

数字经济、非认知能力与女性工资收入

李 磊 陈思佳*

内容提要 本文基于中国家庭追踪调查2016–2022年的数据，参考大五人格量表构建非认知能力指标，结合数字经济发展指数，考察了数字经济与非认知能力的交互对劳动者工资的影响，并分析了其中的性别回报差异。结果表明，数字经济发展水平与非认知能力的交互对女性劳动者的工资存在更为显著的正向影响。进一步分析发现，在非认知能力子指标中，宜人性及尽责性这两个维度与数字经济的交互项对女性劳动者的工资具有显著的正向影响。此外，分位数回归分析结果显示，数字经济与非认知能力的交互效应在女性中低和高工资分位数上显著为正。分职业类型进行异质性检验发现，数字经济形态下非认知能力的溢价效应在从事非程式化工作的女性中更为明显。

关键词 数字经济 非认知能力 工资性收入 性别回报差异

一 引言

近年来，中国数字经济规模持续增长。国家数据局发布的《数字中国发展报告（2024年）》显示，2024年中国数字经济核心产业增加值占国内生产总值（GDP）的比重约为10%，已成为经济增长的重要引擎。数字经济催生了新兴产业、新业态和新商业模式，不仅创造了新的就业形式，也对劳动者的技能和素质提出了更高要求。数字经济正从多方面重塑劳动力市场，既带来就业创造效应和就业溢出效应，也产生就业替代效应。在此背景下，充分发挥数字经济在劳动力市场的积极作用，有利于促进高质量充分就业。当前，中国正加快由人口红利向人才红利转化，如何加强与数字经济

* 李磊，南开大学跨国公司研究中心、南开大学经济行为与政策模拟实验室，电子邮箱：nklilei@nankai.edu.cn；陈思佳（通讯作者），南开大学经济学院，电子邮箱：1120231285@mail.nankai.edu.cn。本文得到国家自然科学基金重大项目（项目编号：22&ZD097）的资助。

这一新经济形态相匹配的人力资本投资和积累，已成为至关重要的课题。数字经济究竟对人力资本内涵提出了哪些新要求，仍有待进一步探索。现有研究普遍认为，数字技术是典型的任务偏向型技术进步，倾向于取代依赖体力和中低认知技能的常规性任务，并更易与高认知技能及非认知技能互补（Acemoglu & Autor, 2011; Autor et al., 2003; Weinberger, 2014）。已有研究表明，数字经济的蓬勃发展显著提升了劳动力市场对高技能人才的需求（肖土盛等，2022; Acemoglu & Restrepo, 2018）。然而，当前相关研究主要局限于传统人力资本理论框架，往往以受教育年限作为区分高、低技能劳动力的标准。在此视角下，将高技能人才所需具备的能力简化为高级认知能力，忽略了非认知能力的重要性。

随着新经济和新就业形态的发展，工作任务呈现出日益细分化、多样化的趋势，工作场景中所需的人际互动也愈加频繁，非认知能力在劳动力市场中的重要性逐渐凸显。学界亦逐渐意识到，基于认知能力的传统人力资本理论对工资增长及其他劳动力市场表现的解释力日益减弱。同时，部分研究发现，女性在沟通、协调、人际交往等非认知能力方面具有比较优势（Borghans et al., 2014）。因此，数字化所引发的技能需求变化可能激发女性的社交技能优势，从而对女性更为有利。数字技术的发展不仅凸显了非认知能力的价值，还可能促进女性工资的相对增长。

基于此，本文借助新人力资本理论以及偏向型技术进步理论，探究数字经济形态下非认知能力对劳动者工资性收入的影响及其性别差异。本文的边际贡献主要体现在以下两个方面：第一，基于新人力资本理论，采用科学的指标构建方法对非认知能力进行测度，评估了数字经济形态下非认知能力的溢价效应，在一定程度上丰富了国内相关研究；第二，从性别视角切入，采用分样本回归分析数字经济形态下非认知能力溢价的性别差异，揭示了缩小性别工资差距的一个潜在机制，从而拓展了对新就业形态下女性劳动力市场表现的研究。

本文的结构安排如下：第二部分为文献综述；第三部分介绍实证研究设计，包括非认知能力、数字经济发展水平等核心解释变量的测度，并在此基础上构建基准模型；第四部分报告实证结果及分析，检验数字经济背景下非认知能力对劳动者工资性收入的因果效应，并开展内生性和稳健性检验；第五部分从非认知能力子指标、工资分位数及职业类型等维度展开异质性分析；第六部分给出研究结论与政策启示。

二 文献综述

（一）数字技术进步与劳动力技能需求的结构性变迁

数字技术创新是数字经济发展的核心驱动力，而数字技术的迭代与应用无疑需要大量人才支撑。在此背景下，由数字经济发展所引发的劳动力市场技能需求变化已成为显著趋势：一方面，数字经济发展增加了对高技能劳动力的需求；另一方面，随着人工智能、自动化等技术的应用，企业逐渐减少对低技能劳动力的需求。Autor et al. (2003) 提出，数字技术属于典型的任务偏向型技术进步，对于易被程式化的常规手工技能和常规认知技能具有替代作用，同时倾向于与高级认知技能以及社交技能等非常规技能形成互补。此后，众多国内外学者基于任务偏向型技术进步理论展开研究，对广义数字技术对各类技能的替代与互补效应及其对劳动力技能需求结构的影响逐渐达成共识（王永钦、董雯，2020；Acemoglu & Autor, 2011；Akerman et al., 2015）。近年来，有研究进一步发现，尽管数字技术对认知和非认知能力的工资增长效应均能起到调节作用，但随着时间的推移，其与非认知能力交互所产生的溢价效应显著高于认知能力（王林辉等，2022；Edin et al., 2022）。由此可见，数字经济的发展进一步凸显了非认知能力在劳动力市场中的价值。

（二）非认知能力的概念界定与人力资本理论的拓展

非认知能力涵盖个人特质、习惯、态度和行为。在不同研究中，常被表述为软技能、个性特征或社会情感技能等，其差异主要在于研究侧重点，但各概念间存在高度共性（Heckman & Kautz, 2012）。因此，本文采用经济学研究中更为常用的非认知能力概念，在后文中对相关概念不做严格区分。在测量方法上，常用大五人格量表（Costa & McCrae, 1999；Goldberg, 1992）测量人格特质，包括尽责性、宜人性、开放性、外向性和神经质五个维度，从而间接捕捉个体的非认知能力。大量研究表明，非认知能力在劳动力市场中具有显著的经济回报（Borghans et al., 2008；Heckman et al., 2006）。同时，学界逐渐认识到，传统人力资本理论仅以教育和健康作为衡量人力资本的核心指标存在局限性。以埃里克·哈努谢克和詹姆斯·赫克曼为代表的学者推动构建了以能力为核心的新人力资本理论框架，将认知能力与非认知能力共同纳入分析范畴，突破了以受教育年限为核心的人力资本观（Hanushek, 2010；Heckman & Kautz, 2012），推动了非认知能力在经济学中的理论化发展。大量研究表明，非认知能力不仅影响劳动者的劳动力市场表现，而且在收入水平的决定中具有显著作用（王春超、张

承莎, 2019; 乐君杰、胡博文, 2017; Heckman & Kautz, 2012)。近年来, 多项研究进一步指出, 认知能力对就业和工资的促进效应趋于稳定或有所下降, 而非认知能力的回报率则呈现长期上升趋势 (Borghans et al., 2014; Deming, 2017; Deming, 2023; Edin et al., 2022)。

(三) 女性在数字经济中的技能适配优势及其收入增益效应

随着任务偏向型技术进步理论和新人力资本理论的提出, 越来越多的研究开始从供需匹配的视角考察数字经济与非认知能力对劳动力市场的影响。其中, 数字经济发展背景下的性别工资差异成为重要议题。已有研究表明, 从劳动力市场的长期演变来看, 数字技术引发的技能需求变迁对女性就业和工资的影响更为显著 (Borghans et al., 2014; Weinberg, 2000)。近年来, 多项研究表明, 计算机、人工智能和工业机器人等数字技术的应用均有助于缩小性别工资差距 (Aksoy et al., 2021; Borghans et al., 2014; Cortés et al., 2024)。相关分析主要基于以下两个理论逻辑。第一, 男性与女性在非认知能力禀赋上存在差异。女性在责任心、外向性和开放性等软技能方面具有比较优势 (Gensowski et al., 2021), 在宜人性、同理心、情感识别与口头交流方面的表现更佳 (Bertrand, 2011; Chapman et al., 2006; Feingold, 1994)。第二, 非认知能力在劳动力市场中的回报率存在性别差异, 女性的回报率显著高于男性 (王春超、张承莎, 2019)。李建奇 (2022) 提出, 数字化通过强化女性在社交能力方面的优势缓解性别偏见, 提升了其在劳动力市场中的表现; 乔小乐等 (2023) 发现, 数字经济对女性职业流动及相应收入增长的促进作用更强; 陈华帅和谢可琴 (2023) 进一步验证了数字经济对女性就业的推动效应大于男性, 有助于缩小性别就业差异。

综上所述, 任务偏向型技术进步、新人力资本理论以及性别比较优势假说共同构成了理解数字经济中劳动力市场变化的重要理论基础。一方面, 在技能需求侧, 数字技术驱动了劳动力市场的结构性变迁, 显著增加了对人际交往、合作协调等社会互动型任务的需求, 从而对人力资本提出了新的能力要求。另一方面, 在能力供给侧, 女性在情绪感知、共情能力与合作倾向等非认知能力维度上具有稳定优势。基于上述供需适配逻辑, 随着数字经济对特定非认知能力的需求不断上升, 女性在相关能力维度上的相对优势愈加凸显。这种能力结构与数字经济偏好任务类型之间的高度契合, 提高了女性的“能力-任务”匹配度, 从而可能带来更高的能力回报, 表现出性别差异化的溢价效应。尽管既有理论和实证研究已在一定程度上揭示了非认知能力的重要性及其性别差异, 但数字技术是否会系统性地调节非认知能力与劳动者工资之间的关系, 特别是在性别维度上呈现出何种差异性效应, 仍缺乏直接的经验证据。此外, 现有研

究多聚焦于发达国家，对中国等发展中经济体的关注仍显不足。考虑到各国在社会文化环境和人格禀赋上的差异，非认知能力的经济回报结构在不同社会背景下可能并不具备可比性。近年来，国内学界对相关议题的关注虽有提升，但基于严谨识别策略的研究仍较为有限。鉴于此，本文基于2016–2022年中国家庭追踪调查（China Family Panel Studies, CFPS）数据，系统分析数字经济与非认知能力交互对女性劳动者工资性收入的影响。同时，进一步考察数字经济与非认知能力各子维度的交互效应对女性劳动者工资性收入的作用。本文还通过分位数回归方法，探讨不同收入分位下数字经济与非认知能力的交互效应在女性劳动者工资性收入中的异质性表现，并结合职业类型进行深入的异质性分析。

三 实证研究设计

（一）数据来源

本文所用数据为2016年、2018年、2020年及2022年中国家庭追踪调查（CFPS）四期数据，该调查的目标总体覆盖了全国95%以上的人口，具有良好的代表性。问卷内容丰富，包括人口特征、工作状况、教育水平、认知与非认知能力以及家庭背景等信息。在2018年调查中，CFPS首次在个人问卷中纳入了大五人格测量模块，15岁及以上的受访者均需作答，为本研究提供了可靠的数据支撑。本文对数据作如下处理：第一，限定劳动者类型为非农受雇人员；第二，选取年龄在16~65岁，且每周工作时间在20小时以上的样本；第三，为降低工资收入离群值的影响，对月均工资收入进行了上下1%的缩尾处理。本文所使用的经济发展水平、产业结构等城市层面数据均来自各城市统计年鉴，用于构建城市数字经济发展水平的相关指标数据来源于《中国城市统计年鉴》以及北京大学和蚂蚁金服集团共同编制的中国数字普惠金融指数。将城市层面经济特征变量、数字经济发展指数与CFPS数据匹配后，最终得到有效样本量为15799份。

（二）变量测度与说明

1. 被解释变量

本文所使用的被解释变量为个人月均工资性收入的对数。具体而言，个人月均工资性收入指个体在过去12个月内从所有工作（包括主要工作和兼职工作）中获得的税后工资性收入的月平均值。

2. 核心解释变量

（1）非认知能力。本文采用了学术界广泛应用的大五人格量表作为测量工具。该

量表包括五个子指标，分别为尽责性、外向性、宜人性、开放性和情绪稳定性（或称神经质）。中国家庭追踪调查（CFPS）在2018年的个人问卷中加入了简版大五人格量表，能够较为全面地刻画个体的人格特征。本文基于CFPS问卷调查中的相关问题，构建了非认知能力的综合测量指标。由于CFPS每轮调查的问题设计存在一定变化，基于面板数据开展的非认知能力研究仍然较少。本文参考李静和陈超（2023）、王春超和张承莎（2019）的方法，按照与2018年简表问题相似且各年份问题尽可能一致的原则，从CFPS 2016年、2020年及2022年的问卷中挑选相应问题来构造对应年份的非认知能力指标；2018年的指标则采用CFPS 2018年数据中的大五人格量表问题来构造。在指标构造上，首先将逆向的细分条目分别转为正向，以使所有指标趋于同向；其次，参考李根丽和尤亮（2022）的做法，将“神经质”这一逆向维度转换为正向指标“情绪稳定性”，以保持概念表述的一致性；再次，将所有条目得分进行标准化；最后，采用均值法构造非认知能力综合指标。具体维度及细分条目内容如表1所示。

表1 非认知能力测量指标

年份	维度	CFPS问卷中对应的问题
2016年	尽责性	急于结束调查的程度；受访者的疑虑
	外向性	感到生活快乐；感到孤独；受访者的待人接物水平
	宜人性	对陌生人的信任程度；喜欢信任还是怀疑别人；受访者对调查的配合程度
	开放性	受访者对调查的兴趣；对自己未来的信心情况
	情绪稳定性	感到情绪低落；觉得做任何事都很费劲；感到悲伤难过；觉得生活无法继续
2018年	尽责性	做事有效率；做事严谨认真；往往很懒惰
	外向性	开朗、善社交；爱说话；含蓄、保守
	宜人性	为他人着想；天性比较宽容；有时对别人粗鲁不客气
	开放性	具有独创性，会产生新点子；重视艺术和审美的体验；想象力丰富
	情绪稳定性	经常会担心；容易紧张；是放松的，能很好地应付压力
2020年	尽责性	急于结束调查的程度；努力工作能有回报；公平竞争才有和谐人际
	外向性	感到生活快乐；感到孤独；朋友圈分享频率
	宜人性	对陌生人的信任程度；喜欢信任还是怀疑别人；人缘关系有多好
	开放性	冒险精神；女人应该有孩子才算完整；对自己未来的信心情况
	情绪稳定性	感到情绪低落；觉得做任何事都很费劲；感到悲伤难过；觉得生活无法继续
2022年	尽责性	急于结束调查的程度；努力工作能有回报；公平竞争才有和谐人际
	外向性	感到生活快乐；感到孤独；朋友圈分享频率
	宜人性	对陌生人的信任程度；喜欢信任还是怀疑别人；人缘关系有多好
	开放性	冒险精神；传宗接代的重要性；对自己未来的信心情况
	情绪稳定性	感到情绪低落；觉得做任何事都很费劲；感到悲伤难过；觉得生活无法继续

资料来源：根据中国家庭追踪调查（CFPS）问卷整理得到。

在确定非认知能力的测量方法后，本文进一步进行了信度与效度检验，以评估其可靠性与有效性。在信度方面，采用克隆巴赫系数（Cronbach’s alpha，又称 α 信度）进行检验，结果显示量表信度系数为0.640，与国际研究中该数值的结果基本一致（Collischon，2020；Gosling et al.，2003；Heineck & Anger，2010）。在效度方面，本文参考吴琼和谷丽萍（2020）的方法，通过考察非认知能力各维度与幸福感、信任水平之间的相关性来检验指标的解释力。幸福感指标来自CFPS问卷中“您觉得自己有多幸福”题项，信任指标来自“喜欢信任别人还是怀疑别人”题项。结果如表2第（1）列和第（2）列所示，五个维度的子指标均与幸福感显著正相关；在信任维度上，宜人性、开放性和情绪稳定性呈现显著正相关关系，尽责性则呈现负相关。这些发现与既有文献中关于大五人格特质与幸福感、信任之间关系的研究结论一致（Anglim et al.，2020；Thielmann & Hilbig，2015），进一步印证了本文非认知能力测量指标的有效性。

表2 非认知能力指标效度检验

维度	幸福感	信任度
	(1)	(2)
尽责性	0.454***	-0.150**
外向性	0.723***	0.093
宜人性	1.519***	3.453***
开放性	0.615***	0.163**
情绪稳定性	1.594***	0.854***

注：***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平。
资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）数据计算得到。

（2）数字经济发展水平的测度方法。本文参考赵涛等（2020）的构建思路，结合城市层面相关数据的可获得性，从互联网发展和数字普惠金融两方面对数字经济发展水平进行测度。其中，“互联网发展”的测度借鉴黄群慧等（2019）的方法，采用互联网普及率、相关从业人员数量、相关产出情况和移动电话普及率四个方面的指标。对于“数字普惠金融”的测度，采用由北京大学数字金融研究中心与蚂蚁金服集团共同编制的中国数字普惠金融指数。本文通过主成分分析法测算数字经济发展指数。具体的指标测度体系及数据来源见表3。

表3 数字经济发展水平测量指标

一级指标	二级指标	三级指标	数据来源
数字经济发展指数	互联网普及率	每百人互联网用户数	《中国城市统计年鉴》
	互联网相关从业人员数	计算机服务和软件从业人员占比	
	互联网相关产出	人均电信业务总量	
	移动互联网用户数	每百人移动电话用户数	
	数字金融普惠发展	中国数字普惠金融指数	由北京大学数字金融研究中心和蚂蚁金服集团共同编制

（三）模型设定及变量选取

本文基于明瑟方程，以非认知能力、数字经济发展水平及其两者的交互项作为核心解释变量构建工资方程，检验数字经济与非认知能力的交互对劳动者工资的影响，并分析了对于女性和男性劳动者的回报差异。具体而言，构建如下实证模型：

$$\ln(Wage_{it}) = \beta_0 + \beta_1 noncog_{it} + \beta_2 digit_{it} + \beta_3 noncog_{it} \times digit_{it} + \gamma X_{it} + Year_t + City_i + Industry_i + Occupation_i + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

其中，被解释变量 $\ln(Wage_{it})$ 代表个体 i 月均工资收入的对数； $noncog_{it}$ 为个体非认知能力水平； $digit_{it}$ 表示城市数字经济发展水平； X_{it} 为可能影响个体收入的控制变量，本文选取个体、家庭及城市三个层面的控制变量。个体层面包括年龄、年龄平方、婚姻状况、户口性质、健康状况、受教育水平、每周工作小时数，家庭层面包括家庭人口规模和家庭净资产，城市层面包括受访者所在城市的经济发展水平及产业结构。 $Year_t$ 、 $City_i$ 、 $Industry_i$ 、 $Occupation_i$ 分别为年份固定效应、城市固定效应、行业固定效应和职业固定效应。 ε_{it} 为随机误差项。相关变量定义及描述性统计结果如表4所示。

本文关注的核心问题是：在数字经济发展水平相近的地区，非认知能力更强的劳动者是否能获得更高的工资回报。交互项系数 β_3 用于刻画非认知能力与数字经济发展之间的交互效应，有助于明确非认知能力在数字经济环境中是否发挥了更大的收入决定作用。如式（1）所示，交互项系数 β_3 捕捉了数字经济发展水平与非认知能力交互所产生的溢价效应，反映了数字经济背景下的技能溢价。

表4 变量定义及描述性统计

变量名称	定义	均值	标准差	最小值	最大值
月均工资性收入	过去12个月所有工作（主要工作+兼职工作）的税后工资性收入（元）/12	3485.290	2495.310	0.080	16500.000
非认知能力	非认知能力综合指标得分	0.570	0.140	0.070	1

续表

变量名称	定义	均值	标准差	最小值	最大值
尽责性	尽责性子指标的标准化得分	0.570	0.310	0	1
外向性	外向性子指标的标准化得分	0.480	0.180	0	1
宜人性	宜人性子指标的标准化得分	0.580	0.200	0	1
开放性	开放性子指标的标准化得分	0.470	0.310	0	1
情绪稳定性	情绪稳定性子指标的标准化得分	0.720	0.220	0	1
数字经济发展水平	各城市数字经济发展指数	1.130	1.080	-1.340	4.320
年龄	单位：岁	38.010	11.390	16	65
年龄平方	年龄平方 / 100	15.740	9.140	2.560	42.250
性别	男性=1，女性=0	0.560	0.500	0	1
户口性质	非农户口=1，农业户口=0	0.340	0.470	0	1
婚姻状况	在婚=1，其他=0	0.770	0.420	0	1
受教育水平	实际受教育年限（年）	10.720	4.070	0	24
每周工作小时数	单位：小时每周	53.900	16.230	20	168
健康状况	自评健康状况	3.290	1.050	1	5
认知能力：字词能力	字词测试得分标准化	0.540	0.250	0	1
认知能力：数学能力	数学测试得分标准化	0.670	0.210	0	1
家庭人口规模	家庭成员数量	4.250	1.920	1	15
家庭净资产	家庭净资产取对数	12.910	1.390	5.700	17.940
经济发展水平	所在城市的人均GDP取对数	10.970	0.580	9.380	12.200
产业结构	所在城市第三产业增加值占GDP比重（%）	50.570	10.320	22.760	83.870

资料来源：根据 2016–2022 年中国家庭追踪调查（CFPS）数据和国家统计局相关数据计算得到。

四 实证结果及分析

（一）基准回归估计结果

表5汇报了普通最小二乘回归结果。第（1）列至第（3）列为未加入固定效应情况下的回归结果。第（1）列显示，总样本中非认知能力与数字经济发展水平的交互项对劳动者工资存在显著的正向影响。第（2）列和第（3）列的结果表明，女性样本的交互项系数更大且更加显著，而男性样本交互项系数不显著。第（4）列至第（6）列加入了年份、城市、行业及职业固定效应，结果显示，女性样本交互项系数为0.162，在5%的水平上显著，男性样本交互项系数仅为0.058，且不显著。可见，数字经济发展水平与非认知能力的交互能够形成溢价效应，且对女性群体工资增长的促进作用更为明显。

表5 基准回归结果

	总样本	女性样本	男性样本	总样本	女性样本	男性样本
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
非认知能力×数字经济 发展水平	0.129*** (0.046)	0.167** (0.068)	0.081 (0.056)	0.106** (0.047)	0.162** (0.076)	0.058 (0.053)
非认知能力	-0.592*** (0.073)	-0.532*** (0.109)	-0.680*** (0.093)	0.219** (0.085)	0.050 (0.138)	0.220* (0.113)
数字经济发展水平	-0.060* (0.033)	-0.110** (0.054)	-0.011 (0.030)	-0.094*** (0.034)	-0.128** (0.050)	-0.046 (0.041)
年龄	0.103*** (0.005)	0.121*** (0.008)	0.090*** (0.006)	0.093*** (0.005)	0.120*** (0.008)	0.081*** (0.006)
年龄平方	-0.124*** (0.006)	-0.151*** (0.010)	-0.116*** (0.007)	-0.114*** (0.006)	-0.149*** (0.010)	-0.107*** (0.007)
婚姻状况	0.028 (0.021)	-0.071** (0.030)	0.189*** (0.026)	0.053** (0.021)	-0.053* (0.029)	0.203*** (0.026)
户口性质	-0.023 (0.024)	0.038 (0.032)	-0.046 (0.029)	0.051** (0.021)	0.065** (0.030)	0.036 (0.030)
健康状况	0.047*** (0.007)	0.033*** (0.010)	0.021** (0.009)	0.033*** (0.007)	0.034*** (0.010)	0.009 (0.009)
受教育水平	0.053*** (0.002)	0.059*** (0.004)	0.040*** (0.003)	0.048*** (0.002)	0.051*** (0.004)	0.030*** (0.003)
每周工作小时数	0.002*** (0.000)	0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	0.002*** (0.000)	0.002*** (0.001)	0.000 (0.001)
家庭人口规模	-0.020*** (0.005)	-0.026*** (0.006)	-0.020*** (0.005)	-0.022*** (0.004)	-0.025*** (0.006)	-0.020*** (0.005)
家庭净资产	0.070*** (0.007)	0.082*** (0.011)	0.071*** (0.008)	0.056*** (0.006)	0.054*** (0.011)	0.059*** (0.008)
经济发展水平	0.174*** (0.026)	0.259*** (0.037)	0.136*** (0.025)	-0.171** (0.077)	-0.081 (0.100)	-0.212** (0.093)
产业结构	0.004** (0.002)	0.005** (0.003)	0.002 (0.002)	-0.002 (0.002)	-0.003 (0.004)	-0.005 (0.003)
常数项	0.047*** (0.007)	0.033*** (0.010)	0.021** (0.009)	0.033*** (0.007)	0.034*** (0.010)	0.009 (0.009)
年份固定效应	否	否	否	是	是	是
城市固定效应	否	否	否	是	是	是
行业固定效应	否	否	否	是	是	是
职业固定效应	否	否	否	是	是	是
观测值	15799	6965	8834	15799	6965	8834
R ²	0.173	0.228	0.179	0.243	0.296	0.252

注：***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平；括号内为城市层面的聚类稳健标准误。

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）数据和国家统计局相关数据计算得到。

（二）内生性检验

基准回归结果表明，数字经济发展水平与非认知能力交互所形成的溢价效应存在显著的性别差异。然而，这一结论可能面临内生性问题。第一，非认知能力较强的个体可能更倾向于选择在数字经济发展水平较高的城市就业，从而导致自我选择引起的内生性问题，本文采用工具变量法以降低上述问题的影响。第二，不同行业及职位对劳动者的非认知能力有着不同的要求，劳动者会寻求与自身非认知能力水平更匹配的工作，这意味着非认知能力在劳动力市场中并非随机分配，可能存在自选择问题，本文参考王春超和张承莎（2019）的处理方法，采用了处理效应模型和倾向得分匹配两种方法以降低该问题的影响。第三，现实中存在个体资质和家庭环境等难以观测的因素，这些因素可能会同时影响劳动者的非认知能力及工资性收入。为了有效控制这些因素以缓解遗漏变量问题，本文还采用了双向固定效应模型，纳入了个体固定效应与年份固定效应，并在后续的稳健性检验中进一步将个体的认知能力作为控制变量加入模型，以降低潜在内生性问题的影响。

1. 工具变量法

本文使用工具变量法以降低遗漏变量及自选择问题引起的内生性影响。参考黄群慧等（2019）、赵涛等（2020）的研究，选取劳动者所在城市1984年的邮电历史数据作为各城市数字经济发展水平的工具变量。一方面，城市的历史电信基础设施状况会对数字经济发展水平产生影响，历史固定电话普及率较高的地区在后续数字经济发展中更可能占据先发优势，因此满足工具变量的相关性要求。另一方面，随着技术进步，以固定电话为代表的传统通信工具使用频率逐渐下降，其对经济发展的直接影响也在逐步减弱，且本文在模型中加入了城市固定效应及城市层面的时变控制变量，有效控制了历史设施的其他潜在影响路径，因而满足工具变量的排他性约束。在构造工具变量时，鉴于本文研究样本为面板数据，而1984年的邮电历史数据属于截面数据，本文借鉴Nunn & Qian（2014）的处理方法，引入时间相关变量以构造面板工具变量。具体做法是，将上一年全国互联网用户数与1984年各城市每百人电话机数量的交互项作为该年城市数字经济发展水平的工具变量。表6中第（1）列和第（2）列展示了工具变量法的第二阶段回归结果。Kleibergen-Paap rk LM统计量与Cragg-Donald Wald F统计量分别拒绝了工具变量不可识别和弱工具变量的原假设。在此识别策略下，核心交互项回归系数的方向和显著性与基准回归保持一致，表明在考虑内生性问题后，本文的核心结论具备一定的稳健性。

2. 处理效应模型

针对可能由样本自选择引发的内生性问题，本文采用处理效应模型以降低其对估计结果的影响。本文将非认知能力转化为二分类变量，以定义处理组。在转化方法上，本文参考王春超和张承莎（2019）的做法，采用了两种转化方式。第一种方法以全样本非认知能力的均值为参考线，将劳动者分为高水平组和低水平组，分别对应非认知能力高于和低于均值的群体。第二种方法以全样本非认知能力的35%和65%分位点为参照点，将非认知能力高于0.65分位点和低于0.35分位点的劳动者分别划分为高水平组和低水平组，而介于0.35分位点（含）与0.65分位点（含）之间的劳动者则归为中水平组。然后，运用Probit模型估计选择效应，计算劳动者进入高水平非认知能力组的概率，如式（2）所示。再将第一阶段估计结果代入式（3）。

$$noncog(1,0)_i = \alpha_0 + \alpha_1 Z_i + \mu_i \quad (2)$$

$$\ln(Wage_i) = \phi_0 + \phi_1 noncog_i + \phi_2 digit_i + \phi_3 noncog_i \times digit_i + \theta noncog(1,0)_i + \phi_4 X_i + \varepsilon_i \quad (3)$$

其中， $noncog(1,0)_i$ 为个体所在非认知能力水平组别，高水平组取值为1，低水平组取值为0； Z_i 为控制变量，除了式（1）中的一般控制变量以外，还加入了外生排他变量，参考程虹和李唐（2017）的研究，采用劳动者所在地区同一行业内部平均非认知能力这一变量；系数 ϕ_3 反映了非认知能力与数字经济交互对工资的影响。表6第（3）列和第（4）列数据样本根据平均值分组，第（5）列和第（6）列数据样本根据分位数分组。结果显示，数字经济发展水平与非认知能力交互对于女性工资增长的促进作用更加明显，与前文基准回归结果一致。

表6 工具变量法及处理效应模型回归结果

	工具变量法		处理效应模型 均值分组		处理效应模型 分位数分组	
	女性样本	男性样本	女性样本	男性样本	女性样本	男性样本
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
非认知能力×数字经济发展水平	0.434** (0.218)	-0.302 (0.265)	0.041* (0.023)	0.022 (0.016)	0.052** (0.022)	0.019 (0.157)
非认知能力	-0.241 (0.263)	0.617** (0.296)	0.501** (0.221)	0.027 (0.116)	0.702*** (0.142)	0.145* (0.086)
数字经济发展水平	-0.018 (0.950)	-0.135 (0.610)	-0.057 (0.048)	-0.028 (0.041)	0.027 (0.053)	-0.020 (1.174)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是

续表

	工具变量法		处理效应模型 均值分组		处理效应模型 分位数分组	
	女性样本	男性样本	女性样本	男性样本	女性样本	男性样本
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
职业固定效应	是	是	是	是	是	是
Kleibergen-Paap rk LM 值	6.531**	7.800***				
Cragg-Donald Wald F 值	153.600	230.402				
观测值	6965	8834	6965	8834	4660	6122
R ²	0.292	0.244				

注：***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平；括号内为城市层面的聚类稳健标准误。
资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）数据和国家统计局相关数据计算得到。

3.倾向得分匹配

本文进一步采用倾向得分匹配方法以减少自选择偏差的影响。倾向得分匹配的基本思路是通过函数关系将多维变量的信息转化为一维的倾向得分，然后根据该得分对个体进行匹配。这一方法旨在确保处理组和控制组在可观测特征上尽量相近，从而有效降低由选择引起的处理效应估计误差。本文选取了年龄、性别、婚姻状况、户口、健康状况、受教育水平、认知能力、每周工作时长以及家庭和地区层面的特征等作为解释变量纳入 Probit 模型。采用 1：2 最邻近匹配的方法将处理组与控制组进行匹配估计匹配的平均处理效应^①。表 7 第（1）列、第（2）列汇报了匹配后的结果。结果显示，在女性样本中，非认知能力与数字经济的交互项依然显著为正，说明倾向得分匹配结果与基准回归结果具有一致性。

表 7 倾向得分匹配及双向固定效应模型回归结果

	倾向得分匹配法		双向固定效应模型	
	女性样本	男性样本	女性样本	男性样本
	(1)	(2)	(3)	(4)
非认知能力×数字经济发展水平	0.102*** (0.032)	0.017 (0.028)	0.173* (0.100)	0.022 (0.090)

① 若采用卡尺匹配方法，女性样本交互项的估计系数和标准误分别为 0.108 和 0.032，在 1% 的统计水平上显著；男性样本交互项的估计系数和标准误分别为 0.027 和 0.026，系数不显著。若采用核匹配方法，女性样本交互项的估计系数和标准误分别为 0.108 和 0.031，在 1% 的统计水平上显著；男性样本交互项的估计系数和标准误分别为 0.024 和 0.026，系数不显著。两种方法的估计结果均与 1：2 最邻近匹配法无明显差异。

续表

	倾向得分匹配法		双向固定效应模型	
	女性样本	男性样本	女性样本	男性样本
	(1)	(2)	(3)	(4)
非认知能力	-0.095* (0.054)	-0.011 (0.055)	-0.377 (0.291)	-0.338 (0.240)
数字经济发展水平	-0.057 (0.087)	0.042 (0.063)	0.016 (0.086)	-0.040 (0.059)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
城市固定效应	是	是		
行业固定效应	是	是		
职业固定效应	是	是		
个体固定效应			是	是
观测值	2878	3803	2139	2481
R ²	0.363	0.293	0.727	0.668

注：***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平；括号内为城市层面的聚类稳健标准误。
资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）数据和国家统计局相关数据计算得到。

4. 双向固定效应模型

为了进一步减少反向因果与遗漏变量问题的影响，本文还采用了双向固定效应模型，重新估计非认知能力与数字经济发展水平交互的溢价效应。模型中加入了个体固定效应与年份固定效应，以控制所有不随时间变化的个体异质性以及各年份共有的冲击。在此设定下，非认知能力与数字经济发展水平交互项的估计依赖于同一劳动者在不同时点的数字经济发展环境与其非认知能力的变动，从而能够在更严格的识别框架下检验基准结果的稳健性。表7第（3）列和第（4）列的回归结果显示，在控制了双向固定效应之后，非认知能力与数字经济发展的交互项在女性样本中仍然显著为正，男性样本交互项系数仍不显著，说明基准回归中所发现的数字经济发展水平与非认知能力交互能够对女性劳动者工资性收入形成溢价的结论依然成立。

（三）稳健性检验

为了进一步验证基准回归结果的可靠性，本文进行了以下稳健性检验。首先，考虑到CFPS仅在2018年采用了与国际可比的人格简表，本文单独使用2018年CFPS的截面数据进行回归，检验结果如表8第（1）列和第（2）列所示。其次，由于国内尚无统一的数字经济发展水平测度方式，为避免数字经济指标测度方式差异带来的偏误，本

文根据国家知识产权局发布的《数字经济核心产业分类与国际专利分类参照关系表（2023）》，整理出城市数字经济专利申请数据，替换基准回归中的数字经济发展水平指标进行回归，以检验结果的稳健性，回归结果如表8第（3）列和第（4）列所示。此外，本文还对样本范围进行了更改。Costa & McCrae（1988）研究发现，个体的非认知能力在30岁之后相对稳定，且考虑到大部分劳动者在60岁时已退休，本文剔除年龄在30岁以下及60岁以上的样本，重新进行回归，结果如表8第（5）列和第（6）列所示。最后，考虑到遗漏其他能力所造成的估计偏误，本文将认知能力作为控制变量加入基准回归模型进行估计。在认知能力指标构造上，参考了盛卫燕和胡秋阳（2019）的方法，将字词识记能力与数学计算能力的标准化得分加总，作为个体认知能力的代理变量，回归结果如表8第（7）列和第（8）列所示。综合来看，在不同方式的稳健性检验中，数字经济发展水平与非认知能力交互项的回归系数在女性样本中更加显著且绝对值更大，本文研究结论具有较强的稳健性和可靠性。

表8 稳健性检验回归结果

	使用2018年的 截面数据		替换数字经济水平 的测度指标		样本限定为 30~60岁		加入控制变量	
	女性 样本	男性 样本	女性 样本	男性 样本	女性 样本	男性 样本	女性 样本	男性 样本
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
非认知能力×数字 经济发展水平	0.313* (0.185)	0.114 (0.162)	0.162** (0.076)	0.058 (0.053)	0.158** (0.073)	0.063 (0.062)	0.250* (0.148)	0.074 (0.126)
非认知能力	-0.358 (0.359)	0.186 (0.235)	0.050 (0.138)	0.220* (0.113)	0.066 (0.151)	0.224* (0.127)	-0.324 (0.255)	0.175 (0.208)
数字经济发展水平	-0.140 (0.109)	-0.011 (0.101)	-0.128** (0.050)	-0.046 (0.041)	-0.117** (0.057)	-0.052 (0.044)	-0.150 (0.096)	-0.083 (0.093)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应			是	是	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
职业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	1820	2221	6965	8834	4729	6308	2932	3391
R ²	0.415	0.327	0.296	0.252	0.368	0.273	0.320	0.275

注：***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平；括号内为城市层面的聚类稳健标准误。

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）数据和国家统计局相关数据计算得到。

五 进一步分析

（一）非认知能力子指标异质性分析

非认知能力包括尽责性、外向性、宜人性、开放性和情绪稳定性五个子指标。为了更加全面地分析数字经济形态下非认知能力对工资的影响，本文进一步使用五个子指标分别进行估计。表9第（1）列为同时加入五个子指标与数字经济交互项的回归结果。鉴于不同维度的非认知能力子指标之间可能存在一定的共线性，本文将各子指标与数字经济的交互项分别引入回归模型进行分析，结果如表9第（2）列至第（6）列所示。从第（1）列中女性样本的估计结果来看，尽责性与数字经济的交互项显著为正。第（2）列至第（6）列的回归结果显示，尽责性与数字经济的交互项、宜人性与数字经济的交互项均显著为正。尽责性与劳动者的勤奋、自律、条理性和责任心等特质有关，现有研究大多认为其对工资具有促进作用（李静、陈超，2023；Gensowski et al., 2021；Nyhus & Pons, 2005）。值得注意的是，目前发达国家的相关研究普遍认为宜人性与劳动者工资呈负相关（Gensowski et al., 2021；Heineck & Anger, 2010），而本文表9的回归结果却发现在女性样本中，宜人性与数字经济的交互项与工资呈显著正相关。其原因可能在于：一是数字经济与劳动者存在互补效应，随着数字技术的发展，善于合作、待人温和等人格特征越来越重要；二是数字经济形态下的新经济范式更加强调分工合作，对劳动者的亲和力、协作能力和沟通能力的需求增加。从表9第（1）列中男性样本的估计结果来看，各项子指标均不显著，而从第（2）列至第（6）列中对应的结果可以看出，开放性与数字经济的交互项对男性劳动者的工资呈现一定程度的正向影响。程虹和李唐（2017）的研究认为，以开放性为特征的创新型人才在处于转型升级关键期的中国相对较少，故开放性人格与数字经济的交互能够对劳动者工资形成溢价效应。

表9 非认知能力子指标异质性分析

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
子表A：女性工资性收入						
尽责性×数字经济发展水平	0.085* (0.044)	0.075** (0.030)				
外向性×数字经济发展水平	0.012 (0.053)		0.051 (0.052)			

续表

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
宜人性×数字经济发展水平	0.090 (0.055)			0.097* (0.057)		
开放性×数字经济发展水平	-0.029 (0.044)				0.034 (0.028)	
情绪稳定性×数字经济发展水平	0.039 (0.033)					0.001 (0.034)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	6965	6965	6965	6965	6965	6965
R ²	0.321	0.320	0.320	0.321	0.320	0.320
子表B：男性工资性收入						
尽责性×数字经济发展水平	-0.012 (0.032)	0.025 (0.026)				
外向性×数字经济发展水平	0.076 (0.061)		0.080 (0.050)			
宜人性×数字经济发展水平	-0.032 (0.031)			-0.010 (0.029)		
开放性×数字经济发展水平	0.032 (0.030)				0.040* (0.024)	
情绪稳定性×数字经济发展水平	-0.045 (0.037)					-0.058 (0.039)
控制变量	是	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	8834	8834	8834	8834	8834	8834
R ²	0.255	0.252	0.251	0.252	0.252	0.253

注：***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平；括号内为城市层面的聚类稳健标准误；由于表格篇幅较长，为便于阅读，将时间、城市、行业及职业固定效应统一简化标注为“固定效应”。

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）数据和国家统计局相关数据计算得到。

（二）工资分位数异质性检验

为了探究非认知能力及数字经济对不同收入水平劳动者的异质性影响，本文进一步采用分位数回归进行实证检验。表10第（1）列至第（5）列报告了不同性别的工资分位数回归结果。对于女性样本，交互项回归系数在0.25、0.5和0.9工资分位数上显著为正；对于男性样本，交互项系数均不显著，但在0.1工资分位数上的交互项系数相对更大。一方面，高收入群体所在行业更有可能在工作中运用数字技术，从而促进数字技术与非认知能力形成互补效应；同时，女性被认为更擅长协调、合作及沟通等任务，在人机协作以及团队合作等方面具有比较优势，因此高收入水平的女性劳动者能够获

得更高的边际工资增长。另一方面，数字经济形态下平台经济及零工经济等新经济范式的出现，对中低端服务业从业者提出了新的要求。中低端服务业从业者在工作中与他人的直接交往更加密切，这需要劳动者具备一定的人际交往及沟通表达能力。现有研究发现，非认知能力对农民工及非正规就业者的工资具有正向影响（李根丽、尤亮，2022；梁宇亮等，2021），这一结论间接验证了非认知能力对中低收入劳动群体的工资促增长效应。综合上述回归结果，本文发现数字经济与非认知能力交互形成了溢价效应，且在高收入水平和中低收入水平的女性劳动群体中表现更为显著。

表 10 工资分位数异质性分析

	0.10 分位	0.25 分位	0.50 分位	0.75 分位	0.90 分位
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
子表 A：女性工资性收入					
非认知能力×数字经济发展水平	0.174 (0.133)	0.227*** (0.081)	0.167*** (0.059)	0.106 (0.073)	0.177** (0.069)
非认知能力	0.026 (0.306)	-0.136 (0.174)	-0.018 (0.116)	0.156 (0.146)	0.267* (0.159)
数字经济发展水平	-0.139 (0.088)	-0.158*** (0.060)	-0.094** (0.043)	-0.051 (0.041)	-0.085** (0.042)
控制变量	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是
观测值	6965	6965	6965	6965	6965
子表 B：男性工资性收入					
非认知能力×数字经济发展水平	0.111 (0.129)	0.044 (0.080)	0.063 (0.053)	0.074 (0.047)	0.076 (0.053)
非认知能力	0.019 (0.257)	0.218 (0.190)	0.193 (0.128)	0.211* (0.109)	0.215 (0.158)
数字经济发展水平	-0.010 (0.069)	0.005 (0.043)	-0.010 (0.031)	-0.016 (0.030)	-0.013 (0.031)
控制变量	是	是	是	是	是
固定效应	是	是	是	是	是
观测值	8834	8834	8834	8834	8834

注：***、**、*分别表示 1%、5%、10% 的显著性水平；括号内为城市层面的聚类稳健标准误；由于表格篇幅较长，为便于阅读，将时间、城市、行业及职业固定效应统一简化标注为“固定效应”。

资料来源：根据 2016–2022 年中国家庭追踪调查（CFPS）数据和国家统计局相关数据计算得到。

（三）职业异质性分析

关于职业异质性的分析，本文参考 Autor et al.（2003）的分类方法，将样本中的职业划分为程式化工作和非程式化工作两类。程式化工作通常具有明确的步骤和标准化流程，涉及重复性高的任务，员工在执行时依赖特定的技能和训练。由于其可预测性

和机械性，程式化工作更容易被自动化技术替代。本文将农、林、牧、渔、水利业生产人员，以及生产、运输设备操作人员及有关人员界定为从事程式化工作的人员。非程式化工作则强调灵活性和创造性，在工作中会面临复杂和不可预测的情境，往往需要员工运用较高的判断力和问题解决能力。此外，非程式化工作通常涉及较多的人际互动，强调团队协作和沟通能力，员工在决策上拥有较大的自由度。本文将国家机关、党群组织和企事业单位负责人、专业技术人员、办事人员及有关人员，以及商业、服务业工作人员界定为从事非程式化工作的人员。表11第（1）列和第（2）列结果表明，对于从事非程式化工作的劳动群体，女性样本中非认知能力与数字经济的交互能对其工资收入产生显著正向影响，而男性样本中交互项系数不显著。非程式化工作强调灵活性和沟通协调，通常需要人机协同来完成工作任务。从传统性别角色来看，沟通协调能力更加符合社会对女性的期待（Judge et al., 2012）。女性可能在人机协同方面存在相对优势，从而在非认知能力与数字经济交互对工资形成的溢价效应中，女性劳动者的工资获得更高的边际增长。表11第（3）列和第（4）列的回归结果显示，对于从事程式化工作的劳动者，非认知能力与数字经济的交互项系数在女性样本和男性样本中均不显著。可见，非认知能力与数字经济交互形成的溢价效应主要在非程式化工作的女性劳动群体中表现显著。

表 11 职业异质性分析

	非程式化		程式化	
	女性样本	男性样本	女性样本	男性样本
	(1)	(2)	(3)	(4)
非认知能力×数字经济发展水平	0.207** (0.085)	0.070 (0.076)	-0.022 (0.141)	0.064 (0.082)
非认知能力	0.036 (0.158)	0.431** (0.177)	0.114 (0.290)	-0.001 (0.155)
数字经济发展水平	-0.184*** (0.059)	-0.032 (0.060)	0.076 (0.114)	-0.059 (0.052)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
职业固定效应	是	是	是	是
观测值	5420	4252	1539	4582
R ²	0.308	0.318	0.325	0.224

注：***、**、*分别表示1%、5%、10%的显著性水平；括号内为城市层面的聚类稳健标准误。

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）数据和国家统计局相关数据计算得到。

六 结论与政策启示

本文利用2016年至2022年中国家庭追踪调查数据（CFPS），结合数字经济发展指数，考察了数字经济与非认知能力交互对劳动者工资的影响，并分析了其中的性别差异。基准回归结果表明，数字经济发展水平与非认知能力的交互效应在女性劳动者中显著为正。随着数字经济的发展，沟通、协调和合作等非认知能力在劳动力市场的重要性进一步凸显。相较于男性，女性在数字经济形态下的非认知能力能够获得更高的收入回报率，这为缩小性别工资差距提供了一个可能的渠道。异质性分析发现，在非认知能力子指标中，宜人性及尽责性与数字经济的交互项对女性劳动者工资存在更为显著的积极影响；在分位数回归中，数字经济与非认知能力的交互项在女性工资的0.25、0.5及0.9分位数上显著为正；分职业类型进行异质性检验发现，数字经济形态下的非认知能力溢价主要在从事非程式化工作的女性中显著为正。

此外，为应对潜在的内生性问题，本文采用了多种方法进行估计，包括工具变量法、处理效应模型、倾向得分匹配及双向固定效应模型等，结果均与基准回归结论一致。为保证研究结论的可靠性，本文进行了一系列稳健性检验。首先，采用2018年的截面数据进行回归，以保证非认知能力指标构建的科学性；其次，运用数字经济专利申请数据，避免数字经济指标测度方式差异带来的偏误；另外，将样本年龄调整为30岁至60岁，以保证非认知能力的稳定性；最后，将认知能力作为控制变量加入模型中，以缓解遗漏变量导致的内生性问题。研究结果均表现出较强的稳健性。

本文的研究结论有助于个人、企业、学校及政府更深入地认识数字经济形态下非认知能力在劳动力市场中日益凸显的重要性。非认知能力在人的整个生命周期都具有较强的可塑性（Helson et al., 2002），从学前阶段直至成年期，个人均有机会提升自身的非认知能力水平。据此，本文提出如下建议。第一，个人在持续积累认知能力的同时，应系统提升非认知能力，特别是沟通、协作与自我管理的关键软技能，以更好地应对数字经济新就业环境中岗位的复杂性与不确定性。劳动者应结合自身人格特征，科学评估非认知能力水平，并将其纳入职业选择与发展路径的综合考量，在能力结构与岗位特征之间实现更优匹配，从而提升在职场中的适应性、稳定性与发展潜力。第二，企业应加强对非认知能力的重视，完善人才选拔、绩效考核及激励机制，特别是在非程式化和高交互岗位上，着力挖掘并培育女性员工在非认知能力方面的相对优势，推动其在提升团队绩效和促进组织多样性方面发挥更大作用。同时，企业应通过系统

化的在岗培训和任务导向型学习，提升员工的沟通、协作与适应能力，增强面对数字化转型的综合应变能力。进一步通过制度设计保障职场公平，营造包容环境，为女性职业发展和潜能释放提供制度支持。第三，政府可从家庭支持与教育改革两方面着手，营造有利于劳动者发挥非认知能力优势的制度环境。一方面，应完善托育服务、弹性工作安排与家庭照护支持，减轻女性家庭负担，提升其参与非程式化、高附加值岗位的可能性。针对中低收入群体，应加强软技能培训与就业支持，鼓励其进入准入门槛较低但对非认知能力要求较高的服务型岗位，拓展其就业空间与上升通道。另一方面，应在基础教育中系统融入非认知能力培养相关课程，强化其与学科教学的协同，丰富实践与项目式学习，逐步构建覆盖全生命周期的能力发展机制，提升人力资本质量与劳动者的长期适应力和竞争力。

参考文献：

- 陈华帅、谢可琴（2023），《数字经济与女性就业——基于性别就业差异视角》，《劳动经济研究》第2期，第84-103页。
- 程虹、李唐（2017），《人格特征对于劳动力工资的影响效应——基于中国企业-员工匹配调查（CEES）的实证研究》，《经济研究》第2期，第171-186页。
- 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，第5-23页。
- 李根丽、尤亮（2022），《非认知能力对非正规就业者工资收入的影响》，《财经研究》第3期，第124-138页。
- 李建奇（2022），《数字化变革、非常规技能溢价与女性就业》，《财经研究》第7期，第48-62页。
- 李静、陈超（2023），《不容忽视的“软实力”：非认知能力与个体收入不平等》，《劳动经济研究》第3期，第120-144页。
- 梁宇亮、胡浩、江光辉（2021），《性格决定命运：非认知能力对农民工就业质量影响及机制研究》，《西北人口》第2期，第15-26页。
- 乔小乐、杜强、何洋（2023），《数字经济背景下劳动者职业流动及其收入效应研究》，《中国人口科学》第1期，第86-100页。
- 盛卫燕、胡秋阳（2019），《认知能力、非认知能力与技能溢价——基于CFPS 2010-

- 2016年微观数据的实证研究》，《上海经济研究》第4期，第28-42页。
- 王春超、张承莎（2019），《非认知能力与工资性收入》，《世界经济》第3期，第143-167页。
- 王林辉、钱圆圆、赵贺（2022），《人工智能技术、个体能力与劳动工资：来自认知和非认知能力视角的经验证据》，《东南大学学报（哲学社会科学版）》第4期，第58-69页。
- 王永钦、董雯（2020），《机器人的兴起如何影响中国劳动力市场？——来自制造业上市公司的证据》，《经济研究》第10期，第159-175页。
- 吴琼、谷丽萍（2020），《简版人格量表在中国大型综合调查中的应用》，《调研世界》第5期，第53-58页。
- 肖土盛、孙瑞琦、袁淳、孙健（2022），《企业数字化转型、人力资本结构调整与劳动收入份额》，《管理世界》第12期，第220-237页。
- 乐君杰、胡博文（2017），《非认知能力对劳动者工资收入的影响》，《中国人口科学》第4期，第66-76页。
- 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，第65-76页。
- Acemoglu, Daron & David Autor (2011). Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. In David Card & Orley Ashenfelter (eds.), *Handbook of Labor Economics, Volume 4B*. Amsterdam: Elsevier, pp. 1043-1171.
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2018). The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment. *American Economic Review*, 108 (6), 1488-1542.
- Akerman, Anders, Ingvil Gaarder & Magne Mogstad (2015). The Skill Complementarity of Broadband Internet. *The Quarterly Journal of Economics*, 130 (4), 1781-1824.
- Aksoy, Cevat, Berkay Özcan & Julia Philipp (2021). Robots and the Gender Pay Gap in Europe. *European Economic Review*, 134, 103693.
- Anglim, Jeromy, Sharon Horwood, Luke Smillie, Rosario Marrero & Joshua Wood (2020). Predicting Psychological and Subjective Well-Being from Personality: A Meta-Analysis. *Psychological Bulletin*, 146 (4), 279-323.
- Autor, David, Frank Levy & Richard Murnane (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*,

118 (4), 1279–1333.

Bertrand, Marianne (2011). New Perspectives on Gender. In David Card & Orley Ashenfelter (eds.), *Handbook of Labor Economics, Volume 4B*. Amsterdam: Elsevier, pp. 1543–1590.

Borghans, Lex, Angela Duckworth, James Heckman & Bas Ter Weel (2008). The Economics and Psychology of Personality Traits. *Journal of Human Resources*, 43 (4), 972–1059.

Borghans, Lex, Bas Ter Weel & Bruce Weinberg (2014). People Skills and the Labor–Market Outcomes of Underrepresented Groups. *ILR Review*, 67 (2), 287–334.

Chapman, Emma, Simon Baron–Cohen, Bonnie Auyeung, Rebecca Knickmeyer, Kevin Taylor & Gerald Hackett (2006). Fetal Testosterone and Empathy: Evidence from the Empathy Quotient (EQ) and the “Reading the Mind in the Eyes” Test. *Social Neuroscience*, 1 (2), 135–148.

Collischon, Matthias (2020). The Returns to Personality Traits Across the Wage Distribution. *Labour*, 34 (1), 48–79.

Cortés, Patricia, Ying Feng, Nicolás Guida–Johnson & Jessica Pan (2024). Automation and Gender: Implications for Occupational Segregation and the Gender Skill Gap. *NBER Working Paper*, No. 32030.

Costa, Paul & Robert McCrae (1988). Personality in Adulthood: A Six–Year Longitudinal Study of Self–Reports and Spouse Ratings on the NEO Personality Inventory. *Journal of Personality and Social Psychology*, 54 (5), 853–863.

Costa, Paul & Robert McCrae (1999). A Five–Factor Theory of Personality. In Lawrence Pervin & Oliver John (eds.), *Handbook of Personality: Theory and Research (2nd ed.)*. New York: Guilford Press, pp. 139–153.

Deming, David (2017). The Growing Importance of Social Skills in the Labor Market. *The Quarterly Journal of Economics*, 132 (4), 1593–1640.

Deming, David (2023). Multidimensional Human Capital and the Wage Structure. In Eric Hanushek, Stephen Machin & Ludger Woessmann (eds.), *Handbook of the Economics of Education, Volume 7*. Amsterdam: Elsevier, pp. 469–504.

Edin, Per–Anders, Peter Fredriksson, Martin Nybom & Björn Öckert (2022). The Rising Return to Noncognitive Skill. *American Economic Journal: Applied Economics*, 14 (2), 78–100.

Feingold, Alan (1994). Gender Differences in Personality: A Meta–Analysis. *Psychological Bulletin*, 116 (3), 429–456.

- Gensowski, Miriam, Mette Gørtz & Stefanie Schurer (2021). Inequality in Personality over the Life Cycle. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 184, 46–77.
- Goldberg, Lewis (1992). The Development of Markers for the Big-Five Factor Structure. *Psychological Assessment*, 4 (1), 26–42.
- Gosling, Samuel, Peter Rentfrow & William Swann (2003). A Very Brief Measure of the Big-Five Personality Domains. *Journal of Research in Personality*, 37 (6), 504–528.
- Hanushek, Eric (2010). Developing a Skills-Based Agenda for “New Human Capital” Research. Last access date: 2025-05-09, <https://ssrn.com/abstract=1889200>.
- Heckman, James & Tim Kautz (2012). Hard Evidence on Soft Skills. *Labour Economics*, 19 (4), 451–464.
- Heckman, James, Jora Stixrud & Sergio Urzua (2006). The Effects of Cognitive and Noncognitive Abilities on Labor Market Outcomes and Social Behavior. *Journal of Labor Economics*, 24 (3), 411–482.
- Heineck, Guido & Silke Anger (2010). The Returns to Cognitive Abilities and Personality Traits in Germany. *Labour Economics*, 17 (3), 535–546.
- Helson, Ravenna, Virginia Kwan, Oliver John & Constance Jones (2002). The Growing Evidence for Personality Change in Adulthood: Findings from Research with Personality Inventories. *Journal of Research in Personality*, 36 (4), 287–306.
- Judge, Timothy, Beth Livingston & Charlice Hurst (2012). Do Nice Guys – and Gals – Really Finish Last? The Joint Effects of Sex and Agreeableness on Income. *Journal of Personality and Social Psychology*, 102 (2), 390–407.
- Nunn, Nathan & Nancy Qian (2014). US Food Aid and Civil Conflict. *American Economic Review*, 104 (6), 1630–1666.
- Nyhus, Ellen & Empar Pons (2005). The Effects of Personality on Earnings. *Journal of Economic Psychology*, 26 (3), 363–384.
- Thielmann, Isabel & Benjamin Hilbig (2015). Trust: An Integrative Review from a Person–Situation Perspective. *Review of General Psychology*, 19 (3), 249–277.
- Weinberg, Bruce (2000). Computer Use and the Demand for Female Workers. *ILR Review*, 53 (2), 290–308.
- Weinberger, Catherine (2014). The Increasing Complementarity Between Cognitive and Social Skills. *Review of Economics and Statistics*, 96 (5), 849–861.

Digital Economy, Non-Cognitive Skills, and Female Wage Income

Li Lei^{1, 2} & Chen Sijia³

(Center for Transnationals' Studies, Nankai University¹;

Laboratory for Economic Behaviors and Policy Simulation, Nankai University²;

School of Economics, Nankai University³)

Abstract: Using data from the China Family Panel Studies (CFPS) for 2016–2022, this study constructs an index of non-cognitive skills based on the Big Five personality traits. Combining this with the digital economy development index, we examine the wage premium generated by the interaction between the digital economy and non-cognitive skills, focusing on gender differences in labor market returns. The results indicate that the wage premium from this interaction has a more pronounced positive effect on female workers. Further analysis reveals that among the sub-dimensions of non-cognitive skills, the interaction of agreeableness and conscientiousness with the digital economy significantly increases women's wages. Moreover, quantile regression analysis shows that this premium yields a stronger wage-growth effect for women at the lower-middle and upper percentiles of the wage distribution. Heterogeneity analysis by occupation type demonstrates that the non-cognitive skill premium in the digital economy is particularly significant for women in non-routine jobs.

Keywords: digital economy, non-cognitive skills, wage income, gender pay gap

JEL Classification: D91, E24, J24, J16

(责任编辑: 王 俊)