也可以通过当前技术实现自动化,从而导致少数专家指导大量专业服务的提供。Huang & Rust(2018)进一步将人工智能区分为机械智能、分析智能、直觉智能和共情智能四种发展程度,发展初期仅仅是对同质、重复的机械性服务工作的替代,在分析智能阶段将进一步替代技术分析性服务工作。随着发展程度的加深,人工智能将替代所有人工服务工作。尽管数字技术的创新和应用使得更多的人工服务工作智能化,但是否能普及还取决于消费者的偏好程度。Morikawa(2017)对消费者偏好的分析表明,儿童保育、医疗保健、教育等人力密集型服务很难被机器人取代。Giebelhausen et al(2014)也发现,短期内需要人与人之间互动和接触的服务将很难被替代。因此,整体而言,数字经济发展促进了服务业就业增长,未来服务业就业趋势将受到数字技术发展程度、应用成本以及消费者偏好等因素的共同影响。

## (二)技能结构视角

早期基于发达国家的研究表明,技术进步具有技能偏向性,使得劳动力市场的技能结构发生变化,增加了高技能工人就业,同时降低了对低技能工人的需求(Berman et al,1998)。然而,这种趋势

不是一成不变的。在 20 世纪 90 年代之后,美国高技能工人和低技能工人就业均呈现增长趋势,这种两极分化现象也同样出现在欧洲(Acemoglu & Autor, 2011)。例如,在西班牙,中等技能工人就业在 1981—2011 年间仅增长了 5.1%,远低于低技能工人(40.9%)和高技能工人(57.3%)的增长,呈现出典型的就业两极分化特征(Consoli & Sánchez-Barrioluengo, 2019)。Autor et al(2003)较早提出“程式化任务”假设对这一现象进行解释,认为技术进步替代了执行常规任务的工人(从事文员、生产、记账等工作的中等技能工人),同时增加了对执行抽象任务和手工任务工人的相对需求(分别对应高技能工人和低技能工人)。在此基础上,学界进一步提出了“常规倾向性技术进步”(routine-biased technological change, RBTC)假设,认为技术变革具有替代常规任务的倾向,进而减少了中等技能职业相对于高技能和低技能职业的需求(Goos et al, 2014)。综上,新技术对就业技能需求的影响路径大致被归纳为技能偏向型和任务偏向型两类,使得劳动力就业技能结构呈现出不同的特征。

随着数字技术的革新与发展,对于劳动力就业技能结构呈现何种特征、数字经济对就业技能结构有何影响,目前学界存在不同的观点。Balsmeier & Woerter(2019)认为数字技术是一种通用技术,在各行业广泛使用将对现有生产线产生深远影响。他们利用微观数据检验发现,企业数字化技术投资对不同技能工人就业具有显著的异质性,数字化投资每增加 10 万瑞士法郎,高技能工人就业岗位将增加 5.8 个,中等技能工人和低技能工人就业岗位分别减少 4 个和 2.3 个,数字技术使得劳动力就业技能结构呈现向高技能单向极化的特征。Acemoglu et al(2022b)使用美国 2019 年度商业调查(ABS)数据,评估了人工智能、机器人、专用设备、专用软件和云计算五项关键数字技术采用对劳动力市场的影响,对企业的自我评估结果表明,这些技术的采用增加了对高技能工人的相对需求。Graetz & Michaels(2018)也得出了相似的结论,相对于中等技能和低技能工人,工业机器人的使用显著减少了低技能工人的就业。也有研究认为,人工智能技术造成就业技能结构两极分化,高技能和低技能工作岗位增加,而处于技能分布中间的工作岗位减少。但该现象不会一直持续下去,未来大量将常规任务和非常规任务相结合的中等技能工作将迅速增长(Autor, 2015)。Acemoglu & Loebbing(2022)建立的一个自动化的分配模型进一步阐释了就业两极分化的原因,在复杂任务中,熟练工人相对资本和其他劳动力具有比较优势,而低技能工人的工资足够低,自动化技术仅将中等复杂性任务分配给成本较低的资本,替代了中等技能工人的工作,从而造成就业两极分化。

数字经济对不同国家劳动力技能结构影响的差异可能与数字经济发展阶段有关。在数字经济技术发展初期,替代成本较高,通常对低技能劳动力进行替代,随着数字技术的深入发展和融合应用,开始对中高技能劳动力产生负面影响(Aghion et al, 2018)。此外,这也与不同国家的教育制度有关,例如德国的就业两极分化趋势不如其他欧洲国家明显(Goos et al, 2014),这可能与德国的二元制职业培训模式有关。未来职业教育和培训制度需要进行相应调整,加强大学、培训结构和企业之间的合作,使劳动者从教育系统中获得的技术能力与生产系统中需求的技能实现良好的匹配(Ruiz, 2021),进而促进劳动力市场的就业技能结构升级。

### (三)性别结构视角

数字经济对改善就业的性别差距带来机遇和挑战。一方面,数字技术发展使得工作安排更加灵活,例如线上工作、电子商务和零工经济等新模式通过创造新的机会有利于缩小劳动力参与方面的性别差距(World Bank, 2016)。Gómez et al(2014)研究发现,家庭 ICT 的使用显著提升了就业的概率,且对女性的影响效应更大,这可能是由于工作中使用 ICT 技术促进了性别中立的工作,减少了繁重的体力工作,同时促进了远程办公和多任务的执行,有助于女性更好地平衡工作和家庭,从而对女性劳动力需求产生积极影响。Dettling(2017)使用微观调查数据估计了互联网使用对劳动力供给的影响,结果显示,家庭高速互联网使得已婚女性的劳动参与率提高 4.1 个百分点,而对男性和单身女性没有影响。Aly(2022)利用 25 个发展中国家的数据研究发现,数字化转型指数与经济发展、劳动生产率和就业呈正相关关系,通过数字化转型可能增加的就业预计为女性提供了更多的工作机会,从而增加女性就业。

另一方面,数字经济发展过程中也产生了数字鸿沟现象。数字鸿沟是指数字基础设施接入、使用和获益在不同地区和群体之间分布不均衡的现象(Wei et al,2011)。数字鸿沟现象可能更多地惠及“优势群体”,而使得弱势群体难以享有数字技术变革带来的发展机会,这种机会不平等现象涉及经济社会发展和个人教育、投资等多个方面,同时突出体现在就业领域,使得劳动力市场分割进而对就业结构产生影响。数字性别鸿沟在许多国家存在,使得女性在数字革命中处于天然劣势(Hafkin & Huyer,2007)。Hilbert(2011)认为,在就业、教育和收入等方面长期存在的不平等使得女性无法使用数字技术,从而在数字鸿沟、失业和低收入之间形成恶性循环。Zhang et al(2023)提出,在制定支持数字经济、促进灵活就业的相关政策时,应引入性别视角,例如在职业技能培训方面,为女性提供更积极充分的数字技能培训,帮助更多女性从传统劳动力转型为数字经济从业者。未来应进一步研究缩小数字鸿沟的关键影响因素并考虑如何为女性提供数字机会,使得数字技术成为改善就业性别不平等的有效工具。

#### 四、数字经济对就业质量的影响

就业质量是一个综合性概念,国内外学者和国际组织分别从不同角度定义和测度就业质量。国际劳工组织较早提出体面劳动概念,在有工作机会的基础上强调在自由、公平、保障和尊严条件下获得体面的和收益丰厚的工作(Anker et al,2003)。Nadler & Lawler(1983)提出工作生活质量概念,关注工作对个体的影响,应充分考虑劳动者工作和生活的平衡。也有研究从宏观层面将就业质量定义为劳动力市场运行状况及资源配置效率的反映(Bastelaer,2002)。在就业质量指标选取和测度方面,既有研究侧重点不同,宏观视角是对某个国家或地区的就业质量进行测评,主要从就业环境、劳动报酬、社会保护、劳动关系和就业能力等方面选取指标,微观视角侧重劳动者个体就业质量的衡量和评价,关注劳动者的工资收入、工作时间、社会保障、工作满意度和劳动者与工作的匹配度等维度(OECD,2015)。在探讨数字经济对就业质量的影响时,国外研究更多地探讨了数字经济对就业质量内涵中某一具体维度的影响,主要集中在工资收入、工作时间、社会保障和工作匹配度等方面,本部分将从这几个方面展开。

##### (一)工资收入

数字经济对工资收入水平的影响存在争议,既有研究分别得出了存在积极影响和消极影响的结论。Chiacchio et al(2018)研究发现,机器人使用数量的增加对工资收入有显著负向影响,在每千名工人中工业机器人数量每增加一台,工资就会降低约0.63个百分点。Acemoglu & Restrepo(2020)基于美国劳动力市场的研究得出了一致的结论,机器人使用对劳动力工资收入具有不利影响,每千名工人多一台机器人将使工资降低0.25%~0.5%。Giuntella et al(2022)使用中国家庭追踪调查数据(CFPS)研究表明,机器人暴露增加一个标准差将会使个人的小时工资降低7.7%,但对年工资的影响不显著。上述研究较为一致地得出了工业机器人使用对工资收入水平具有负向影响的结论。Lee & Clarke(2019)使用2009—2015年间英国劳动力市场数据研究发现,高科技产业的增长降低了低技能工人的平均工资,这主要是由于高科技产业发展创造了非贸易服务的就业岗位,新进入劳动力市场的工人生产率低于已经就业的工人,从而降低了平均工资水平。Braxton & Taska(2023)进一步考察了技术变革在解释失业后收入大幅持续下降中的作用。他们通过计算机或软件技能的需求变化来衡量技术变革,研究发现,在受技术变革影响更大的职业中,被替代的工人收入下降更多,很大一部分原因是工人不再具备在以前职业中的工作技能。也有研究认为,数字经济发展促进了生产力水平的提高,增加了对高技能劳动力的需求,从而显著提高了劳动者整体工资水平(Autor, 2015)。Graetz & Michaels(2018)使用1993—2007年间17个国家的数据进行实证检验发现,工业机器人的使用显著提高了全要素生产率和劳动力的平均时薪。

关于数字经济对工资收入不平等的影响方面,现有研究在构建理论模型时主要基于技能偏向性技术进步和任务偏向型技术进步视角。Lankisch et al(2019)通过构建包括低技能工人、高技能工



人、传统物质资本和自动化资本四种生产要素的理论模型分析得出,自动化降低了低技能工人的实际工资,提高了技能溢价,应通过投资高等教育提高高技能工人的比例,缓解自动化对工资不平等的影响。Prettner & Strulik(2020)建立了一个内生教育的研发驱动增长模型,在该模型中,高技能工人是机器的补充,而低技能工人是机器的替代品。随着技术进步,生产中使用的机器越来越多,高技能工人的工资相对低技能工人有所增加,增长的技能溢价促使更多的人接收高等教育,该模型预测自动化将导致大学毕业生比例增加。同时,技能偏向性的技术进步使得低技能劳动力无法从自动化中获益,而高技能工人的工资会随着技术进步的速度而增长,进而将导致工资收入不平等加剧。Acemoglu & Restrepo(2018)将异质性技能引入基于任务的模型发现,自动化替代了非熟练工人,同时产生新的任务使得熟练工受益,在短期内导致不平等加剧,但长期而言,新任务的标准化限制了不平等的加剧。在实证研究方面,Dauth et al(2017)利用德国机器人数据进行实证检验发现,机器人使用显著提高了高技能工人工资收入,但对低技能工人尤其是中等技能制造业工人产生了较大的负面影响,从而加剧了工资不平等。Brall & Schmid(2020)将工人分为常规技能工人和非常规技能工人,研究表明,自动化和机器人化对德国制造业工资不平等具有显著的正向影响,这种不平等的加剧与高自动化和低自动化工作中工人间的相对工资回报变化相关,与面临高自动化风险的常规技能相比,自动化风险较低的非常规技能工人的相对工资会增加,该结论与技能偏向性技术变革假设具有一致性。Acemoglu & Restrepo(2022)也发现,在经历快速自动化的行业中,专门从事常规工作工人的相对工资下降,解释了美国过去40年工资不平等的50%~70%。然而,也有学者得出了较为积极的结论。Domini et al(2022)利用法国企业层面数据检验发现,企业自动化和人工智能产品进口的大幅度增加没有导致工资不平等和性别工资不平等的加剧,而是相同程度地提高了不同分位数工人的工资收入。

## (二) 工作时间

数字技术有利于突破地理空间限制,促进信息和服务的持续提供,使得工作能够在非标准时间进行,这种变化是对传统的时间和空间组织的颠覆性变革。一方面,在工作时间和工作频率方面为工人提供了更大的自主权,扩大了工人对工作模式的选择(Schor et al, 2019)。但另一方面也可能导致对工人进行更集中的控制和监督(Rubery & Grimshaw, 2001),例如数字平台的兴起扩大了全天候实时监控员工的可能性,增加员工因密切监控产生的精神压力。Green et al(2000)提出了努力偏向性技术变革假设,认为信息通信技术使得管理层能够最大限度地利用劳动力以维持正常的工作流程,显著增加了工人的工作强度和工作压力。以意大利高科技汽车研发公司为例,在工人干预生产过程的权利方面,数字化和自动化减少了员工的自主空间,增加了管理控制的形式,使得工人的工作时间普遍增加(Cirillo et al, 2021)。Giuntella et al(2022)利用中国家庭微观数据实证检验发现,机器人暴露每增加一个标准差,工人的月平均工作小时数显著增加了12.6%~14.2%,并且,在机器人使用更多的城市,工人工作时间更长,以弥补时薪的降低。Bauernschuster et al(2014)发现互联网平台使用使得随时随地办公成为可能,导致工作和生活界限模糊,进而延长了工人工作时间。Cheng et al(2021)基于全国普通职工的调查数据发现,职业自动化的概率越大,工人将面临更高的工作不安全感,其职业倦怠感发生的概率也越高。综上,既有研究普遍认为互联网和人工智能等数字技术的普及延长了劳动者工作时间,增加了工作强度。

## (三) 社会保障

数字经济发展催生了新业态和新就业模式,平台经济作为数字经济的一种特殊形态,使得人们的工作方式从长期性的“标准合约”向“灵活任务型”转变(World Bank, 2019)。依托平台的新就业形态可能使工人从获得工作机会中受益,增加了兼职的可能性,但另一方面也会使得工人被排除在社会保障体系之外(De Stefano, 2016)。按照传统的分类,平台就业者通常被归纳为自雇或自由职业者,这种非标准就业意味着风险和责任的转移,平台免除了其中的大部分责任,而将社会保障义务外部化到工人身上。当前的社会保障制度以传统的雇佣关系为基础,雇佣关系的模糊性也隐含着社会保障的不确定性,使得平台工人无法像正式雇员一样参与现行的社会保障体系(Eichhorst & Rinne,

2017)。同时,由于平台就业者被归为自由职业者,他们必须自己承担所有的社会保险费用,但与其他就业群体相比,平台就业者的工作具有碎片化和不稳定等特征,导致其收入低和收入不稳定,自己往往难以承担所有的社会保障成本,因而无法参加社会保险(Daugareilh,2021)。Chen et al(2020)调查研究发现,平台从业者参加城镇职工基本养老保险、城镇职工基本医疗保险、失业保险和工伤保险的比例很低,这些法律规定的保险形式参与率均不到15%。即使平台经济中的劳动者被归类为雇员,临时性工作的普遍增加也使得工人难以积累就业和社会保障权利,例如产假、带薪休假和失业救济金等(Konkolewsky,2017)。为了应对数字经济发展给劳动力社会保障带来的冲击,未来需建立公平、包容和可持续的社会保障制度。此外,有必要从法律框架上明确数字平台从业者的雇佣关系性质,以保障平台工人的福利和权益(Behrendt et al,2019)。数字经济给劳动者社会保障带来冲击的同时也产生了一定的积极作用,例如大数据能够帮助确定社会保障覆盖范围,人工智能通过更加自动化的业务流程改善服务质量并降低成本,数字技术的发展为扩大社会保障覆盖范围开辟了新的政策空间(Konkolewsky,2017)。

#### (四)工作匹配度

劳动者和工作匹配的过程主要取决于信息的可获性,工人和雇主都在收集和评估信息,然而信息获取和评估成本往往较高。理论上,数字技术降低了搜索成本,同时扩大了经济主体之间匹配的潜在范围(Goldfarb & Tucker,2019),基于匹配算法的识别和判断使得在线招聘可以加快雇主和工人搜寻彼此的过程,而匹配效率的提高将进一步提高公司和工人之间的匹配质量(Gürtzgen et al,2021)。

从实证研究来看,有研究认为互联网对劳动力市场匹配的影响有限。例如,Kuhn & Skuterud(2004)研究发现,在网上找工作的失业者比同等的非互联网搜索者失业时间更长。Gürtzgen et al(2021)利用德国早期高速互联网(DSL)扩张这一准自然实验分析发现,互联网扩张对新员工工作匹配的稳定性与工资没有显著影响,他们发现雇主通过在线招聘收到的申请显著多于其他招聘渠道,增加了申请人数和每个职位的不合适人选比例,过多的申请在一定程度上增加了筛选成本,从而抵消了在线招聘对新员工匹配质量的积极影响。随着互联网渗透率和连接性的快速增长以及在线招聘网站设计的改善,互联网对劳动力工作匹配的影响可能会发生变化。Kuhn & Mansour(2014)使用2005—2008年间美国全国青年纵向调查数据研究发现,互联网求职在减少失业持续时间方面是有效的,同时与工资增长之间存在弱正相关关系,即失业工人在网上找工作有助于更快地找到更好的工作。Lederman & Zouaidi(2022)以互联网使用比例和过去一年使用互联网支付的成年人比例作为数字经济的代理指标,探讨了数字经济发生率与各国摩擦性失业之间的相关性,发现失业率和数字支付发生率之间显著负相关。Mang(2012)利用德国社会经济小组(SOEP)数据检验发现,网上求职显著提高了求职者的工作匹配质量,在线求职者在新工作中能更好地利用自己的技能,获得晋升的可能性将变大,对工作类型满意度将显著提升。

## 五、结论与研究展望

本文分别从数字经济内涵和测度、数字经济对就业的多维影响等方面对现有文献进行了考察,研究发现:首先,既有研究从不同角度界定数字经济内涵,尚未形成统一的定义,但几乎都认同数字经济是以数字技术和数据要素为核心的一种新经济形态。其次,数字经济主要通过替代效应、补偿效应和创造效应机制影响就业总量,既有研究关于总影响效应尚未形成一致的结论,包括积极影响、消极影响和中性影响三类观点。再次,在数字经济对就业结构的影响方面,从产业结构来看,数字经济对农业部门就业人数有一定的负向影响,同时促进了制造业就业向服务业就业转移;从技能结构来看,数字经济对就业技能结构的影响因不同国家的教育制度和不同的数字经济发展阶段而异,使得技能结构呈现两端极化或单向极化特征,随着数字经济深度融合发展,中高技能劳动力就业可能进一步减少;从性别结构来看,数字经济有利于缩小劳动力参与的性别差距,但同时也应关注数字性别鸿沟的负面影响。最后,在数字经济对就业质量的影响方面,数字经济发展会影响劳动者工资收

入水平和不平等程度,延长劳动者工作时间,产生的新就业形态将对劳动者社会保障水平带来负面影响,对工作匹配度产生一定的积极影响。综上,数字经济对就业影响的研究取得了丰富的成果,同时这一领域研究方兴未艾。我们应关注未来研究的关键着眼点,在数字经济内涵界定和测度、研究视角和维度、符合国情特征等方面进一步拓展,重点包括以下三方面。

### (一)数字经济内涵界定的准确性和测度的科学性

随着“数字中国”战略的推进实施,数字经济的内涵和外延已经并将继续发生深刻变化,因此应进一步拓展完善对数字经济的定义和测度研究。一方面,对数字经济形成更加准确的内涵界定。未来在对数字经济的内涵界定中应更为关注数据生产要素和数字化治理,厘清数字经济发展过程中数字产业化、产业数字化、数据要素价值化和数字化治理之间的联动关系。另一方面,对数字经济进行系统和科学的测度。可考虑从以下两个方面进行拓展:形成更加科学和相对统一的测度框架,选取指标时应充分考虑时间延续性和空间可比性,在具体测算时统一指数编制权重和整合的计算方法;现有研究囿于数据可得性,在指数编制和规模测算时仅从中观层面对数字产业化和产业数字化两部分内容进行测度,未能衡量数据生产要素的价值及其变动规律,未来在测度内容方面应增加对数据信息价值的衡量。随着数字产业化与产业数字化的融合发展以及数据生产要素的发展,要根据我国数字经济发展趋势,适时调整指数内各分项指标的权重,以更准确地反映数字经济发展特征和基本规律。这将为更科学准确地分析数字经济对经济社会的各种影响机制、效应和政策干预路径提供研究基础。

### (二)研究视角有待进一步拓展

第一,有关数字经济对就业影响的研究更多是从数字技术角度出发,缺乏对数字经济影响的全面考察。数字经济是数字技术和数据要素双轮驱动的新经济形态,而现有研究侧重分析人工智能和机器人等代表性数字技术应用对就业的影响,存在一定的局限性。未来研究应从以下三个方面进行拓展:在理论模型方面,现有研究在理论模型中强调了数字经济的技术特征,未来应紧扣数字经济内涵,进一步探索如何将数据要素这一数字经济的关键生产要素引入理论模型,结合不同国家或地区的场景,构建一般均衡理论框架,全面准确地刻画数字经济影响就业的内在机理;在实证估计方面,在简约式模型基础上引入结构估计,估计数字经济发展对就业影响的一般均衡效应,同时评估数字经济及相关政策对就业的影响机制及其产生的福利效应;在样本数据方面,现有研究多基于宏观统计数据,未来应加强微观数据集的搜集、挖掘和更新,将企业层面招聘数据或家庭层面调查数据相结合,充分运用大数据分析工具捕捉高频数据,并将其与传统低频数据相互融合、相互印证。这将有助于更好地理解数字经济背景下劳动者的就业决策行为及其演进规律,进一步探讨数字经济对就业影响的微观机制,为宏观理论和政府决策提供坚实基础。

第二,加强数字经济对就业结构影响方面的研究。在技能结构方面,数字经济的发展加速了对重复和简单工作即低技能就业岗位的替代,同时数字技术变革和产业结构升级也对劳动者技能提出了更高的要求。综合来看,劳动力技能供给结构与当前就业市场需求不匹配,结构失衡矛盾问题突出。从现实背景看,我国劳动力市场面临招工难和就业难并存的结构性矛盾,要推动高质量充分就业目标的实现,需重点解决结构性就业矛盾。未来应进一步借鉴国外研究成果,把握数字经济发展过程中就业技能结构的演变规律,同时以农民工、高校毕业生和技术工人等重点群体为研究对象,加强数字经济对就业技能结构影响方面的实证研究。在人力资本结构方面,开展人的全生命周期人力资本与技能积累研究。从长期看,我国劳动力供给的技能结构需要从青少年人力资本积累开始关注和研究,并持续至成年劳动力市场。从新一轮科技革命的性质来看,传统的人力资本培养机制难以与数字化转型速度相匹配,未来应针对人的不同发展阶段,探索针对不同目标人群的提升人力资本与劳动力就业技能的相关政策。此外,关于数字经济变革对劳动力就业的年龄结构、性别结构、区域结构等方面影响的研究,也有待进一步深入。

第三,就业质量是个人福利和宏观生产力的重要决定因素,而现有研究缺乏有关数字经济对就业质量影响的深入探讨。其一,就业质量的测度方面,现有研究在构建指标体系时多基于传统就业

形态和特点,而数字经济发展催生出大量新的就业形态,传统产业也在不断革新,对劳动力就业质量产生了深刻影响。因此,未来在构建就业质量评价指标体系时,应将反映数字经济新就业形态发展状况的指标纳入指标体系,以准确把握就业质量的现状和发展趋势。其二,劳动者工资收入是就业质量内涵中的重要维度,数字经济的就业极化效应对劳动者收入产生异质性影响,进而影响工资收入不平等,未来需加强数字经济对劳动者工资收入水平及收入不平等影响的研究,探索数字经济在促进劳动力市场化改革过程中如何协同推进共同富裕的理论和实践路径。其三,数字经济时代的新就业形态模糊了雇主与雇员之间的雇佣关系,对劳动者就业稳定性和社会保障水平造成一定冲击,未来应重视数字经济背景下劳动力市场的社会保障制度改革理论和政策适应性研究。在实证和政策研究层面,如何改善数字经济下劳动者就业的收入水平、工作匹配度、工作满意度、社会保障水平,提高新就业形态的就业稳定性,推动高质量就业,都将成为重要的研究方向。

### (三)加强对发展中国家数字经济与就业的理论和实证研究

既有研究主要聚焦欧美发达经济体,数字经济在发展中国家起步较晚。由于发达国家和发展中国家在数字经济发展模式、水平和劳动力市场结构方面均存在差异,数字经济对不同国家和地区就业的影响效应和传导机制具有异质性。此外,相当数量的发展中国家以劳动密集型产业为主,数字经济对发展中国家劳动力市场的冲击可能更大,因此有必要加强数字经济对发展中国家就业影响的研究。

近十年来,中国数字经济发展取得了举世瞩目的成就,数字经济规模居世界第二,数字经济在推进经济转型和高质量发展的过程中发挥了重要作用,但同时也面临着多重挑战。在数字经济快速发展的环境中,如何稳就业、促进高质量就业是值得高度重视的问题。未来可拓展如下两方面的议题:一方面,我国数字资源规模庞大,但价值潜力仍未充分发挥,应将数字经济研究放在全球背景和中国特色社会主义经济进入新发展阶段的情境下,在快速老龄化和产业转型升级的背景下探讨中国数字经济发展对劳动力市场和就业的多维度、系统性、动态性影响。针对就业的数量、结构、质量、收入分配等方面,探索促进数字资源充分发挥、提升数字经济发展质量、带动形成高质量充分就业的路径。另一方面,深入数字经济内部比较研究“数字产业化”与“产业数字化”分别对劳动力市场及其就业的传导机制,研究不同数字经济发展政策和公共就业服务政策干预下的影响效应,探究不同维度数字经济发展及其引导政策的优先顺序,形成促进数字经济和劳动力市场高质量协同发展的路径。要把握中国宏观和区域发展的普遍规律和特殊规律,加快构建新发展格局,推动高质量发展,提供中国推动数字经济发展促进就业的有效方案。近年来,我国学者在此领域已经创造了大批优秀研究成果,在把握我国经济规律和特有场景、借鉴国外优秀成果基础上,继续拓展创新将有望取得更大成果。

#### 参考文献:

- 王春超 丁琪芯,2019:《智能机器人与劳动力市场研究新进展》,《经济社会体制比较》第2期。
- 中国信息通信研究院,2020:《中国数字经济发展白皮书(2020年)》,http://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/bps/202104/P020210424737615413306.pdf。
- Acemoglu, D. & D. Autor(2011), “Skills, tasks and technologies: Implications for employment and earnings” in: D. Card & O. Ashenfelter(eds), *Handbook of Labor Economics*, Vol. 4, Elsevier.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2018), “The race between man and machine: Implications of technology for growth, factor shares, and employment”, *American Economic Review* 108(6):1488—1542.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2019), “Automation and new tasks: How technology displaces and reinstates labor”, *Journal of Economic Perspectives* 33(2):3—30.
- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2020), “Robots and jobs: Evidence from US labor markets”, *Journal of Political Economy* 128(6):2188—2244.
- Acemoglu, D. et al(2022a), “Artificial intelligence and jobs: Evidence from online vacancies”, *Journal of Labor Economics* 40(S1):S293—S340.
- Acemoglu, D. et al(2022b), “Automation and the workforce: A firm-level view from the 2019 Annual Business Survey”, NBER Working Papers, No. w30659.
- Acemoglu, D. & J. Loebbing(2022), “Automation and polarization”, NBER Working Papers, No. w30528.

- Acemoglu, D. & P. Restrepo(2022), "Tasks, automation, and the rise in US wage inequality", *Econometrica* 90(5): 1973—2016.
- Aghion, P. et al(2020), "What are the labor and product market effects of automation? New evidence from France", CEPR Discussion Papers, No. 14443.
- Aghion, P. et al(2019), "Artificial intelligence, growth and employment: The role of policy", *Economie et Statistique* 510(1):149—164.
- Aghion, P. et al(2018), "Artificial intelligence and economic growth", in: Agrawal et al(eds), *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*, University of Chicago Press.
- Ahmad, N. & J. Ribarsky(2018), "Towards a framework for measuring the digital economy", 16th Conference of the International Association of Official Statisticians (IAOS), OECD Headquarters.
- Aly, H. (2022), "Digital transformation, development and productivity in developing countries: Is artificial intelligence a curse or a blessing?", *Review of Economics and Political Science* 7(4):238—256.
- Anker, R. et al(2003), "Measuring decent work with statistical indicators", *International Labour Review* 142(2): 147—178.
- Arntz, M. et al(2016), "The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis", OECD Social Employment and Migration Working Papers, No. 189.
- Autor, D. H. et al(2003), "The skill content of recent technological change: An empirical exploration", *Quarterly Journal of Economics* 118(4):1279—1333.
- Autor, D. H. (2014), "Skills, education, and the rise of earnings inequality among the 'other 99 percent'", *Science* 344 (6186): 843—851.
- Autor, D. H. (2015), "Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation", *Journal of Economic Perspectives* 29(3):3—30.
- Autor, D. H. & D. Dorn(2013), "The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market", *American Economic Review* 103(5):1553—1597.
- Autor, D. & A. Salomons(2018), "Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share", NBER Working Papers, No. w24871.
- Avom, D. et al(2021), "Does digitalization promote net job creation? Empirical evidence from WAEMU countries", *Telecommunications Policy* 45(8), no. 102215.
- Bac, C. W. et al(2014), "Harvesting robots for high-value crops: State-of-the-art review and challenges ahead", *Journal of Field Robotics* 31(6):888—911.
- Balsmeier, B. & M. Woerter(2019), "Is this time different? How digitalization influences job creation and destruction", *Research Policy* 48(8), no. 103765.
- Barefoot, K. et al(2018), "Defining and measuring the digital economy", US Department of Commerce Bureau of Economic Analysis, Washington, DC.
- Bastelaer, V. A. (2002), "Work organization, a dimension of job quality: Data from the ad hoc module of the 2001 labour force survey in the EU", Joint ECE-Eurostat-ILO Seminar on Measurement of the Quality of Employment, Geneva.
- Bauernschuster, S. et al(2014), "Surfing alone? The Internet and social capital: Evidence from an unforeseeable technological mistake", *Journal of Public Economics* 117:73—89.
- Behrendt, C. et al(2019), "Social protection systems and the future of work: Ensuring social security for digital platform workers", *International Social Security Review* 72(3):17—41.
- Berman, E. et al(1998), "Implications of skill-biased technological change: International evidence", *Quarterly Journal of Economics* 113(4):1245—1279.
- Bessen, J. (2018), "AI and jobs: The role of demand", NBER Working Papers, No. w24235.
- Bessen, J. (2019), "Automation and jobs: When technology boosts employment", *Economic Policy* 34(100):589—626.
- Bosch, G. & J. Schmitz-Kiebler(2020), "Shaping Industry 4.0 - An experimental approach developed by German Trade Unions", *Transfer: European Review of Labour and Research* 26(2):189—206.
- Brall, F. & R. Schmid(2020), "Automation, robots and wage inequality in Germany: A decomposition analysis",

- Hohenheim Discussion Papers in Business, Economics and Social Sciences, No. 14—2020.
- Braxton, J. C. & B. Taska(2023), “Technological change and the consequences of job loss”, *American Economic Review* 113(2):279—316.
- Brynjolfsson, E. & A. McAfee(2014), *The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies*, WW Norton & Company.
- Bukht, R. & R. Heeks(2017), “Defining, conceptualising and measuring the digital economy”, Development Informatics Working Paper Series, No. 68, University of Manchester.
- Chen, B. et al(2020), “The disembodied digital economy: Social protection for new economy employment in China”, *Social Policy & Administration* 54(7):1246—1260.
- Cheng, W. J. et al(2021), “Occupation-level automation probability is associated with psychosocial work conditions and workers’ health: A multilevel study”, *American Journal of Industrial Medicine* 64(2):108—117.
- Chiacchio, F. et al(2018), “The impact of industrial robots on EU employment and wages: A local labour market approach”, Bruegel Working Paper, No. 2018/02, Bruegel.
- Choudhury, S. D. et al(2017), “Automated stem angle determination for temporal plant phenotyping analysis”, in *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, ACM Press.
- Chui, M. et al(2015), “Four fundamentals of workplace automation”, *McKinsey Quarterly* 29(3):1—9.
- Cirillo, V. et al(2021), “Technology vs. workers: The case of Italy’s Industry 4.0 factories”, *Structural Change and Economic Dynamics* 56:166—183.
- Consoli, D. & M. Sánchez-Barrioluengo(2019), “Polarization and the growth of low-skill service jobs in Spanish local labor markets”, *Journal of Regional Science* 59(1):145—162.
- Cords, D. & K. Prettner(2022), “Technological unemployment revisited: Automation in a search and matching framework”, *Oxford Economic Papers* 74(1):115—135.
- Daugareilh, I. (2021), “Introduction: Social protection for digital platform workers in Europe”, *International Social Security Review* 74(3—4):5—12.
- Dauth, W. et al(2017), “German robots—the impact of industrial robots on workers”, CEPR Discussion Papers, No. 12306.
- De Stefano, V. M. (2016), “Introduction: Crowdsourcing, the gig-economy, and the law”, *Comparative Labor Law and Policy Journal* 37(3):461—470.
- Dettling, L. J. (2017), “Broadband in the labor market: The impact of residential high-speed internet on married women’s labor force participation”, *Industrial and Labor Relations Review* 70(2):451—482.
- Domini, G. et al(2022), “For whom the bell tolls: The firm-level effects of automation on wage and gender inequality”, *Research Policy* 51(7), no. 104533.
- Eichhorst, W. & U. Rinne(2017), “Digital challenges for the welfare state”, IZA Policy Paper, No. 134.
- Feldstein, M. (2017), “Underestimating the real growth of GDP, personal income, and productivity”, *Journal of Economic Perspectives* 31(2):145—164.
- Frey, C. B. & M. A. Osborne(2017), “The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?”, *Technological Forecasting and Social Change* 114:254—280.
- Gaggl, P. & G. C. Wright(2017), “A short-run view of what computers do: Evidence from a UK tax incentive”, *American Economic Journal: Applied Economics* 9(3):262—294.
- Gieselhausen, M. et al(2014), “Touch versus tech: When technology functions as a barrier or a benefit to service encounters”, *Journal of Marketing* 78(4):113—124.
- Giuntella, O. et al(2022), “How do workers and households adjust to robots? Evidence from China”, NBER Working Papers, No. 30707.
- Goldfarb, A. & C. Tucker(2019), “Digital economics”, *Journal of Economic Literature* 57(1):3—43.
- Gómez, N. et al(2014), “Employment opportunities in Spain: Gender differences by education and ICT usage”, *Regional and Sectoral Economic Studies* 14(3):105—130.
- Goos, M. et al(2014), “Explaining job polarization: Routine-biased technological change and offshoring”, *American Economic Review* 104(8):2509—2526.

- Graetz, G. & G. Michaels(2018), "Robots at work", *Review of Economics and Statistics* 100(5):753—768.
- Gregory, T. et al(2016), "Racing with or against the machine? Evidence from Europe", ZEW Discussion Papers, No. 16—053.
- Green, F. (2000), "Why has work become more intense? Conjectures and evidence about effort-biased technical change and other stories", Annual Conference of the International Working Party on Labour Market Segmentation, Manchester, July.
- Gürtzgen, N. et al(2021), "Does online search improve the match quality of new hires?", *Labour Economics* 70, no. 101981.
- Hafkin, N. J. & S. Huyer(2007), "Women and gender in ICT statistics and indicators for development", *Information Technologies & International Development* 4(2):25—41.
- Helper, S. et al(2019), "Who profits from Industry 4.0? Theory and evidence from the automotive industry", Available at SSRN: <https://papers.ssrn.com/abstract=3377771>.
- Herrendorf, B. et al(2013), "Two perspectives on preferences and structural transformation", *American Economic Review* 103(7): 2752—2789.
- Hilbert, M. (2011), "Digital gender divide or technologically empowered women in developing countries? A typical case of lies, damned lies, and statistics", *Women's Studies International Forum* 34(6):479—489.
- Huang, M. H. & R. T. Rust(2018), "Artificial intelligence in service", *Journal of Service Research* 21(2):155—172.
- Koch, M. et al(2021), "Robots and firms", *Economic Journal* 131(638):2553—2584.
- Konkolewsky, H. H. (2017), "Digital economy and the future of social security", *Administration* 65(4):21—30.
- Kuhn, P. & H. Mansour(2014), "Is internet job search still ineffective?", *Economic Journal* 124(581):1213—1233.
- Kuhn, P. & M. Skuterud(2004), "Internet job search and unemployment durations", *American Economic Review* 94 (1):218—232.
- Lankisch, C. et al(2019), "How can robots affect wage inequality?", *Economic Modelling* 81:161—169.
- Lederman, D. & M. Zouaidi(2022), "Incidence of the digital economy and frictional unemployment: International evidence", *Applied Economics* 54(51):5873—5888.
- Lee, N. & S. Clarke(2019), "Do low-skilled workers gain from high-tech employment growth? High-technology multipliers, employment and wages in Britain", *Research Policy* 48(9), no. 103803.
- Legun, K. & K. Burch(2021), "Robot-ready: How apple producers are assembling in anticipation of new AI robotics", *Journal of Rural Studies* 82:380—390.
- Malos, S. et al(2018), "Uber drivers and employment status in the gig economy: Should corporate social responsibility tip the scales?", *Employee Responsibilities and Rights Journal* 30(4):239—251.
- Mang, C. (2012), "Online job search and matching quality", Ifo Working Paper, No. 147.
- Mann, K. & L. Püttmann(2021), "Benign effects of automation: New evidence from patent texts", *Review of Economics and Statistics*, forthcoming, Available at DOI: [https://doi.org/10.1162/rest\\_a\\_01083](https://doi.org/10.1162/rest_a_01083).
- Mesenbourg, T. L. (2001), *Measuring the Digital Economy*, US Bureau of the Census.
- Morikawa, M. (2017), "Who are afraid of losing their jobs to artificial intelligence and robots? Evidence from a survey", GLO Discussion Paper, No. 71.
- Nadler, D. A. & E. E. Lawler(1983), "Quality of work life: Perspectives and directions", *Organizational Dynamics* 11(3):20—30.
- Nedelkoska, L. & G. Quintini(2018), "Automation, skills use and training", OECD Social Employment and Migration Working Papers, No. 202.
- Nottebohm, O. et al(2012), *Online and Upcoming: The Internet's Impact on Aspiring Countries*, McKinsey & Company.
- OECD(2015), "Enhancing job quality in emerging economies", in: M. Keese & P. Swaim (eds), *OECD Employment Outlook 2015*, OECD Publishing.
- Parschau, C. & J. Hauge(2020), "Is automation stealing manufacturing jobs? Evidence from South Africa's apparel industry", *Geoforum* 115:120—131.
- Prettner, K. & H. Strulik(2020), "Innovation, automation, and inequality: Policy challenges in the race against the machine", *Journal of Monetary Economics* 116:249—265.

- Rijnks, R. H. et al(2022), “Regional variations in automation job risk and labour market thickness to agricultural employment”, *Journal of Rural Studies* 91:10–23.
- Rubery, J. & D. Grimshaw(2001), “ICTs and employment: The problem of job quality”, *International Labour Review* 140(2):165–192.
- Ruiz, A. C. (2021), “ICTs usage and skills matching at work: Some evidence from Spain”, *International Journal of Manpower* 42(6):1064–1083.
- Schor, J. B. et al(2020), “Dependence and precarity in the platform economy”, *Theory and Society* 49(5):833–861.
- Spreitzer, G. M. et al(2017), “Alternative work arrangements: Two images of the new world of work”, *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior* 4(1):473–499.
- Tapscott, D. (1996), *The Digital Economy: Promise and Peril in the Age of Networked Intelligence*, McGraw-Hill.
- Tranos, E. et al(2021), “Digital economy in the UK: Regional productivity effects of early adoption”, *Regional Studies* 55(12):1924–1938.
- Wei, K. K. et al(2011), “Conceptualizing and testing a social cognitive model of the digital divide”, *Information Systems Research* 22(1):170–187.
- World Bank(2016), *World Development Report 2016: Digital Dividends*, Washington, DC: World Bank Publications.
- World Bank(2019), *World Development Report 2019: The Changing Nature of Work*, Washington, DC: World Bank Publications.
- Wu, B. & W. Yang(2022), “Empirical test of the impact of the digital economy on China’s employment structure”, *Finance Research Letters* 49, no. 103047.
- Zhou, G. et al(2020), “The effect of artificial intelligence on China’s labor market”, *China Economic Journal* 13(1): 24–41.
- Zhang, C. et al(2023), “The iron-out effect of digital economy: A discussion on gender wage rate discrimination for working hours”, *Journal of Business Research* 156, no. 113399.

## Research Progress on the Effects of Digital Economy on Employment

WANG Chunchao NIE Yafeng  
(Jinan University, Guangzhou, China)

**Abstract:** The new round of scientific and technological revolution led by the digital economy has brought new opportunities and challenges to employment. This paper reviews the impact of digital economy on employment from the three aspects of total employment, employment structure and employment quality. Existing studies have found that digital economy mainly affects the total employment through the mechanism of substitution effect, compensation effect and creation effect. From the perspective of the industrial structure of employment, digital economy has accelerated the trend of labor transfer from agricultural and manufacturing sectors to service industries. From the skill structure of employment, digital economy may lead to the one-way polarization or two-way polarization of employment skill structure. From the perspective of gender structure, digital economy has an impact on the gender gap in employment. In terms of employment quality, digital economy could further affect wage income and income inequality, extend working hours of workers, generate new forms of employment and pose challenges to the provision of social security for flexible employees, and has a certain positive impact on the matching between workers and jobs. In the future, we should further improve the definition and measurement of digital economy, explore how to introduce digital economy into employment theoretical models in combination with China’s national conditions, combine reduced and structural models to study the impact and mechanism of the development of digital economy and related policies on employment, and provide theoretical, empirical and policy references for China to implement the employment priority strategy and the digital China strategy in the new development stage.

**Keywords:** Digital Economy; Impact Mechanism; Total Employment; Employment Structure; Employment Quality

(责任编辑:刘洪愧)

(校对:刘新波)