

# 互联网使用、生活性服务业扩张与劳动收入分化<sup>\*</sup>

马述忠 吴鹏 潘钢健

**摘要:**本文应用2017年中国综合社会调查(CGSS)数据并结合2020年中国家庭追踪调查(CFPS)数据,考察互联网使用对不同技术劳动力劳动收入的影响。研究发现:互联网使用对劳动收入的影响满足数字鸿沟分层理论的“幂次定律”,即数字技术扩散具备普惠性,但对于不同受教育水平群体的作用效果存在差异,受教育程度越高获益越大。机制分析表明,一方面,互联网使用有助于劳动者签订劳动合同和延长工作时间,从而提高劳动收入,并且该效应在高技术劳动力中更显著;另一方面,互联网发展催生了各行业变革,高技术劳动力相对于低技术劳动力更可能从事高复杂度职业,随着职业复杂度提高,互联网对其劳动收入的促进作用更强。而且互联网发展所带来的生活性服务业扩张能促进互联网对低技术劳动力收入提升的正效应。

**关键词:**第三阶数字鸿沟 幂次定律 收入分化 生活性服务业

## 一、引言

收入分配问题是困扰绝大多数国家和地区的经典议题。作为新兴市场经济体,中国的经济转型在推动经济增长的同时,也使得收入差距不断扩大(李实、朱梦冰,2018)。在倡导“共同富裕”的新时代背景下,如何缩小我国城乡、区域、不同群体间的收入差距已经成为社会各界普遍关注的话题。学界已从对外开放、产业结构、税收制度、社会保障、普惠金融等多个维度对收入分配进行测算并分析其影响机制,但鲜少从数字鸿沟的角度进行。事实上,伴随着数字技术扩散,数字鸿沟已经成为当代全球贫富现象的一种新表现形式。因此,数字鸿沟与收入分配关系的研究需要得到更充分的重视。

已有研究对数字鸿沟的讨论集中在数字设备的可及性差异(第一阶数字鸿沟)和数字技能和使用性质的差异(第二阶数字鸿沟)。随着学界对数字鸿沟的理解不断深入,相应研究需要从第一阶和第二阶数字鸿沟转变为第三阶数字鸿沟,即考虑数字技术扩散导致的个体收入、教育程度、消费水平、社会地位等结果的差异(Eastin et al,2015;van Deursen & van Dijk,2013;Scheerder et al,2017;Song et al,2020)。鲁元平和王军鹏(2020)发现互联网使用显著提高了居民主观福利,但互联网所产生的信息福利效应在“弱势群体”和欠发达地区更强。程名望和张家平(2019)发现互联网通过“收入效应”使消费者“消费的起”,降低了城乡居民消费差距。尹志超等(2021)则通过是否使用互联网等五个指标来衡量数字鸿沟,发现数字鸿沟显著降低了家庭的总收入,并对农村地区,三、四、五线城市和老年群体的收入负向影响更大。综上所述,尽管学界普遍认为不同社会群体能从数字技术中获益,但对是否存在第三阶数字鸿沟仍有争议。

事实上,源于数字设备可及性差异以及数字技能和使用性质差异,不同技术劳动力使用互联网产生的结果和内在机制可能有所不同。其一,互联网作为技能偏向型技术,被认为与高技术劳动力

<sup>\*</sup> 马述忠、吴鹏、潘钢健,浙江大学中国数字贸易研究院,邮政编码:310058,电子邮箱:mashuzhong@zju.edu.cn, wupeng2020@zju.edu.cn, pangangjian@zju.edu.cn。基金项目:国家自然科学基金面上项目(71973120);国家重点研发计划重点专项项目(2018YFB1403200)。感谢匿名审稿专家提出的宝贵意见,文责自负。

是互补的。互联网发展会提高对高技术劳动力的需求和相对工资。根据智联招聘发布的《2022年春招市场行情周报》显示,不同技术劳动力通过互联网求职的行业状况存在巨大差异。薪资较高的行业主要集中于金融、互联网、医药和半导体行业等高技术行业。其二,互联网平台减少了就业市场的信息摩擦,提高了工作匹配的效率。而高技术劳动相对于低技术劳动力能更有效利用互联网获得工作机会(Skuterud,2004;Kuhn & Mansour,2014)。根据艾媒研究院发布的《2019中国互联网络招聘行业市场研究报告》显示,越来越多劳动者使用互联网求职,但从求职者画像来看,超半数求职者为本科及以上学历。其三,生活性服务业依托互联网的新商业模式发展很快,相应引出了若干对低技术劳动力需求(江小涓,2017)。根据58同城招聘研究院联合中国连锁经营协会发布的《2020年中国生活服务业就业指数报告》显示,得益于互联网和平台经济的发展,与五年前相比,生活服务业相关职位种类的数量增长25.54%,几乎每年都会有新职位出现。其四,生活性服务业通过互联网向低技术劳动力提供了新的社会流动通道,并促进了低技术劳动力收入增长(李超海,2019)。一方面,互联网平台工作时间的灵活性和自雇性质的职业特征使得劳动者可以通过延长工作时间获得更多劳动报酬。根据苏宁易购发布的《2018快递员群体洞察报告》显示,80%的快递小哥工作时间超过8小时,他们通过更多地送件来提高工资收入。另一方面,生活性服务业依托互联网平台释放了传统行业从业人员,对贫困地区的人口具有吸附效应,体现了精准扶贫的作用。根据美团《2018外卖骑手就业报告》数据显示,在全国832个贫困县中,美团外卖平台骑手覆盖781个,覆盖率达94%,带动了贫困县67万骑手就业,占总体骑手人数比例的25%。

本文通过考察互联网使用对不同技术劳动力劳动收入的影响来探讨中国的第三阶数字鸿沟,并深入剖析了第三阶数字鸿沟的形成机制,得到以下结论:(1)互联网使用对劳动收入水平影响满足分层理论的“幂次定律”,即数字技术扩散具备普惠性,但其对于不同受教育水平群体的作用效果存在差异,受教育程度越高则获益越大。(2)机制分析表明,互联网使用有助于劳动者签订劳动合同和延长工作时间,从而提高劳动收入,并且该效应在高技术劳动力中更显著。(3)互联网的发展催生了各行业的变革,高技术劳动力相对于低技术劳动力更可能从事复杂度更高的职业,互联网使用对其劳动收入的促进作用更强。互联网发展所带来的生活性服务业的扩张能促进互联网对低技术劳动力收入提升的正效应。

本文对现有文献的推进工作主要体现在以下三个方面:(1)在研究视角上,有别于以往文献局限于第一阶和第二阶数字鸿沟,本文实证考察了中国第三阶数字鸿沟,丰富了现有文献。(2)在理论意义上,有别于现有文献中技术偏向性增长的理论模型,本文在商品部门基础上纳入了生活性服务部门,首次将数字鸿沟的归一化理论和分层理论统一纳入理论框架,并基于数理模型提出数字鸿沟的三种情形,验证了数字鸿沟理论的“幂次定律”。(3)在现实价值上,本文从劳动需求和职业差异两个维度分析发现了互联网使用导致劳动收入分化的影响机制。

## 二、文献综述

### (一)数字鸿沟理论发展

第一阶数字鸿沟指数字设备可及性差异,可概括为以下两个方面:社会排斥和地理排斥。其中关于社会排斥的研究主要集中于性别、年龄、家庭背景等方面的个体特征差异(毛宇飞、曾湘泉,2017;戚聿东等,2020;van Deursen & van Dijk,2013;Vigdor et al,2014)。地理排斥则分为区域差异和城乡差异(邱泽奇等,2016;Song et al,2020)。第二阶数字鸿沟指数字技能和使用性质差异(van Deursen & van Dijk,2013)。数字技能和使用性质差异源于社会趋势和技术偏向性增长的综合作用。其中社会趋势包括:社会中文化分化、全球收入,就业和财产上严重的不平等、公共信息和通信设施的商业化。因而社会趋势增加了数字技术获取的条件性。技术偏向则包括计算机和互联网技术的复杂性、昂贵性和多功能性引起用途的多样性(Scheerder et al,2017)。因此,即使在数字设备的可及性方面的差异已减少,但在数字技能和使用性质方面仍可能存在重大差异。

第三阶数字鸿沟指数字技术扩散导致的结果不平等(Scheerder et al, 2017; Song et al, 2020)。关于数字技术扩散的长期结果,有两种截然不同的理论观点:归一化理论和分层理论。归一化理论表明,数字资源会从地位高的人向下流向地位低的人。潜在的经济理念是,由于数字资源的价格随着时间的推移而降低,社会类别之间的差距将相对缩小,从而使获取和使用上的数字鸿沟正常化(Norris, 2001)。分层理论表明,因为数字媒介网络复制了线下结构,将线下人力资本转移到在线世界,互联网使用过程复制了现有的社会不平等(DiMaggio & Garip, 2012)。分层理论又可以分为两类:“放大效应”和“幂次定律”。“放大效应”表明,互联网主要是现有社会分层现象的放大器。因此,当社会不平等加剧时,互联网往往会强化这一趋势。“幂次定律”是一种统计定律,指在一个极化分布中(即存在数字不等的情况下),一类人使用高质量的互联网设备,并用于越来越多样化的用途上,而另一类人体验这个过程相对缓慢。这将导致一个人的能力越大,互联网提供机会的就越多;一个人的能力越小,互联网的价值就越低,最终导致了贫富差距的扩大(DiMaggio & Garip, 2012; Helsper, 2012)。

## (二)互联网使用对劳动收入的影响机制

1. 互联网使用的劳动需求机制。互联网使用对劳动需求的影响可以分为宏观和微观两个层面。宏观层面的文献集中于探讨互联网发展对地区就业和工资的影响(Forman et al, 2012; Ivus & Bolland, 2015)。微观层面的文献集中于探讨互联网对工作匹配和工作时间的影响,并与本文的研究更相关。

在工作匹配方面,互联网的发展和应用能有效提高劳动力市场的信息搜索效率、减少信息不对称、降低工作搜寻成本,从而促进劳动者的正规就业(Skuterud, 2004; Fabritz, 2013)。因此从就业数量上,互联网使用提高了劳动需求的广度。Kuhn & Mansour(2014)发现在网上寻找工作的失业人员的再就业速度比未在网上进行搜索的工人快 25%。Skuterud(2004)研究进一步发现,受教育程度更高的工作搜索者更多地使用互联网来找工作,其失业时间也更短。Feldman & Klaas(2002)发现互联网工作搜寻质量显著优于普通纸媒,并且高管和专业人员更倾向使用互联网平台寻找工作。

在工作时间方面,互联网技术打破了时区的界限,推动了工作时间的灵活化,令工作和非工作之间形成了一个连续的区域,从而使得工作越来越多地侵占私人时间。因此从工作时间角度,互联网提高了劳动需求的强度。灵活化工作时间影响到几乎所有类型的劳动者。一方面,以顾客时间为中心的灵活化工时在高技术劳动力中普遍存在,另一方面远程办公使高技术劳动力可以在极短的时间内被召集到工作岗位。同时,越来越多服务业低技能劳动者被置于多种类型 APP 上,灵活化的雇佣关系进一步延长了工作时间(赵炜等, 2021)。在实证研究方面,周广肃等(2021)在城市层面和个人层面估计了智能化对就业强度的影响,发现智能化显著增加了在职劳动力的工作时间。

2. 互联网使用的职业差异机制。互联网相关的数字技术对于不同技术和职业个体的影响存在巨大差异。一方面,互联网作为技能偏向型技术,被认为与人力资本是互补的。因此,互联网使用会增加高技术劳动力的相对需求和相对工资(Guy et al, 2014; 何小钢等, 2019)。Bresnahan et al(2002)认为高度计算机化的组织过程通常伴随着更大的数据产生。通过对数据的分析和抽象决策可以提高熟练工人、管理人员和专业人员的价值。Guellec & Paunov(2017)则讨论了数字创新如何导致管理人员和其他关键工人获得巨额薪酬。一方面,数字创新会放大基于创新的市场租金。而市场租金主要来自投资者和高层管理人员,较少来自普通工人。另一方面,在出现“创造性破坏”和进入市场的机会时,市场风险水平会比过去更高。较高的市场风险导致投资者要求风险溢价,增加平均资本回报率。因此,数字创新会增加投资者和高层管理人员的报酬。

另一方面,互联网技术可以通过将重复性工作自动化,进而对从事低技术复杂度职业的劳动力产生替代效应。随着低技术劳动力重新分配到非例行的生活性服务业中,互联网发展会促进低技术服务行业的工资和就业。Frey & Osborne(2017)和 David(2017)分别针对美国和日本就业市场,估

算了不同职业被计算机替代的概率。估算结果表明,美国和日本分别有 47% 和 55% 的职业容易被计算机替代。Sabrina & Cindy(2005)和 Autor & Dorn(2013)研究则指出,数字化会使得专门从事例行工作(Routine Task)的低技术劳动力重新分配到非例行的服务业中。具体而言,由于数字技术无法有效替代诸如饭店餐饮、房屋清洁等生活性服务业对劳动力的需求,那么用数字技术替代商品生产中的例行任务会导致工资上涨和低技术服务行业的就业增加。

### 三、理论模型

本文沿用 Benzell & Brynjolfsson(2019)的模型,同时借鉴 Autor & Dorn(2013)的模型做了如下改进:(1)在 Benzell & Brynjolfsson(2019)的模型中,高技术劳动的生产技术为无弹性供给。而在本文的模型中,高级技术和普通技术一样都由劳动力要素和资本要素构成,二者可以相互替代。(2)对应于 Benzell & Brynjolfsson(2019)关于数字技术扩散会增加普通技术的产出,并减少或保持低技术劳动力报酬的份额的假设,本文假设数字技术扩散会不但增加高级技术的产出,并会提高高技术劳动力报酬的份额。(3)Benzell & Brynjolfsson(2019)仅考虑了商品部门,参考 Autor & Dorn(2013)的研究,本文在商品部门基础上纳入了生活性服务部门,用以解释数字技术扩散对于非高技术劳动力劳动收入增长的作用。因此,本文模型更一般化。

参考 Autor & Dorn(2013)的研究,考虑一个具有两个部门(商品部门和生活性服务部门)的经济体<sup>①</sup>,它使用四种生产要素来生产用于消费的“商品”和“服务”。其中商品生产( $Y_g$ )结合了由  $L$ 、 $K$  和  $C$  构成的普通技术中间品( $T$ )以及由  $H$ 、 $K$  和  $C$  构成的高级技术中间品( $G$ )。其中  $L$ 、 $H$ 、 $K$  和  $C$  分别表示低技术劳动力、高技术劳动力、非数字资本和数字资本。具体函数形式如下:

$$Y_g = [\beta_1^{\frac{1}{\sigma}} T^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}(L, K, C) + \beta_2^{\frac{1}{\sigma}} G^{\frac{\sigma-1}{\sigma}}(H, K, C)]^{\sigma} \quad (1)$$

其中  $\beta_1$  和  $\beta_2$  分别是  $T$  和  $G$  效率参数。 $\sigma$  是普通技术和高级技术之间的替代弹性,且  $\sigma > 1$ 。生活性服务部门的生产( $Y_s$ )仅使用低技术劳动力,具体函数形式如下:

$$Y_s = \beta_3 X(L) \quad (2)$$

其中  $\beta_3$  是  $X(L)$  效率参数,并在下文中将  $\beta_3$  标准化为 1,因此可以将  $\beta_1$  和  $\beta_2$  视为相对效率项。 $X(L)$  和  $T$  相关,当  $T$  中使用的  $L$  的相对增加时, $X(L)$  中使用的  $L$  相对减少。 $X(L)$  满足 Inada 条件。

假设经济是完全竞争的,因此所有要素价格都等于其边际产品产量。 $P_T$  和  $P_G$  分别表示普通技术和高级技术的价格。同时,将商品部门总产出的价格正规化为 1,即: $P_{Y_g} = 1$ 。令  $\gamma$  为普通技术生产中支付给低技术劳动者报酬的份额, $\varphi$  为高级技术生产中支付给高技术劳动者报酬的份额。即:

$$\gamma = \frac{w_L L}{P_T T}, \quad \varphi = \frac{w_H H}{P_G G} \quad (3)$$

其中  $w_L$  和  $w_H$  分别表示低技术和高技术劳动力的劳动收入。

Benzell & Brynjolfsson(2019)认为数字技术扩散会增加普通技术的产出,并减少低技术劳动力报酬占普通技术中间品的份额。数字技术是一种技能偏向型技术,因而数字技术扩散会增加高级技术的产出,同时数字技术与人力资本是互补的。数字技术价格下降会增加高技术劳动力的相对需求和相对工资(Guy et al, 2014; 何小钢等, 2019)。因此,本文假设数字技术扩散不但会增加高级技术的产出,还会提高高技术劳动力报酬占高级技术中间品的份额。因此有: $\frac{\partial \gamma}{\partial C} < 0$ ;  $\frac{\partial \varphi}{\partial C} > 0$ 。

劳动报酬占总产出的份额可以表示成:

<sup>①</sup>同 Autor & Dorn(2013)的研究一致,本文将金融服务、信息服务等高技术服务业归为商品部门。

$$LS = \frac{w_L L}{Y_g} = \frac{\gamma P_T T}{Y_g}, HS = \frac{w_H H}{Y_g} = \frac{\varphi P_G G}{Y_g} \quad (4)$$

在商品部门中,低技术劳动力所获劳动报酬占其总产出的份额随数字技术变化为:

$$\frac{\partial LS}{\partial C} = \beta_T^{\frac{1}{\sigma}} \left(\frac{Y}{T}\right)^{\frac{1}{\sigma}-1} \left\{ \frac{\partial \gamma}{\partial C} + \gamma \left(1 - \frac{1}{\sigma}\right) \left[ \frac{1}{T} \left(1 - \frac{LS}{\gamma}\right) \frac{\partial T}{\partial C} - \frac{1}{G} \frac{HS}{\varphi} \frac{\partial G}{\partial C} \right] \right\} \quad (5)$$

由于低技术劳动报酬在总产出中的份额必然小于其占普通技术的份额,即  $LS < \gamma$ , 则  $1 - \frac{LS}{\gamma} > 0$ 。因此,数字技术扩散对低技术劳动报酬的份额的影响是不确定的。一方面,数字技术扩散压缩了其占普通技术的比例,产生了负向规模效应  $\left(\frac{\partial \gamma}{\partial C} < 0\right)$ 。另一方面,这又取决于普通技术进步的溢出效应  $\left[\frac{1}{T} \left(1 - \frac{LS}{\gamma}\right) \frac{\partial T}{\partial C} > 0\right]$  和高级技术进步挤出效应  $\left(\frac{-1}{G} \frac{HS}{\varphi} \frac{\partial G}{\partial C} < 0\right)$  的大小。由于  $\gamma \in (0, 1)$  和  $1 - \frac{1}{\sigma} \in (0, 1)$ , 因此只有当普通技术进步的溢出效应足够大,不仅需要超过高级技术进步的挤出效应,其二者之差还需远大于普通技术的负向规模效应时,数字技术扩散才会对低技术劳动报酬占总产出比例存在提升作用。

同理,在商品部门中,高技术劳动力所获劳动报酬占其总产出的份额随数字技术变化为:

$$\frac{\partial HS}{\partial C} = \beta_T^{\frac{1}{\sigma}} \left(\frac{Y}{T}\right)^{\frac{1}{\sigma}-1} \left\{ \frac{\partial \varphi}{\partial C} + \varphi \left(1 - \frac{1}{\sigma}\right) \left[ \frac{1}{G} \left(1 - \frac{HS}{\varphi}\right) \frac{\partial G}{\partial C} - \frac{1}{T} \frac{LS}{\gamma} \frac{\partial T}{\partial C} \right] \right\} \quad (6)$$

同样,由于高技术劳动报酬在总产出中的份额小于其占高级技术的份额,即  $HS < \varphi$ , 则  $1 - \frac{HS}{\varphi} > 0$ 。因此,数字技术扩散对高技术劳动报酬的份额的影响也是不确定的。一方面,数字技术扩散提高了其占高级技术的比例,产生了正向规模效应  $\left(\frac{\partial \varphi}{\partial C} > 0\right)$ 。另一方面,这取决于高级技术进步的溢出效应  $\left[\frac{1}{G} \left(1 - \frac{HS}{\varphi}\right) \frac{\partial G}{\partial C} > 0\right]$  和普通技术进步挤出效应  $\left(\frac{-1}{T} \frac{LS}{\gamma} \frac{\partial T}{\partial C} < 0\right)$  的大小。而且,由于  $\varphi \in (0, 1)$  和  $1 - \frac{1}{\sigma} \in (0, 1)$ , 只有当普通技术进步挤出效应足够大时,数字技术扩散才会对高技术劳动报酬占总产出比例产生抑制作用。但只要高级技术进步的溢出效应大于普通技术进步的挤出效应,数字技术扩散就会对高技术劳动报酬占总产出比例产生正向作用。

参照 Autor et al(2013)的研究,本文设定效用函数形式如下:

$$U = (C_s^{\frac{\mu-1}{\mu}} + C_g^{\frac{\mu-1}{\mu}})^{\frac{\mu}{\mu-1}} \quad (7)$$

其中,  $C_g$  和  $C_s$  分别表示商品部门和生活性服务部门的消费。 $\mu$  为替代弹性,  $\mu > 1$ 。对于外生给定的资本价格  $P_K$ , 以及一阶条件:  $C_g = Y_g - P_K K$ ,  $C_s = Y_s = X(L)$ , 可得:

$$P_s = w_s = \frac{MU_s}{MU_g} = \left(\frac{C_s}{C_g}\right)^{-\frac{1}{\mu}} = X^{-\frac{1}{\mu}}(L)(Y_g - P_K K)^{\frac{1}{\mu}} \quad (8)$$

Autor & Dorn(2013)研究指出,数字技术的扩散会导致低技术劳动力从商品部门的普通技术中间品的生产中释放,并由生活性服务业中的职位所吸收。故假设:  $\frac{\partial X(L)}{\partial C} > 0$ 。因此,在生活性服务部门中,低技术劳动力所获劳动报酬随数字技术变化为:

$$\frac{\partial w_s}{\partial C} = -\frac{1}{\mu} X^{-\frac{1}{\mu}-1} \frac{\partial X}{\partial C} (Y_g - P_K K)^{\frac{1}{\mu}} + \frac{1}{\mu} X^{-\frac{1}{\mu}} (Y_g - P_K K)^{\frac{1}{\mu}-1} \frac{\partial Y_g}{\partial C} \quad (9)$$

对于生活性服务部门的低技术劳动力而言,数字技术扩散的影响可分为两个部分。其一,数字

技术的扩散扩大了生活性服务部门的低技术劳动力的供给 ( $\frac{\partial X(L)}{\partial C} > 0$ ), 降低了要素价格, 从而存在负向影响 ( $-\frac{1}{\mu} X^{-\frac{1}{\mu}-1} \frac{\partial X}{\partial C} (Y_g - P_k K)^{\frac{1}{\mu}} < 0$ , 价格效应)。其二, 得益于商品部门产出的提升的溢出效应, 数字技术的扩散对生活性服务部门的低技术劳动力报酬有正向影响 ( $\frac{1}{\mu} X^{-\frac{1}{\mu}} (Y_g - P_k K)^{\frac{1}{\mu}-1} \frac{\partial Y_g}{\partial C} > 0$ , 收入效应)。因此, 数字技术扩散对生活性服务部门的低技术劳动力报酬影响同样不能一概而论。

综合上述理论推导, 本文将数字技术扩散对收入分配的影响归纳为以下三种情形:

情形一, 归一化理论:  $\frac{\partial \omega_L}{\partial C} > 0, \frac{\partial \omega_S}{\partial C} > 0; \frac{\partial \omega_H}{\partial C} > 0; \frac{\partial LS}{\partial C} > 0; \frac{\partial HS}{\partial C} < 0$ 。即数字技术扩散对于低技术劳动力和高技术劳动力均有积极影响, 并提高了低技术劳动力的收入份额, 降低了高技术劳动力的收入份额。这意味着随着数字技术扩散, 生产普通技术中间品和生活性服务业部门中的低技术劳动报酬将提高。生产高级技术中间品的高技术劳动力报酬也随之提高。但数字技术扩散对低技术劳动力的需求大于对高技术劳动力的需求。

情形二, 分层理论的“放大效应”:  $\frac{\partial \omega_L}{\partial C} < 0, \frac{\partial \omega_S}{\partial C} < 0; \frac{\partial \omega_H}{\partial C} > 0$ 。即数字技术扩散对于低技术劳动力有消极影响, 对高技术劳动力有积极影响。这意味着随着数字技术扩散, 生产普通技术中间品和生活性服务业部门中的低技术劳动报酬将降低。生产高级技术中间品的高技术劳动力报酬将提高。数字技术扩散对高技术劳动力的需求大于对低技术劳动力的需求。

情形三, 分层理论的“幂次定律”:  $\frac{\partial \omega_L}{\partial C} > 0, \frac{\partial \omega_S}{\partial C} > 0; \frac{\partial \omega_H}{\partial C} > 0; \frac{\partial LS}{\partial C} < 0; \frac{\partial HS}{\partial C} > 0$ 。即数字技术扩散对于低技术劳动力和高技术劳动力均有积极影响, 并降低了低技术劳动力的收入份额, 提高了高技术劳动力的收入份额。这意味着随着数字技术扩散, 生产普通技术中间品和生活性服务业部门中的低技术劳动报酬将提高。生产高级技术中间品的高技术劳动力报酬也随之提高, 且数字技术扩散对高技术劳动力的需求大于对低技术劳动力的需求。

数字鸿沟理论的三种情形表明, 数字技术扩散(C 的增加)对不同技术劳动力劳动收入绝对值 ( $\omega_L, \omega_S, \omega_H$ ) 和劳动收入份额 ( $LS, HS$ ) 的影响主要体现于对不同技术劳动力需求的差异和劳动力所在部门的差异。因此, 结合模型推论和文献综述, 本文认为互联网使用对劳动收入分化的影响机制可以分为劳动需求机制和职业差异机制。其中, 劳动需求机制指互联网使用增加了对不同技术劳动力的需求, 包括了劳动需求广度和劳动需求强度。职业差异机制指由于职业的差异, 互联网对不同技术劳动力的影响效果和路径有所不同。具体机制如图 1 所示。

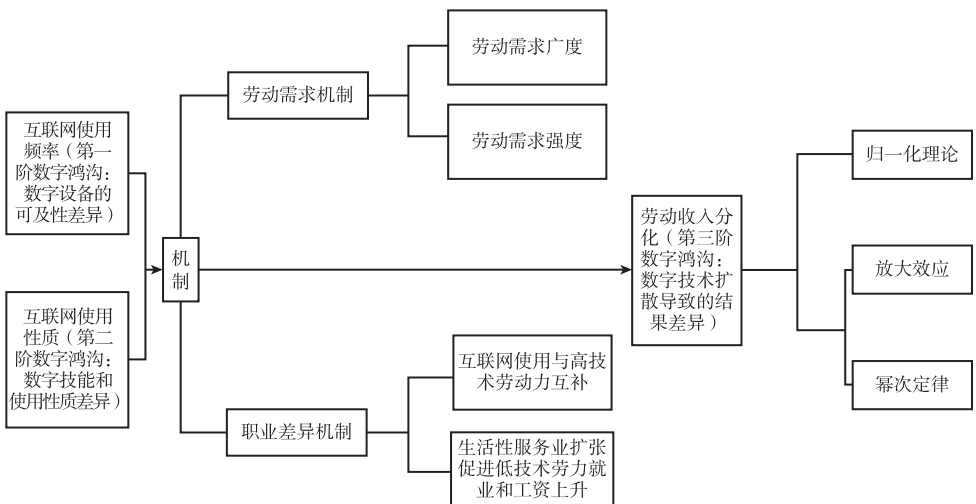


图 1 互联网使用对劳动收入分化的影响机制

#### 四、计量模型、变量与数据

##### (一) 计量模型

本文通过分样本回归方法研究互联网使用频率和使用性质对不同技术劳动力劳动收入绝对值的影响,并通过分位数回归方法研究它们对不同技术劳动力劳动收入相对份额的影响。

1. 劳动收入绝对值方面。本文参考 Autor & Dorn(2013)的研究,依照学历将本科及以上学历劳动力定义为高技术劳动力,将本科以下劳动力定义为低技术劳动力。并参考王修华和赵亚雄(2020)的研究设计如下回归方程,通过比较不同学历样本系数  $\beta_1$  大小来判断不同技术劳动力在数字化过程中的获益程度差异。同时为了稳健性起见,采用费舍尔组合(Fisher)检验和基于似无相关模型(SUR)检验以验证组间系数  $\beta_1$  差异的显著性。

$$\text{本科及以上分组: } Wage_i = \beta_0 + \beta_1 IU_i + \beta_2 Control_i + \lambda_q + \epsilon$$

$$\text{本科以下分组: } Wage_i = \beta'_0 + \beta'_1 IU_i + \beta'_2 Control_i + \lambda'_q + \epsilon' \quad (10)$$

其中  $Wage_i$  表示受调查人上一年的劳动收入;  $IU_i$  表示受调查人上一年互联网使用情况,包括互联网使用频率和互联网使用性质;  $Control_i$  表示控制变量;  $\beta_0$  表示常数项;  $\epsilon$  表示误差项;  $\lambda_q$  表示省市  $q$  的地区固定效应; 下标  $i$  表示个体。

2. 劳动收入相对份额方面。本文借鉴韩军等(2015)的研究,使用第 90 百分位和第 10 百分位的工资差距来体现不同技术劳动力劳动收入相对份额的变化。其中第 90 百分位工作收入表示高技术劳动力劳动收入,第 10 百分位工作收入表示低技术劳动力劳动收入。由上述理论推导可知,数字技术扩散导致不同技术劳动力劳动收入占总产出份额发生了变化。因此当总产出一定时,高技术劳动力收入占总产出比重上升,低技术劳动力收入占总产出比重下降可以等价于高技术劳动力相对于低技术劳动力劳动收入占比上升,反之高技术劳动力相对于低技术劳动力劳动收入占比下降。沿着韩军等(2015)的研究思路,如果第 90 百分位的系数大于第 10 百分位系数,即表明互联网使用提高了高技术劳动力劳动收入的相对份额,显著拉大了高技术与低技术劳动力的收入差距,反之缩小。

综合上述分析,若分样本回归中  $\beta_1$  和  $\beta'_1$  均大于 0,  $\beta_1$  小于  $\beta'_1$ , 且第 90 百分位系数小于第 10 百分位系数,则说明数字鸿沟理论的情形一(“归一化理论”)成立;若分样本回归中  $\beta_1$  大于 0,  $\beta'_1$  小于 0, 且第 90 百分位系数大于第 10 百分位系数,则说明数字鸿沟理论的情形二(即“放大效应”)成立;若分样本回归中  $\beta_1$  和  $\beta'_1$  均大于 0,  $\beta_1$  大于  $\beta'_1$ , 且第 90 百分位系数大于第 10 百分位系数,则说明数字鸿沟理论的情形三(“幂次定律”)成立。

##### (二) 变量设计

1. 核心变量。本文被解释变量是劳动收入,选取 CGSS2017 数据中“个人去年(2016 年)全年职业/劳动收入”来衡量。为了防止异方差问题导致回归结果出现偏误,本文对其取自然对数值。本文核心解释变量是互联网使用,包括互联网使用频率和互联网使用性质,用以分别体现数字设备的可及性差异和数字技能和使用性质差异。本文采用问卷中“过去一年互联网媒体的使用情况”这一题目的回答情况来反映互联网使用频率;采用“在您一周的工作中,需要使用互联网的工作大概占多大比例?”这一题目的回答情况来反映互联网使用性质。

2. 控制变量。考虑到除了互联网使用以外,个体劳动收入还受到其他因素的影响。参考以往文献,本文控制了一系列个体的特征变量,包括受访者的年龄、性别、民族、家庭规模、父母受教育程度、城乡和党员(van Deursen & van Dijk, 2013; 毛宇飞、曾湘泉, 2017; 鲁元平、王军鹏, 2020)。具体变量说明见下表 1。

表 1 变量说明

变量名称	变量解释
劳动收入	个人上一年全年的劳动收入取对数值
互联网使用频率	过去一年,对互联网(包括手机上网)的使用情况,从不=0,很少=1,有时=2,经常=3,非常频繁=4

续表 1

变量名称	变量解释
互联网使用性质	一周的工作中,需要使用互联网的工作大概占多大比例?若回答不为0则取1,否则取0
年龄	用2017减去出生年份
性别	男=1,女=0
民族	汉族=1,少数民族=0
家庭规模	目前家中住在一起的人数(包括受访者本人)
父母受教育程度	由父母受教育程度相加得到,其中父亲受教育程度在中专及以上的取1,否则取0;母亲受教育程度在中专及以上的取1,否则取0
城乡	城=1,乡=0
党员	党员=1,非党员=0

### (三)数据来源与描述性统计

本文使用的数据来自中国综合社会调查(CGSS)数据。CGSS始于2003年,是我国最早的全国性、综合性、连续性学术调查项目之一。该数据采用分层抽样,涵盖28个省份(未包含新疆、西藏自治区、海南省及港澳台地区),范围较广。该数据不仅包含多个互联网使用的相关变量,还囊括了个人特征等方面的信息,与本文的研究内容需要相契合。已有文献关于互联网与劳动力市场的相关研究中经常用到该数据库,因此该数据具有权威性和代表性(戚聿东等,2020)。本文使用目前最新公布的2017年数据。基本研究问题,本文对数据做以下处理:(1)剔除了对核心问题的回答为“不适用”“不知道”和空白等无效样本。(2)剔除了对互联网相关问题回答自相矛盾的样本,即从不使用互联网但互联网为主要信息来源的个体。(3)为防止异方差问题导致回归结果出现偏误,对劳动收入取自然对数值。(4)对连续变量劳动收入、年龄和家庭规模进行了前后各1%的缩尾处理。最终,本文得到有效的样本量为12546个。本文所使用的主要变量的描述性统计结果见表2。另外为了结论的稳健性并进一步研究互联网使用对劳动收入分化的影响机制,本文还使用北京大学中国社会科学调查中心最新公布的2020年中国家庭追踪调查(CFPS)数据。CFPS覆盖25个省、自治区、直辖市的162个县,目标样本规模为16000户,该数据同样具有代表性(张勋等,2019)。

表2 变量描述性统计

变量名称	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值	中位数
劳动收入	12554	6.126	4.972	0	12.429	8.882
互联网使用频率	12546	1.813	1.721	0	4	2
互联网使用性质	12582	0.139	0.346	0	1	0
年龄	12554	50.986	16.788	19	86	52
性别	12554	0.472	0.499	0	1	0
民族	12554	0.925	0.264	0	1	1
家庭规模	12554	2.799	1.394	1	7	2
父母受教育程度	12554	0.089	0.357	0	2	0
城乡	12554	0.639	0.48	0	1	1
党员	12554	0.112	0.315	0	1	0

## 五、回归结果与分析

### (一)基准回归

表3报告了基准回归结果。第(1)列和第(2)列汇报了分样本回归结果,第(3)列和第(4)列汇报了分位数回归结果。可知对于高技术劳动力,互联网使用频率的系数为1.002,并在1%水平上显著。对于低技术劳动力,互联网使用频率的系数为0.197,并在1%水平上显著。这说明高技术劳动



力更频繁地使用互联网能对劳动收入产生更大的积极影响。同时对于高技术劳动力,互联网使用性质的系数为 1.996,并在 1%水平上显著。对于低技术劳动力,互联网使用性质的系数为 1.01,并在 1%水平上显著。这说明低技术劳动力与高技术劳动力在使用互联网时存在效率差异,工作中互联网使用性质和能力的不同放大了这种差异。以上结果证明存在由第一阶数字鸿沟和第二阶数字鸿沟导致的第三阶数字鸿沟。分位数回归的结果显示,第 90 百分位的互联网使用频率和互联网使用性质的系数分别为 0.183 和 0.262,均显著大于第 10 百分位系数。结合理论推导可知,数字化带来的普通技术进步的溢出效应并未远大于高级技术进步的挤出效应,二者之差也未远大于普通技术的负向规模效应。数字化对低技术劳动报酬占总产出比例不存在提升作用,同时普通技术进步挤出效应也未足够大,数字化对高技术劳动报酬占总产出比例为促进作用。因此,本文的基准回归结果初步论证了数字技术扩散满足数字鸿沟理论的情形三,即分层理论中的“幂次定律”。

表 3 基准回归结果

变量	OLS 回归		分位数回归	
	本科及以上	本科以下	第 90 百分位	第 10 百分位
	(1)	(2)	(3)	(4)
互联网使用频率	1.002*** (0.165)	0.197*** (0.036)	0.183*** (0.013)	-0.032*** (0.011)
互联网使用性质	1.996*** (0.285)	1.01*** (0.137)	0.262*** (0.042)	0.012 (0.061)
年龄	0.031*** (0.011)	-0.084*** (0.004)	-0.014*** (0.002)	-0.005*** (0.001)
性别	0.511** (0.255)	1.908*** (0.087)	0.475*** (0.033)	-0.018 (0.032)
民族	-1.234** (0.559)	-0.053 (0.192)	0.062 (0.067)	-0.127** (0.059)
家庭规模	-0.122 (0.109)	-0.072** (0.032)	0.005 (0.013)	-0.03*** (0.01)
父母受教育程度	-0.11 (0.181)	-0.272 (0.176)	0.265*** (0.043)	-0.022 (0.047)
城乡	0.986 (0.614)	-0.116 (0.106)	0.696*** (0.04)	-0.001 (0.031)
党员	0.941*** (0.293)	0.429*** (0.158)	0.402*** (0.049)	0.045 (0.052)
地区固定效应	控制	控制	未控制	未控制
观测值	1438	11136	12574	12574
R <sup>2</sup>	0.123	0.156		

注:\*\*\*、\*\*和 \* 分别表示在 1%、5%和 10%的水平上显著。括号内为标准误。如无特殊说明,下表同。

## (二)稳健性检验

根据基准回归结果,本文初步验证了数字鸿沟的“幂次定律”,为了增强本文研究结果的稳健性,本文进一步从更换数据集、检验组间系数差异的显著性、替换变量等方面检验估计结果的稳健性。

1. 使用 CFPS2020 数据。为避免由问卷调查数据库差异导致回归结果偏误,本文使用来自 CFPS2020 数据重复基准回归步骤。本文以工作总收入作为被解释变量,用是否移动上网和是否计算机上网表示互联网使用频率(使用移动上网或计算机上网的取值为 1,不使用移动上网且不使用计算机上网的取值为 0);用网络对工作的重要性表示互联网使用性质(重要和非常重要的取值为 1,其他取值为 0)。控制变量保持与基准回归一致<sup>①</sup>。表 4 报告了更换数据集稳健性检验的回归结果。

<sup>①</sup>由于对民族的回答缺失大量观测值,表 5 未将民族放入回归中。

可知,高技术劳动力和低技术劳动力互联网使用频率和性质的系数均显著大于0,且高技术劳动力的系数大于低技术劳动力。同时,第90百分位的互联网使用频率和互联网使用性质的系数均大于第10百分位系数。验证了数字技术扩散满足分层理论中的“幂次定律”。对比使用CGSS2017的回归结果,第10百分位的系数虽小于第90百分位的系数,但显著为正。造成该现象的原因可能源于调查数据年份差异,反映了数字鸿沟缩小的趋势。随着互联网普及程度的提高,更加多样化的互联网应用正给越来越多不同技术水平的劳动力带来收益。

表4 稳健性检验:使用CFPS2020数据

变量	OLS		分位数回归	
	本科及以上	本科以下	第90百分位	第10百分位
	(1)	(2)	(3)	(4)
互联网使用频率	1.07*** (0.08)	0.344*** (0.035)	0.533*** (0.036)	0.521*** (0.083)
互联网使用性质	0.267*** (0.055)	0.142*** (0.024)	0.304*** (0.027)	0.253*** (0.078)
控制变量	控制	控制	控制	控制
地区固定效应	控制	控制	未控制	未控制
观测值	1825	6619	8444	8444
R <sup>2</sup>	0.3565	0.1459		

2. 组间系数差异检验。本文同时采用Fisher检验和SUR检验对表3和表4中第(1)列和第(2)列的回归结果进行检验,以验证互联网使用频率和互联网使用性质对不同技术劳动力劳动收入影响差异的显著性。表5展示的是Fisher检验和SUR检验的结果。可知,在基准回归的样本中,两类劳动力的互联网使用频率和互联网使用性质的系数差异为-0.805和-0.986,Fisher检验和SUR检验均在1%水平上显著。在更换数据集的样本中,两类劳动力的互联网使用频率和使用性质的系数差异为-0.726和-0.125。其中互联网使用频率的Fisher检验和SUR检验均在1%水平上显著。互联网使用性质的Fisher检验在1%水平上显著,SUR检验在5%水平上显著。因此,该结果证明组间系数存在显著性差异。

表5 稳健性检验:组间系数差异检验

检验方法	变量	工作总收入		
		差值	p值	
基准回归样本	Fisher 检验	互联网使用频率	-0.805	0.000***
		互联网使用性质	-0.986	0.002***
	SUR 检验	互联网使用频率	-0.805	0.000***
		互联网使用性质	-0.986	0.000***
更换数据集样本	Fisher 检验	互联网使用频率	-0.726	0.000***
		互联网使用性质	-0.125	0.008***
	SUR 检验	互联网使用频率	-0.726	0.000***
		互联网使用性质	-0.125	0.044**

3. 替换变量。一方面,本文将受访者工作总收入除以其所在省份的人均产出计算单位工资产出比作为被解释变量,用以一定程度反映劳动力效率。另一方面,本文将第80百分位工作收入表示高技术劳动力劳动收入,第20百分位工作收入表示低技术劳动力劳动收入。表6的回归结果显示,对于高技术劳动力,互联网使用频率和互联网使用性质对单位工资产出比的影响显著为正。对于低技术劳动力,互联网使用频率和互联网使用性质的系数为正,但未通过显著性检验。分位数回归的结果显示,第80百分位的互联网使用频率和互联网使用性质的系数均显著大于第20百分位系数,证明互联网使用对劳动收入水平影响满足“幂次定律”。

表6 稳健性检验:替换变量

变量	OLS		分位数回归	
	本科及以上	本科以下	第80百分位	第20百分位
	(1)	(2)	(3)	(4)
互联网使用频率	0.186** (0.092)	0.037 (0.028)	0.191*** (0.015)	-0.03* (0.018)
互联网使用性质	0.472*** (0.155)	0.096 (0.105)	0.288*** (0.046)	4.675 (13.84)
控制变量	控制	控制	控制	控制
地区固定效应	控制	控制	未控制	未控制
观测值	1319	10363	12574	12574
R <sup>2</sup>	0.038	0.007		

(三) 内生性问题处理

1. 工具变量法(IV)。内生性问题的存在会使本文的回归结果有偏。其一,互联网使用和劳动收入存在反向因果关系。其二,互联网使用频率无法真实反映互联网使用质量,因此存在测量误差问题。其三,遗漏变量也可能是产生内生性问题的根源。为了内生性问题,本文采用工具变量法对互联网使用频率进行检验。在工具变量设置中,已有文献多数采用区域层面的宏观变量,例如宽带互联网订阅的家庭比例、前一年的宽带基础设施、省际互联网渗透率等(Bhuller et al, 2013; 戚聿东等, 2020)。虽然互联网设施、普及率等指标能反映个体使用互联网的可能性,但其是否与个体劳动收入无关,满足外生性假设仍然存疑。本文认为,区域互联网设施、普及率等一定程度体现了区域经济发展和产业高级化水平,互联网设施、普及率越高的地区对于高复杂度职业的需求越大,因而可能表现与劳动收入的相关性。为此,本文选择受访者家里人网络使用情况作为工具变量对内生性问题进行纠正。该指标为:“在最近半年,您家里其他的人上过网吗(包括电脑、手机、智能穿戴等各种设备)?”是取1,否则取0。其背后的逻辑是,在典型的“关系型”社会中,社会网络对人们的经济行为起着重要的作用。家人网络使用情况反映了家庭互联网设备的可及性和个体对网络的接收程度,因此家人网络使用应与个体互联网使用频率正相关。同时,家人网络使用情况对于个体劳动收入具有较强的外生性。因此本文选择家人网络使用情况作为工具变量,采用2SLS方法进行估计,具体回归结果如表7所示。以家人网络使用作为工具变量进行估计时,第(1)列和第(3)列家人网络使用系数分别为0.736和0.748,并均在1%水平上显著。这说明家人使用互联网能显著促进了受访者互联网使用频率。第(2)列互联网使用的系数仍然大于第(4)列,证明回归结果是稳健的,即互联网使用对劳动收入水平影响满足“幂次定律”结论依旧成立。本文构建的工具变量也通过了识别不足以及弱工具变量检验,说明本文所选取的工具变量是合理的。

表7 内生性问题处理:IV

变量	本科及以上		本科以下	
	(1)	(2)	(3)	(4)
	互联网使用	劳动收入	互联网使用	劳动收入
家人网络使用	0.736*** (0.101)		0.748*** (0.028)	
互联网使用频率		3.190*** (0.904)		1.004*** (0.151)
其他变量	控制	控制	控制	控制
地区固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	1429	1429	10926	10926
LM statistic		52.662***		654.652***
Wald F statistic		53.261		694.018

2. 倾向得分匹配法(PSM)。由于个体特征的不同,工作中是否使用互联网并非完全随机。本文进而使用 PSM 来减少样本选择偏差,一定程度上缓解内生选择问题。表 8 匹配前后平衡性检验的结果显示,匹配前处理组和控制组两组样本存在显著的个体特征差异。匹配后样本的差异缩小,控制变量的偏误比例降至 10%以内。T 检验结果中,匹配后样本的 t 值绝对量明显缩小,显著性检验也未通过,表明匹配后样本通过了 PSM 平衡性检验。

本文采用最近邻匹配、半径匹配以及核匹配三种匹配方法,考察了互联网使用性质的处理效应,并将结果列示于表 9。可知,本科以上分组最近邻匹配、半径匹配和核匹配的差值分别为 1.860、2.183 和 2.185,均大于本科以下样本的 0.916、1.159 和 1.142。即在处理样本选择问题后,工作中使用互联网对本科以上样本的正效应仍然显著大于本科以下样本,数字鸿沟理论“幂次定律”依然成立。

表 8 匹配前后平衡性检验结果

变量	样本	均值		标准偏差(%)	偏误减少(%)	T 检验	
		处理组	控制组			t 值	p>t
年龄	匹配前	45.834	53.796	-51.0	87.7	-17.220	0.000
	匹配后	45.834	46.817	-6.3		-1.640	0.100
性别	匹配前	0.488	0.464	4.9	54.8	1.680	0.093
	匹配后	0.488	0.477	2.2		0.57	0.568
民族	匹配前	0.941	0.921	8.0	87.4	2.630	0.008
	匹配后	0.941	0.939	1.0		0.28	0.779
家庭规模	匹配前	2.945	2.8	10.3	89.8	3.520	0.000
	匹配后	2.945	2.960	-1.0		-0.27	0.786
父母受教育程度	匹配前	0.068	0.043	9.4	64.3	3.570	0.000
	匹配后	0.068	0.059	3.4		0.81	0.415
城乡	匹配前	0.727	0.582	30.8	86.9	10.22	0.000
	匹配后	0.727	0.708	4.0		1.09	0.275
党员	匹配前	0.107	0.086	7.2	73.9	2.57	0.010
	匹配后	0.107	0.102	1.9		0.47	0.638

表 9 内生性问题处理:PSM

	分组	工作中使用互联网	工作中未使用互联网	差异	标准误	t 值
最近邻匹配	本科及以上	9.806	7.946	1.860	0.303	6.130***
	本科以下	7.499	6.583	0.916	0.178	5.140***
半径匹配	本科及以上	9.811	7.628	2.183	0.254	8.590***
	本科以下	7.499	6.340	1.159	0.140	8.260***
核匹配	本科及以上	9.811	7.626	2.185	0.254	8.600***
	本科以下	7.499	6.357	1.142	0.140	8.130***

注:最近邻匹配的 n=3,半径匹配的半径为 0.05,核匹配的宽为 0.06。

#### (四)异质性分析

1. 区域异质性。区域异质性检验的回归结果见表 10。可知在所有回归中,互联网使用对劳动收入水平的提升作用在各区域都显著为正。第(1)列、第(3)列和第(5)列互联网使用频率的系数分别为 0.748、1.585 和 1.613,并均在 1%水平上显著。第(2)列、第(4)列和第(6)列的系数分别为 0.168、0.207 和 0.227,也都在 1%水平上显著。证明互联网使用频率的增加对劳动收入的影响无论是对高技术还是低技术人群,其在中西部的促进作用高于东部地区。第(1)列、第(3)列和第(5)列互联网使用性质的系数分别为 1.928、2.221 和 1.78,第(2)列、第(4)列和第(6)列的系数分别为 1.011、0.915 和 1.05,系数相近且均显著为正。综合互联网使用频率和互联网使用性质的系数可

知,我国区域的数字鸿沟日益弥合,并且中西部地区的数字红利效应不亚于东部地区。造成该现象的原因可能是中西部人才相对于东部较稀缺,因此提高了高技术劳动力报酬的溢价。

表 10 异质性分析:区域差异

变量	东部		中部		西部	
	本科及以上	本科以下	本科及以上	本科以下	本科及以上	本科以下
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
互联网使用频率	0.748*** (0.209)	0.168*** (0.054)	1.585*** (0.352)	0.207*** (0.062)	1.613*** (0.407)	0.227*** (0.075)
互联网使用性质	1.928*** (0.34)	1.011*** (0.199)	2.221*** (0.674)	0.915*** (0.247)	1.78** (0.781)	1.05*** (0.3)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	979	4658	268	3750	191	2728
R <sup>2</sup>	0.072	0.168	0.186	0.149	0.394	0.149

2. 城乡异质性。城乡异质性检验的回归结果见表 11。在所有回归中,城市地区互联网使用频率和使用性质对劳动收入水平的提升作用均显著为正,本科及以上人群的正效应仍然大于本科以下人群。在乡村地区,互联网使用频率和互联网使用性质对劳动收入水平的提升作用不显著。因此城乡之间的数字鸿沟仍然存在。对于第(3)列的结果,可能是由于农村地区的本科及以上学历人群的样本数过小导致的。第(2)列与第(4)列对比的结果可能的合理解释是:由于生活性服务业的岗位集中于城市,数字技术扩散导致生活性服务业部门的扩张对低技术劳动力收入提升作用仅体现在城市中。

表 11 异质性分析:城乡差异

变量	城市		乡村	
	本科及以上	本科以下	本科及以上	本科以下
	(1)	(2)	(3)	(4)
互联网使用频率	1.022*** (0.163)	0.283*** (0.046)	1.29 (0.883)	0.01 (0.057)
互联网使用性质	2.072*** (0.287)	1.23*** (0.17)	1.129 (1.254)	0.357 (0.236)
控制变量	控制	控制	控制	控制
地区固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	1360	6677	78	4459
R <sup>2</sup>	0.089	0.166	0.547	0.156

## 六、机制检验

基准分析显示,互联网使用对劳动收入的影响满足数字鸿沟分层理论的“幂次定律”,即互联网使用对不同技术劳动力的劳动收入均有促进作用,但对高技术劳动力的作用效果更大。本节将基于前文的机制分析,通过回答以下问题来检验互联网使用影响劳动收入分化的可能渠道:首先,互联网使用能提高劳动需求广度和强度进而提高劳动收入,那么不同技术劳动力受到的作用效果是否有差异?其次,互联网使用产生的效果是否与职业相关?再次,互联网发展带来的生活性服务业能否促进低技术劳动力收入增长?

1. 劳动需求机制检验。表 12 报告了互联网使用的劳动需求机制的影响。第(1)列至第(4)列是劳动需求广度(是否签订劳动合同)的机制分析。是否签订劳动合同使用 CFPS2020 问卷中“在这份工作中是否签订了合同?”来衡量,是取 1,否取 0。其中,第(1)列和第(3)列以是否签订劳动合同为被解释变量,并采用 probit 模型估计。结果显示,本科及以上和本科以下两类样本中,互联网使用的

系数分别为 0.883 和 0.407, 并均在 1% 水平上显著。这意味着, 互联网使用能显著提高签订劳动合同的概率, 且高技术劳动力使用互联网来签订劳动合同的概率更高。该结果与 Skuterud(2004)、Kuhn & Mansour(2014) 的结论保持一致。第(2)列和第(4)列的结果进一步证明, 签订劳动合同有利于劳动收入的提高。第(5)列至第(6)列是劳动需求强度(工作时长)的机制分析。工作时长使用 CGSS2017 问卷中“一般每周的工作时间是多少个小时?”来衡量。结果显示, 本科及以上学历和本科以下两类样本中, 互联网使用性质的系数分别为 1.158 和 1.314, 均在 1% 水平上显著。这意味着工作中使用互联网显著延长了高技术 and 低技术劳动力的工作时间。第(6)列和第(8)列的结果进一步证明, 工作时间的延长会提高劳动收入, 且本科及以上学历样本中工作时长的系数更大。这说明相对于低技术劳动力, 高技术劳动力的单位工资更高。综上, 互联网使用能通过促进劳动者签订劳动合同和延长工作时间来提高劳动收入, 且该效应在高技术劳动力中更显著。

表 12 劳动需求机制

变量	劳动需求广度				劳动需求强度			
	本科及以上学历		本科以下		本科及以上学历		本科以下	
	签订劳动合同	劳动收入	签订劳动合同	劳动收入	工作时长	劳动收入	工作时长	劳动收入
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
互联网使用频率	0.883*** (0.118)	0.782*** (0.077)	0.407*** (0.047)	0.212*** (0.032)				
互联网使用性质					1.158*** (0.099)	0.489* (0.257)	1.314*** (0.061)	0.854*** (0.145)
签订劳动合同		0.555*** (0.053)		0.423*** (0.022)				
工作时长						1.608*** (0.067)		1.201*** (0.022)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	1853	1822	6743	6613	1413	1413	10721	10721
pseudo R <sup>2</sup> /R <sup>2</sup>	0.2687	0.386	0.0665	0.188	0.192	0.371	0.243	0.346

2. 职业差异机制检验。表 13 报告了互联网使用的职业差异机制的影响。第(1)列至第(4)列展示的是职业差异机制微观维度的回归结果, 使用的是 CFPS2020 数据。CFPS2020 数据汇报了受访者的工作职业, 具体为“专业技术人员”“办事人员和有关人员”“国家机关、党群组织、企业、事业单位负责人”“商业、服务业人员”“生产、运输设备操作人员及有关人员”。根据 Autor & Dorn(2013) 的分析, 本文将前三类职业定义为高复杂度职业, 将后两类定义为低复杂度职业。进一步地, 本文将高复杂度职业赋值为 3, 商业、服务业人员赋值为 2, 生产、运输设备操作人员及有关人员赋值为 1。第(1)列和第(2)列是以 1 为基准, 采用 mlogit 的回归结果。回归结果显示, 更频繁地使用互联网和在工作中使用互联网的最可能是高复杂度职业人员, 其次是商业、服务业人员。是否是本科及以上学历在第(1)中不显著, 在第(2)列中显著。这意味着, 高技术劳动力更可能从事高复杂度职业, 而低技术劳动力对于两类低复杂度的职业选择没有显著差异。这一结果与本文的研究前提相符。第(3)列中职业复杂度的系数显著为正, 第(4)列中互联网使用频率和使用性质与职业复杂度的交互项系数均显著为正, 说明职业复杂度的提升对工作总收入具有促进作用, 并且随着职业复杂度的提高, 互联网使用对劳动收入的提升作用越强。第(5)~(8)列展示的是职业差异机制宏观维度的回归结果, 使用的是 CGSS2017 数据。本文计算了受调查人所在省市生活性服务业的产出占全行业产出的比重。该数据来自国泰安数据库。为了缓解双向因果, 本文选择了前定变量, 即对生活性服务业产出占比进行滞后一期处理。可知第(8)列互联网使用频率与生活性服务业产出占比交互项系数为 1.175, 并在 10% 水平上显著。这说明对于低技术劳动力, 生活性服务部门的扩张可以一定程度地扩大互联网

使用对劳动收入的正效应。第(6)列中两个交互项系数不显著,说明对于高技术劳动力则不存在类似效应。

表 13 职业差异机制

变量	微观维度				宏观维度			
	职业类别		劳动收入		劳动收入		劳动收入	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
互联网使用频率	0.505*** (0.094)	1.747*** (0.103)	0.406*** (0.033)	0.018 (0.072)	1.032*** (0.16)	2.774* (1.461)	0.178*** (0.035)	-0.469 (0.334)
互联网使用性质	0.629*** (0.069)	1.187*** (0.067)	0.154*** (0.023)	-0.016 (0.055)	2.098*** (0.281)	6.76** (3.097)	1.02*** (0.135)	1.924 (1.643)
是否是本科及以上学历	0.0161 (0.091)	1.361*** (0.077)						
职业复杂度			0.127*** (0.013)	-0.128*** (0.043)				
互联网使用频率与职业复杂度交互				0.229*** (0.038)				
互联网使用性质与职业复杂度交互				0.083*** (0.026)				
生活性服务业产出占比					-4.412* (2.551)	9.167 (9.689)	-2.913*** (1.022)	-4.775*** (1.488)
互联网使用频率与生活性服务业产出占比交互						-3.184 (2.668)		1.175* (0.602)
互联网使用性质与生活性服务业产出占比交互						-8.46 (5.609)		-1.644 (2.961)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
地区固定效应	未控制	未控制	控制	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	8259	8259	8108	8108	1438	1438	11136	11136
pseudo R <sup>2</sup> /R <sup>2</sup>	0.172	0.172	0.188	0.192	0.097	0.1	0.146	0.146

## 七、结论与启示

本文应用 2017 年 CGSS 数据并结合 2020 年 CFPS 数据,研究了互联网使用对于不同技术劳动力劳动收入的影响,得到以下结论:

首先,互联网使用对劳动收入的影响满足分层理论的“幂次定律”,即数字技术扩散具备普惠性,但其对于不同受教育水平群体的作用效果存在差异,受教育程度越高,获益越大。这一结论在考虑了不同数据库来源、组间系数差异显著性、不同测算方法、内生性等问题后依然稳健。

其次,机制分析表明,一方面,互联网使用有助于劳动者签订劳动合同和延长工作时间,从而提高劳动收入,且该效应在高技术劳动力中更显著。另一方面,互联网的发展催生了各行业的变革,高技术劳动力相对于低技术劳动力更可能从事复杂度更高的职业,随着职业复杂度的提高,互联网对其劳动收入的促进作用更强。而互联网发展所带来的生活性服务业扩张能促进互联网对低技术劳动力收入提升的正效应。

再次,我国区域数字鸿沟日益弥合,中西部地区的数字红利效应不亚于东部地区。但城乡之间数字技术使用结果的差异仍然存在,且更可能体现于农村地区的低技术劳动力。

本文研究明确了数字技术扩散的长期结果,推进了对中国第三阶数字鸿沟的认识,同时也有着重要的政策含义。

第一,推广数字技术,缩小教育回报差距。随着数字技术在教育领域的应用愈加成熟,解决教育不公平问题或成为现实。一方面,政府应加大基础教育,通过提升劳动人口平均受教育年限来缓解数字经济时代教育回报增加导致的收入不平等。另一方面,政策制定者需要根据数字经济行业从业人员的岗位技能与职业素养要求,在传统行业失业者、农村劳动力等数字弱势群体中开展在线

教育、职业教育和终生教育等成人再教育。

第二,借力数字平台,发展生活性服务业。政府需要利用数字平台推动生活性服务业的高质量发展,进一步扩大就业人口,提高低技术劳动力的收入水平,缩小城市内部收入差距。要继续发挥生活性服务业在我国经济社会中作为就业“蓄水池”和社会“稳定器”的重要作用。

第三,降低数字门槛,缩小城乡收入差距。尽管我国区域之间的第一阶数字鸿沟日益弥合,但城乡差异仍然存在。一方面,政府需要强化农村地区的数字基础设施建设,降低城乡之间数字设施可及性差异。另一方面,政策应向数字经济发展不充分的农村地区倾斜,支持农民通过数字经济创业就业,发展新型农村数字产业,进一步提高农村群体尤其是农村低技术劳动力的报酬。

#### 参考文献:

- 程名望 张家平,2019:《新时代背景下互联网发展与城乡居民消费差距》,《数量经济技术经济研究》第7期。
- 韩军 刘润娟 张俊森,2015:《对外开放对中国收入分配的影响——“南方谈话”和“入世”后效果的实证检验》,《中国社会科学》第2期。
- 何小钢 梁权熙 王善骞,2019:《信息技术,劳动力结构与企业生产率——破解“信息技术生产率悖论”之谜》,《管理世界》第9期。
- 江小涓,2017:《高度联通社会中的资源重组与服务增长》,《经济研究》第3期。
- 李超海,2019:《技术赋权如何消解新业态中新生代劳动者的集体性行动》,《学术论坛》第5期。
- 李实 朱梦冰,2018:《中国经济转型40年中居民收入差距的变动》,《管理世界》第12期。
- 鲁元平 王军鹏,2020:《数字鸿沟还是信息福利——互联网使用对居民主观福利的影响》,《经济学动态》第2期。
- 戚聿东 刘翠花,2020:《数字经济背景下互联网使用是否缩小了性别工资差异——基于中国综合社会调查的经验分析》,《经济理论与经济管理》第9期。
- 邱泽奇 张树沁 刘世定 许英康,2016:《从数字鸿沟到红利差异——互联网资本的视角》,《中国社会科学》第10期。
- 王修华 赵亚雄,2020:《数字金融发展是否存在马太效应?——贫困户与非贫困户的经验比较》,《金融研究》第7期。
- 毛宇飞 曾湘泉,2017:《互联网使用是否促进了女性就业——基于CGSS数据的经验分析》,《经济学动态》第6期。
- 尹志超 蒋佳伶 严雨,2021:《数字鸿沟影响家庭收入吗》,《财贸经济》第9期。
- 张勋 万广华 张佳佳 何宗樾,2019:《数字经济、普惠金融与包容性增长》,《经济研究》第8期。
- 赵炜 Jens Thoemmes,2021:《谁改变了工作时间——有关工时的劳动社会学研究》,《中国社会科学评价》第4期。
- 周广肃 李力行 孟岭生,2021:《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》,《金融研究》第6期。
- 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.
- 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.
- Benzell, S. & E. Brynjolfsson(2019), “Digital abundance and scarce genius: Implications for wages, interest rates, and growth”, NBER Working Paper, No. 25585.
- Bhuller, M. et al(2013), “Broadband internet: An information superhighway to sex crime?”, *Review of Economic Studies* 80(4):1237—1266.
- Bresnahan, T. F. et al(2002), “Information technology, workplace organization, and the demand for skilled labor: Firm-level evidence”, *Quarterly Journal of Economics* 117(1):339—376.
- David, B. (2017), “Computer technology and probable job destructions in Japan: An evaluation”, *Journal of the Japanese and International Economies* 43(1):77—87.
- DiMaggio, P. & F. Garip(2012), “Network effects and social inequality”, *Annual Review of Sociology* 38:93—118.
- Eastin, M. S. et al(2016), “Extending the digital divide conversation: Examining the knowledge gap through media expectancies”, *Journal of Broadcasting & Electronic Media* 59(3):416—437.
- Fabritz, N. (2013), “The impact of broadband on economic activity in rural areas: Evidence from German municipalities”, CESifo Working Paper, No. 166.
- Feldman, D. C. & B. S. Klaas(2002), “Internet job hunting: A field study of applicant experiences with on-line recruiting”, *Human Resource Management* 41(2):175—192.
- Forman, C. et al(2012), “The internet and local wages: A puzzle”, *American Economic Review* 102(1):556—575.



- 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.
- Guellec, D. & C. Paunov(2017), "Digital innovation and the distribution of income", NBER Working Paper, No. 23987.
- Guy, M. et al(2014), "Has ICT polarized skill demand? Evidence from eleven countries over twenty-five year", *Review of Economics & Statistics* 96(1):60—77.
- Helsper, E. J. (2012), "A corresponding fields model for the links between social and digital exclusion", *Communication Theory* 22(4):403—426.
- Ivus, O. & M. Boland(2015), "The employment and wage impact of broadband deployment in Canada", *Canadian Journal of Economics* 48(5):1803—1830.
- Kuhn, P. & H. Mansour(2014), "Is internet job search still ineffective?", *Economic Journal* 124(12):1213—1233.
- Norris, P. (2001), *Digital Divide: Civic Engagement, Information Poverty, and the Internet Worldwide*, Cambridge University Press.
- Sabrina, W. P. & Z. Cindy(2005), "Returning to the returns to computer use", *American Economic Review* 95(2):314—317.
- Scheerder, A. et al(2017), "Determinants of internet skills, use and outcomes: A systematic review of the second- and third-level digital divide", *Telematics and Informatics* 34(8):1607—1624.
- Skuterud, K. M. (2004), "Internet job search and unemployment durations", *American Economic Review* 94(1):218—232.
- Song, Z. et al(2020), "China's prefectural digital divide: Spatial analysis and multivariate determinants of ICT diffusion", *International Journal of Information Management* 52, <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102072>.
- van Deursen, A. J. & J. A. van Dijk(2013), "The digital divide shifts to differences in usage", *New Media & Society* 16(3):507—526.
- Vigdor, J. L. et al(2014), "Scaling the digital divide: Home computer technology and student achievement", *Economic Inquiry* 52(3):1103—1119.

## Internet Use, Consumer Service Industry Expansion and Labor Income Differentiation

MA Shuzhong WU Peng PAN Gangjian  
(Zhejiang University, Hangzhou, China)

**Abstract:** Using the data from the 2017 China Comprehensive Social Survey (CGSS) and 2020 China Family Panel Studies (CFPS), this paper investigates the impact of Internet use on labor income of laborers with different skill levels. The study finds that the impact of Internet use on labor income satisfies the "power law" of the stratification theory, which means that the diffusion of digital technology is universal, but there are differences in the impact on groups with different education levels. The higher the education level is, the greater benefit one receives. Mechanism analysis shows that, on the one hand, Internet use helps workers sign formal labor contracts and prolong their working hours, thereby increasing labor income, and this effect is more significant among high-skilled laborers. On the other hand, the development of the Internet has spawned changes in various industries. Compared with low-skilled labor, high-skilled labor is more likely to engage in more complex occupations, and the Internet plays a stronger role in increasing their labor income. The expansion of consumer services brought about by the development of the Internet can enhance the positive effect of the Internet use on the income of low-skilled labor.

**Keywords:** Third-Order Digital Divide; Power Law; Income Differentiation; Consumer Service Industry

(责任编辑:刘洪愧)

(校对:刘新波)