

# 高等教育扩招政策与数字技能提升

——基于“投资于人”的视角

蔡宇涵 郑新业\*

**摘要:**数字技能是数字经济时代的关键人力资本,有效提升个体数字技能是落实“投资于人”战略部署的关键。本文从经济学视角归纳了数字技能的基本特征,认为数字互补品和信息是其必要投入要素,据此拓展了经典技能生产函数的分析框架,探讨了数字技能的形成机制。本文利用中国家庭数字经济调查数据库,借助高等教育扩招政策对个体受教育水平产生的外生冲击,识别了教育水平提升对个体数字技能的影响及其机制。结果表明,教育对数字技能提升具有显著的促进作用,且该促进作用主要源于教育能够显著增强个体对数字互补品(计算机、互联网、软件等)的可及性与信息可得性。异质性分析发现,教育对弱势劳动群体与低收入群体的技能提升效应更加显著。本文研究为理解数字技能的形成机制提供了初步理论框架,为提升全民数字技能、缓解经济社会不平等提供了新的政策工具。

**关键词:**数字技能 数字互补品 信息获得 教育

## 一、引言

2025年10月23日,中国共产党第二十届中央委员会第四次全体会议通过《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议》,将“投资于物和投资于人紧密结合”作为加快构建新发展格局的重要内容,为中国式现代化进程中人与社会全面发展指明了实践路径,也表明“投资于人”成为新阶段推动中国经济高质量发展的重要战略。当前,数字经济加速演进,数字技能是个人融入数字社

---

\* 蔡宇涵,讲师,北京大学经济学院,电子邮箱:yuhancai@pku.edu.cn;郑新业,教授,中国人民大学应用经济学院,电子邮箱:zhengxinye@ruc.edu.cn。本文获得国家自然科学基金青年项目(72503007)和国家自然科学基金专项项目(72141308)的资助。本文未使用AI。感谢匿名审稿专家的宝贵意见,文责自负。

会、提升核心竞争力的关键,也是人的全面发展的重要评价维度。准确刻画中国居民数字技能的基本特征,识别关键影响因素与潜在机制,是高效落实“投资于人”战略部署、夯实经济高质量发展人才基础的客观要求。

随着全球数字化进程提速、社会经济不平等不断加剧,学界与国际机构强烈呼吁对个体数字技能给予政策关注。相关研究表明,个人或家庭应用数字技术的能力提升,不仅能够微观层面促进收入增长与福利水平提升(邱泽奇和乔天宇,2021;万广华等,2024;王汉杰,2024),在中观层面提高生产效率(Feng等,2024),还能够在宏观层面驱动区域数字化转型与经济增长(陈梦根和周元任,2023;Tran等,2023)。作为数字经济时代的关键人力资本,个体数字技能的形成机制与提升路径成为全球政策重点(Scheerder等,2017)。其中,教育作为人力资本投资的重要形式,其对数字技能的影响受到广泛关注(Labudova和Fodranova,2024)。

经典理论广泛讨论了教育与技能的关系,相关研究主要集中于回应教育能否及如何促进技能提升。部分研究认同人力资本理论、新增长理论等经典理论的观点,主张教育对促进技能积累和提升劳动生产率具有重要作用(刘智勇等,2018;蔡伟贤等,2024),其他研究则强调教育具有信号功能而非生产功能(Spence,1973)<sup>①</sup>。尽管因果效应有待基于更严谨的识别策略提供证据支持(Card,1999;Heckman和Mosso,2014),多数理论和实证研究肯定了教育对技能的促进作用,为理解个人能力或技能提升及教育对其的影响奠定重要基础。但是,随着数字经济成为全球经济增长引擎,数字技能的重要性日益凸显,加之中国各级教育普及度不断提升,当前关于数字技能形成过程的研究仍存在明显局限:一是数字技能的核心经济学特征归纳不足;二是未能揭示数字技能的形成机制;三是缺少对数字技能不平等趋势与应对方案的探讨。因此,已有研究对如何认识和理解数字技能、如何有效培育数字技能、如何促进数字技能均衡发展等关键问题回应不足。

以现有理论为基础,本文归纳了数字技能的基本事实与核心特征,并借助外生冲击识别教育对数字技能的因果影响,以此揭示和检验数字技能的形成机制,为理解数字技能的特征规律与驱动因素提供新视角与新证据。本文主要内容与研究发现可归纳为:基于居民教育与数字技能的基本事实,发现教育与数字技能水平正相关,其中生产技能随教育水平提升的变化最显著;从经济学角度出发,归纳得出数字技能是一种互补品依赖型、信息密集型人力资本,初步拓展了技能生产函数的理论框架,探讨了数字技能的形成机制;以高等教育扩招政策作为对个体教育水平的外生冲击,利用模糊断点回归识别了教育水平提升对数字技能的因果影响,结果显示

<sup>①</sup> 若将个体学习新技能视作技术和知识传播的过程,技术扩散理论也能为教育与技能的关系提供解释(Harrigan等,2021)。在数字经济的应用场景下,学者更加关注信息与通信技术在家庭、企业和区域的发展和扩散过程(陈维宣和吴绪亮,2020;黄阳华,2023;Elstner等,2022)。

教育显著促进了个人数字技能增长;机制分析验证教育显著增强了个体的“数字互补品”可得性与信息获取能力,是促进数字技能增长的两个关键渠道。异质性分析结果表明,受教育水平提升能够更大幅度促进个体生产数字技能增长,且对中西部地区、农村、女性等传统劳动力市场中的弱势群体与低收入群体的数字技能提升作用更加显著。

本文立足中国国情,从以下三个方面充实现有研究并贡献知识增量。第一,在事实与理论方面,呈现中国居民数字技能典型事实,提炼数字技能核心特征并初步拓展技能生产函数,为理解数字技能形成提供事实依据与理论框架。第二,在经验估计与参数识别方面,借助外生政策冲击克服了以往研究中“信号效应”的干扰,在识别教育对数字技能影响的基础上,揭示了提高数字互补品可得性和增加信息禀赋是提升个体数字技能的两种有效机制,为提升居民数字技能提供了微观证据与可行路径。第三,在政策应用方面,本文结论表明,高质量的教育不仅有助于培育和积累数字经济时代人力资本,还能够缓解数字不平等,兼具数字技能“助推器”和“平衡器”的功能。本文从理论层面揭示了数字技能的形成机制,在实践层面为设计更有效的数字素养与技能提升方案,推动实现数字经济时代人与社会的全面发展提供了关键支撑与路径参考。

## 二、基本事实与理论分析

### (一)数字技能与基本事实

#### 1.数字技能的定义与测度

本部分简要说明数字技能的定义和测度方式,并将其分为社交、消费、生产技能三类。第一,关于数字技能的定义,现有研究尚未达成一致。结合相关研究和中国经济发展实际,本文使用的“数字技能”具体定义为:个人利用数字设备、网络 and 应用程序,获取、消费、创造数字内容,以实现效用增进和发展的各类技能。第二,在数字技能的测度方面,参考相关研究,本文利用中国家庭数字经济调查数据库,使用22种常见应用场景评估个体数字技能水平<sup>①</sup>。第三,对于数字技能的分类,根据功能与影响个人效用的方式不同,将其分为三类。一是社交技能,指通过数字技术建立、维护社会网络或增强社会认同的能力,例如视频通话、社交媒体互动、通过群聊维护客户关系等。二是消费技能,指利用数字技术识别与获取商品及服务的能力,如网络购物、在线看视频或听音乐等。三是生产技能,指运用数字技术提升生产效率或创造市场价值的的能力,可进一步划分为:其一,通过发展型活动提升人力资本或物质资本,进而提高传统要素的生产效率,如使用远程办公软件、

<sup>①</sup> 现有研究关于数字技能的定义、测度以及本文使用的技能列表参见附录1。本文附录详见《数量经济技术经济研究》杂志网站,下同。

获得教育或健康服务等;其二,直接参与数字内容或服务生产,创造价值并提升收入,如短视频创作、网络销售。对于具有多重属性的数字技能,本文根据其核心功能进行分类。

### 2. 教育与数字技能的基本事实

本文拟通过识别受教育水平对数字技能的影响,为揭示数字技能的形成机制提供基础。本文将呈现基本事实<sup>①</sup>,初步揭示教育与数字技能的关系。

事实1:中国居民数字技能较高,但生产数字技能掌握不足。由于本文旨在评估数字经济时代非专业人员(Non-ICT Professions and Citizens)运用数字技术满足个人需求、实现自身发展的能力,因此研究团队聚焦基础技能,在调查过程中选取了普适性、实用性较强的技能,并以此评估中国居民数字技能水平。统计结果显示,受访者对22项数字技能的平均掌握率达到85.86%,处于较高水平,但对生产技能的平均掌握率约为74.79%,显著低于社交、消费技能,表明居民利用数字技术提升生产效率的能力有待加强。

事实2:受教育水平与个体数字技能水平正相关。将受访者按照受教育水平分为小学及以下、初中、高中(职高)、大学专科、大学本科及以上五个类别。分组计算受访者数字技能水平。结果表明,居民数字技能随受教育水平提高而明显提升。平均而言,受教育水平为大学本科及以上居民的数字技能掌握率比受教育水平为小学及以下的居民高约30%。其中,生产技能与个体受教育水平存在最为显著的正相关趋势,由此也可初步推测,受教育水平提高更有可能显著促进生产数字技能的提升。

事实3:受教育水平更高的居民更早获得数字设备并参与数字经济活动。在调查过程中,研究团队收集了受访者首次获得智能手机或各类计算机等数字设备的时间。统计结果显示,超过80%的受访者在2008年后首次获得数字设备,平均值约为2013年。通过分析受教育水平与个人首次获得数字设备年份的相关性,本文比较了不同组别群体参与数字经济活动的时间差异。结果显示,在个人、家庭可观测特征相同的条件下,居民受教育水平与首次获得数字设备年份存在显著负相关关系,即受教育水平更高的个体更早参与数字经济活动。这表明接受教育可能降低个人获得新信息、掌握新技术的成本,从而使其能够更早、更有效地参与数字经济生产生活。

### (二)理论框架与研究假说

本文基于技能生产函数的理论框架,分析数字技能的形成过程及教育对其的影响。从经济学视角出发,讨论数字技能的特征,以此为基础拓展技能生产函数,并论证教育对数字技能的影响与主要机制,丰富现有研究关于数字技能的理解。

<sup>①</sup> 基本事实的图表参见附录2。

### 1. 数字技能的特征

从形成与积累过程看,数字技能作为一种新型人力资本,具备互补品依赖和信息密集两个核心特征,使其在形成效率与成本结构上不同于传统技能。具体论证如下。

第一,数字技能是一种互补品依赖型人力资本。相比于传统技能,数字技能的获取高度依赖智能设备、高速网络、付费软件、特定应用场景等专用性互补资产。具体地,个体做出参与数字经济活动的决策,例如通过网络购物平台进行线上消费,不仅需要基于产品本身价格、特征等分析,还要考虑网络等数字服务、数字设备、应用场景及获得和使用该商品必需的其他产品可得性(蔡宇涵等,2024)。借鉴经济学中关于“互补品”的定义,本文将与消费者直接购买的产品相配套的、完整完成数字消费所必需的数字产品或服务定义为“数字互补品”(Digital Complement)<sup>①</sup>。

本文利用调查数据比较了数字互补品数量不同,个体数字经济概念知晓情况、数字技能水平和过去一年数字经济活动参与情况的差异<sup>②</sup>,结果显示获得数字互补品较多的受访者具有较高的数字认知、数字技能,并参与更多样的数字经济活动。这一事实也证明数字技能属于互补品依赖型人力资本。

第二,数字技能是一种信息密集型人力资本。数字技能通常涉及应用数字技术,对信息和数据实现高效获取、处理与有效创造、应用。因此,与传统技能主要依赖时间、资本投入不同,数字技能的培育与提升需要有效信息的持续获取和投入,具有“信息密集”的特征。特别是在信息过载的背景下,能否有效识别有价值的信息、数据、资源,已成为决定个体发展能力的关键因素。此外,技术迭代升级往往加速了技能与人力资本贬值(Hombert和Matray,2024)。进入数字经济时代,人工智能等数字技术加速发展,使数字技能与特定技术环境、应用场景高度关联,劳动者必须通过不断学习新知识、获得新信息,实现持续“信息更新”,才能维持其技能水平与生产效率。综上,数字技能的形成依赖有效信息的持续获得和投入,这一特性决定了数字技能属于一种信息密集型人力资本。

### 2. 技能生产函数的分析框架

从理论脉络来看,Ben-Porath(1967)较早以生产函数的形式描述了人力资本的形成过程,指出技能等人力资本在第 $t$ 期的积累 $Q_t$ 取决于人力资本存量 $K_t$ 和当期包括教育资源在内的其他商品投入 $I_t$ ,具体表示为:

$$Q_t = f(K_t, I_t)$$

在此基础上,Cunha和Heckman(2007)将儿童时期的技能积累归纳为一个动

<sup>①</sup> 数字互补品在不同的消费情境下具有不同的内容和含义(例如,网络服务、数字设备、网络购物配套的物流服务、与线上购物配套的产品质量保障服务等)。

<sup>②</sup> 比较结果参见附录1。

态、多阶段的过程,并在生产函数的框架下将第  $t + 1$  期技能水平  $\theta_{t+1}$  表示为:

$$\theta_{t+1} = f_t(h, \theta_t, I_t)$$

其中,  $h$  表示父母人力资本水平,  $\theta_t$  和  $I_t$  分别表示第  $t$  期儿童技能水平和其他货币投入,并归纳技能形成过程具有两个关键特征:一是自我生产力(Self-productivity),即前期技能水平对当期技能有显著正向影响,可表示为  $\partial f_t(h, \theta_t, I_t)/\partial \theta_t > 0$ ;二是动态互补性(Dynamic Complementarity),即第  $t$  期外部投资对于技能( $\theta_t$ )更高的个体产生的边际影响更大,可表示为  $\partial^2 f_t(h, \theta_t, I_t)/\partial \theta_t \partial I_t' > 0$ 。

数字技能互补品依赖和信息密集的特征表明,数字技能积累需要数字互补品( $C_t$ )和信息禀赋( $F_t$ )投入。基于此,本文初步拓展技能生产函数,将数字技能  $\theta_{t+1}^D$  生产函数表示为:

$$\theta_{t+1}^D = g(F_t, \theta_t^D, I_t, C_t) = F_t^\gamma \times f(\theta_t^D, I_t, C_t) \quad (0 < \gamma < 1)$$

其中,  $\theta_t^D$  表示第  $t$  期数字技能存量,  $F_t$  表示个体信息禀赋,  $I_t$  和  $C_t$  分别为其他货币、时间投入和数字互补品数量。根据数字技能的“互补品依赖”特征,上式满足  $\partial g(F_t, \theta_t^D, I_t, C_t)/\partial C_t > 0$  且  $\partial^2 g(F_t, \theta_t^D, I_t, C_t)/\partial \theta_t^D \partial C_t > 0$ ;根据数字技能的“信息密集”特征,有  $\partial g(F_t, \theta_t^D, I_t, C_t)/\partial F_t > 0$ ,特别地,在 Cunha 和 Heckman (2007) 的框架下,可以将其视作数字技能积累的效率参数,从而不失一般性地表示为  $g(F_t, \theta_t^D, I_t, C_t) = F_t^\gamma \times f(\theta_t^D, I_t, C_t)$ ,对于传统技能或非信息密集型技能,有  $\gamma \rightarrow 0$ 。

### 3. 研究假说

基于数字技能的经济特征与技能生产函数,本文拟进一步讨论教育对数字技能的影响与机制。

从总效应看,教育与技能形成的关系是人力资本理论的重要议题。早在18世纪,亚当·斯密就关注到了教育的重要性,他在《国富论》中强调后天的学习与经验积累对才能和劳动生产率的影响。20世纪60年代,美国经济学家西奥多·舒尔茨和加里·贝克尔正式提出人力资本理论(Schultz, 1961; Becker, 1964),指出人力资本是凝结在劳动者身上的知识、技能和健康的总和,并将教育视为一种人力资本投资行为,认为教育可以提高个体知识、技能,进而提高劳动生产率与收入。随后, Romer (1990) 等提出的内生增长模型从宏观视角验证了教育通过推动技术创新和知识扩散对一个国家或地区长期经济增长的关键作用,并将知识和技术研发视为增长的源泉。

然而,关于教育是否真正提升个体技能,学界始终存在分歧。在理论层面,最主要的竞争性假说来自 Spence (1973) 提出的信号理论(Signaling Theory),该理论认为教育的主要功能在于向劳动力市场和雇主传递个体能力的信号,而非直接增强其生产力。由此也引发了学界关于两种观点持续数十年的理论争议(Huntington-Klein, 2021)。在实证层面,由于技能积累具有自我生产性和路径依赖的特征

(Cunha 和 Heckman, 2007),同时受到家庭背景、社会环境等多重不可观测因素的影响,剥离技能的自我积累效应、准确识别教育等外生干预对个人能力或技能的影响及其机制面临诸多方法论挑战(Heckman 和 Mosso, 2014)。

数字技能作为一种新的人力资本形式,为回应理论争议提供了新的研究情境。与传统技能相比,数字技能——例如数字设备操作、信息与数据素养、数字内容创造能力等——更易观测和直接验证(Van Laar 等, 2020),有助于排除信号效应的干扰并直接检验教育对技能水平的影响。基于上述研究基础,本文提出以下基准假说。

研究假说1:教育水平提升将显著促进个体数字技能提高。

结合数字技能的经济特征,本文拟论证教育影响数字技能的两种机制。在数字技能框架下,教育可能通过提高互补性资源的可得性和增强信息禀赋促进个人技能提升。

第一,互补品机制。根据数字技能的“互补品依赖”特征,教育通过增加数字互补品可得性,直接促进数字技能积累,即  $C_i = C_i(E_i)$ ;进一步结合技能的自我生产力特征,在互补品水平相同条件下,可以得到  $\partial^2 \theta_{i,v}^p / \partial \theta_i^p \partial C_i > 0$ ,表明互补品供给可能对数字技能积累产生长期影响。教育对数字互补品的供给,主要有直接和间接两个渠道。对于直接渠道,学校等教育机构通过提供计算机课程、无线网络等初始数字接入和专业软件、平台与场景,使学生更易获取和使用与数字技能积累相关的设备、软件、平台、网络资源等数字互补品,弥补了潜在的家庭数字资源不平等。近年来的研究表明,正规教育与短期培训能够显著促进工作、生产中数字技术的采纳和应用(Cole 和 Fernando, 2021)。在间接渠道方面,受教育水平提升能够显著促进社会资本积累(Huang 等, 2009),强化人力资本的正外部性(Moretti, 2004),进一步增强高受教育水平群体的资源获取能力,提升先进数字技术等数字互补性资源可得性,加速技术扩散并促进个人技能积累。据此,提出研究假说2。

研究假说2:教育水平提升通过增加数字互补品供给,降低个体数字技能积累成本,促进数字技能提高。

第二,信息机制。对于数字技能的“信息密集”特征,教育通过增加信息供给、减少信息不对称,并提高个体信息获取、甄别、筛选、应用能力,使得个体能够应对技术的快速变化,提高持续学习与技能积累的效率,即  $F_i = F_i(E_i)$ 。这一影响同样体现在以下两个方面。一方面,教育直接增加了有效信息的供给,在学校环境中教学课程、图书馆、学术资源等高质量信息来源丰富了学生的信息禀赋,能够有效修正个体信息、认知不足,弥补家庭背景或社会经济地位造成的信息鸿沟(Bettinger 等, 2012)。另一方面,教育提升了个体信息处理能力。心理学与经济学研究表明,教育能够在长期内显著提升个体信息处理、逻辑推理、创造力等认知能力(Banks 和 Mazzonna, 2012; Dahmann, 2017),降低学习新技能的成本,促进技能积累。在数字

经济与智能经济快速发展的背景下,教育通过直接传递知识、提供系统训练,以及在教学场景中广泛应用数字技术(Banerjee和Duflo,2014),不仅能够提高学生批判性评估、查找、理解和创造信息的能力,还能够深化其对数字经济相关概念与现象的理解,增进其对新兴技术与新业态的认识,并增强接受教育群体对数字技术价值、风险的识别与评估能力。这些知识积累不仅有助于提高个体学习数字技能的动机和效率,也能够提升个体协同数字技能与数据、劳动、资本等生产要素的能力,优化资源配置决策。据此,本文提出研究假说3。

研究假说3:教育水平提升通过增加个体信息禀赋,提升个体技能积累效率,促进数字技能提高。

### 三、研究设计

本文通过分析教育对数字技能的影响与机制,为理解数字技能的形成过程提供证据。作为核心解释变量,个体受教育水平并非随机分配,且不存在对其产生干预的随机受控实验(Randomized Controlled Trial,RCT),因此要准确估计这一影响,有必要借助外生政策冲击。本文拟将1999年实施的中国高等教育扩招政策视为准自然实验,并由此识别教育对数字技能的影响。

#### (一)政策背景

为提高国民整体文化水平和技术能力,并优化教育资源配置,1999年,国务院批转教育部的《面向21世纪教育振兴行动计划》提出,“到2010年,高等教育毛入学率达到适龄青年的15%”,标志着中国高等教育从精英阶段向大众化阶段过渡(陈林和万攀兵,2017)。教育部数据显示,1999年,全国高校招生规模超过159万人,相比1998年增幅超过47%。此后,中国普通、职业本专科招生人数均持续增长。2023年,全国高等教育招生规模已达1042万人,是1998年招生人数的近10倍。相关研究表明,高校扩招通过使更多学生有机会接受高等教育,不仅实现了劳动力技能提升(刘生龙和胡鞍钢,2018),也为识别教育或人力资本提升的经济影响创造了研究机会(许和连等,2024;刘一伟等,2024)。

#### (二)计量模型设定

高等教育扩招政策使本文有机会利用模糊断点回归模型识别教育对数字技能的影响。使用这一计量模型的依据是,高等教育扩招政策仅适用于1999年及以后参加高考的考生。据此推断,扩招政策最早使1980年出生的个体受益:按照法定入学年龄6岁入学并接受12年初、中等教育,1999年参加高考的考生应在1980年9月~1981年8月出生。因此,若将个体出生时间作为驱动变量,以1980年为临界值,则应观察到在临界值后出生的个体进入处理组(接受高等教育)的概率将显著提升,但由于个体实际入学年龄存在一定差异,且并非所有个体都能够接受高等教育,因而模糊断点回归方法是一种有效的识别策略。基于高等教育扩招的准自然实验,本文

拟采用如下两阶段模型作为基准回归方程:

$$Treat_{ijt} = \alpha_1 + \mathbf{1}\{S_i \geq C\} \times [f_1(S_i - C) + \lambda] + \mathbf{1}\{S_i < C\} \times f_2(S_i - C) + X_i \delta + c_j + \gamma_t + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

$$y_{ijt} = \alpha_2 + \beta Treat_{ijt} + \mathbf{1}\{S_i \geq C\} \times g_1(S_i - C) + \mathbf{1}\{S_i < C\} \times g_2(S_i - C) + X_i \zeta + c_j + \gamma_t + \mu_{ijt} \quad (2)$$

其中, $i$ 、 $j$ 和 $t$ 分别表示受访者编号、所在地级市与调查实施年份。 $S_i$ 表示断点回归模型的驱动变量,由于数据不含受访者具体出生日期及月份,因此本文使用个体出生年份作为驱动变量。 $C$ 为驱动变量临界值,根据以上讨论,本文取 $C = 1980$ 。 $Treat_{it}$ 为处理状态指示变量, $Treat_{it} = 1$ 表示样本进入处理组,具体为接受过高等教育的群体; $Treat_{it} = 0$ 表示样本进入控制组。 $y_{ijt}$ 为本文关注的结果变量,在基准回归中为个体数字技能水平。

式(2)中还加入了一组控制变量 $X_i$ 。在识别假设成立的条件下,模型是否包含控制变量并不会影响估计结果的无偏性。但此时加入 $X_i$ 有助于提升估计效率(Anderson, 2014),在一定程度上克服与结果变量相关的因素在处理组与控制组分布不平衡的影响(Calónico等, 2019),还有助于纠正由部分远离断点样本引起的估计结果偏误(Imbens和Lemieux, 2008)。因此,本文添加的控制变量包括个人、家庭层面可能影响个体受教育水平及数字技能的变量。此外,为了控制区域层面宏观因素及时间因素,还加入了受访者所在地级市虚拟变量 $c_j$ 以及调查实施年份虚拟变量 $\gamma_t$ ,用于缓解经济、文化等因素对于估计结果的干扰。在式(2)中,本文关心的是 $Treat_{it}$ 的系数 $\beta$ ,其经济含义是受教育水平提升对个人数字技能提升的影响。若 $\beta > 0$ ,表明教育水平提升能够促进个体数字技能增长。

### (三)数据与变量

#### 1. 数据说明

本文使用的数据来自中国家庭数字经济调查数据库。该数据库基于中国人民大学于2021年12月及2023年12月实施的两轮“中国家庭数字经济调查”(China Household Digital Economy Survey, CHDES)构建。该调查采用分层抽样,先在省份层面在省会和1个中低水平城市抽样(直辖市采用中心城区和郊区县抽样),再按照1:1:1比例在市区、县城和乡村分别抽样。考虑到数字经济微观发展与个体特征密切相关,调查根据2020年就业人口比例,按照25%和75%的比例分别在工作时间、非工作时间展开入户调查,使得样本更具有代表性和准确性(黄阳华等, 2023)。两轮调查共收集了来自全国23个省份4343个家庭的有效数据<sup>①</sup>。

在问卷设计方面,为全面了解数字经济在家庭及个人层面的发展水平,调查问卷包括两个核心模块。一是基本信息模块,包括受访者个人基本信息、就业信息、

<sup>①</sup> 数据库介绍、抽样方案与样本代表性说明参见附录2。

个人收入支出情况,以及家庭人口结构信息等;此外,问卷还收集了受访者的主观经济社会地位评价及政策认知等信息。二是家庭数字经济模块。该模块旨在收集受访者及其家庭数字经济发展水平相关信息。除数字服务(固定及移动宽带网络服务接入、使用及消费情况)、数字设备(个人及家庭智能手机、电脑等设备购买及使用情况)等传统度量方式外,问卷还收集了受访者的数字认知、数字技能、数字经济活动参与等能够反映个人应用数字技术能力的信息,为更加全面评估受访者及其家庭的数字经济发展水平、更加准确测度居民数字素养提供数据基础。

## 2. 变量与描述性统计

本文的被解释变量为受访者数字技能水平  $DS_i$ 。该变量基于受访者对问卷中22种数字技能的学习难度评价计算得出。具体地,收集受访者是否掌握各项技能  $Skill_{i,n}$  及对各技能的学习难度评价  $E_{i,n}$ ,其中  $n \in [1, 22]$ 。对每项技能,问卷设置4级难度选项(1=最难;4=最易),并对“从未听说该技能”的选项赋值为0。从而  $E_{i,n} \in [0, 4]$  反映技能习得成本递减与个人能力递增关系。为提升估计结果可读性,通过式(3)的标准化计算构建综合指标作为基准回归中数字技能的测度。

$$DS_i = \frac{\sum_{n=1}^N E_{i,n}}{4 \times N} \in [0, 1] \quad (3)$$

其中, $N$ 表示技能总数。基准回归中, $N = 22$ 。根据定义, $DS_i$ 数值越大,受访者的数字技能水平越高。相比于直接计算数字技能掌握数量  $\sum Skill_{i,n}$  或比率, $DS_i$ 的优势在于将受访者不可观测的学习能力考虑在内,从而减小对数字技能的测量误差。

结合高校扩招的准自然实验,本文的处理状态变量  $Treat$  为指示变量“是否接受过高等教育”,即  $Treat = 1\{Edu = \text{大学专科或本科及以上}\}$ 。 $Treat = 1$ 表示样本接受过高等教育并进入处理组,否则进入控制组。本文还在基准模型中加入了三类控制变量以提升估计效率。第一,个人可观测特征,包括受访者性别、健康状况等人口统计学特征及就业情况。第二,家庭可观测特征,主要包括家庭人口总数和结构,以及以住房面积度量的资产水平。加入以上两组变量能够控制个人及家庭层面各类可观测特征对个人当期数字技能水平的影响。第三,个人及家庭层面数字经济发展特征,主要包括网络服务与数字设备的购买及使用情况。本文使用的被解释变量、处理状态变量与控制变量的描述性统计结果报告于附录2。

## 四、实证估计结果

### (一)断点回归图形证据

在正式报告估计结果之前,本文分别通过呈现个体出生年份与接受高等教育的概率及数字技能均值的关系,为断点回归的研究设计提供图形证据。图1(a)绘制

了驱动变量(出生年份)与样本处理状态之间的关系,可以看出样本接受高等教育的概率在出生年份断点(1980年)两侧存在明显跳跃,出生于断点年份以后的样本接受高等教育的概率高于断点年份之前样本。图1(b)进一步绘制了样本出生年份与数字技能的拟合曲线,并提供了95%置信区间。同样可以看出,个体数字技能在出生年份断点处存在跳跃,断点右侧样本的数字技能水平显著高于断点左侧。以上结果与本文研究设计预期一致,为断点回归的有效性与估计结果提供了初步证据。

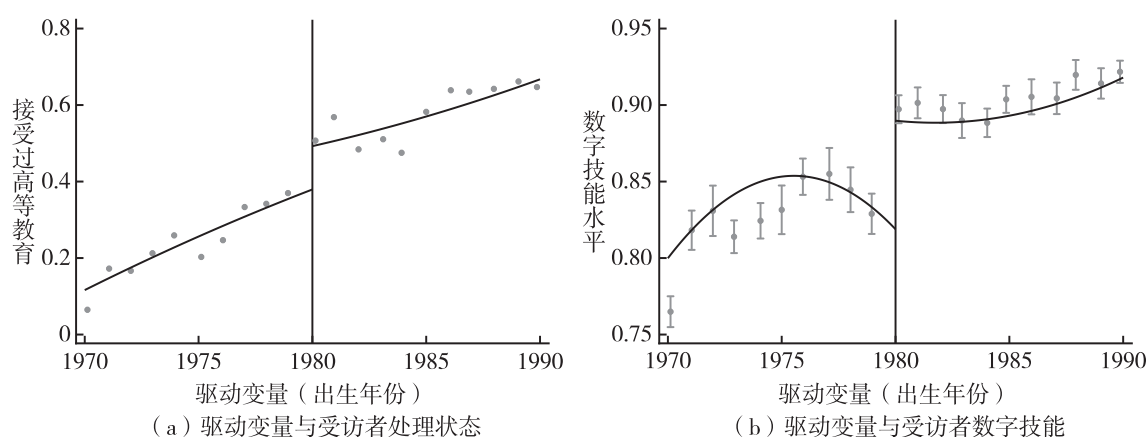


图1 模糊断点回归结果

注:图(a)和(b)分别为不同出生年份受访者接受高等教育(进入处理组)的概率与数字技能均值。黑色实线为拟合曲线,图(b)提供了95%置信区间。

## (二)基准分析结果

表1报告了模糊断点回归的基准估计结果。本文参考Narasimhan和Weaver(2024)的做法,选择均方误差(Mean Squared Error, MSE)最优带宽,截取带宽内样本并使用三角权重(Triangular Kernel)进行分析。表1列(1)、列(2)为第一阶段回归结果。在添加所有控制变量及地级市、年份固定效应的情况下, $1\{S \geq C\}$ 的估计系数为0.084且在1%的水平上显著,其含义是在断点附近,与出生年份早于临界值(1980年)相比,受访者出生年份晚于临界值将使其进入处理组(接受高等教育)的概率提升8.4%,这一结果与图1(a)一致。

表1列(3)、列(4)以简约式估计了进入处理组对个体数字技能影响的意向处理(Intent-to-Treat, ITT)效应估计值。结果显示,与图1(b)一致,受教育水平提升将显著提高个体平均数字技能水平。表1列(5)、列(6)报告了使用两阶段最小二乘法得到的第二阶段估计结果,其中,列(6)结果显示Treat的系数估计值为0.496,且在1%的水平上显著,验证了教育显著促进个体数字技能增长,为研究假说1提供了证据。

表1 基准分析结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	第I阶段		简约式估计(ITT)		第II阶段	
	<i>Treat</i>	<i>Treat</i>	<i>DS</i>	<i>DS</i>	<i>DS</i>	<i>DS</i>
<i>Treat</i>					0.681*** (0.113)	0.496*** (0.123)
1{ $S \geq C$ }	0.088*** (0.016)	0.084*** (0.020)	0.060*** (0.008)	0.042*** (0.007)		
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应		是		是		是
带宽	5.915	8.399	5.915	8.399	5.915	8.399
样本量	1058	1661	1058	1661	1058	1661
KP-Wald F 统计量					29.792	17.575
R <sup>2</sup> 值	0.091	0.279	0.147	0.239		

注：\*、\*\*、\*\*\*分别表示在10%、5%、1%的水平上显著，括号内为出生年份层面聚类稳健标准误。

### (三)稳健性检验

#### 1. 研究设计有效性检验

断点回归设计的有效性依赖于样本在断点附近接受处理的随机性(Lee, 2008)。在本文研究情境中,这意味着个体不能通过控制出生年份来人为操控是否进入政策处理组。显然,个人不能选择出生日期,而其父母也不可能在断点(1980年)附近预测到1999年高等教育扩招并使子女刚好出生于断点之前或者之后。此外,本文也从统计角度,通过比较驱动变量在断点两侧的分布情况进行验证,即当驱动变量(出生年份)在断点附近分布连续时,有理由认为样本没有操控驱动变量。使用McCrary(2008)的方法检验驱动变量在临界值处是否连续,结果显示不能拒绝断点处驱动变量变化为零的原假设,可以在统计意义上认为样本在临界值处不存在人为干预。此外,本文还通过检验控制变量在断点两侧是否连续分布,论证结果变量在断点处的跳跃并非来自控制变量非连续变化的影响。附图4的检验结果显示,断点两侧控制变量分布均不存在显著差异,表明断点附近的样本除了接受高等教育的概率不同以外,其他可能影响教育水平或个人数字技能的变量并不存在系统性差异<sup>①</sup>。

#### 2. 安慰剂检验<sup>②</sup>

稳健性检验的另一个思路是选择不同于断点的值作为安慰剂断点(Placebo

① 控制变量平衡性检验结果报告于附录2。

② 所有稳健性检验结果均报告于附录3。

Cutoff Points)。如果基于安慰剂断点的回归结果不显著,则表明当前选择断点具有真实性。在基准分析中,以1980年为断点,以受教育水平为大学专科或本科及以上的样本为处理组,即  $Treat = 1\{Edu = \text{大学专科或本科及以上}\}$ 。为进行安慰剂检验,本文仍以1980年为断点,分别将受教育水平为初中、高中(职高)、大学本科及以上的样本设置为安慰剂处理组进行分析。可以判断,若本文研究设计有效,则当设置  $Treat = 1\{Edu = \text{初中}\}$  及  $Treat = 1\{Edu = \text{高中(职高)}\}$  时,两阶段估计结果应均不显著;然而,考虑到扩招政策对大学本科招生规模的影响,当设置  $Treat = 1\{Edu = \text{大学本科及以上}\}$  时,估计结果应显著为正。

附表9列(1)、列(3)的分析结果显示,当设置安慰剂处理组为初中或高中(职高)时,驱动变量在临界值右侧不会对样本的处理状态产生显著影响。这一结果表明,是否晚于临界年份出生只会影响个体接受高等教育的概率。这一结论同样有助于排除同期计划生育政策的可能干扰。而当安慰剂处理组设置为大学本科及以上时,处理效应显著为正。通过设置安慰剂处理组,本文论证了基准回归结果的稳健性与研究设计的有效性。

### 3. 排除其他政策干扰

除高等教育扩招政策外,同期实施的其他政策与经济社会发展趋势可能会影响居民受教育水平与数字技能。因此,有必要排除这些因素对估计结果的干扰。本文将讨论改革开放、义务教育政策和互联网发展趋势的影响。

第一,改革开放对社会经济发展产生了巨大影响,其实施时间也与本文设置的断点年份相近,尽管模型包含地级市固定效应能够控制不可观测城市发展特征的干扰,但仍有必要排除早期改革开放对居民人力资本与区域发展的长期影响。为此,本文剔除了所在地级市属于“首批经济特区”或“首批沿海开放城市”的样本<sup>①</sup>,结果显示,在剔除改革开放初期国家重点开放城市的样本后,两阶段估计结果系数仍然显著为正,因此研究结论不受改革开放等政策影响。

第二,1986年起实施的《中华人民共和国义务教育法》推动了中国义务教育快速发展,显著增加了居民受教育年限(刘生龙等,2016),而从出生年份来看,受到义务教育政策冲击的群体可能与本文处理组样本存在较多重叠,因此需排除义务教育政策对研究结果的影响。本文拟结合义务教育在各地区推行速度存在差异这一客观事实进行分析,利用1990年和2000年实施的两次全国人口普查数据<sup>②</sup>,计算各

① 首批经济特区包括深圳市、珠海市、汕头市和厦门市;首批沿海开放城市包括大连市、秦皇岛市、天津市、烟台市、青岛市、连云港市、南通市、上海市、宁波市、温州市、福州市、广州市、湛江市和北海市。

② 选择1990年实施的第四次全国人口普查和2000年实施的第五次全国人口普查数据的原因在于,这期间义务教育推行速度和力度最有可能对1980年左右出生人口产生影响。

地级市 1990~2000 年受教育程度为初中及以上人口比例的变化值,并根据全国中位数将样本分为两组,以虚拟变量  $G_{CE}$  表示, $G_{CE} = 1$  表示受访者所在地级市接受过初中及以上教育的人口比例增长幅度较大,表明义务教育在该城市推广速度较快、执行力度较大;否则  $G_{CE} = 0$ 。在模型中加入分组变量  $G_{CE}$  与处理状态  $Treat$  的交互项,则交互项系数的符号与显著性能够衡量受教育水平提升对数字技能的影响是否因地区义务教育推广速度不同而异。结果显示,交互项( $Treat \times G_{CE}$ )系数估计值为负,且在统计意义上不显著,因此可知基准分析结果并非来自义务教育政策的影响。

第三,本文讨论互联网发展趋势对估计结果的影响。21 世纪以来,中国进行了大规模信息网络基础设施建设,推动智能手机等数字设备普及,并促进居民数字素养提升与数字技能积累,而在本文断点年份附近出生的居民更容易受到互联网迅速发展的影响。为了排除互联网发展对研究结论的干扰,本文借助“宽带中国”战略进行研究。2014 年起,中国政府陆续推出三批具有良好宽带发展基础的示范城市(城市群),相关研究表明,该政策显著促进了示范城市数字基础设施建设,推动了经济与社会发展(张涛和李均超,2023)。据此,本文设置“宽带中国”示范城市虚拟变量  $G_{IT}$ ,若受访者所在地级市在 2014~2016 年被确定为示范城市,则  $G_{IT} = 1$ ,否则  $G_{IT} = 0$ 。在模型中加入分组变量  $G_{IT}$  与处理状态  $Treat$  交互项,若该系数显著为正,则表明居民数字技能的提升更有可能来自信息、网络发展的影响,而非受教育水平提高;若交互项系数不显著,则表明本文结果可以由教育水平提升解释。附表 10 列(5)、列(6)的回归结果表明,交互项( $Treat \times G_{IT}$ )系数估计值同样在统计意义上不显著,从而排除了互联网发展趋势对本文研究结论的干扰。

#### 4. 其他稳健性检验

除了验证研究设计有效性、排除其他政策干扰外,本文还进行了其他稳健性检验,具体包括带宽敏感性分析、函数形式与估计方法敏感性检验、更换数字技能测度方式以及样本权重等。结果显示,本文基准研究结论对带宽选择、估计方法、数字技能测度方法、样本范围等均不敏感,通过了上述所有检验,受教育水平提升对数字技能的促进作用始终成立,为本文分析结果的稳健性提供了证据。

### 五、机制检验

#### (一)互补品机制检验

研究假说 2 指出,接受教育能够通过提升数字互补品可得性来促进个人数字技能积累。从技能积累过程看,数字互补品主要包括两类,一是数字设备或数字服务等产品和服务,二是数字技术应用场景等资源和平台。据此,分别检验教育对两类数字互补品可得性的影响,回归结果如表 2 所示。

表2 教育与数字设备使用行为

变量	(1) 第I阶段 <i>Treat</i>	(2) 第II阶段 <i>Firstyear</i>	(3) 第I阶段 <i>Treat</i>	(4) 第II阶段 设备种类	(5) 第I阶段 <i>Treat</i>	(6) 第II阶段 书籍数量
<i>Treat</i>		-5.791** (2.809)		0.870** (0.271)		64.340** (24.093)
$1\{S \geq C\}$	0.120*** (0.029)		0.086*** (0.020)		0.110*** (0.022)	
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是	是
带宽	6.503	6.503	8.082	8.082	5.462	5.462
样本量	898	898	1661	1661	625	625
R <sup>2</sup> 值	0.287		0.278		0.313	

注:仅第二轮调查数据包含受访者家中书籍数量变量,故列(5)、列(6)分析使用了符合最优带宽范围的625个样本,控制变量中加入了小学时期家中书籍数量。其余同表1。

第一,基于数字设备购买行为的分析。可以预期,若互补品效应存在,则接受教育可能使个体获得更多与数字设备、服务与技术相关的产品和信息,从而受教育水平更高的群体将更早使用数字设备,且与受教育水平较低的群体相比,其数字设备的类型可能更丰富。反之,如果该效应不成立,则上述机制变量在断点处不应存在显著跳跃。根据这一思路,本文使用个人首次获得数字设备(包括智能手机、各类计算机)的年份 *Firstyear* 作为机制变量。为排除早期家庭经济情况和家庭数字设备购买能力通过反向因果干扰识别结果,选取了满足 *Firstyear* > 2004 的子样本进行分析;此外,为排除网络服务普及对个人数字设备购买决策和估计结果的干扰,进一步限制 *Firstyear* < 2019<sup>①</sup>。结果报告于表2列(1)、列(2),可知 *Treat* 的估计系数显著为负,这意味着断点附近处理组样本比控制组样本更早获得数字设备,这为事实3提供了实证证据。此外,本文还使用数字设备的种类数作为机制变量,检验结果报告于表2列(3)、列(4),其中第二阶段回归结果显示, *Treat* 的估计系数为0.870,且在1%统计水平上显著,表明同等条件下,接受过高等教育的个体使用数字设备种类更多,这也与互补品效应的预测结果一致。

第二,基于其他资源和平台可得性的分析。本文拟使用受访者家中纸质书籍数量进行测度,尽管纸质书籍数量与数字技术不直接相关,但能够在一定程度上反

① 选取2004年和2019年作为临界值的原因在于,2004年,断点附近大多数样本应已完成高考;2019年为中国5G元年,此时网络服务在中国已经基本普及。

映个人可得的信息与文化资源,同时能够较好地避免与数字技能互为因果,从而干扰研究结论。将该变量作为机制变量,同时在模型中加入反映样本前期资源可得性的“小学时期家中书籍数量”作为控制变量,估计结果报告于表2列(5)、列(6),结果显示,受教育水平提升显著提高了个人购买实体书数量,平均而言,断点附近处理组样本比控制组样本家庭中的纸质书籍多约64册,这一结果也意味着教育能够增加各类信息、文化资源可得性,是促进受访者数字技能提升的重要渠道<sup>①</sup>。

## (二)信息机制检验

研究假说3指出,教育能够增加个体信息禀赋( $F_i$ ),提升个体技能积累效率,促进数字技能提高。事实上,基准回归已经为该机制提供初步证据。基准回归研究发现了教育促进数字技能增长,由于本文中数字技能测度指标是基于受访者对各项技能学习难度的评价构造的,该结果意味着教育能够显著降低个体学习数字技能的成本,反映了教育可能通过提升信息获取与处理能力提升技能积累效率。为直接检验信息机制,本文使用受访者的信息获取数量或能力作为机制变量进行分析。对于信息获取数量,可使用受访者对“数字经济”概念的知晓情况 $DC$ 作为机制变量,反映其对数字经济的基础性信息接触水平;进一步地,本文引入“社交媒体信息获取行为” $SInfo$ 作为衡量个体获取信息能力的代理变量。该变量具体通过考察过去一年内,受访者是否日常使用微博、抖音、快手、微信公众号与视频号等社交平台浏览信息来度量。这些平台已成为当代社会信息传播的重要渠道,其使用行为能够直接反映个体可得的信息数量与获取信息的能力。将基准回归中第二阶段被解释变量分别替换为两个机制变量,进行模糊断点回归得到结果如表3所示,列(2)、列(4)报告的第二阶段结果显示, $Treat$ 的估计系数均显著为正,表明教育显著提升了个人的信息获取数量和能力。

## 六、异质性分析

前文利用模糊断点回归模型识别了教育对数字技能的促进作用与潜在机制。本部分拟进行异质性分析,探讨受教育水平提升对不同技能、不同群体的影响<sup>②</sup>。

### (一)数字技能异质性分析

分别以社交数字技能、消费数字技能和生产数字技能水平作为被解释变量进行分析。根据附表15列(1)至列(3)中核心解释变量 $Treat$ 的系数估计值可判断,尽管教育水平提升对各类数字技能均存在显著促进作用,但同等条件下对生产数字技能的影响显著高于消费和社交数字技能。这一结果的可能解释是,接受过高等教育的个体更有可能利用数字技术提升生产效率、赋能自身发展。

① 附录4提供了关于教育与数字互补品供给的实地调研证据。

② 异质性分析结果报告于附录5。

表 3 教育与个人信息获取

变量	(1) 第 I 阶段 <i>Treat</i>	(2) 第 II 阶段 概念知晓情况	(3) 第 I 阶段 <i>Treat</i>	(4) 第 II 阶段 信息获取行为
<i>Treat</i>		1.357*** (0.358)		0.752** (0.298)
$1\{S \geq C\}$	0.087*** (0.020)		0.141*** (0.021)	
控制变量	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是
带宽	7.707	7.707	4.698	4.698
样本量	1464	1464	497	497
R <sup>2</sup> 值	0.278		0.310	

注:“社交媒体信息获取行为”仅在第二轮调查中收集,故列(3)、列(4)分析使用了符合最优带宽范围的 497 个样本。其余同表 1。

### (二)个人异质性分析

本文通过交互项模型,讨论教育对数字技能处理效应的收入、性别异质性。根据收入平均值将样本分为两组,以  $G_i$  表示分组指示变量,收入高于平均值则  $G_i = 1$ , 否则  $G_i = 0$ 。附表 15 列(4)包含收入分组变量及其与 *Treat* 的交互项,结果显示,交互项系数( $Treat \times G_i$ )估计值显著为负,表明对于低收入组样本,教育水平提升的处理效应显著高于高收入组。类似地,在模型中加入性别变量  $G_M = 1\{\text{性别} = \text{男}\}$  与 *Treat* 的交互项进行分析,附表 16 列(2)的估计结果显示,核心解释变量 *Treat* 显著为正,其与  $G_M$  的交互项( $Treat \times G_M$ )系数估计值为 -0.207,但在 10% 统计水平上不显著,表明教育能够促进全体居民数字技能增长,且对于女性群体的影响更大,即从数字技能的角度看,女性教育回报率略高于男性。这一发现也与现有研究(张永丽等,2018)一致。综合个人异质性分析结果,本文估计结果表明教育在促进数字技能普遍增长的同时,可能缩小收入、性别等维度的数字鸿沟。

### (三)区域异质性分析

本部分拟讨论教育的数字技能回报在区域和城乡层面的特征。在模型中加入区域指示变量  $G_E = 1\{\text{区域} = \text{东部地区}\}$  及其与 *Treat* 的交互项<sup>①</sup>,并进行区域异质性

① 本文参考国家统计局的经济地带划分,东部 10 省(市)包括北京、天津、河北、上海、江苏、浙江、福建、山东、广东和海南;中部 6 省包括山西、安徽、江西、河南、湖北和湖南;西部 12 省(区、市)包括内蒙古、广西、重庆、四川、贵州、云南、西藏、陕西、甘肃、青海、宁夏和新疆;东北 3 省包括辽宁、吉林和黑龙江。

分析,附表15列(5)的结果显示, $Treat$ 的系数估计值显著为正,表明对不同区域的样本,教育对于个人数字技能都具有显著促进作用,而交互项( $Treat \times G_E$ )系数显著为负,意味着这一效应对中西部地区及东北地区样本更加显著。其可能原因在于,东部地区经济社会发展水平更高、新型基础设施建设更加完善,能够促进数字经济在家庭层面更有效地渗透和发展,因而居民数字技能积累对教育水平提升的依赖程度较低。

此外,本文还通过在基准回归模型中加入城乡指示变量 $G_R = 1\{\text{地区} = \text{农村}\}$ 及其与 $Treat$ 的交互项,进行城乡异质性分析,附表16列(4)报告的第二阶段估计结果中交互项( $Treat \times G_R$ )系数估计值为正,表明对于农村居民,教育对数字技能的影响略高于城镇居民,但这一差异在统计意义上不显著。

基于本文对个人与区域的异质性分析结果可以判断,教育对数字技能的正向促进作用对低收入家庭和中西部地区家庭等传统劳动力市场的“弱势群体”更加显著,这也表明高质量的教育不仅可作为数字技能的“助推器”,还发挥“平衡器”的作用,为缩小社会不平等、有效促进共同富裕提供支撑。

## 七、结论与政策建议

数字技能已经成为数字经济时代的关键人力资本,全面提升居民数字技能是建设网络强国、抢抓人工智能发展机遇的重要任务。本文利用中国家庭数字经济调查数据库,归纳了数字技能的基本事实与核心特征,拓展了技能生产函数理论框架,并借助高等教育扩招政策的外生冲击,识别了受教育水平提升对个体数字技能的影响及机制。研究发现,首先,受教育水平与数字技能呈显著正相关,其中生产数字技能随受教育水平提升的增幅高于社交、消费技能;其次,教育对数字技能具有显著促进作用,这一效应主要通过提高个体数字互补品(如计算机、互联网、软件等)的可得性和信息获取能力实现;最后,教育对中西部地区、农村居民、女性及低收入群体等弱势群体的数字技能提升作用更显著。

本文研究为理解数字技能形成机制提供了微观证据,也为提升居民数字素养与技能、落实“投资于人”的战略部署提供了政策启示,具体政策建议如下。第一,应以提升教育质量为核心,强化教育在数字经济时代人力资本形成中的基础性作用。研究结果显示,教育是影响数字技能积累的关键因素。因此,持续提升居民数字素养与技能,需要在优化教育基础设施与硬件设备的基础上,更加注重教育质量提升。一是适应数字经济发展趋势,丰富教学内容、完善课程体系,将数字素养、数字通识教育、人工智能等前沿知识融入各级教育课程设计,夯实数字时代人力资本基础;二是推动教育与产业需求有效对接,通过产学研结合、校企合作、实训基地建设等方式,强化受教育群体的数字技能应用实践,将人口数量优势转化为数字经济

时代的人才红利。

第二,应着力优化数字互补品供给,改善居民信息获取条件,促进居民数字技能的提升。本文认为数字技能是一种互补品依赖型、信息密集型的人力资本,机制分析也表明,教育主要通过增强数字互补品可得性和信息获取能力促进居民数字技能的提升。在中国高等教育普及化的背景下,以上发现为制定相关政策,提升全民数字素养与技能提供新思路。一方面,应提高“数字互补品”供给数量和质量。持续推进数字基础设施建设,完善宽带网络覆盖,并通过数字化公共服务平台建设等方式,促进数字技术与智能技术下沉,降低居民获取数字设备、网络服务、软件平台的成本。另一方面,应构建覆盖全生命周期、惠及全体居民的信息供给体系。除正规教育外,还应通过职业培训、社区教育、在线学习平台等多种形式,缓解居民数字技能形成过程中的信息约束,提高其获取、甄别与利用信息的能力,特别是培育生产数字技能,让更多群体能够实现数字技能积累和转化,高效参与数字经济活动。

第三,应进一步加大对重点群体和欠发达地区的人力资本投资。本文分析表明,教育对传统劳动力市场中弱势群体的影响更显著,表明在数字技能形成过程中,教育投入具有包容性增长的特征。结合边际收益递减规律,人力资本相对薄弱群体的能力提升,往往能够产生更高的个人与社会边际收益。因此,在推进“投资于人”战略过程中,应更加注重教育资源配置的精准性,提升人力资本投资效率。一方面,应持续推进教育质量均衡发展,尤其是改善欠发达地区基础教育与中等教育质量,通过财政转移支付、教育对口支援等方式,推动优质教育资源向农村地区和中西部地区流动,缩小教育资源与质量差距;另一方面,对于女性、低收入家庭、农村居民等重点群体,可在短期内通过精准实施设备购置补贴、提供数字技能培训和数字创业扶持等举措,引导居民在农业生产与销售、日常消费、基层治理参与等场景中应用数字技术,加速数字技能积累和转化,逐步缩小区域、城乡之间的数字技能鸿沟,为实现共同富裕奠定坚实的人力资本基础。

## 参考文献

- [1]蔡伟贤,朱迪,刘梦雅.基础教育信息化投入与教育公平——来自农村远程义务教育工程的证据[J].数量经济技术经济研究,2024,(8):154~174.
- [2]蔡宇涵,张津硕,张佳佳,等.中国家庭数字经济发展基本特征与福利效应——基于中国家庭数字经济调查数据的分析[J].产业经济评论,2024,(2):121~136.
- [3]陈林,万攀兵.中国高等教育扩张的得与失——围绕国内学术界三大争鸣的政策效应评价[J].中国人口科学,2017,(1):115~125+128.

- [4]陈梦根,周元任.数字经济、分享发展与共同富裕[J].数量经济技术经济研究,2023,(10):5~26.
- [5]陈维宣,吴绪亮.通用数字技术扩散的模式、特征与最优路径研究[J].经济研究参考,2020,(18):5~17.
- [6]黄阳华.基于多场景的数字经济微观理论及其应用[J].中国社会科学,2023,(2):4~24+204.
- [7]黄阳华,张佳佳,蔡宇涵,等.居民数字化水平的增收与分配效应——来自中国家庭数字经济调查数据库的证据[J].中国工业经济,2023,(10):23~41.
- [8]刘生龙,胡鞍钢.大学教育回报:基于大学扩招的自然实验[J].劳动经济研究,2018,(4):48~70.
- [9]刘生龙,周绍杰,胡鞍钢.义务教育法与中国城镇教育回报率:基于断点回归设计[J].经济研究,2016,(2):154~167.
- [10]刘一伟,郭秋月,孙中伟.高等教育扩招政策实施如何影响居民生育数量:效应及机理[J].中国农村经济,2024,(12):149~169.
- [11]刘智勇,李海峥,胡永远,等.人力资本结构高级化与经济增长——兼论东中西部地区差距的形成和缩小[J].经济研究,2018,(3):50~63.
- [12]邱泽奇,乔天宇.电商技术变革与农户共同发展[J].中国社会科学,2021,(10):145~166+207.
- [13]万广华,宋婕,左丛民,等.中国式现代化视域下数字经济的共同富裕效应:方法与证据[J].经济研究,2024,(6):29~48.
- [14]王汉杰.数字素养与农户收入:兼论数字不平等的形成[J].中国农村经济,2024,(3):86~106.
- [15]许和连,赵泽昊,金友森.人力资本如何驱动企业工业机器人应用?——基于中国“高校扩招”的准自然实验[J].数量经济技术经济研究,2024,(9):178~198.
- [16]张涛,李均超.网络基础设施,包容性绿色增长与地区差距——基于双重机器学习的因果推断[J].数量经济技术经济研究,2023,(4):113~135.
- [17]张永丽,李青原,郭世慧.贫困地区农村教育收益率的性别差异——基于PSM模型的计量分析[J].中国农村经济,2018,(9):110~130.
- [18]Anderson M. L., 2014, *Subways, Strikes, and Slowdowns: The Impacts of Public Transit on Traffic Congestion* [J], *American Economic Review*, 104(9), 2763~2796.
- [19]Banerjee A. V., Duflo E., 2014, *(Dis)Organization and Success in an Economics MOOC* [J], *American Economic Review: Papers & Proceedings*, 104(5), 514~518.
- [20]Banks J., Mazzonna F., 2012, *The Effect of Education on Old Age Cognitive Abilities: Evidence from a Regression Discontinuity Design* [J], *The Economic Journal*, 122(560), 418~448.
- [21]Becker G. S., 1964, *Human Capital: A Theoretical and Empirical Analysis, with Special Reference to Education* [M], Chicago: The University of Chicago Press.
- [22]Ben-porath Y., 1967, *The Production of Human Capital and the Life Cycle of Earnings* [J],

Journal of Political Economy, 75(4), 352~365.

[23] Bettinger E. P., Long B. T., Oreopoulos P., Sanbonmatsu L., 2012, *The Role of Application Assistance and Information in College Decisions: Results from the H&R Block Fafsa Experiment* [J], The Quarterly Journal of Economics, 127(3), 1205~1242.

[24] Calonico S., Cattaneo M. D., Farrell M. H., Titiunik R., 2019, *Regression Discontinuity Designs Using Covariates* [J], The Review of Economics and Statistics, 101(3), 442~451.

[25] Card D., 1999, *The Causal Effect of Education on Earnings* [A]. Ashenfelter O. C., Card D., Handbook of Labor Economics, Volume III [C]. North Holland: Elsevier Science Publisher B.V.

[26] Cole S. A., Fernando A. N., 2021, 'Mobile' izing Agricultural Advice: Technology Adoption Diffusion and Sustainability [J], The Economic Journal, 131(633), 192~219.

[27] Cunha F., Heckman J., 2007, *The Technology of Skill Formation* [J], American Economic Review, 97(2), 31~47.

[28] Dahmann S. C., 2017, *How Does Education Improve Cognitive Skills? Instructional Time versus Timing of Instruction* [J], Labour Economics, 47, 35~47.

[29] Elstner S., Grimme C., Kecht V., Lehmann R., 2022, *The Diffusion of Technological Progress in ICT* [J], European Economic Review, 149, 104277.

[30] Feng S., Zhang R., Di D., Li G., 2024, *Does Digital Transformation Promote Global Value Chain Upgrading? Evidence from Chinese Manufacturing Firms* [J], Economic Modelling, 139, 106810.

[31] Harrigan J., Reshef A., Toubal F., 2021, *The March of the Techies: Job Polarization Within and Between Firms* [J], Research Policy, 50(7), 104008.

[32] Heckman J. J., Mosso S., 2014, *The Economics of Human Development and Social Mobility* [J], Annual Review of Economics, 6, 689~733.

[33] Hombert J., Matray A., 2024, *Innovation Booms, Easy Financing, and Human Capital Accumulation* [R], NBER Working Paper, No. 32012.

[34] Huang J., van den Brink H. M., Groot W., 2009, *A Meta-analysis of the Effect of Education on Social Capital* [J], Economics of Education Review, 28(4), 454~464.

[35] Huntington-klein N., 2021, *Human Capital versus Signaling is Empirically Unresolvable* [J], Empirical Economics, 60(5), 2499~2531.

[36] Imbens G. W., Lemieux T., 2008, *Regression Discontinuity Designs: A Guide to Practice* [J], Journal of Econometrics, 142(2), 615~635.

[37] Labudova V., Fodranova I., 2024, *The Impact of Socio-economic Factors on Digital Skills in the Population of the EU 27 Countries* [J], Virtual Economics, 7(3), 81~101.

[38] Lee D. S., 2008, *Randomized Experiments from Non-random Selection in U. S. House Elections* [J], Journal of Econometrics, 142(2), 675~697.

[39] McCrary J., 2008, *Manipulation of the Running Variable in the Regression Discontinuity Design: A Density Test* [J], Journal of Econometrics, 142(2), 698~714.

[40] Moretti E., 2004, *Human Capital Externalities in Cities* [A], Henderson J. V., Thisse J.-f.

*Handbook of Regional and Urban Economics: Cities and Geography* [C], North Holland: Elsevier Science Publisher B.V.

[41] Narasimhan V., Weaver J., 2024, *Polity Size and Local Government Performance: Evidence from India* [J], *American Economic Review*, 114(11), 3385~3426.

[42] Romer P. M., 1990, *Human Capital and Growth: Theory and Evidence* [J], *Carnegie-rochester Conference Series on Public Policy*, 32, 251~286.

[43] Scheerder A., van Deursen A., van Dijk J., 2017, *Determinants of Internet Skills, Uses and Outcomes. A Systematic Review of the Second-and Third-level Digital Divide* [J], *Telematics and Informatics*, 34(8), 1607~1624.

[44] Schultz T. W., 1961, *Investment in Human Capital* [J], *American Economic Review*, 51(1), 1~17.

[45] Spence M., 1973, *Job Market Signaling* [J], *The Quarterly Journal of Economics*, 87(3), 355~374.

[46] Tran T. L. Q., Herdon M., Phan T. D., Nguyen T. M., 2023, *Digital Skill Yypes and Economic Performance in the EU27 Region, 2020~2021* [J], *Regional Statistics*, 13(3), 536~558.

[47] Van Laar E., van Deursen A. J. A. M., van Dijk J. A. G. M., de Haan J., 2020, *Measuring the Levels of 21st-Century Digital Skills among Professionals Working within the Creative Industries: A Performance-based Approach* [J], *Poetics*, 81, 101434.

## Higher Education Expansion and the Development of Digital Skills:

### A Perspective of “Investing in People”

CAI Yuhan<sup>1</sup> ZHENG Xinye<sup>2</sup>

(1.School of Economics, Peking University;

2.School of Applied Economics, Renmin University of China)

**Summary:** “Invest in People” is a central pillar of China’s development strategy and a fundamental requirement for promoting high-quality development. As digital technologies increasingly permeate economic and social life, digital skills have emerged as a critical form of human capital shaping individuals’ and households’ productivity, quality of life, and overall welfare. Beyond enabling access to information and services, digital skills determine how effectively individuals participate in and benefit from the digital economy, and from a macro perspective, they influence patterns of economic growth and inequality. Thus, understanding the characteristics of digital skills and their determinants is critical for both researchers and policymakers. This study focuses on education as a key driver of digital skill acquisition and provides further insights into the development of digital skills.

Using nationally representative microdata from the China Household Digital Economy Database, this study first documents the basic facts and salient features of digital skills among Chinese residents.

Digital skills are defined as the abilities required to use digital devices, networks, and applications to acquire, consume, and create digital content, thereby increasing individual utility and facilitating personal development. Based on their economic functions, these skills are categorized into social, consumption, and production. This study constructs a comprehensive digital skills index based on individuals' proficiency across 22 specific digital application scenarios.

The descriptive analysis reveals three core patterns. First, while overall digital skill levels are relatively high, production digital skills are comparatively underdeveloped. Second, digital skill levels increase monotonically with educational attainment, with the most significant trend observed for production skills. Third, individuals with higher education not only possess higher digital skills but also gain access to digital devices earlier. These patterns imply that education may play a critical role in shaping economically productive digital capabilities.

To identify causality, this study exploits the 1999 higher education expansion policy in China as a natural experiment. This policy sharply increased college enrollment opportunities for cohorts born around 1980, generating exogenous variation in educational attainment. By implementing a fuzzy regression discontinuity design with birth year as the running variable, the study estimates the causal impact of higher education on individual digital skills. The results reveal that access to higher education significantly increases digital skill levels, providing robust causal support for the human capital interpretation of education in the digital economy.

The study further investigates the mechanisms through which education promotes digital skill formation by extending the skill production function framework. It conceptualizes digital skills as both complement-dependent and information-intensive human capital. Two primary channels are identified and empirically examined. The first is the digital complement effect, whereby education improves access to complementary resources, such as internet services, smart devices, software, and digital applications. These complements expand the feasible set of digital activities and lower the effective cost of skill acquisition, thereby reinforcing the productivity of educational investment. The second is the information effect, whereby education enhances individuals' cognitive abilities, information processing capacity, and understanding of the digital economy,

thereby reducing learning costs and increasing the efficiency of digital skill accumulation. Empirical tests confirm the existence of both channels, providing micro-level evidence on how to develop digital skills.

Finally, the study conducts heterogeneity analysis to explore distributional implications. The positive impact of education on digital skills is significantly stronger for disadvantaged groups in the labor market, including residents in central and western regions, rural populations, females, and low-income households. These results indicate that education-driven digital skill accumulation may help narrow digital and economic disparities, highlighting the equalizing potential of the digital economy when supported by inclusive educational policies.

This study contributes to the literature in three main ways. First, it documents stylized facts on residents' digital skills in China, distills their core characteristics, and extends the skill production function to provide a unified framework for understanding digital skill formation. Second, the study exploits exogenous policy shocks to address signaling concerns, identifies the effect of education on digital skills, and uncovers two mechanisms—greater access to digital complements and improved information endowments—that offer micro-level evidence and actionable pathways for upgrading individuals' digital skills. Third, from a policy perspective, the findings reveal that high-quality education both fosters digital-era human capital accumulation and mitigates digital inequality, simultaneously functioning as a “catalyst” and an “equalizer” for digital skill development.

The findings have important policy implications. As governments worldwide seek to promote digital transformation while addressing rising inequality, expanding access to high-quality education, particularly for disadvantaged groups, can be an effective strategy to enhance digital skills and narrow the digital divide. Moreover, complementary policies that reduce the cost of accessing digital technologies and increase returns to digital skills can further amplify the benefits of education. Together, these measures can foster more inclusive participation in the digital economy and ensure that the gains from digitalization are more broadly shared across society.

**Keywords:** Digital Skill; Digital Complements; Information Acquisition; Education

**JEL Classification:** J24; O3; I26

(责任编辑:焦云霞;数据编辑:建刚)