

# 数字经济、技能溢价 与劳动力工资收入差距

汪旭晖 席浩男\*

**摘要:** 本文利用2012年、2014年和2016年中国劳动力动态调查微观数据和地级市宏观数据,实证分析了数字经济对劳动力工资收入和技能溢价的影响及其作用机制。结果表明,数字经济提高了低技能和高技能劳动力的工资收入,并对技能溢价产生“倒U型”影响。机制分析表明,数字经济促进了劳动力人力资本的提升,从而提高了市场中高技能劳动力的比例。随着高技能劳动力供给的增加,其相对稀缺性降低,技能溢价也随之下降。进一步分析表明,数字经济未扩大劳动力总体工资收入差距和低技能劳动力内部工资收入差距,但扩大了高技能劳动力内部工资收入差距。研究结论为我国推动数字经济高质量发展、改善收入分配格局、加快实现共同富裕提供了有益启示。

**关键词:** 数字经济;技能溢价;劳动力市场;工资收入;共同富裕

**中图分类号:** F062.4;F244

## 一、引言

当前,数字经济正在成为赋能中国式现代化加速推进的关键引擎。党的二十大报告指出,加快发展数字经济,促进数字经济和实体经济深度融合,打造具有国际竞争力的数字产业集群。随着数字经济与实体经济加速融合,社会各界在广泛关注数字经济推动社会变革的同时,也日益关注其对收入分配格局的影响。作为实现共同富裕的重要举措,优化收入分配制度有助于夯实实现共同富裕的经济基础,形成推动实现共同富裕的强大动力。2023年12月,国家发展改革委、国家数据局印发的《数字经济促进共同富裕实施方案》中明确提出,到2025年,数字经济促进共同富裕的政策举措不断完善,在促进解决区域、城乡、群体、基本公共服务差距上取得积极进展。因此,深入研究数字经济对劳动力工资收入差距的影响及其内在机理,对于我国加快实现共同富裕具有重要的理论和实践意义。

与传统技术创新相比,数字经济在降低经济社会运行成本、重塑人类生产和生活方式的同时,也对劳动力市场产生了一定影响(Goldfarb and Tucker, 2019; 张文魁, 2022)。关于数

\*汪旭晖(通讯作者),东北财经大学工商管理学院,邮政编码:116025,电子信箱:xhwang666@126.com;席浩男,东北财经大学工商管理学院,邮政编码:116025,电子信箱:qjhe148536@126.com。

本文得到国家社会科学基金哲学社会科学领军人才项目“数字产业集群的形成机制与治理体系研究”(23VRC066)的资助。感谢匿名审稿专家与编辑部的宝贵意见,文责自负。

数字经济如何影响劳动力工资收入差距,现有文献提出了两种主要观点:第一种观点认为,数字经济发展呈现技能偏向性特征,在与高技能劳动力结合生产的过程中,数字经济强化了高技能劳动力的相对优势,并对低技能劳动力产生了替代效应,从而扩大了劳动力工资收入差距(Acemoglu and Restrepo, 2018; 王林辉等, 2020);第二种观点认为,数字经济发展呈现普惠性和包容性特征,通过创造多元化的就业模式,为边缘群体提供了更多就业机会,并通过缓解资源错配、降低信息不对称等方式,帮助经济较落后地区和群体形成后发优势,从而缩小了劳动力工资收入差距(陈梦根、周元任, 2023; 方福前等, 2023)。

数字经济能否成为改善劳动力收入分配格局的重要抓手,助力我国加快实现共同富裕?本文对此进行了研究。在理论分析部分,本文从技能偏向性技术进步的视角出发,研究了数字经济对劳动力工资收入、技能溢价和工资收入差距的影响机理;在实证分析部分,本文利用2012年、2014年和2016年的中国劳动力动态调查微观数据和地级市宏观数据,检验了理论分析提出的假说。研究发现,数字经济提高了低技能和高技能劳动力的工资收入,并对技能溢价产生了“倒U型”影响,即随着数字经济的发展,技能溢价先上升后下降。经过替换核心变量、排除遗漏变量等稳健性检验后,本文的主要结论依然成立。机制分析表明,数字经济通过提升劳动力人力资本,推动高技能劳动力规模不断扩大,导致市场中高技能劳动力的相对稀缺性下降,从而缓解了技能溢价过高的问题。最后,本文考察了数字经济对劳动力工资收入差距的影响。结果表明,数字经济未扩大劳动力总体工资收入差距及低技能劳动力内部工资收入差距,但扩大了高技能劳动力内部工资收入差距。本文的研究结论为我国坚定推进数字经济高质量发展战略、充分释放数字经济在促进共同富裕中的潜力提供了理论支持,为我国制定科学合理的收入分配政策提供了实践依据。

本文的边际贡献主要体现在以下三点:第一,从数字经济的技能偏向性特征出发,结合劳动力个体决策进行理论分析,提供了研究数字经济影响劳动力市场的新视角。第二,在理论模型的基础上,构建了包含数字经济变量的Mincer方程,验证了数字经济对劳动力工资收入和技能溢价的影响及其作用机制,丰富了数字经济领域的实证研究。第三,针对现有文献中关于数字经济是否加剧劳动力工资收入差距的不同观点,通过实证研究分析数字经济对劳动力工资收入和技能溢价的非线性影响,发现其在不同发展阶段对技能溢价的影响存在显著差异。本文的主要结论有力回应了文献中的分歧。

## 二、理论分析和研究假说

本部分借鉴Michaels等(2014),从技能偏向性技术进步的视角分析数字经济对劳动力工资收入、技能溢价和工资收入差距的影响。

假定生产过程中投入两种劳动要素:低技能劳动( $L$ )和高技能劳动( $H$ ), $t$ 时期高技能劳动 $H_t$ 和低技能劳动 $L_t$ 的总供给函数分别为:

$$H_t = \int_0^H h_{i,t} n_{i,t} di, L_t = \int_0^L l_{i,t} n_{i,t} di \quad (1)$$

(1)式中: $i \in H$ 为高技能劳动, $i \in L$ 为低技能劳动。 $h_{i,t}$ 和 $l_{i,t}$ 分别为高技能和低技能劳动的劳动效率,必然有 $h_{i,t} > l_{i,t}$ 。 $n_{i,t}$ 代表劳动时间,假定不存在个体差异。

假定生产函数为CES形式,为探究数字经济对劳动力市场的影响,在传统生产函数中引入渗透型数字资本 $C_t$ 。鉴于数字经济发展呈现技能偏向性特征,更可能在生产过程中与高

技能劳动深度融合(陈梦根、周元任,2023)。因此,将模型设定为:

$$Y_t = [\alpha_{L,t}L_t^\rho + (\alpha_{H,t}H_t^\mu + \gamma_t C_t^\mu)^\frac{\rho}{\mu}]^\frac{1}{\rho} \quad (2)$$

(2)式中: $Y_t$ 为 $t$ 时期的总产出, $L_t$ 和 $H_t$ 分别为低技能和高技能劳动投入, $\alpha_{L,t}$ 和 $\alpha_{H,t}$ 分别为低技能和高技能劳动投入的技术效率参数, $C_t$ 为渗透型数字资本, $\gamma_t$ 为数字资本的技术效率参数。 $\tau \equiv \frac{1}{1-\mu}$ 为高技能劳动和数字资本之间的替代弹性,此处假定 $\mu < 0$ 且 $\tau \in (0,1)$ ,用于表示数字经济与高技能劳动结合生产。 $\sigma \equiv \frac{1}{1-\rho}$ 为高技能劳动和低技能劳动之间的替代弹性,借鉴徐舒(2010),假设竞争性市场中高技能劳动和低技能劳动之间不完全替代,因此有 $\rho \in (0,1)$ 且 $\sigma > 0$ 。

在完全竞争市场下,劳动报酬由边际生产力决定。假定产品的市场价格为1,此时市场中高技能劳动和低技能劳动的每单位劳动报酬分别为:

$$W_{H,t} = \frac{\partial Y_t}{\partial H_t} = [\alpha_{L,t}L_t^\rho + (\alpha_{H,t}H_t^\mu + \gamma_t C_t^\mu)^\frac{\rho}{\mu}]^\frac{1}{\rho-1} (\alpha_{H,t}H_t^\mu + \gamma_t C_t^\mu)^\frac{\rho}{\mu-1} \alpha_{H,t}H_t^{\mu-1} \quad (3)$$

$$W_{L,t} = \frac{\partial Y_t}{\partial L_t} = [\alpha_{L,t}L_t^\rho + (\alpha_{H,t}H_t^\mu + \gamma_t C_t^\mu)^\frac{\rho}{\mu}]^\frac{1}{\rho-1} \alpha_{L,t}L_t^{\rho-1} \quad (4)$$

短期内,假定劳动力规模和结构不会发生较大变动,即高技能和低技能劳动的数量和比例均保持不变,此时劳动力的平均劳动报酬为:

$$\bar{W}_t = [\alpha_{L,t}L_t^\rho + (\alpha_{H,t}H_t^\mu + \gamma_t C_t^\mu)^\frac{\rho}{\mu}]^\frac{1}{\rho-1} \frac{\alpha_{L,t}L_t^\rho + (\alpha_{H,t}H_t^\mu + \gamma_t C_t^\mu)^\frac{\rho}{\mu-1} \alpha_{H,t}H_t^\mu}{H_t + L_t} \quad (5)$$

高技能劳动与低技能劳动的每一劳动报酬比,即技能溢价为:

$$r_t = \frac{W_{H,t}}{W_{L,t}} = \frac{(\alpha_{H,t}H_t^\mu + \gamma_t C_t^\mu)^\frac{\rho}{\mu-1} \alpha_{H,t}H_t^{\mu-1}}{\alpha_{L,t}L_t^{\rho-1}} \quad (6)$$

对(3)—(5)式取对数并对 $C_t$ 求一阶导,结果均大于零。这表明,数字经济提高了高技能劳动和低技能劳动的劳动报酬,以及劳动力的平均劳动报酬。进一步地,对(6)式取对数并对 $C_t$ 求一阶导,结果同样大于零,表明数字经济提高了技能溢价,扩大了高技能劳动与低技能劳动的劳动报酬差距。

使用方差衡量劳动力总体劳动报酬差距,记 $\vartheta$ 为高技能劳动占比,可得:

$$var(W_t) = E(W_t^2) - E^2(W_t) = \vartheta(1-\vartheta)W_{L,t}^2(r_t-1)^2 \quad (7)$$

由 $\frac{\partial W_{L,t}}{\partial r_t} > 0$ 和 $\frac{\partial r_t}{\partial C_t} > 0$ 可知, $\frac{\partial var(W_t)}{\partial C_t} > 0$ 。这表明在劳动力结构不发生改变的情境下,数字经济扩大了劳动力总体劳动报酬差距。

接下来在劳动力结构变动情境下,分析数字经济对劳动力总体劳动报酬差距的影响。假定个体的总时长为 $T$ ,并且需要接受教育才能成为高技能劳动力, $t$ 时期出生的个体在期初即决定其行为选择:若不接受教育,则作为低技能劳动力进入市场,并获取低技能劳动报酬;若选择成为高技能劳动力,则需先接受时长为 $\eta$ 且成本为 $TC$ 的教育,之后在剩余时间内进入市场并获取高技能劳动报酬。

借鉴许志成和闫佳(2011)、李昕等(2019),本文假定:(1)个体能力越强,教育成本越

低;(2)全社会人力资本存量越多,个体的教育成本越低;(3)经济发展水平越高,个体的教育成本越高。在上述假定的基础上,将劳动力技能教育的成本 $TC_{i,t}$ 构建为如下形式:

$$TC_{i,t}(\lambda_{i,t}, \vartheta_{t-1}, W_{L,t-1}) = (1 - \lambda_{i,t} - \vartheta_{t-1}) W_{L,t-1} \quad (8)$$

(8)式中: $\lambda_{i,t}$ 为劳动力能力水平; $\vartheta_{t-1}$ 为上一期高技能劳动占比,用于衡量全社会的人力资本存量; $W_{L,t-1}$ 为上一期低技能劳动报酬,用于衡量经济发展水平。(8)式表示,由于存在信息不对称,个体在期初时依据上一期的宏观因素和当期自身因素作出决策。此时,个体在期初时面临的预期教育净收益 $\varphi_{i,t}$ 可以表示为:

$$\begin{aligned} \varphi_{i,t} &= \xi_{t-1}^H (T - \eta) h_{i,t} W_{H,t-1} - (1 - \lambda_{i,t} - \vartheta_{t-1}) W_{L,t-1} - \xi_{t-1}^L T L_{i,t} W_{L,t-1} \\ &= W_{L,t-1} [\xi_{t-1}^H (T - \eta) h_{i,t} r_{t-1} - (1 - \lambda_{i,t} - \vartheta_{t-1}) - \xi_{t-1}^L T L_{i,t}] \end{aligned} \quad (9)$$

(9)式中: $\xi_{t-1}^H$ 和 $\xi_{t-1}^L$ 分别为高技能和低技能劳动力在上一期面临的摩擦因子,用于控制其他可能影响劳动力收入的因素; $T - \eta$ 为高技能劳动力的真实劳动时长。由于有 $\frac{\partial W_{L,t-1}}{\partial C_t} > 0$ 和

$\frac{\partial r_{t-1}}{\partial C_t} > 0$ ,因此有 $\frac{\partial \varphi_{i,t}}{\partial C_t} > 0$ 。其潜在含义是,数字经济提高了劳动力的预期教育净收益,促进了低技能劳动力向高技能劳动力的转型。其结果是,市场中高技能劳动 $H_t$ 增加,低技能劳动 $L_t$ 下降。

为判断劳动力结构变动对技能溢价的影响,令 $N_t = H_t + L_t$ 代表劳动投入总量,并将(3)、(4)式改写为:

$$W_{H,t} = \alpha_{L,t} \left\{ \alpha_{L,t} + \left[ \alpha_{H,t} \left( \frac{N_t}{L_t} - 1 \right)^\mu + \gamma_t \left( \frac{C_t}{L_t} \right)^\mu \right]^{\frac{\rho}{\mu}} \right\}^{\frac{1}{\rho-1}} \left[ \alpha_{H,t} \left( \frac{N_t}{L_t} - 1 \right)^\mu + \gamma_t \left( \frac{C_t}{L_t} \right)^\mu \right]^{\frac{\rho}{\mu}-1} \left( \frac{N_t}{L_t} - 1 \right)^{\mu-1} \quad (10)$$

$$W_{L,t} = \alpha_{L,t} \left\{ \alpha_{L,t} + \left[ \alpha_{H,t} \left( \frac{N_t}{L_t} - 1 \right)^\mu + \gamma_t \left( \frac{C_t}{L_t} \right)^\mu \right]^{\frac{\rho}{\mu}} \right\}^{\frac{1}{\rho-1}} \quad (11)$$

对(11)式取对数并对 $L_t$ 求一阶导,结果大于零。这表明,随着低技能劳动力数量的不断减少,市场中低技能劳动报酬提高。尽管无法直接判断 $\frac{\partial \ln W_{H,t}}{\partial L_t}$ 的符号,但根据 Acemoglu (1998),高技能劳动力数量的增加会导致市场中低技能劳动力工资上升、高技能劳动力工资下降。本文的推论与其研究结论在一定程度上相符。因此,本文进一步推断,在均衡状态下,技能溢价将会下降。

基于上述分析,本文提出如下假说:

假说1:数字经济提高了低技能和高技能劳动力的工资收入。

假说2:数字经济提高了技能溢价。

假说3:随着市场中高技能劳动力的比例不断增加,技能溢价将随之下降。

### 三、实证策略

#### (一)数据来源

为验证数字经济对劳动力工资收入、技能溢价和工资收入差距的影响,本文构建了宏观和微观数据的匹配数据集进行实证分析。其中,微观层面的劳动力特征数据来源于中国劳

动力动态调查(China Labor-force Dynamics Survey,以下简称 CLDS)。根据劳动力所在城市信息的可获取性,本文选取了2012年、2014年和2016年的调查数据,并参考王林辉等(2023),选取年龄在16岁至65岁之间的劳动力样本。宏观层面的城市数字经济发展水平及其他宏观特征数据主要来源于《中国城市统计年鉴》、地级市统计年鉴、北京大学数字普惠金融指数以及各地级市历年的政府工作报告。对于部分指标存在缺失值的问题,本文借鉴游晓锋等(2023),采用随机森林算法进行填补。与传统方法相比,随机森林算法通过集成决策树,充分利用数据之间的复杂非线性关系,能够在不依赖特定分布假设的条件下实现对缺失值的高精度预测,从而有效降低了填补过程中引入系统性偏差的可能性。

## (二) 变量说明

### 1. 被解释变量

本文的被解释变量为劳动力的工资收入,具体采用劳动力年度工资性收入的对数值进行测度。根据CLDS问卷设计,该变量包括劳动力的工资、各类奖金和补贴,并已扣除个人所得税。为验证变量选取的合理性,本文在后续研究中还将使用劳动力工资收入和非工资收入之和的对数值,作为替代变量进行稳健性检验。

### 2. 核心解释变量

本文的核心解释变量为城市数字经济发展水平。借鉴赵涛等(2020)、郭峰等(2023),本文构建了地级市层面的数字经济发展评价体系,具体包括以下指标:(1)信息传输、计算机服务和软件业从业人员数占城镇单位从业人员数的比例(%);(2)科学技术支出和教育支出占地方一般公共预算支出的比例(%);(3)科学研究、技术服务和地质勘查业从业人员数占城镇单位从业人员数的比例(%);(4)人均电信业务收入(元/人);(5)移动电话年末用户数占年末户籍人口数的比例(%);(6)互联网宽带接入用户数占年末户籍人口数的比例(%);(7)地级市数字普惠金融指数;(8)地级市政府工作报告中数字经济相关词汇的频率(%)。随后,本文采用主成分分析法(PCA)对评价体系中的各指标进行权重赋值,最终得到各城市历年的数字经济发展指数,以此作为衡量数字经济发展水平的指标。在稳健性检验部分,本文还使用熵权法重新构建数字经济发展指数进行回归,以确保权重赋值方法的合理性。

### 3. 控制变量

本文的控制变量包括个体和城市两个维度:

在个体层面,本文参考金江等(2018)、斯丽娟和汤晓晓(2022),控制了以下变量:(1)受教育年限,参考夏怡然和陆铭(2015),根据标准学校教育年限将劳动力的受教育程度转化为对应的教育年限;(2)工作年限,使用劳动力实际年龄减去受教育年限来衡量,同时加入工作年限的平方项,以控制工作年限与工资收入之间的非线性关系;(3)性别,设置虚拟变量 $gender$ , $gender=0$ 表示男性, $gender=1$ 表示女性;(4)户籍,设置虚拟变量 $hukou$ , $hukou=0$ 表示城镇户籍, $hukou=1$ 表示农村户籍;(5)健康状况,设置有序多分类变量,采用数字1至5分别代表“非常健康”“健康”“一般”“比较不健康”和“非常不健康”的状态。后续研究中,本文还使用劳动力的政治面貌作为补充控制变量进行稳健性检验,并设置虚拟变量 $political$ , $political=1$ 表示中共党员, $political=0$ 表示非中共党员。

在城市层面,本文参考秦芳等(2022)、贺梅和王燕梅(2024),控制了以下变量:(1)经济发展水平,使用人均GDP并取其对数值得到;(2)人口密度,使用年末户籍人口数除以行政区域土地面积得到(万人/平方公里);(3)财政负担,使用地方一般公共预算支出除以地方

一般公共预算收入得到(%);(4)产业结构,使用第三产业增加值占GDP的比重除以第二产业增加值占GDP的比重得到;(5)对外开放程度,使用当年实际使用外资金额并取其対数值得到。后续研究中,本文还使用失业率和公共服务水平作为补充控制变量进行稳健性检验,前者使用城镇登记失业人员数除以城镇单位从业人员数得到(%),后者使用医院床位数除以年末户籍人口数并取其対数值得到。

#### 4. 机制变量

本文额外使用以下两个变量来探讨数字经济对劳动力工资收入和技能溢价的作用机制:

一是劳动力的人力资本。根据史新杰等(2021),基础教育和职业培训是劳动力提升人力资本的两大关键途径。鉴于基准回归中已使用劳动力受教育年限,本文在机制分析中选择劳动力职业培训时长作为人力资本的替代变量。其逻辑关系在于,劳动力职业培训时长越长,意味着其掌握的专业知识越多、人力资本积累越充分。在CLDS问卷中,该变量对应的问题为“被访者为掌握目前工作所需要的主要技能,花了多长时间”。回答结果为有序多分类变量,分别为:“一天”“几天”“大约一周”“不到一个月”“一个月到三个月”“超过三个月,不到一年”“一年以上”“三年以上”。本文依次采用1、3、7、15、60、225、720和1440对其进行量化,并在回归中使用其対数值作为被解释变量。

二是城市高技能劳动力规模。参考李婷和陈健生(2024),本文首先计算以下四类高技能密集型行业的从业人员数:(1)信息传输、计算机服务和软件业;(2)金融业;(3)科学研究、技术服务和地质勘查业;(4)租赁和商务服务业。然后,分别计算上述行业的从业人员数占城镇单位从业人员数的比重,并将其进行加总,最终将得到的值作为城市高技能劳动力规模的替代变量。

### (三) 描述性统计

本文所使用变量的描述性统计如表1所示。

**表 1** 变量的描述性统计

变量名称	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量					
工资收入对数	17402	9.9855	0.9906	0.6931	16.9936
解释变量					
数字经济发展指数	17402	0.2533	0.1361	0.0048	0.7259
机制变量					
劳动力培训时长对数	10142	3.6441	2.4375	0	7.2862
城市高技能劳动力规模	17402	0.0232	0.0335	0.0015	0.1893
控制变量					
受教育年限	17402	9.3977	4.3844	0	19
工作年限	17402	30.7089	13.4030	1	65
户籍	17402	0.6267	0.4837	0	1
性别	17402	0.4258	0.4945	0	1
健康状况	17402	2.1785	0.8700	1	5
经济发展水平	17402	10.8633	0.6739	9.3895	12.0493
人口密度	17402	0.0604	0.0350	0.0031	0.1393
财政负担	17402	2.1059	1.4143	1.0008	9.5553
产业结构	17402	0.9748	0.4820	0.2944	3.5333
对外开放程度	17402	11.1849	1.7519	4.9972	14.0233
失业率	17402	0.0475	0.0314	0.0085	0.1860
公共服务水平	17402	3.8732	0.4252	2.9712	4.5934

#### (四) 计量模型设定

为探究数字经济如何影响劳动力工资收入和技能溢价,本文参考贺梅和王燕梅(2024),设定如下计量模型:

$$\ln y_{i,j,k,t} = \alpha_0 + \beta_1 D_{j,t-1} + \beta_2 D_{j,t-1} \times educ_{i,j,k,t} + \alpha_k X_{i,j,k,t-1} + year_t + city_j + industry_k + \varepsilon_{i,j,k,t} \quad (12)$$

(12)式中:下标*i*、*j*、*k*、*t*分别表示劳动力、城市、行业 and 年份;被解释变量 $\ln y_{i,j,k,t}$ 表示劳动力工资收入的对数值;核心解释变量 $D_{j,t-1}$ 表示数字经济发展水平; $educ_{i,j,k,t}$ 表示基于劳动力受教育年限是否大于12年设置的虚拟变量, $educ_{i,j,k,t} = 0$ 表示劳动力受教育年限小于等于12年,即为低技能劳动力, $educ_{i,j,k,t} = 1$ 表示劳动力受教育年限大于12年,即为高技能劳动力; $D_{j,t-1} \times educ_{i,j,k,t}$ 是数字经济和劳动力技能水平的交互项,系数 $\beta_2$ 用于衡量数字经济对不同技能水平劳动力工资收入的异质性影响,即为数字经济对技能溢价的影响。 $X_{i,j,k,t-1}$ 表示劳动力个体层面和城市层面的控制变量。 $year_t$ 表示年份固定效应, $city_j$ 表示城市固定效应, $industry_k$ 表示行业固定效应; $\alpha_0$ 和 $\varepsilon_{i,j,k,t}$ 分别表示模型的截距项和随机扰动项。鉴于数字经济对劳动力工资收入的影响可能存在滞后性,同时为排除变量间可能存在的双向因果关系,本文参考马述忠和胡增玺(2022),对城市层面的变量均采取滞后一期处理。

本文在理论分析中提出,数字经济在发展初期会提高技能溢价,但随着数字经济的进一步发展,技能溢价将逐渐下降。为验证这一假说,本文在(12)式的基础上引入数字经济的平方项,模型设定如下:

$$\ln y_{i,j,k,t} = \alpha_0 + \beta_1 D_{j,t-1} + \beta_2 D_{j,t-1} \times educ_{i,j,k,t} + \beta_3 D_{j,t-1}^2 + \beta_4 D_{j,t-1}^2 \times educ_{i,j,k,t} + \alpha_k X_{i,j,k,t-1} + year_t + city_j + industry_k + \varepsilon_{i,j,k,t} \quad (13)$$

为探讨数字经济对劳动力工资收入差距的影响,本文借鉴周亚虹等(2024),构建再中心化影响函数(Recentered Influence Function,以下简称RIF)回归模型,具体设定如下:

$$RIF(y)_{i,j,k,t} = \alpha_0 + \beta_1 D_{j,t-1} + \beta_2 D_{j,t-1} \times educ_{i,j,k,t} + \alpha_k X_{i,j,k,t-1} + year_t + city_j + industry_k + \varepsilon_{i,j,k,t} \quad (14)$$

$$RIF(y)_{i,j,k,t} = \alpha_0 + \beta_1 D_{j,t-1} + \beta_2 D_{j,t-1} \times educ_{i,j,k,t} + \beta_3 D_{j,t-1}^2 + \beta_4 D_{j,t-1}^2 \times educ_{i,j,k,t} + \alpha_k X_{i,j,k,t-1} + year_t + city_j + industry_k + \varepsilon_{i,j,k,t} \quad (15)$$

(14)、(15)式中,被解释变量 $RIF(y)_{i,j,k,t}$ 表示劳动力工资收入分布统计量的再中心化影响函数。具体来说,本文将使用劳动力工资收入的基尼系数作为被解释变量,其余变量定义与(12)式保持一致。

## 四、实证结果分析

### (一) 基准结果分析

参考贺梅和王燕梅(2024),本文在实证分析中均报告了系数的稳健标准误。表2展示了在逐步加入控制变量后,数字经济对劳动力工资收入和技能溢价的影响。第(1)列仅包括数字经济及其与技能水平的交互项;第(2)列加入了劳动力受教育年限、工作年限和工作年限平方项;第(3)列进一步加入了劳动力的性别、户籍和健康状况;第(4)列进一步加入了城市层面的特征变量。所有回归均控制了城市、行业 and 年份固定效应。

基准回归结果显示,在控制所有其他因素后,数字经济及其与技能水平的交互项系数均显著为正,说明数字经济提高了劳动力的工资收入和技能溢价。第(4)列结果中,核心解释变量

的系数分别为 0.5620 和 0.9734,其经济含义为:数字经济发展指数每提升 0.01,低技能劳动力的工资收入平均增长  $e^{0.5620 \times 0.01} - 1 = 0.56\%$ ,高技能劳动力的工资收入平均增长  $e^{(0.5620+0.9734) \times 0.01} - 1 = 1.55\%$ 。相比之下,高技能劳动力工资收入的增长幅度较低技能劳动力高出 176.79%。

表 2 基准回归结果

变量	被解释变量:劳动力工资收入对数			
	(1)	(2)	(3)	(4)
数字经济	0.1343 (0.2600)	0.5488 ** (0.2540)	0.4988 ** (0.2454)	0.5620 ** (0.2495)
数字经济×技能水平	1.0741 *** (0.0651)	0.9414 ** (0.0686)	0.9638 ** (0.0676)	0.9734 *** (0.0678)
受教育年限		0.0502 *** (0.0024)	0.0326 *** (0.0025)	0.0323 *** (0.0025)
工作年限		0.0443 *** (0.0024)	0.0429 *** (0.0024)	0.0429 *** (0.0024)
工作年限平方项		-0.0007 *** (0.0000)	-0.0007 *** (0.0000)	-0.0007 *** (0.0000)
户籍			-0.1758 *** (0.0173)	-0.1767 *** (0.0173)
性别			-0.3460 *** (0.0131)	-0.3465 *** (0.0131)
健康状况:健康			-0.0100 (0.0155)	-0.0105 (0.0155)
健康状况:一般			-0.0988 *** (0.0178)	-0.1001 *** (0.0178)
健康状况:比较不健康			-0.2787 *** (0.0339)	-0.2790 *** (0.0339)
健康状况:非常不健康			-0.3296 *** (0.1078)	-0.3328 *** (0.1072)
经济发展水平				-0.0350 (0.0347)
人口密度				-0.4154 (1.9903)
财政负担				0.0221 (0.0203)
产业结构				-0.1702 ** (0.0756)
对外开放程度				-0.0306 * (0.0166)
常数项	9.8841 *** (0.0647)	8.7792 *** (0.0806)	9.3267 *** (0.0832)	10.1848 *** (0.4638)
年份固定效应	YES	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES	YES
行业固定效应	YES	YES	YES	YES
观测值	18229	17402	17402	17402
R <sup>2</sup>	0.2988	0.3415	0.3765	0.3770

注:(1)回归结果以健康状况“非常健康”作为基准项;(2)括号内为系数的稳健标准误,\*\*\*、\*\*和\*分别表示系数在 1%、5%和 10%的水平上显著。下文若无特别说明,均遵循此标注方式。

表 3 展示了数字经济对劳动力工资收入和技能溢价非线性影响的回归结果。第(1)列和第(2)列中,数字经济及其平方项的系数均不显著,说明数字经济对低技能劳动力工资收入的影响是线性的。第(2)列中,数字经济与技能水平的交互项系数显著为正,而数字经济平方项与技能水平的交互项系数显著为负,说明数字经济对技能溢价产生“倒 U 型”影响,即

随着数字经济的不断发展,技能溢价先上升后下降。表3第(3)列和第(4)列排除了数字经济平方项。第(3)列中,仅数字经济和技能水平的交互项系数显著为正,其余核心解释变量的系数均不显著;第(4)列中,所有核心解释变量的系数均显著。以上结果再次表明,数字经济对低技能劳动力工资收入的影响是线性的、对技能溢价产生“倒U型”影响。

根据表3第(4)列的估计系数,本文从以下两方面进行了推算:一是根据数字经济及其平方项系数,推算出数字经济对技能溢价非线性影响的拐点为  $1.5868 / (1.424 \times 2) = 0.5572$ ,该值低于数字经济发展指数的最大值0.7259,说明数字经济对技能溢价的非线性影响客观存在;二是推算出数字经济对高技能劳动力工资收入非线性影响的拐点为  $(1.5868 + 0.6002) / (1.424 \times 2) = 0.7679$ ,该值高于数字经济发展指数的最大值0.7259,说明在当前数字经济发展范围内,不存在数字经济降低高技能劳动力工资收入的可能性,该结论符合理论预期。为了更清晰地展示上述推论,本文在数字经济发展指数的取值范围内进行了数值模拟,结果如图1所示。模拟结果显示,随着数字经济的不断发展,高技能劳动力工资收入的增长速度逐渐放缓,最终低于低技能劳动力。

表3 数字经济对劳动力工资收入和技能溢价非线性影响的回归结果

变量	被解释变量:劳动力工资收入对数			
	(1)	(2)	(3)	(4)
数字经济	0.2873 (0.3955)	0.4178 (0.4246)	0.1238 (0.2605)	0.6002** (0.2498)
数字经济平方项	-0.2257 (0.3987)	0.2684 (0.5023)		
数字经济×技能水平	0.9110*** (0.1946)	1.5944*** (0.2046)	0.9195*** (0.1939)	1.5868*** (0.2045)
数字经济平方项×技能水平	0.4045 (0.4394)	-1.4487*** (0.4442)	0.3818 (0.4372)	-1.4240*** (0.4432)
控制变量	NO	YES	NO	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES	YES
行业固定效应	YES	YES	YES	YES
观测值	18229	17402	18229	17402
R <sup>2</sup>	0.2941	0.3725	0.2942	0.3725

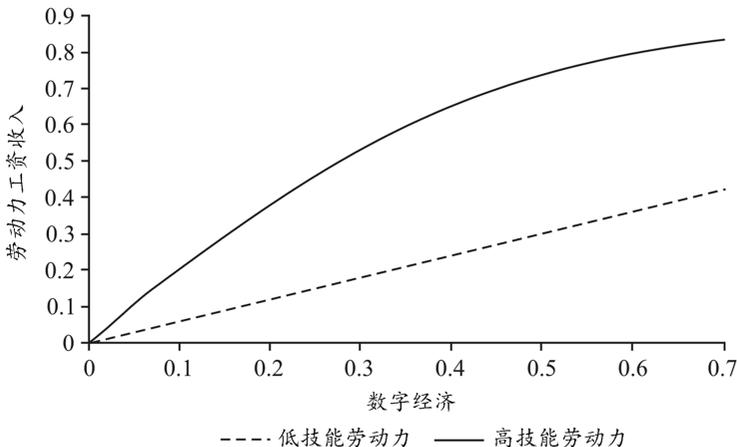


图1 数字经济对高技能和低技能劳动力工资收入影响的数值模拟结果

## (二) 稳健性检验

### 1. 遗漏变量检验

为排除遗漏变量对研究结论可能产生的影响,本部分在基准模型的基础上,进一步控制了劳动力政治面貌、所在城市失业率以及人均医院病床数量的对数值进行遗漏变量检验,回归结果见表4第(1)列。结果显示,数字经济及其与技能水平的交互项系数均显著为正,数字经济平方项与技能水平的交互项系数显著为负,与基准回归结果一致,证实了基准结果的稳健性。

### 2. 更换指标体系权重计算方法

为排除权重计算偏误对研究结论可能产生的影响,本部分采用熵权法重新构建数字经济发展指数进行稳健性检验,回归结果见表4第(2)列。结果显示,核心解释变量系数的符号与基准结果一致,并且均至少在10%的水平上显著,再次证实了基准结果的稳健性。

### 3. 使用数字经济相关词汇 TF-IDF 指数替换核心解释变量

本部分借鉴杨刚强等(2023),使用政府工作报告中数字经济相关词的词频数作为核心解释变量的替代变量,进行稳健性检验。由于在基准回归中,本文已在构建数字经济发展指数时使用了数字经济相关词汇的词频数,为避免重复,此处使用数字经济相关词汇的 TF-IDF 指数进行回归,其计算公式如下:

$$TF-IDF_{j,t} = \sum_{\theta=1}^n \ln [tf_{j,t}(\theta) + 1] \times \ln \left[ \frac{CG_t}{CG_t(\theta)} + 1 \right] \quad (16)$$

(16)式中: $j$ 表示城市, $t$ 表示年份, $\theta \in [1, n]$ 为数字经济相关词词典(共包含 $n$ 个关键词)中的第 $\theta$ 个相关词; $tf_{j,t}(\theta)$ 为城市 $j$ 在第 $t$ 年文本中使用的第 $\theta$ 个相关词的词频数; $CG_t$ 和 $CG_t(\theta)$ 分别表示第 $t$ 年所有城市的文本总词数以及包含第 $\theta$ 个相关词的文本词数。使用数字经济相关词汇 TF-IDF 指数的回归结果见表4第(3)列,结果再次证实了基准结果的稳健性。

### 4. 工具变量估计

为避免模型内生性问题对研究结论可能产生的影响,本部分借鉴黄群慧等(2019)、赵涛等(2020),以1984年各地级市每百万人拥有的邮局数量与样本观察期前一年的全国宽带用户比例构建交互项作为工具变量进行稳健性检验。回归结果见表4第(4)列。回归结果再次证实了基准结果的稳健性。工具变量检验结果显示, Kleibergen-Paap rk LM 统计量和 Kleibergen-Paap rk Wald F 统计量均在1%的水平上拒绝了原假设,表明模型通过了不可识别检验和弱工具变量检验,证实了工具变量选取的有效性。

### 5. 更换被解释变量

现有研究表明,数字经济通过共享经济、灵活就业、互联网金融等多种途径为劳动力带来非工资收入(秦芳等,2022;陈梦根、周元任,2023)。为考察数字经济对劳动力总收入的影响,同时验证基准结果的稳健性,本部分选取劳动力工资收入与非工资收入之和的对数值作为被解释变量进行实证分析,回归结果见表4第(5)列。结果显示,数字经济及其与技能水平的交互项系数均显著为正,数字经济平方项与技能水平的交互项系数显著为负,不仅再次证实了基准结果的稳健性,还表明数字经济通过多元化渠道提升了劳动力的收入水平。

表 4 稳健性检验结果

变量	被解释变量:劳动力工资收入对数				
	遗漏变量检验	更换指标体系 权重计算方法	替换核心 解释变量	工具变量估计	更换被解释 变量
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
数字经济	0.6076** (0.2494)	0.5842* (0.3404)	0.3020** (0.1206)	3.9512** (1.6970)	0.5209** (0.2591)
数字经济×技能水平	1.4982*** (0.2059)	1.6453*** (0.2560)	2.6352*** (0.3183)	4.2023*** (1.5632)	1.4911*** (0.2118)
数字经济平方项×技能水平	-1.2897*** (0.4444)	-1.4583** (0.6884)	-4.0316*** (1.0346)	-8.2057** (4.0370)	-1.3511*** (0.4604)
控制变量	YES	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES	YES	YES
行业固定效应	YES	YES	YES	YES	YES
观测值	17402	17402	16960	13832	17400
R <sup>2</sup>	0.3728	0.3725	0.3608	0.1213	0.3347

(三) 机制分析

1. 数字经济对劳动力人力资本的影响

与传统技术变革相比,数字经济具有更强的市场渗透力,能够在短期内迅速提高市场占有率,并产生经济效应。因此,高技能劳动力需要不断强化专业技能、提高创新能力,以应对日益激烈的技术竞争环境(史丹等,2023)。与此同时,对于低技能劳动力而言,大数据、人工智能、机器人等技术虽在一定程度上对其产生替代效应,但双方之间也表现出一定的竞合关系(柏培文、张云,2021)。因此,低技能或非数字行业劳动力同样需掌握与互联网、融媒体等相关的知识技能,以适应不断变化的市场需求。为验证这一机制,本部分选取劳动力所需的培训时长作为被解释变量,考察数字经济对劳动力人力资本的影响,回归结果见表5。第(1)列中,数字经济的系数显著为正,说明数字经济能够有效提升劳动力的人力资本;第(2)列中,数字经济及其与技能水平的交互项系数均显著为正,说明数字经济对高技能劳动力人力资本的提升作用更为显著。

表 5 数字经济对劳动力人力资本影响的回归结果

变量	被解释变量:劳动力培训时长对数	
	(1)	(2)
数字经济	3.2032*** (0.8682)	2.7873*** (0.8704)
数字经济×技能水平		1.1663*** (0.2167)
控制变量	YES	YES
年份固定效应	YES	YES
城市固定效应	YES	YES
行业固定效应	YES	YES
观测值	10585	10142
R <sup>2</sup>	0.2484	0.2487

2. 数字经济对劳动力结构的影响

在数字经济的驱动下,越来越多的劳动力积极提升人力资本,进而促使市场中高技能劳动力的比例上升。为验证这一机制,本部分采用 RIF 模型检验数字经济对劳动力结构的影

响,被解释变量为劳动力技能水平的均值,回归结果见表6。第(1)列中,数字经济的系数显著为正,说明数字经济提高了市场中高技能劳动力的比例;第(2)列中,数字经济的系数不显著,数字经济平方项的系数显著为正,说明数字经济对高技能劳动力比例的影响不存在拐点。

**表 6 数字经济对劳动力结构影响的回归结果**

变量	被解释变量:劳动力技能水平的均值	
	(1)	(2)
数字经济	0.3918*** (0.0784)	-0.1357 (0.1122)
数字经济平方项		0.7697*** (0.1448)
控制变量	YES	YES
年份固定效应	YES	YES
城市固定效应	YES	YES
行业固定效应	YES	YES
观测值	17402	17402
R <sup>2</sup>	0.3469	0.3478

### 3.城市高技能劳动力规模对技能溢价的影响

随着市场中高技能劳动力比例不断提高,高技能劳动力相对稀缺性下降,从而导致技能溢价的下降。为验证这一机制,本部分在基准模型的基础上引入城市高技能劳动力规模并构建交互项。由于数字经济指标体系中已涵盖信息传输、计算机服务和软件业就业人数占比,这可能导致模型存在内生性问题。因此,本文使用工具变量方法进行估计,回归结果见表7。

**表 7 城市高技能劳动力规模对技能溢价影响的回归结果**

变量	被解释变量:劳动力工资收入对数	
	(1)	(2)
数字经济	4.0842 (3.0037)	7.7817** (3.4057)
数字经济×城市高技能劳动力规模	8.9147* (5.2675)	
数字经济×技能水平	1.2994*** (0.1252)	1.2815*** (0.1281)
数字经济×技能水平×城市高技能劳动力规模	-4.2406*** (1.2182)	-4.4957*** (1.2517)
控制变量	YES	YES
年份固定效应	YES	YES
城市固定效应	YES	YES
行业固定效应	YES	YES
观测值	13832	13832
R <sup>2</sup>	0.1287	0.1006

表7第(1)、(2)列中,数字经济和技能水平的交互项系数均显著为正,数字经济、技能水平和城市高技能劳动力规模的三重交互项系数均显著为负,说明城市高技能劳动力规模对数字经济与技能溢价之间的关系产生了显著的负向调节作用,即在高技能劳动力集聚程度较高的城市,数字经济所带来的技能溢价效应相对减弱。此外,第(1)列中,数字经济的系数不显著,数字经济和城市高技能劳动力规模的交互项系数显著为正,说明城市高技能劳动力规模对数字经济与低技能劳动力工资收入之间的关系产生了显著的正向调节作用,即当城市具备充足的人力资本储备时,数字经济对低技能劳动力工资收入的提升效应得到增强。

总的来说,本文的机制分析表明,数字经济促进了劳动力对人力资本的投资,并因此提高了市场中高技能劳动力比例。随着市场中高技能劳动力的比例不断提高,高技能劳动力的相对稀缺性下降,技能溢价过高的现象得到缓解。

#### (四) 异质性分析

由于我国城乡地区在产业基础、教育资源、现代化建设等方面存在差异,农村地区劳动力的就业机会和工资水平普遍低于城镇地区劳动力(钞小静、沈坤荣,2014)。近年来,我国实施了一系列政策以缩小城乡就业差距,但城乡就业不均衡的问题依然较为显著。因此,深入探讨数字经济对城乡劳动力工资收入和技能溢价的异质性影响,有助于识别数字经济促进城乡共同富裕的关键路径,为构建城乡融合发展新格局提供有益启示。

表8展示了数字经济对城乡劳动力工资收入和技能溢价异质性影响的回归结果。第(1)列中,数字经济的系数显著为正,数字经济与户籍的交互项系数不显著,说明在未考虑技能溢价的情况下,数字经济对城乡劳动力工资收入的影响不存在显著差异。第(2)列中,数字经济及其与户籍的交互项系数显著为正,说明数字经济对农村低技能劳动力工资收入的提升效应高于城镇低技能劳动力。同时,数字经济与技能水平的交互项系数显著为正,而数字经济、技能水平和户籍的三重交互项系数显著为负,说明数字经济对城镇劳动力技能溢价的提升效应高于农村劳动力。第(4)列中,数字经济平方项与技能水平的交互项系数显著为负,其余变量的系数符号与第(2)列结果相同,并且都显著,进一步说明数字经济对城乡高技能劳动力的技能溢价均呈现出非线性影响。

表8 城乡异质性回归结果

变量	被解释变量:劳动力工资收入对数			
	(1)	(2)	(3)	(4)
数字经济	0.8627*** (0.2555)	0.4322* (0.2553)	0.2834 (0.4833)	0.4865* (0.2562)
数字经济平方项			0.2813 (0.6157)	
数字经济×技能水平		1.0645*** (0.0706)	1.7105*** (0.2135)	1.6389*** (0.2029)
数字经济平方项×技能水平			-1.5199*** (0.4750)	-1.3374*** (0.4451)
数字经济×户籍	-0.0683 (0.1024)	0.2789*** (0.1044)	0.1635 (0.3600)	0.2452** (0.1053)
数字经济平方项×户籍			0.1108 (0.5736)	
数字经济×技能水平×户籍		-0.4506** (0.2097)	-1.1347* (0.6868)	-0.4735** (0.2095)
数字经济平方项×技能水平×户籍			1.6587 (1.6002)	
控制变量	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES	YES
行业固定效应	YES	YES	YES	YES
观测值	17402	17402	17402	17402
R <sup>2</sup>	0.3655	0.3727	0.3728	0.3729

为更清晰地展示回归结果,本文将户籍和技能水平虚拟变量分别赋值为0和1,并在假定其他因素不变的条件下推导出数字经济对城乡劳动力工资收入的决定函数:

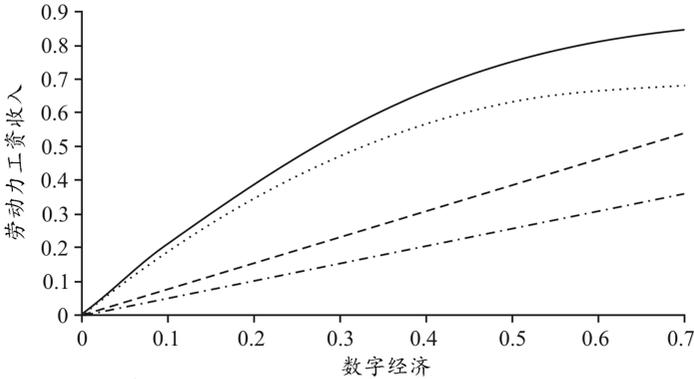
$$\ln y_{\text{城镇低技能}} = 0.4865D$$

$$\ln y_{\text{城镇高技能}} = (0.4865+1.6389)D-1.3374 D^2 = 2.1254D-1.3374 D^2 \quad (17)$$

$$\ln y_{\text{农村低技能}} = (0.4865+0.2452)D = 0.7317D$$

$$\ln y_{\text{农村高技能}} = (0.4865+0.2452+1.6389-0.4735)D-1.3374 D^2 = 1.8971D-1.3374 D^2$$

接着,本文在数字经济发展指数的取值范围内进行了数值模拟,结果见图2。从图2中可以看出,在城乡差异视角下,数字经济对城镇高技能劳动力工资收入的提升效应始终高于农村高技能劳动力,对农村低技能劳动力工资收入的提升效应始终高于城镇低技能劳动力。考虑到目前我国农村劳动力工资收入普遍低于城镇劳动力,该结果表明,数字经济有助于缩小城乡低技能劳动力的工资收入差距,但扩大了城乡高技能劳动力的工资收入差距。



--- 城镇低技能劳动力    ——— 城镇高技能劳动力    - - - 农村低技能劳动力    ..... 农村高技能劳动力

图2 城乡异质性的数值模拟结果

## 五、进一步分析

接下来,本文将使用RIF回归检验数字经济对劳动力总体工资收入差距的影响,被解释变量为劳动力工资收入的基尼系数,回归结果见表9。

表9 数字经济对劳动力工资收入差距影响的回归结果

变量	被解释变量:劳动力工资收入的基尼系数			
	(1)	(2)	(3)	(4)
数字经济	-0.1868 (0.4995)	-1.0793 (0.8769)	-0.3299 (0.4734)	-0.9520 (0.8604)
数字经济平方项		1.3023** (0.6306)		0.8259 (0.6165)
数字经济×技能水平			0.5335*** (0.1348)	-0.4184 (0.5688)
数字经济平方项×技能水平				2.1883** (1.0607)
控制变量	YES	YES	YES	YES
年份固定效应	YES	YES	YES	YES
城市固定效应	YES	YES	YES	YES
行业固定效应	YES	YES	YES	YES
观测值	17402	17402	17402	17402
R <sup>2</sup>	0.0063	0.0063	0.0065	0.0066

表9第(1)列中,数字经济的系数为负但不显著,说明数字经济对劳动力总体工资收入差距未产生显著影响。第(2)列中,数字经济的系数为负且不显著,数字经济平方项的系数显著为正,说明数字经济在发展水平较高时,可能会扩大劳动力总体工资收入差距。第(3)列中,数字经济的系数为负但不显著,数字经济与技能水平的交互项系数显著为正,说明数字经济未扩大低技能劳动力内部工资收入差距,但扩大了高技能劳动力内部工资收入差距。第(4)列中,数字经济、数字经济平方项以及数字经济与技能水平的交互项系数均不显著,而数字经济平方项与技能水平的交互项系数显著为正,说明数字经济更可能在发展水平较高时扩大高技能劳动力内部工资收入差距。

## 六、结论和政策启示

随着我国数字经济的蓬勃发展,其对收入分配格局的影响已成为学界关注的重要问题。本文通过理论和实证分析,探讨了数字经济对劳动力工资收入、技能溢价和工资收入差距的影响,主要结论如下:第一,数字经济提高了低技能和高技能劳动力的工资收入,对技能溢价产生“倒U型”影响;第二,数字经济促进了劳动力对人力资本的投资,推动了市场中高技能劳动力比例的上升。随着市场中高技能劳动力的比例不断提高,高技能劳动力的相对稀缺性下降,技能溢价过高的现象得到缓解。第三,数字经济未扩大劳动力总体工资收入差距和低技能劳动力内部工资收入差距,但扩大了高技能劳动力内部工资收入差距。

本文的研究结论对我国坚定推进数字经济发展,在数字经济高质量发展中加快实现共同富裕具有以下政策启示:

第一,加快构建有利于数字经济发展的体制机制,完善促进数字产业化和产业数字化的功能性政策体系。在数字经济发展水平较高时,技能溢价过高的现象将得到缓解。因此,应充分认识到数字经济在推动经济社会转型升级中的关键作用,制定科学、全面的发展战略,切实推动数字经济高质量发展。一是从核心产业入手,加快抢占数字经济新赛道。聚焦关键技术领域,推动数字金融、数字医疗、智能制造等新兴产业快速发展,提升整体产业链的附加值和国际竞争力。二是从场景入手,拓宽数字经济发展路径。围绕生产、流通、消费等关键领域,推动以数字技术为依托的应用场景创新,探索具有前瞻性、引领性的数字化解决方案。三是从基础设施入手,夯实数字经济发展的硬件支撑。一方面,加快建设以5G、6G、卫星互联网等为代表的新式网络基础设施以及以云计算、大数据中心和工业互联网、物联网平台等为代表的信息服务基础设施,全面提升数据传输和处理能力;另一方面,前瞻性布局算力基础设施,制定科学合理的算力资源调度机制,完善跨区域算力协同调度平台,确保高效服务于大数据、人工智能等前沿技术的发展需要。

第二,加快推进人才强国战略,以高质量人才供给推动收入分配格局不断优化。随着高技能劳动力供给的增加,技能溢价将会下降,收入分配格局也随之得到改善。因此,应统筹推进教育、科技、人才协同发展,促进人才链、教育链、产业链、创新链深度融合。一是加快构建高层次人才集聚平台,统筹配置人才资源和创新要素。以国家战略需求和区域发展目标为导向,布局高校、科研机构 and 科技领军企业等核心科技资源,构建人才集聚和培育平台,并提供满足人才培育和创造需求的基础条件。二是完善以科技创新和人才培育为导向的财政支持体系。加快建立以产业基金为引领、社会资本广泛参与、市场化运作的科技创新基

金体系,满足实体经济中不同类型企业的融资需求,有效发挥财政资金的杠杆和“活水”效应,激发企业科技创新活力。三是提升科技成果转化效率,推动创新成果转化为现实生产力。建立健全以企业为主体、市场为导向、产学研深度融合的技术开发和评估机制,优化创新成果收益分配激励体系,加速科技成果在生产实践中的应用,实现创新资源的高效配置。

第三,构建兼顾公平和效率的可持续发展体系,推动数字经济成果的普惠共享。数字经济在发展水平较高时可能会加剧城乡劳动力之间的数字鸿沟,因此,应在推动数字经济高速发展的过程中,确保发展成果能够均衡惠及社会各界。一是优化收入分配制度,促进收入公平分配。加快推进行业内收入分配调节,重点防范数字经济和平台经济领域资本无序扩张,强化行业反垄断监管,避免寡头经济对行业收入分配的负面影响。二是加快推进数字乡村建设,缩小城乡数字鸿沟。加快实现农村地区光纤网络和移动宽带全覆盖,完善农业物联网、智慧物流等新型农业基础设施布局。推动农业产业数字化转型。三是建立健全居民数字技能教育培训机制,提升全民数字素养。通过公共教育体系和市场服务机构,为社会弱势群体提供针对性的数字技能培训,提升其在数字经济时代的适应能力和发展潜力,真正实现全民共享数字经济的发展成果。

#### 参考文献:

- 1.柏培文、张云,2021:《数字经济、人口红利下降与中低技能劳动者权益》,《经济研究》第5期。
- 2.钞小静、沈坤荣,2014:《城乡收入差距、劳动力质量与中国经济增长》,《经济研究》第6期。
- 3.陈梦根、周元任,2023:《数字经济、分享发展与共同富裕》,《数量经济技术经济研究》第10期。
- 4.方福前、田鸽、张勋,2023:《数字基础设施与代际收入向上流动性——基于“宽带中国”战略的准自然实验》,《经济研究》第5期。
- 5.郭峰、熊云军、石庆玲、王靖一,2023:《数字经济与行政边界地区经济发展再考察——来自卫星灯光数据的证据》,《管理世界》第4期。
- 6.贺梅、王燕梅,2024:《城市数字经济发展与技能溢价——来自国家电子商务示范城市建设的经验证据》,《经济评论》第1期。
- 7.黄群慧、余泳泽、张松林,2019:《互联网发展与制造业生产率提升:内在机制与中国经验》,《中国工业经济》第8期。
- 8.金江、孟勇、张莉,2018:《跨方言区流动、自选择与劳动力收入》,《统计研究》第8期。
- 9.李婷、陈健生,2024:《地方品质、人力资本积累与城市经济增长》,《南开经济研究》第2期。
- 10.李昕、关会娟、谭莹,2019:《技能偏向型技术进步、各级教育投入与行业收入差距》,《南开经济研究》第6期。
- 11.马述忠、胡增玺,2022:《数字金融是否影响劳动力流动?——基于中国流动人口的微观视角》,《经济学(季刊)》第1期。
- 12.秦芳、王剑程、胥芹,2022:《数字经济如何促进农户增收?——来自农村电商发展的证据》,《经济学(季刊)》第2期。
- 13.史丹、聂新伟、齐飞,2023:《数字经济全球化:技术竞争、规则博弈与中国选择》,《管理世界》第9期。
- 14.史新杰、方师乐、高叙文,2021:《基础教育、职业培训与农民工外出收入——基于生命周期的视角》,《财经研究》第1期。
- 15.斯丽娟、汤晓晓,2022:《数字普惠金融对农户收入不平等的影响研究——基于CFPS数据的实证分析》,《经济评论》第5期。
- 16.王林辉、胡晟明、董直庆,2020:《人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估》,《中

- 国工业经济》第4期。
17. 王林辉、钱圆圆、周慧琳、董直庆, 2023:《人工智能技术冲击和中国职业变迁方向》,《管理世界》第11期。
18. 夏怡然、陆铭, 2015:《城市间的“孟母三迁”——公共服务影响劳动力流向的经验研究》,《管理世界》第10期。
19. 徐舒, 2010:《技术进步、教育收益与收入不平等》,《经济研究》第9期。
20. 许志成、闫佳, 2011:《技能偏向型技术进步必然加剧工资不平等吗?》,《经济评论》第3期。
21. 杨刚强、王海森、范恒山、岳子洋, 2023:《数字经济的碳减排效应:理论分析与经验证据》,《中国工业经济》第5期。
22. 游晓锋、杨建芹、秦春影、刘红云, 2023:《认知诊断测评中缺失数据的处理:随机森林阈值插补法》,《心理学报》第7期。
23. 张文魁, 2022:《数字经济的内生特性与产业组织》,《管理世界》第7期。
24. 赵涛、张智、梁上坤, 2020:《数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据》,《管理世界》第10期。
25. 周亚虹、邱子迅、姜帅帅、刘猛, 2024:《数字经济发展与农村共同富裕:电子商务与数字金融协同视角》,《经济研究》第7期。
26. Acemoglu, D. 1998. “Why Do New Technologies Complement Skills? Directed Technical Change and Wage Inequality.” *The Quarterly Journal of Economics* 113(4):1055-1089.
27. Acemoglu, D., and 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.
28. Goldfarb, A., and C. Tucker. 2019. “Digital Economics.” *Journal of Economic Literature* 57(1):3-43.
29. Michaels, G., A. Natraj, and J. Van Reenen. 2014. “Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries Over Twenty-Five Years.” *Review of Economics and Statistics* 96(1):60-77.

## Digital Economy, Skill Premium, and Labor Wage Gap

Wang Xuhui and Xi Haonan

(School of Business Administration, Dongbei University of Finance and Economics)

**Abstract:** This paper utilizes micro data from the China Labor-force Dynamics Survey of 2012, 2014, and 2016, along with macro data at the prefecture level, to empirically analyze the impact and mechanisms of the digital economy on labor wage income and skill premium. The results show that the digital economy increases the wage income of both low-skilled and high-skilled labor and has an “inverted U-shaped” effect on the skill premium. Mechanism analysis reveals that the digital economy promotes the enhancement of labor human capital, thereby increasing the proportion of high-skilled labor in the market. As the supply of high-skilled labor increases, the scarcity of skills decreases, leading to a decline in the skill premium. Further analysis indicates that the digital economy does not widen the overall wage income gap of the labor or the wage income gap within low-skilled labor, but it does expand the wage income gap within high-skilled labor. The research findings provide insights into China’s promotion of the digital economy.

**Keywords:** Digital Economy, Skill Premium, Labor Market, Wage Income, Common Prosperity

**JEL Classification:** J21, J31, O33

(责任编辑:赵锐、彭爽)