

# 互联网使用对技能工资差距的影响研究

黄晓武<sup>1</sup>, 苏亚琴<sup>2</sup>

<sup>1</sup> (湖南大学经济管理研究中心, 湖南省长沙市, 410006)

<sup>2</sup> (湖南大学经济管理研究中心, 湖南省长沙市, 410006)

**摘要:** 在互联网技术快速发展与技能溢价不断扩大的背景下, 本文基于技能偏向性发展理论, 通过CFPS2010、CFPS2014和CFPS2018构建混合截面数据和平衡性面板数据, 利用分组回归和面板双向固定效应方法, 探究互联网使用对技能工资差距的影响。研究发现互联网的使用会进一步扩大高低技能群体的工资差距, 且对中低收入群体的技能工资差距影响更大, 并可能进一步扩大了城乡和区域间的收入差距。互联网技术对技能工资差距的扩大效应可能是由于不同技能群体在互联网信息的利用效率上存在差异, 高技能群体更擅长通过互联网获取有效信息和提升自己在劳动力市场的议价水平, 进而获得更高的收入和晋升机会。

**关键词:** 技能溢价 工资差距 互联网 技能偏向性技术

**中图分类号:** F      **文献标识码:** A

## 1. 引言

近年来, 以互联网为基础的大数据、云计算、物联网、区块链、人工智能、5G通信等新兴技术, 正在加速向各个行业渗透, 推动各个行业与互联网的融合与创新, 提高经济社会的智能化和数字化水平, 互联网技术正引领新一轮的信息化革命。

随着互联网技术与各个行业的融合, 是否能够使用互联网技术以及在多大程度上掌握互联网技术, 成为影响劳动者工资的一个重要因素。Kasimoglu等(2011)将劳动力的异质性总结为不可改变的先天因素, 例如性别、种族、年龄等, 以及后天可以改变的因素, 包括教育、婚姻、工作经验等。高低群体本质上的差异来自学习和认知能力等, 并体现在各自承担的不同工作任务。由于劳动力市场中的群体存在异质性, 互联网的发展对不同技能的劳动者会产生不同的影响。一方面, 互联网技术的发展更有利于高技能人员, 互联网作为信息技术的产物, 学习并将相关技术应用到工作中具有一定的门槛, 高技能群体在接受和学习新技术的成本都会相对更低。此外, “互联网+”经济正在引导着各个行业向数字化和智能化转型, 低技能的岗位也很有可能信息化的浪潮中被人工智能, 自动化设备等技术取代; 另一方面, 互联网的发展也为低技能群体创造了更多的新岗位, 例如快递员、外卖员等新岗位都是互联网时代的产物; 同时, 互联网的发展加快了信息的流通, 在线教育的发展降低了知识和技能学习的门槛, 网络直播也为偏远地区的本土产品打开了新的销售渠道。

技术进步如何影响社会收入分配, 是经济学界重点关注的问题之一。据《中国住户调查年鉴》显示, 2020年中国人均可支配收入的基尼系数为0.468, 已经超过了国际的收入分配的警戒线。贫富差距是当下备受关注的社会问题, 社会贫富差距过大可能会带来一系列诸如激化社会阶级矛盾、居民消费倾向度下降引起消费不足、国民经济循环受阻等问题(陈坤木, 2001)。而收入差异既存在于不同性别和城乡群体之间, 也存在于不同技能的劳动者之间, 高低技能劳动者的收入比在经济学上被称为技能溢价(董直庆等, 2013), 用以衡量不同技

能劳动者之间的工资差距，是本文关注的焦点。自上世纪八十年代以来，包括中国在内的许多国家的技能溢价均出现大幅增长的现象（Parro, 2011），并有研究发现中国的技能价格变化是国内工资差距持续扩大的主要因素（Xing 和 Li, 2012；卢晶亮, 2018），同时，供需理论无法解释为什么在中国教育持续扩展、技能工人供给不断增加的背景下，中国教育回报率却持续上升的现象（马光荣, 纪洋和徐建炜, 2017；方超和黄斌, 2020），而一些研究认为技术进步是该现象的主要原因（李平, 高敬云和李蕾蕾, 2014；孙百才, 2005）。

大量的研究和数据表明，互联网技术的应用对行业和个人重要性日益凸显，同时，中国的技能溢价在不断增长并成为中国收入不平等的重要来源，而技术进步可能是该现象背后潜在的推动因素。在此背景下，本文提出以下的问题：互联网技术的使用和发展对不同技能的劳动者的收入都是否都有正面的影响，对哪个群体的收入影响更大，是扩大还是缩小了高低技能群体的收入差距，并通过哪些途径影响了技能工资差距。本文的创新点在于：（1）大部分研究互联网发展对劳动力收入的影响研究主要集中在性别、户籍的异质性上，较少文献直接研究互联网的使用对不同技能群体的收入影响。本研究把焦点集中在高低技能群体中，并进一步探究其内在机制和异质性。（2）数据的跨越年份大，在较长的时间段内测量互联网的使用对高低技能工资差异的影响。本文采用中国家庭调查面板数据（CFPS）中的CFPS2010, CFPS2014, CFPS2018 三期数据，在时间维度上能够比较全面地反映了互联网对技能收入差异的影响。

## 2. 文献综述

技术发展的工资溢价存在于不同的群体之间，例如不同性别、城乡、种族。而高低技能工人之间的工资差异是经济学家们关注的对象之一。高低技能工人之间的工资比被称为“技能溢价”（skill premium），国内外的研究发现，自上世纪八十年代以来，各个国家的技能型劳动工人的需求和劳动报酬都在不断增长，Parro(2011)曾总结过 26 个主要国家的技能溢价变动情况，发现绝大部分国家近 20 年来的技能溢价都出现了增长的现象，其中美国的技能溢价增长了 3.1%，中国的技能溢价在 26 国里增长幅度最大，为 40.2%。

关于技能溢价不断提升的原因，经济学家们提出了两种主要的理论：第一是贸易理论。Feenstra 和 Hanson (1996) 利用 H-O 模型，通过引入外包中间品的概念，认为贸易自由化主要是通过资本-技能互补效应增加了各国对技能劳动者的需求，解释了为什么在世界贸易开放后，各国的技能溢价仍在持续提升。第二种解释是技能偏向型理论。该理论认为，技术的发展对不同群体并非都有同质的影响，二十世纪的技能偏向型技术（Skill-Biased Technical Change）的发展提高了劳动力市场对高技能工人的需求同时减少了低技能工人的需求（Acemoglu, 2002）。在新技术为什么具有技能互补性的问题上，Acemoglu(1998)解释是：二十世纪七十年代以来，高技能工人供给的增加让技能偏向性技术的发展获得更大的市场规模和利润空间，进而推动了技能偏向性技术的发展，二十世纪的技能偏向技术发展是市场对高技能工人供给持续增加的一个自然地反应。因此高技能群体的数量增长在短期内会减

小技能溢价，但长期上会拉大技能工资差距。

随着信息技术的快速发展，国内外的研究都在尝试验证技能偏向型技术发展的存在性。研究大多是根据具体的技术进步对高低技能工人的需求和收入的影响，以此间接地检验技术进步是否为技能偏向性（Autor 等，1998）。许多研究都发现计算机和互联网技术存在技能偏向性，Akerman 等人（2015）通过对 2001—2007 年挪威公司层面数据的研究，发现宽带网络是具有技能偏向的。宽带网络与非常规的抽象任务形成互补关系，但替代了常规的工作任务，从而在提升高技能群体边际效率的同时降低了低技能工人的工作效率。国内的宁光杰和林子亮（2014）通过世界银行发布的 2005 年和 2012 年中国企业层面调查数据，研究 IT 技术、企业组织变革和高技能劳动力需求三者的关系发现，信息技术的发展提高了高技能劳动力的比例，认为信息技术在一定程度上导致企业劳动者收入两极分化。劭文波等（2018）利用中国微观企业的数据分析信息化对国内高技能人才相对需求的影响时也发现，企业信息化密度和规模的提高会增加对高技能劳动力的需求，从而增加高技能劳动力的相对工资。

上述研究关于技术的技能偏向性大多利用企业和行业层面的数据，发现计算机和互联网技术的发展会提高对高技能劳动力的需求，提升高技能劳动力的相对工资水平，引起更大的“技能溢价”。也有研究从微观数据的角度，研究互联网技术的发展对不同群体收入差异的影响，例如，毛宇飞等（2018）就通过四期的 CGSS 截面数据，以个人所在地区的互联网普及率为工具变量，研究互联网技术对户籍工资差异的影响。发现互联网的使用对农村和城镇户籍劳动者的工资均有显著的正向效应，但对城镇群体的影响会大于农村户籍就业者，表明互联网的发展会进一步扩大户籍工资差异；王元超（2019）利用 CFPS2014 的数据研究互联网对不同收入阶层的工资溢价是否存在异质性，发现互联网的使用会以技术和资本两种效应为影响渠道给个人带来工资溢价，并发现互联网的工资溢价与收入阶层的关系为扩大中低阶层群体的收入差距，同时缩小了中高阶层劳动者的收入差距；也有不少研究从性别入手（冯喜良，高盼盼和罗荣波，2021；毛宇飞，曾湘泉和胡文馨，2018；威聿东和刘翠花，2018），通过不同的数据和方法，均发现互联网的使用有利于减少性别工资差距。

与美国上世纪八十年代的类似现象类似，中国近二十年来的高等技能群体数量也在不断上升。中国的自 1999 年高校扩招后，高等院校的招生人数每年以 40-50 万的增速在上升（吴要武和赵泉，2010）。随着招生人数地增加，高等院校的毕业生数量也逐年递增，2002 至 2021 中国的高等院校毕业人数从 142 万增长到 904 万，增长了 5.37 倍，年平均增长率为 9.7%。从供求关系上看，劳动力市场上大学生毕业生的供给数量大幅增加应当降低大学溢价，缩小高低技能的工资差距。但根据 Parro（2011）的研究，中国的技能溢价在近 20 年中增长了 40%，远高于其他国家，技能偏向性技术的发展是中国在高技能群体数量增长的同时又出现技能溢价高速增长的现象的一个潜在解释，且已有研究发现宽带网络具有技能偏向性（Akerman 等，2015）。结合技能偏向性技术发展理论，以及中国高技能群体供给数量和技能数量不断上升的社会背景，本文提出的基本假设是：

H1: 互联网技术具有技能偏向性, 在互联网普及的过程中可能会进一步拉大技能工资差距。

### 3. 数据来源与模型构建

基于 Mincer 工资方程构建模型, 本文拓展引入了互联网变量, 得到以下的模型 1:

$$\ln(\text{income})_{i,t} = \beta_1 \text{internet}_{i,t} + \beta_i \text{contols} + \text{year FE} + \text{prov FE} + \text{IndustryFE} + \varepsilon_{i,t}$$

模型的因变量  $\ln(\text{income})_{i,t}$  为个体  $i$  的年工资收入 ( $\text{income}$ ) 对数, 核心解释变量为虚拟变量  $\text{internet}_{i,t}$ , 个体只要能够通过手机或电脑使用互联网, 则该变量设为 1, 其余为 0, 系数  $\beta_1$  代表了使用互联网带来的收入溢价。其他个体控制变量包括年龄 ( $\text{age}$ )、年龄平方 ( $\text{age}^2$ )、教育年限 ( $\text{edu}$ )、性别 ( $\text{gender}$ )、城乡 ( $\text{urban}$ )、婚姻 ( $\text{marriage}$ )、健康 ( $\text{health}$ ),  $\text{yearFE}$ 、 $\text{ProvFE}$  和  $\text{IndustryFE}$  分别为年份、省份和行业固定效应。

为了探究互联网技术对技能工资差距的影响, 本文借鉴李红阳和邵敏的方法 (2017), 将学历为大专及以上学历的人群设定为高技能群体, 变量  $\text{skill}$  设为 1; 高中及以下的人群为低技能群体, 变量  $\text{skill}$  设为 0。利用技能变量进行分组回归后, 比较两组互联网变量系数  $\beta_1$  的差在数值和统计学上的显著性, 即可以得到互联网的使用对技能工资差距的影响。

本章的数据来自中国家庭追踪数据, 通过 CFPS2010, CFPS2014 和 CFPS2018 三年的数据构建混合截面数据。中国家庭追踪调查 (CFPS) 始于 2010 年, 该调查从社区、家庭和个人三个层次收集数据, 以反映中国的经济、社会、人口、教育、健康与变迁, 该数据具备的优点是: 1) CFPS 的问卷中包含有“您是否上网”“您使用互联网工作的频率是多少”“使用互联网对您获取信息的重要性有多大”等与个人使用互联网相关的问题, 有利于从个体微观的角度探究互联网的使用对收入的影响及其具体的影响机制; 2) 该数据库是一个对家庭进行长期追踪的调查数据, 可以在一个较长的时间范围内研究互联网的影响。也能够通过个人代码的匹配获得平衡性面板数据, 利用双向固定效应模型消除部分个体不随时间变化的遗漏变量, 得到更可靠的结果。

对数据做了以下的清洗: (1) 年龄限制在 16 至 60 岁; (2) 目前为全职工作状态; (3)  $\text{income}$  为个体在一年当中所有工作的收入总和, 包括工资、奖金和各种福利的现金总和。将工作的年工资收入 ( $\text{income}$ ) 变量做了 1% 的下界缩尾处理 (3)  $\text{internet}$  在不同年份的数据中有不同的处理, CFPS2010 和 CFPS2014 的相关问题为“您是否上网”,  $\text{internet}=1$  表明回答为“是”,  $\text{internet}=0$  表示回答为“否”; CFPS2018 的调查将该问题的拆分为“是否移动上网”与“是否电脑上网”两个问题, 如果两个问题的回答都为“否”, 则  $\text{internet}$  设为 0, 其余的情况设为 1。

经数据清洗后, 最终保留的样本数为 31276, 样本覆盖全国 31 个省级地区。由于存在不同程度的缺失值, 所以各个变量对应的样本量有所不同。从年份上看, 2010, 2014 和 2018 三年数据的各占 37.6%, 26.6% 和 35.8%;  $\text{internet}$  变量的均值为 0.5, 表明是否有使用互联网的人数大致各占一半; 样本的平均教育年限为 9.53 年, 以学历划分的高技能人群样本为 6053, 低技能劳动者的样本数为 25, 223; 因为劳动力市场上男性要比女性略多, 所以性别

比略高，为 0.61；互联网对信息获取的重要程度与互联网在工作中的使用频率为两个数值变量，取值范围分别是 0-5 和 0-6；样本的行业范围 20 个，有 22% 的劳动者的工作岗位有编制。

3.1 CFPS 数据描述性统计表

变量	变量解释	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
income	个人年工资收入	31,276	29232.14	32597.57	1040	84000
internet	是否使用互联网	30,841	0.50	0.50	0	1
eduy	教育年限	30,433	9.53	4.34	0	23
gender	性别	31,276	0.61	0.49	0	1
age	年龄	31,276	38.85	10.92	16	60
marriage	婚姻	30,062	0.85	0.36	0	1
urban	城乡	31,274	0.56	0.50	0	1
health	健康	30,459	0.94	0.23	0	1
year10	2010年份变量	31,276	0.40	0.49	0	1
year14	2014年份变量	31,276	0.28	0.45	0	1
year18	2018年份变量	31,276	0.32	0.47	0	1
promotion	去年是否获得晋升	31,276	0.06	0.23	0	1
Information	互联网对信息获取的重要程度	27,478	2.19	2.02	0	5
net_num	互联网在工作中的使用频率	12,043	1.07	1.33	0	6
computer	是否使用电脑上网	10,074	0.35	0.69	-8	1
tizhi	是否是体制内的工作	31,276	0.22	0.41	0	1
skill	是否为高技能劳动者	31,276	.019	0.40	0	1

## 4. 实证研究

### 4.1 互联网使用对工资的影响

利用 CFPS2010、CFPS2014 和 CFPS2018 三年的混合截面数据并采用模型 1，通过逐步回归的方法，探究互联网对个体工资的影响。回归结果如表 3.2 所示。表 3.2 的 1-4 列结果表示分别逐步加入个体特征变量，年份、省份和行业固定效应得到的结果。第一行的结果是我们所关注的，表示互联网使用对个体工资的影响。

表 3.2 的四个回归结果表明，互联网对个体收入的影响系数均为正，在逐步加入变量的过程中，互联网的系数有所减小，但系数均在 1% 的统计水平上显著，说明互联网的使用能够显著提高个体的收入水平。表 3.2 第 4 列的结果表明，在加入个体的教育年限，年龄，年龄平方，婚姻，性别，城乡和健康的个体特征变量，以及年份、省份和行业的固定效应后，互联网对收入的影响系数为 0.182，表明相比于不使用互联网的个体而言，使用互联网的群体的年工资收入会显著增长 18.2%。

而互联网使用的收入溢价是否同时存在于高低技能两个群体，是在拉大抑或缩小技能工

资差距？接下来本文将采用分组回归的方法探究互联网工资溢价在不同工资分位点的群体中的异质性。

#### 4.2 互联网使用对技能工资差距的影响

为进一步探究互联网对技能工资差距的影响，我们通过学历变量划分技能群体，将具有大专及以上学历的群体定义为高技能工人，其余为低技能工人（李红阳和邵敏，2017）。采用分组回归的方法，结果如表 4.1 所示，表中第 1 列为高技能群体的回归结果，第 2 列为低技能群体的回归结果，两列回归均已加入个体的特征变量以及年份、省份和行业的固定效应。

结果表明，无论高低技能群体，互联网的使用均带来了正向的工资溢价，且两组结果的互联网系数均在 1% 的统计水平上显著。具体的数值上看，高技能群体的互联网工资回报率为 20.7%，而低技能的则为 14.1%，在数值上存在 6.6% 的差异。为了检验组间差距是否具有统计学上显著性，我们采用了费舍尔组合检验法，得到经验 p 值为 4.77%，表明组间的系数差距在 5% 的统计水平上显著为正，说明互联网的使用对高低技能群体均有正向的工资溢价，但对于高技能群体的影响无论在数值上还是在统计上都要显著大于低技能群体，该回归结果表明，互联网的使用显著扩大了技能工资差距约 6.6%。

表 4.1 互联网对个体工资的影响

	lincome	lincome	lincome	lincome
internet	0.612*** (0.0126)	0.567*** (0.0126)	0.221*** (0.0125)	0.182*** (0.0122)
eduy	0.0680*** (0.00136)	0.0559*** (0.00142)	0.0511*** (0.00130)	0.0383*** (0.00137)
age	0.0892*** (0.00338)	0.0815*** (0.00395)	0.0809*** (0.00357)	0.0798*** (0.00347)
age2	-0.00103*** (0.0000426)	-0.000974*** (0.0000481)	-0.00106*** (0.0000435)	-0.00102*** (0.0000423)
gender		0.414*** (0.0104)	0.437*** (0.00937)	0.415*** (0.00956)
urban		0.262*** (0.0109)	0.184*** (0.0103)	0.0942*** (0.0103)
marriage		0.0822*** (0.0191)	0.134*** (0.0173)	0.131*** (0.0168)
health		0.333*** (0.0219)	0.163*** (0.0200)	0.116*** (0.0194)
Year FE	N	N	Y	Y
Province FE	N	N	Y	Y
Industry FE	N	N	N	Y
样本	全样本	全样本	全样本	全样本
N	29998	28176	28176	28173
adj. R2	0.246	0.305	0.435	0.470

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\* p<0.01，\*\*p<0.05，\*p<0.1。

表 4.2 互联网的使用对技能工资差距的影响

	高技能群体 lincome	低技能群体 lincome
internet	0.207*** (0.0316)	0.141*** (0.0134)
age	0.105*** (0.00913)	0.0667*** (0.00380)
age2	-0.00114*** (0.000117)	-0.000881*** (0.0000459)
eduy	0.146*** (0.0111)	0.0203*** (0.00165)
Control	Y	Y
Year F.E.	Y	Y
Province F.E.	Y	Y
Industry	Y	Y
N	5457	22716
adj. R2	0.354	0.432
经验P值	0.0477**	

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\*  $p < 0.01$ ，\*\*  $p < 0.05$ ，\*  $p < 0.1$ 。经验 P 值用于检验组间 internet 系数差异的显著性，基于似无相关模型 SUR 的检验得到。

### 4.3 互联网对不同工资分位点群体的影响

前述的结果已经初步证明互联网给高低技能两个群体均带来了工资溢价，以下将采用分位数回归法，探究在不同工资分位点上，互联网对工资差距的影响是否有差别。我们选取了 25%，50% 以及 75% 三个分位点，得到了表 4.3 的回归结果。该结果表明，在不同的收入分位点上，互联网对高低技能群体的工资均有显著正向的效应，并且随着工资收入分位点的提高，互联网对技能工资差距的影响也在逐渐减小。从 25% 到 50% 到 75% 分位，互联网使用对技能工资差距的影响分别为 8.9%，4.5% 和 0.3%，该结果表明互联网对技能工资差距的影响更多作用于中低收入群体，对高收入群体的技能工资差距影响较小，其原因可能是对于高收入群体而言，他们的收入来源更加广泛，互联网技能对其工资的溢价会相对较低，而且对于高收入的群体，学历引起的技能差异可能并没有低收入群体那么大，因此互联网对工资差距的影响会相对较小。

表 4.3 分位数回归结果

	25%	25%	50%	50%	75%	75%
	高技能 lincome	低技能 lincome	高技能 lincome	低技能 lincome	高技能 lincome	低技能 lincome
internet	0.231*** (0.0432)	0.142*** (0.0185)	0.162*** (0.0308)	0.117*** (0.0147)	0.144*** (0.0312)	0.141*** (0.0139)
Controls	Y	Y	Y	Y	Y	Y
Industry F.E.	Y	Y	Y	Y	Y	Y
Province F.E.	Y	Y	Y	Y	Y	Y
Year F.E.	Y	Y	Y	Y	Y	Y
N	5457	22716	5457	22716	5457	22716

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\*  $p < 0.01$ ，\*\*  $p < 0.05$ ，\*  $p < 0.1$ 。

#### 4.4 内生性问题讨论及面板固定效应

模型 1 要识别互联网使用与工资之间具有因果关系需要具备的前提是互联网变量是严格外生，但在观测数据中，个体是否使用互联网是一个内生变量，可能受到个人能力、家庭环境、同伴效应等多种不可观测变量的影响。为了进一步消除个体不可观测的遗漏变量，得到互联网与个体工资的因果关系，我们通过个体代码的匹配，筛选出在 CFPS2010，2014 与 2018 三期数据中均被调查到的个体，在个体和年份两个维度上构建了平衡性面板数据，最终得到 5849 个样本，利用面板固定效应的方法，得到了表 3.5 的回归结果，并利用高低技能变量进行分组回归，得到了表 4.4。

表 4.4 的三列结果同样采用逐步加入变量的方法，结果表明互联网的使用对工资的影响均在 1% 的统计水平上显著为正，第 3 列结果表明，在加入个体特征变量及年份、行业和省份固定效应后，互联网对个体的工资溢价为 8.06%，小于 OLS 估计的结果。表 4.5 的结果显示，互联网对高低技能群体的工资均有显著正影响，对高技能群体的工资溢价为 16.9%，对低技能的工资溢价为 6.48%，均小于 OLS 估计的结果，高低技能的互联网工资溢价差为 10.42%。为了检验组间系数差距是否显著，本文利用费舍尔组合法检验并得到经验 P 值为 4%，表明在 5% 的显著水平上，两组回归的互联网变量的系数差显著为正。该结果表明，互联网的应用会扩大技能工资差距约 10.42%。这一结果高于 OLS 估计的 6.6% 的系数差，说明 OLS 虽然可能存在因遗漏变量而导致 internet 系数的偏误，并没有低估互联网对技能工资差距的影响。

表 4.4 固定效应-互联网的使用对工资的影响

	lincome	lincome	lincome
internet	0.0725*** (0.0256)	0.0773*** (0.0268)	0.0806*** (0.0265)
Control	N	Y	Y
year F.E.	Y	Y	Y
Industry	N	Y	Y
Province	N	N	Y
样本	全样本	全样本	全样本
N	5849	5483	5483
adj. R2	0.157	0.131	0.160

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\* p<0.01, \*\*p<0.5, \*p<0.1。

表 4.5 面板固定效应-互联网使用对技能工资差距的影响

	高技能群体 lincome	低技能群体 lincome
internet	0.169*** (0.0550)	0.0648** (0.0309)
eduy	0.174*** (0.0606)	0.00284 (0.0173)
age	0.0282 (0.161)	0.0662** (0.0334)
age2	-0.000713** (0.000306)	-0.00103*** (0.000181)
Control	Y	Y
Year F.E.	Y	Y
Industry	Y	Y
Province	Y	Y
N	1376	4107
adj. R2	0.170	0.146
经验p值	0.04**	

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\* p<0.01, \*\*p<0.5, \*p<0.1。

#### 4.5 机制分析

作为信息化时代的产物，互联网技术对个体的影响首先体现在信息的获取上。信息的获取会影响人们在劳动力市场上的选择，例如迁移。迁移被认为是一种规避风险、获得更好经济机会的行为，但由于市场信息的不完全，即便有更好的就业机会，人们也不一定会选择迁移（Wilson, 2021）。拥有更多信息群体可能在劳动力市场上在具有更大的优势，例如使用互联网的人能够利用网络获取更多的就业信息，找到与自己能力相匹配的工作，并且拥有更多信息的人更容易在不同企业之间进行跳槽，从而在企业中拥有更大的议价能力，更容易得到职位上的晋升。而不同技能的工人在同样使用互联网时，其作用可能是不同的，例如高学

历对应的高技能工人可能更擅长利用互联网获得诸如求职的信息,也更擅长利用互联网的在线教育提升自我。接下来我们将利用 CFPS 问卷中“使用互联网对您获取信息的重要程度”以及“您是否获得职业/技术上的升职”这两个变量,来探究互联网信息对不同群体的影响,以及互联网对高低技能群体的升职是否存在差异。

首先将“是否使用互联网”该核心变量替换成“互联网对于获取信息的重要程度”(information),该变量是一个 0-5 的连续变量,表示个体在主观上认为的互联网对其获取信息的重要程度。采用模型 1 进行分组回归分析,以探究不同技能的工人使用互联网信息带来的工资溢价是否存在差异。表 4.6 展示了这一回归结果,我们关注核心变量“information”对应的系数大小及其显著性。三组结果的系数均为正,且均在 1%的统计水平上显著,这说明使用互联网对于个体获取信息的重要程度越大,给个体带来更大的工资效应也会越大,对于全样本而言,信息的重要程度平均每上升 1 个单位,则对个体的工资有 5.19%的正向影响,对于高技能群体,信息的工资溢价为 5.54%;对于低技能群体而言,这一工资溢价为 4.26%。高低技能群体的信息工资溢价差为 1.28%,表明由于高低技能群体在学习能力上存在差异所致,高技能的工人能够更有效地利用互联网信息并获得更高的工资溢价。

表 4.6 互联网信息对劳动者工资的影响

	全样本 lincome	高技能 lincome	低技能 lincome
Information	0.0519*** (0.00443)	0.0554*** (0.0114)	0.0426*** (0.00488)
Control	Y	Y	Y
Year F.E.	Y	Y	Y
Province F.E.	Y	Y	Y
N	24916	4182	20734
adj. R2	0.484	0.338	0.444

注:括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\* p<0.01, \*\*p<0.05, \*p<0.1。

前述结果表明,相比于低技能者,高技能工人更擅长利用互联网信息提高自己的工资收入,这种信息对工资的溢价一方面可能是通过获得更多的就业信息进而通过跳槽选择更高收入的岗位,其次是在获得更多劳动市场的相关信息后,劳动者可以拥有更高的议价能力,在工作中更有可能获得职位上的晋升。为了验证这一渠道,我们采用阮荣平(2014)在探究宗教对创业的影响机制的做法,利用机制变量对核心解释变量的回归,探究晋升这一渠道是否存在,实证的结果如表 4.7。这里我们将因变量由原先的工资对数替换成晋升(promotion)变量,核心变量依旧是互联网的使用。第 1 列的结果表明,在全样本中,互联网的使用对晋升的概率提高了 2.97%,第 2、3 列的分组回归中则显示,互联网的使用对高技能群体的晋升概率提高了 5.44%,对低技能者的晋升概率提高了 2.31%。两者的系数差为 3.13,说明互联网对高低技能群体的晋升具有不同的影响,这种影响可能源于这两个群体对互联网信息的利用程度不同,继而导致互联网进一步扩大技能工资差距。

表 4.7 互联网对劳动者晋升的影响

	全样本 promotion	高技能 promotion	低技能 promotion
internet	0.0297*** (0.00368)	0.0544*** (0.0164)	0.0231*** (0.00326)
Control	Y	Y	Y
Year F.E.	Y	Y	Y
Industry F.E.	Y	Y	Y
Province F.E.	Y	Y	Y
N	28182	5457	22725
adj. R2	0.048	0.020	0.031

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\*  $p < 0.01$ ，\*\*  $p < 0.05$ ，\*  $p < 0.1$ 。

#### 4.6 稳健性检验

##### 4.6.1 替换核心解释变量

现实生活中，互联网的使用大致可以分为两大部分：一是在工作中使用互联网，利用互联网完成相关的工作任务或提高自己的工作效率；其二是在日常生活中使用互联网，利用互联网进行日常的通讯、购物、出行等。在工作中使用互联网是影响个体工资的直接渠道。前述分析中使用的“个体是否使用互联网”变量来衡量互联网的工资溢价可能不够精确，并在估算技能工资差异中可能有更大的偏误。为了识别与工作直接相关的互联网的使用，我们将采用问卷中与工作更为密切相关的互联网变量，以纠正前述实证结果中可能存在的估计偏误。

互联网的使用设备通常有计算机和手机两种，而在人们的日常互联网使用中，与工作相关的互联网的使用更多地依靠计算机来实现，而手机上网则更多的与日常衣食住行相关。我们利用了问卷中“个体是否使用电脑上网”的问题，作为个体是否有在工作中使用互联网的代理变量，通过估算计算机上网对个体的工资溢价，以衡量在工作中使用互联网对技能工资溢价的影响。

实证结果如表 4.8 所示，我们关注计算机变量对应的系数，在三组回归中，计算机对工资溢价的影响均在 1%的水平上显著为正，表明计算机上网对总体样本和不同技能群体的工资溢价均为正效应。总体上，计算机的工资溢价为 22.8%，高技能群体的计算机工资溢价为 21.2%，而低技能群体对应的为 17.4%，三者均高于前述用“个体是否使用互联网”变量得到的系数。而使用计算机上网扩大了高低技能群体工资 4.8%，表明在工作中使用互联网会扩大了技能工资差距。

表 4.8 使用计算机上网对技能工资差距的影响

	全样本 lincome	高技能 lincome	低技能 lincome
Computer	0.228*** (0.0206)	0.212*** (0.0362)	0.174*** (0.0253)
Control	Y	Y	Y
Year F.E.	Y	Y	Y
Industry F.E.	Y	Y	Y
Province F.E.	Y	Y	Y
N	8118	2225	5893
adj. R <sup>2</sup>	0.288	0.295	0.213

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\* p<0.01, \*\*p<0.5, \*p<0.1。

#### 4.6.2 改变技能分类标准

前述的实证研究中，我们是通过学历区分不同的技能群体，但这种分类方法比较单一，与技能工资差距相关的研究中，一些文献（Andersson 等，2014；李红阳和邵敏，2017）还提出另一种分类方法—通过个体的职业划分高低技能群体。参照李红阳和邵敏（2014）研究，将职业为党政企业负责人、专业技术员工、办事人员及行政办公管理人员定义为高技能群体，其余职业的定义为低技能群体。

按照职业分类法得到高技能群体样本为 7082，低技能劳动者样本为 20357。利用模型 1，进行分组样本的 OLS 回归分析，得到表 4.9。表 4.9 的结果显示，在利用职业分类划分高低技能群体后，互联网的使用对高技能工人的工资溢价为 24.7%，对低技能的工资溢价为 10.7%，两者系数均在 1% 的统计水平上显著，系数的差为 14%，大于利用学历分类技能得到的 6.6% 的系数差，也大于平衡性面板数据的固定效应中得到的 10.42%，说明利用职业划分技能后，互联网对技能工资差距有更大的扩大效应。

表 4.9 互联网对技能工资差距的影响—以职业分类技能

	以职业划分	
	高技能- lincome	低技能- lincome
internet	0.247*** (0.0242)	0.107*** (0.0143)
Control	Y	Y
Year F.E.	Y	Y
Industry F.E.	Y	Y
Province F.E.	Y	Y
N	7082	20357
adj. R <sup>2</sup>	0.359	0.464

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\* p<0.01, \*\*p<0.5, \*p<0.1。

#### 4.7 异质性检验

中国是一个幅员广阔、人口众多的大国，各个区域和城乡地区存在较大的地理、经济、生活方式等方面的差异性，区域和城乡的收入不平衡也是中国一个重要的问题。接下来，我们将通过划分东、中、西部三个地区，利用户口性质划分城乡，研究互联网对个体的工资以及对技能工资差距的影响是否存在区域和城乡的上的差异。

##### 4.7.1 区域异质性

在中国，与政府单位和事业单位相关的工作因为具有较高的稳定性和社会福利，被称为“铁饭碗”。以是否在政府部门工作为标准，人们将劳动力市场上的岗位划分为“体制内”和“体制外”，由于体制内的工作具有显著不同的特征，因此我们利用工作单位的具体性质，划分了体制内外两个样本并进行分组分析。

根据表 4.10 的回归结果显示，在东中西三个区域各自的全样本中，互联网对个人均存在显著的工资溢价，具体系数依次为 22.8%，15.2%，12.9%，说明互联网对个体的工资溢价自东向西存在依次递减的情况。而从互联网对各个区域的技能工资差距也均为扩大效应，自东向西，高低技能群体的系数差依次为 2.8%，2.6%和 13.91%，说明在西部地区，互联网对技能工资差距的扩大效应远大于东部和中部地区。因此，从整体上看，互联网对个体的工资效应存在区域上的不平衡，自东向西，区域的经济实力在依次下降，而互联网对个体的工资的溢价效应也在递减，互联网可能会进一步扩大区域间的不平衡。从区域内部看，互联网对东部和中部的技能工资差距影响小，但对西部的技能工资差距影响很大，说明互联网可能会进一步扩大西部地区内部的贫富差距。

表 4.10 互联网对技能工资差距的影响-地区的异质性

	全样本	高技能	低技能	全样本	高技能	低技能
	东部地区			中部地区		
	lincome	lincome	lincome	lincome	lincome	lincome
internet	0.228*** (0.0195)	0.215*** (0.0579)	0.187*** (0.0210)	0.152*** (0.0247)	0.153*** (0.0585)	0.127*** (0.0272)
N	10935	2374	8561	6631	1307	5324
adj. R2	0.463	0.358	0.415	0.403	0.301	0.382
	西部地区					
	lincome	lincome	lincome			
Internet	0.129*** (0.0266)	0.223*** (0.0683)	0.0832*** (0.0292)			

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\* p<0.01，\*\*p<0.05，\*p<0.1。

#### 4.7.2 城乡异质性

中国的城乡二元制自计划经济时期形成,是在特殊经济时期形成的特殊经济结构,利用“工农产品价格剪刀差”,将农业剩余转移至重工业的发展中,实现农业国家工业化的目标。改革开放后,城乡二元制的现象已有所改善,但城乡二元经济结构依旧存在十分尖锐的问题。为了检验互联网是否会进一步拉大城乡工资差距以及对城乡内部的技能工资差距,本文利用居民居住地的城乡性质将总样本划分为乡村和城市,再划分高低技能群体进行分组回归,得到结果如表 4.11。表中显示,互联网的使用提高了乡村居民工资 13.9%,而城市居民的互联网工资溢价为 18.2%,从城乡内部上看,乡村高低技能群体的系数差为 3.7%,城市的高低技能工人的系数差为 5.8%。说明互联网可能在进一步拉大城乡收入差距,并对城市内部的技能工资差距有更大的扩大效应。

表 4.11 互联网对技能工资差距的影响-城乡的异质性

	乡村	乡村高技能	乡村低技能	城市	城市高技能	城市低技能
	lincome	lincome	lincome	lincome	lincome	lincome
internet	0.139*** (0.0202)	0.166** (0.0814)	0.129*** (0.0210)	0.182*** (0.0152)	0.204*** (0.0345)	0.146*** (0.0172)
N	12347	942	11405	15826	4515	11311
adj. R2	0.461	0.281	0.451	0.408	0.358	0.355

注:括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ 。

#### 4.7.3 工作体制的异质性

编制是指政府或事业单位中的正式员工,编制内的人员经费来源通常由国家财政拨款承担,是否有编制通常被人们作为衡量来一个工作是否为“铁饭碗”的基本标准。因此我们使用个体的工作是具有“编制”这一变量来区分个体是否是体制内的人员。并按照高低技能进行分组回归。回归结果显示,体制内与体制外的劳动者的互联网工资溢价都在 16.9%。但在体制内的人员,高技能群体的系数为 17.5%,低技能的互联网工资溢价为 14.3%,高低技能的互联网工资溢价差为 5.2%;对于体制外的群体,高技能群体的互联网工资溢价 25.6%,低技能群体的互联网工资溢价为 13.1%,两者的系数差为 12.5%。

表 4.12 结果表明,互联网对体制外人员的技能工资差距有更大的扩大效应,其原因可能是在于体制外的劳动力市场竞争更加激烈,高低技能群体在能力上的差异会因互联网的使用而进一步突现,并反映在收入差距上;而体制内则提供了一个较为稳定的工作环境,晋升和工资的增长更依赖于“排资论辈”的规则,此外,体制内还可能对低技能劳动者提供了更多的互联网培训,使得互联网对高技能得的工资差距的冲击没有像体制外的那么大。

表 4.12 互联网对技能工资差距的影响-工作单位的异质性

	体制内			体制外		
	总体	高技能	低技能	总体	高技能	低技能
internet	0.169*** (0.0218)	0.175*** (0.0356)	0.143*** (0.0285)	0.169*** (0.0144)	0.256*** (0.0567)	0.131*** (0.0152)
N	6152	2779	3273	22021	2530	18857
adj. R2	0.373	0.398	0.274	0.466	0.364	0.445

注：括号中的数字表示参数估计的标准误。\*\*\*  $p < 0.01$ ，\*\*  $p < 0.05$ ，\*  $p < 0.1$ 。

## 5. 结论与政策建议

本文主要利用了 CFPS2010、CFPS2014 和 CFPS2018 三年的微观数据，通过学历变量划分了高低技能群体，在明瑟回归工资决定方程的基础上拓展引入互联网变量，用 OLS 方法从微观个体的角度探究了互联网的使用对技能工资溢价的影响，以及不同分位点上的技能工资差距、潜在的影响机制和异质性，并利用个人代码的匹配构建了平衡性面板数据，利用双向固定效用法探究互联网与技能工资差距的因果关系。另外，我们从是否在工作中使用互联网和不同的技能分类方法两个维度出发，考察了结果的稳健性。得到以下主要结论：

(1) 互联网的使用能够为不同技能的个体带来工资溢价，并且这种工资溢价在不同的技能群体中存在异质性，互联网的使用在一定程度上拉大了技能工资差距；分位数回归法发现尽管互联网对不同收入分位点的群体的工资均有不同程度的提高，但互联网主要拉大了中低收入群体的技能工资差距，对高收入群体的技能工资差距影响较小。

(2) 利用固定效应的方法减小内生性问题带来的估计偏差。结果表明，面板固定效应法估计得到的互联网工资溢价要小于 OLS 得到的结果，但固定效应估计的技能工资差距要稍大于用 OLS 方法估计的结果。说明 OLS 并未低估互联网对技能工资差距的影响。

(3) 利用了“互联网对个人信息的重要程度”变量，发现互联网信息对个体越重要，能显著提高个人的工资，而高低技能群体的“互联网信息回报率”存在差异，说明高技能群体可能因为更强的学习能力，更擅长利用互联网信息提高自己在劳动力市场的人力资本。为进一步验证，本文研究互联网对个体晋升的影响，发现使用互联网的高技能群体晋升的概率要高于使用互联网的低技能群体，表明高技能群体可能更有效的利用互联网信息，例如更擅长通过互联网学习，或搜寻与岗位相关的信息，降低自己的跳槽成本，继而提高了在劳动力市场的议价能力，从而获得岗位上的晋升和更高的劳动报酬。

(4) 通过替换核心解释变量，本文发现个体在工作中使用互联网能够获得更高的回报，并在一定程度上扩大了技能工资差距。其次通过职业重新定义了高低技能群体，发现结果依旧稳健。为了进一步探究互联网对工资和技能溢价的异质性，我们选取了区域、城乡和工作体制三个变量，考察互联网对技能工资差距的异质性，发现互联网可能进一步拉大区域和城乡间的工资差距，并加大了西部地区内部的技能工资差距，进一步扩大区间的

收入不平衡。且互联网对体制内部的技能工资差距的扩大效应要小于体制外部，其原因可能是体制外的劳动力市场竞争相对更激烈。

基于本文的研究结果，我们提出了以下的政策建议：

(1) 完善互联网基础设施的建设，减小城乡和地区间的差距。互联网基础建设是互联网经济应用的基础，也是利用互联网促进民生普惠的基础保障。我们在研究中发现，互联网西部地区个体的工资溢价远低于东部和中部地区，农村居民的互联网工资溢价也低于城市居民的，而且互联网的使用对西部地区内部的技能工资差距的扩大效应显著大于其他区域。因此，在互联网基础建设过程中，应注重地域和城乡的平衡性，适当地向西部地区和农村地区增加财政和政策上的倾斜，应认识到互联网的基础建设不仅仅是一项战略性的公共基础设施，也是一项重要的民生工程。避免因互联网的基础设施的发展不完善不均衡，使落后地区成为信息孤岛。

(2) 注重对低技能群体的互联网就业技能培训，降低新技术的学习门槛。高低技能群体通常根据学历、职业和承担工作任务的难易程度加以区分，本质上反映的是不同劳动者在学习和解决问题等能力上的差异。新技术的学习与运用具有一定的门槛，低技能劳动者在学习和应用新技术上相对更加困难，因而高低技能群体的获得的互联网信息回报是不平等的。互联网的使用已经通过日常的衣食住行快速地普及，但学会使用互联网并不意味着能够运用好互联网。同时我们发现，与工作相关的互联网的使用对技能工资差距的影响相对较小，因此各级政府应当加大对低技能劳动者的培训，尤其是与工作技能相关的互联网技术的普及。

## 参考文献

- [1] Acemoglu D. Technical change, inequality, and the labor market[J]. Journal of economic literature, 2002, 40(1): 7-72.
- [2] Acemoglu D. Why do new technologies complement skills? Directed technical change and wage inequality[J]. The quarterly journal of economics, 1998, 113(4): 1055-1089.
- [3] Akerman A, Gaarder I, Mogstad M. The skill complementarity of broadband internet[J]. The Quarterly Journal of Economics, 2015, 130(4): 1781-1824.
- [4] Andersson M, Klaesson J, Larsson J P. The sources of the urban wage premium by worker skills: Spatial sorting or agglomeration economies?[J]. Papers in Regional Science, 2014, 93(4): 727-747.
- [5] Feenstra, Robert C., and Gordon H. Hanson. Globalization, Outsourcing, and Wage Inequality. [J]. American Economic Review, 1996, 86(2):240-245.
- [6] Goldfarb A, Tucker C. Digital economics[J]. Journal of Economic Literature, 2019, 57(1): 3-43.
- [7] Halici, A., Aktaş, R., Kasimoglu, M., & Gruber, A. G. (2011). Human capital heterogeneity and organizational performance analysis: an empirical study about international hotel chains in Turkey. EMAJ: Emerging Markets Journal, 1(1).
- [8] Parro F. Capital-skill complementarity and the skill premium in a quantitative model of trade[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2013, 5(2): 72-117.
- [9] Wilson R. Moving to jobs: The role of information in migration decisions[J]. Journal of Labor Economics, 2021, 39(4): 1083-1128.
- [10] Xing, C., & Li, S. Residual wage inequality in urban China, 1995–2007. China Economic Review, 2012, 23(2):205-222.
- [11] 陈坤木.中国居民收入差距扩大与经济发展[J].经济问题,2001(10):18-20.
- [12] 董直庆,王芳玲,高庆昆.技能溢价源于技术进步偏向性吗?[J].统计研究,2013,30(06):37-44.
- [13] 李红阳,邵敏.城市规模、技能差异与劳动者工资收入[J].管理世界,2017(08):36-51.
- [14] 刘志龙,靳文杰.计算机网络的工资收入溢价效应分析——基于 CFPS2010 基线调查数据[J].产业经济评论,2015(01):67-78.
- [15] 毛宇飞,胡文馨,曾湘泉.扩大抑或缩小: 互联网使用对户籍工资差距的影响——基于 CGSS 数据的经验证据[J].财经论丛,2021(02):3-12.
- [16] 阮荣平,郑风田,刘力.信仰的力量:宗教有利于创业吗?[J]. 经济研究, 2014, 49 (03):171-184.
- [17] 邵文波,匡霞,林文轩.信息化与高技能劳动力相对需求——基于中国微观企业层面的经验研究[J].经济评

论,2018(02):15-29.

[18] 王元超.互联网工资溢价效应的阶层差异[J].社会学评论,2019,7(02):27-41.

[19] 王子敏.互联网、技能偏向与农村流动人口就业[J].人口与经济,2017(02):107-115.

[20] 吴要武,赵泉.高校扩招与大学毕业生就业[J].经济研究 2010,45(09):93-108.

[21] 戚聿东,刘翠花.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[J].经济理论与经济管理,2020(09):70-87.

[22] 方超,黄斌.高校扩招政策降低了城镇劳动力的大学教育溢价吗?——基于反事实选择的因果关系推断[J].复旦教育论坛,2020,18(01):68-75.

[23] 卢晶亮.城镇劳动者工资不平等的演化:1995—2013[J].经济学(季刊),2018,17(04):1305-1328

[24] 马光荣,纪洋,徐建炜.大学扩招如何影响高等教育溢价?[J].管理世界,2017,(08):52-63.

[25] 李平,高敬云,李蕾蕾.中国普通高等教育质量对技能溢价的影响——基于技能偏向型技术进步的视角[J].山东大学学报(哲学社会科学版),2014,(04):10-19.

[26] 杨蕙馨,李春梅.中国信息产业技术进步对劳动力就业及工资差距的影响[J].中国工业经济,2013,(01):51-63.

[27] 蒋琪,王标悦,张辉,岳爱.互联网使用对中国居民个人收入的影响——基于CFPS面板数据的经验研究[J].劳动经济研究,2018,6(05):121-143.

[28] 孙百才.中国教育收益率逐年提高新解——基于技术进步的人力资本偏向性的内生性的分析[J].教育科学,2005,(06):1-4.

[29] 曾国彪,姜凌.贸易开放、技能溢价与工资差距——基于CGSS数据的经验研究[J].世界经济文汇,2014(06):1-16.

## The Impact of Internet Use on The Skill Wage Disparity

Xiaowu Huang, Yaqin Su

(Center for Economics, Finance and Management Studies, Hunan University, Changsha, 410006)

### **Abstract:**

In the context of rapid development of Internet technology and expanding skill premium, this paper researches the impact of Internet use on the skill wage disparity based on skill-biased development theory. Constructing mixed cross-sectional data and balanced panel data through CFPS2010, CFPS2014 and CFPS2018, and using group regression and panel two-way fixed effects methods, research finds that Internet use further widens the wage gap between high and low skill groups and has a greater impact on the skill wage gap for low- and middle-income groups, and may have further widened the income gap between rural and urban areas and regions. The widening effect of Internet technology on the skill wage disparity may be due to differences in the efficiency of Internet information use among different skill groups, with higher-skilled groups being better at obtaining effective information and improving their bargaining power in the labor market through the Internet, and subsequently obtaining higher earnings and promotion opportunities.

**Keywords:** skill-biased technology   internet   skill premium   wage disparity