

人工智能技术创新与劳动力数字技能溢价

李宏兵 杜佳怡 宫易飞

摘要:人工智能发展对劳动力市场有长期且深远的影响。在此背景下,本文基于2014—2022年中国家庭追踪调查(CFPS)微观数据,构建并测算数字技能综合评价指标,从个体层面探讨人工智能技术创新对劳动力数字技能溢价的影响。研究发现,人工智能技术创新提升了劳动力数字技能的收入回报,提高了数字技能溢价。机制分析表明,人工智能技术创新通过激发潜在数字人才需求、拉动直接数字人才需求以及优化数字人才就业结构,推升企业对数字技能劳动力的需求,进而提高数字技能溢价。异质性分析表明,人工智能技术创新对数字技能溢价的提高作用在从事非常规任务、资本技术密集型行业以及财政科技支出较高地区表现得更为明显。进一步分析发现,人工智能技术创新对数字技能溢价的影响具有明显的收入分布异质性,其提高作用随着收入分位的提高而不断增强,并在高收入群体中表现出更强的技能偏向特征。本文为理解人工智能影响劳动力市场的结构分化提供了微观证据,也为实施差异化、包容性的创新与收入分配政策提供了重要启示。

关键词:人工智能 人力资本 数字技能溢价 工资差距 数字人才需求 技能偏向型

中图分类号:F241.2

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2026)08-0056-15

一、问题提出

近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)技术呈现爆发式发展态势。2025年,“人工智能+”首次被纳入《政府工作报告》,成为两会期间备受瞩目的焦点议题。党的二十届四中全会审议通过的《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议》多次提及人工智能,将其明确为战略性、引领性支柱产业,并对“人工智能+”行动进行系统部署,为未来五年产业的高质量发展作出清晰的规划。在此背景下,深化“人工智能+”战略,促进数字技术与中国制造紧密结合,是未来发展的核心战略方向。

人工智能创新应用驱动着劳动力市场的结构性转型。中国收入分配格局与服务业劳动力结构持续演变,以基尼系数衡量的收入差距长期处于较高水平,以人工智能发明专利为代表的技术创新呈现出快速增长态势(如图1所示)。然而,人工智能技术创新在创造高技能岗位需求的同时,也导致中等技能岗位的大幅缩减,形成“两头大、中间小”的就业极化格局^[1]。因此,在新一轮科技革命和产业变革加速演进的背景下,关注收入分配的优化与就业结构的平衡,对促进社会包容性和可持续发展尤为重要。鉴于此,本文基于

收稿日期:2026-01-23;修回日期:2026-07-08

基金项目:国家社会科学基金重点项目“数字劳动视域下公共数据高质量开放对稳就业的效应研究”(24AJL016);北京市宣传文化高层次人才培育资助项目“生成式人工智能赋能北京文化产业数字化发展研究”(京宣传文化人才24-2);北京邮电大学AI4S探索计划项目(2025AI4S11)

作者简介:李宏兵 北京邮电大学经济管理学院教授、博士生导师,北京,100876;

杜佳怡 北京邮电大学经济管理学院硕士研究生;

宫易飞 北京邮电大学经济管理学院博士研究生。

作者感谢审稿快线专家的评审意见。

微观劳动者视角,考察城市人工智能技术创新对数字技能溢价的影响及其作用机制,并进一步分析其在不同收入群体中的异质性效应。本文的研究有助于揭示人工智能技术创新影响劳动者收入分配的作用机制,为“十五五”时期推动经济高质量发展提供理论参考。

数字技术作为解释工资差距变动的关键因素已获得学界广泛认可。然而,关于人工智能技术对技能溢价的影响,现有研究主要存在以下分歧。一种观点认为,以人工智能技术为代表的技术革新将加剧技能溢价;有学者从技能偏向性技术进步的视角,认为技术变革会非对称地提高不同技能水平劳动力的生产率,尤其有利于高技能劳动者^[2]。例如,互联网的普及推动了劳动力市场向高技能结构转型,扩大了技能型人才需求并提升了技能溢价;相较于低技能劳动者,人工智能技术对高技能劳动者的边际产出提升更为显著。当两类劳动力替代弹性较高时,技术创新将进一步提高技能型劳动者的就业份额和薪酬水平,从而扩大技能溢价^[3-4]。还有学者从要素偏向型技术进步的视角进行阐释,认为人工智能与高技能劳动力之间呈现互补关系。人工智能技术创新能够通过提升高技能劳动力的生产效率,提升其劳动薪酬;与之相反,人工智能替代低技能劳动者,出现“机器换人”的现象,最终导致技能溢价不断扩大^[5-6]。另一种观点则指出,数字技术对技能溢价的影响是多维的。例如,奥托尔和多恩(Autor & Dorn)发现智能化对技能溢价呈非线性影响,高低技能劳动者工资均获提升^[7]。阿西莫格鲁和雷斯特雷波(Acemoglu & Restrepo)则认为短期智能化会推升技能溢价,而长期因高端劳动替代和低技能生产率提升,溢价将回落^[5];而且,工业机器人在替代常规岗位的同时,会通过增加非智能化环节的低技能需求来抑制技能溢价^[8]。因此,智能化对收入差距的综合影响仍需结合具体发展阶段进行评估。

随着对技能溢价影响的研究日渐深入,学术界对劳动力技能的划分标准也趋于多元化。在早期研究中,劳动力技能主要通过受教育水平进行划分。阿西莫格鲁和皮施克(Acemoglu & Pischke)研究发现,美国劳动力市场中大学学历与职业地位之间呈现显著相关性^[9]。之后,这

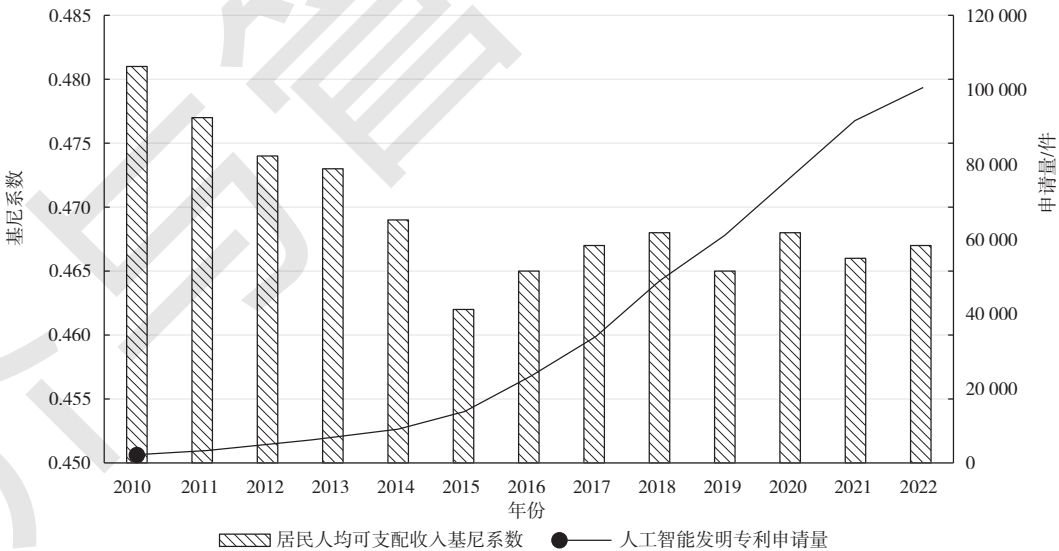


图 1 2010—2022 年收入分配差距与人工智能技术创新发展

资料来源:居民人均可支配收入基尼系数数据源于国家统计局,人工智能发明专利申请量数据源于上海经禾信息技术有限公司中国研究数据服务平台(CNRDS)。

种以教育水平作为技能划分标准的测度方法得到广泛应用^[10]。有学者基于工作性质和行业特性对劳动力技能进行划分。姚先国等以工作内容作为技能划分标准^[11]。宋冬林等从行业维度进行划分,将制造业从业者归类为技能劳动力,而将农、林、牧、渔业从业者划分为非技能劳动力^[12]。蔡赫君等把信息技术相关行业从业者认定为高技能劳动力,其他行业则为一般性劳动力^[13]。此外,还有学者将研究延伸至认知能力、非认知能力与技能溢价之间的影响^[14]。研究发现,人工智能技术对这两种能力的促进作用均能提高劳动力薪酬,但由非认知能力产生的溢价更为明显^[15]。目前,关于人工智能与技能溢价的研究仍大多采用行业、学历或任务复

杂度做划分。随着互联网发展深入人们的工作与生活,数字技能已成为现代劳动力市场中不可或缺的核心能力。因此,从数字技能角度推进劳动技能溢价问题研究对实践发展具有深远的现实意义。

本文可能的贡献主要体现在三个方面。首先,区别于传统基于任务属性或受教育水平的技能评价体系,本文从数字时代核心的数字技能切入,从数字技能接入、数字技能使用量、互联网应用技能、数字信息渠道重要性四个维度构建了劳动力数字技能测度指标,更好地契合数字经济时代的现实需求。其次,根据2014—2022年中国家庭追踪调查(CFPS)数据,基于“激发潜在数字人才需求—拉动直接数字人才需求—优化数字人才结构”的逻辑链条,本文探讨人工智能技术创新对不同数字技能群体职业发展差距的影响,为理解人工智能影响数字技能溢价提供了多层次的实证依据。最后,本文采用再中心化影响函数(RIF)分位数回归,从收入分布视角揭示了人工智能技术创新对数字技能溢价的异质性影响,进一步丰富了人工智能影响劳动收入分配的相关研究。

二、理论分析与研究假设

(一) 人工智能技术创新对数字技能溢价的影响

人工智能技术创新通过多种效应叠加影响劳动力薪酬差异。首先,有学者从替代效应的视角出发,指出人工智能技术的发展主要通过净替代机制对劳动力市场产生负面影响。一种方法通过考察人工智能技术对不同技能水平劳动力群体的就业结构变迁及收入分配的差异化影响,来验证技术对劳动力的替代效应^[16];另一种方法运用机器学习算法构建职业替代概率预测模型,对不同职业的自动化风险进行量化评估与比较分析^[17]。已有研究表明,以程序化和标准化为特征的常规性手工劳动岗位呈现出更高的技术替代风险^[18-19]。

其次,另有学者聚焦于人工智能技术所产生的创造效应,主张该技术能够提高生产效率或增加新兴领域的就业岗位。孔高文等的研究发现,机器人应用不仅有助于推动所在地区产业集群的总就业量增加,也能对劳动力整体薪资待遇的提升产生积极作用^[20]。黄先海等的实证分析表明,工业机器人的普及能够推动企业内高素质劳动力比例的提升^[21]。

最后,还有学者关注人工智能技术影响劳动力就业的组成效应,重点研究各行业的就业结构分布及其极化趋势^[7]。这种结构性变化一方面体现在不同行业受到差异化的影响,如资本密集型行业的劳动力需求显著下降,而先进制造业和现代服务业则创造了大量新增就业岗位^[22];另一方面体现在就业市场呈现两极分化趋势,即高技能高收入岗位和低技能服务性岗位需求旺盛,中等收入岗位则面临严重冲击^[23]。

人工智能技术对劳动力市场的影响是复杂、多样的,究其影响路径,创造效应与替代效应动态并存,极化效应进一步凸显出对劳动力市场中不同技能层级劳动者的异质性影响。基于数字技能差异视角,本文聚焦人工智能技术可能引发的收入分化问题,并依据极化效应提出核心研究假设。

基于此,本文提出假设1:人工智能技术创新增强了劳动力数字技能的工资回报,从而提高数字技能溢价。

(二) 人工智能技术创新影响数字技能溢价的传导路径

技能溢价源于劳动者人力资本积累的差异,本质上是市场对高技能人力资本稀缺性的价值回报^[24]。人工智能技术创新具有显著的技能偏向型特征。一方面,人工智能通过与高数字技能劳动者形成互补,提升其边际产出,并催生数据标注师、算法训练员等新职业,显著扩大企业对数字技能人才的需求^[25];另一方面,数字技能培养具有较强的时滞性,高等教育和职业培训难以及时匹配技术迭代,导致高数字技能人才供给相对不足。根据劳动力市场均衡理论,当需求快速增长而供给短期内难以有效响应时,企业将通过提高薪酬竞争稀缺人才,从而扩大高、低技能劳动者之间的收入差距,提升数字技能溢价。

1. 激发潜在数字人才需求

突破性技术的出现与广泛讨论,会向市场传递经济结构变迁的强烈信号。当人工智能在更多场景中实

现规模化应用时,公众、投资者与企业的关注度迅速提高,进一步强化市场预期并促使其调整行为。企业为抢占先机,会加大对高技能数字人才的招聘力度;劳动者感受到技术变革的信号后,也愿意向数字技能领域转型,但由于技能培养需要时间,短期内反而加剧了高技能人才的供给紧张。这种由关注度和预期驱动的潜在需求,并不等同于当前的实际生产力需求,却能影响劳动力市场的定价机制,放大数字技能溢价。

基于此,本文提出假设2:人工智能技术创新通过提升公众关注度与市场预期,激发了潜在数字人才需求,进而提高数字技能溢价。

2. 拉动直接数字人才需求

根据产业集聚理论,重大技术冲击往往会引发企业进入浪潮与产业空间格局的重塑。人工智能技术创新降低了特定任务的执行成本,创造了新的盈利空间,从而激励新企业创立,并推动现有企业向技术密集区迁移或扩张。产业集聚创造了大量高数字技能岗位,企业间围绕稀缺人才的竞争进一步推高了薪资水平。与此同时,知识溢出与匹配效率的提升也增强了高技能劳动者的议价能力。因此,人工智能技术创新通过驱动企业进入与产业集聚,从实体组织层面扩充了数字人才需求,扩大了数字技能溢价。

基于此,本文提出假设3:人工智能技术创新通过驱动企业进入与产业集聚,拉动了直接数字人才需求,进而提高数字技能溢价。

3. 提升高技能岗位占比

人工智能对劳动力市场的影响不仅体现在数量维度的扩张,更表现在就业结构的重塑。作为一种典型的偏向性技术进步,人工智能通过技术溢出效应与岗位创造效应,不断提高高端劳动力市场的技能门槛。经济发展的本质,是生产要素从低效率部门向高效率部门的动态转移。在这一演进过程中,人工智能一方面代替重复性、低效性任务,倒逼生产要素从增长边际递减的传统部门流出;另一方面通过创造效应,吸引生产要素向算法研发、智能制造等高效率领域加速集聚,从而引导生产要素由传统通用型向高数字技能型转移,最终在宏观层面表现为就业结构的优化,以及高数字技能就业岗位比例的增加。

基于此,本文提出假设4:人工智能技术创新通过优化数字人才的就业结构,提升高技能岗位占比,进而提高数字技能溢价。

三、实证设计

(一) 样本选取与数据来源

本文采用的数据来源于多个数据库。个体层面数据来自北京大学中国社会科学调查中心发布的2014—2022年中国家庭追踪调查(CFPS);人工智能相关专利数据源自上海经禾信息技术有限公司中国研究数据服务平台(CNRDS);城市层面数据则取自相应年份的《中国城市统计年鉴》。数据处理过程如下:首先,剔除年龄小于16岁或大于65岁的非劳动年龄人口样本;其次,删除工资性收入回答为“拒绝回答”“不适用”或“不清楚”的样本,并对工资变量进行上下1%的缩尾处理以控制极端值影响。经过上述清理,最终获得18 660个有效混合截面样本观测值。

(二) 模型设定

为考察人工智能技术创新对劳动力个体的工资及拥有高、低数字技能劳动力个体的工资差距的影响,本文参考相关文献^[26],在明瑟(Mincer)方程的基础上引入交互项,设定以下模型:

$$hourly_wage_{it} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{ct} + \beta_2 \ln AI_{ct} \times Skill_{it} + \beta_3 Skill_{it} + X'_{it} \beta_4 + X'_{ct} \beta_5 + \delta_c + \gamma_t + \varepsilon_{ict} \quad (1)$$

其中, $hourly_wage_{it}$ 表示劳动者 i 在 t 年获得的小时工资, $\ln AI_{ct}$ 为城市 c 在 t 年的人工智能技术创新水平, $Skill_{it}$ 表示劳动者 i 在 t 年的数字技能综合评分, X'_{it} 表示劳动力个体的控制变量, X'_{ct} 表示城市层面的控制变量, δ_c 、 γ_t 分别表示城市固定效应和年份固定效应。 ε_{ict} 为随机误差项,将标准误差聚类到城市层面。

(三) 变量说明

1. 被解释变量

劳动收入(*hourly_wage*)以小时工资作为衡量指标。该指标的计算过程可分为两步:首先,将年工资收入按52周折算为周工资;随后,再根据调查中“过去12个月,您这份工作一般每周工作多少个小时?”所获取的每周工作时间,将周工资进一步除以该工时数,从而得出最终结果。

2. 解释变量

人工智能技术创新水平(*lnAI*)的测算主要依据已有研究^[15],采用各城市人工智能发明专利申请量加1后取自然对数进行衡量。具体测度方法参照姚加权等^[27]的研究,其步骤主要包括:构建包含73个关键词的人工智能技术词典,基于该词典对专利标题和摘要文本进行关键词匹配,进而识别并逐年统计各城市相关发明专利申请或授权数量。本文使用的基础专利数据来源于CNRDS。

数字技能(*Skill*)的衡量。数字鸿沟理论为理解数字技能的多维性提供了基本框架。既有研究通常将其划分为三个层级:第一级为“有或无”的“接入沟”,反映互联网、电脑、电话等设备的拥有与否所导致的差异^[28];第二级为“深或浅”的“使用沟”,衡量不同群体在数字资源使用频率上的分化^[29];第三级则为“效果沟”,关注各群体从数字技术使用中获得的实际收益是否存在差异^[30]。本文构建的数字技能指标体系覆盖一级“接入沟”与二级“使用沟”,而所研究的数字技能溢价,即为第三级“效果沟”在劳动力市场的具体表现。数字技能本身是一个多维度的概念,不同类型的数字技能在收入决定中发挥着不同作用。本文从数字技能接入、数字技能使用量、互联网应用技能、数字信息渠道重要性四个维度,共选取13个具体指标,对劳动力的数字技能进行综合度量。各指标的来源、赋值及标准化方法详见表1。

表 1 劳动力数字技能测度体系

技能类型	技能变量	数据来源	指标赋值
数字技能接入	V1 是否移动上网	Q1 是否使用移动设备,比如手机、平板上网?	是=1,否=0
	V2 是否电脑上网	Q2 是否电脑上网?	
数字技能使用量	V3 当年手机费(元)	Q3 每月的手机费大概是多少?	取自然对数后作 [0,1]标准化 处理
	V4 当年网上购物花费(元)	Q4 过去12个月,您网上购物(含网上缴费)总共花了多少钱?	
学习技能	V5 互联网学习能力	Q5 使用互联网学习的频率有多高?	按照频次和重要性,由高到低对 每个题项赋值 后,作[0,1]标准 化处理并对相应 题项得分取均值
		Q6 使用互联网学习对您有多重要?	
工作技能	V6 互联网工作能力	Q7 使用互联网工作的频率有多高? Q8 使用互联网工作对您有多重要?	
商业技能	V7 互联网商业生活能力	Q9 使用互联网进行商业活动的频率有多高? Q10 使用互联网进行商业活动对您有多重要?	
社交技能	V8 互联网社交能力	Q11 使用互联网进行社交活动的频率有多高? Q12 使用互联网社交对您有多重要?	
娱乐技能	V9 互联网娱乐能力	Q13 使用互联网娱乐的频率有多高? Q14 使用互联网娱乐对您有多重要?	
数字信息渠道重要性	V10 互联网对获取信息的重要程度	Q15 互联网对您获取信息的重要性?	[0,1]标准化后 取均值
	V11 电视对获取信息的重要程度	Q16 电视对您获取信息的重要性?	
	V12 手机短信对获取信息的重要程度	Q17 手机短信对您获取信息的重要性?	
	V13 广播对获取信息的重要程度	Q18 广播对您获取信息的重要性?	

在数据处理上,首先对上述指标进行统一赋值与初步标准化。其次,采用主成分分析(PCA)与因子分析(FA)对13个变量进行降维处理。为系统反映数字技能的综合水平,本文基于特征根值大于1的判定标准,提取出两个主因子: f_1 和 f_2 。其中, f_1 表示个体对互联网数字设备的使用技能水平,涵盖变量 V_1 、 V_2 、 V_4 、 V_5 、 V_6 、 V_7 、 V_8 、 V_9 及 V_{10} ; f_2 表示个体对非互联网数字设备的使用技能水平,包括变量 V_3 、 V_{11} 、 V_{12} 及 V_{13} 。再次,根据因子得分系数矩阵计算每位劳动者在两个因子上的得分,并以其方差贡献率为权重合成数字技能综合指标。最后,将得到的数字技能综合得分再次进行标准化,使其取值落在 $[0,1]$ 区间内,形成连续型数字技能变量。

3. 控制变量

控制变量涵盖个体与城市两个层面的特征变量。其中个体层面数据来源于CFPS个体调查数据,特征变量包括:性别(*gender*),男性赋值为1,女性赋值为0;年龄(*age*)及年龄的平方(age^2),采用连续变量表示,用于捕捉年龄与劳动收入之间可能存在的非线性关系;户籍性质(*hukou*),非农户籍赋值为1,农业户籍赋值为0;受教育水平(*edu*)采用受教育年限进行赋值。具体地,未上过学赋值为0,小学为6,初中为9,普通高中/职业高中/技校/中专统一赋值为12,大专为15,本科为16,硕士为19,博士为22。城市层面数据来源于《中国城市统计年鉴》,特征变量包括:产业结构(*Intershare*),以第三产业占比百分数的自然对数来表征;文化建设(*lnpublib*),以公共图书馆图书总藏量的自然对数来表征;互联网基础设施建设(*lnpubint*),以电信业务总量的自然对数来表征;地方财力(*lngovrev*),以地方财政一般预算内收入的自然对数来表征;工业规模(*lnind*),以规模以上工业企业数量的自然对数来表征;邮政发展水平(*lnpost*),以邮政业务总量的自然对数来表征。

(四) 变量描述性统计

表2报告了主要变量的描述性统计结果。从表2可以看出,劳动力样本的小时工资(*hourly_wage*)均值为21.6040元;人工智能技术创新水平(*AI*)在城市间存在较为明显的异质性,数字技能(*skill*)的总体分布相对集中。其余个体特征变量及城市层面控制变量的统计特征均处于合理范围,与预期基本一致。

表 2 描述性统计结果

变量类型	变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	<i>hourly_wage</i>	18 660	21.604 0	22.125 2	0.641 0	134.615 4
解释变量	<i>AI</i>	18 660	1 002.594 0	2 388.034 0	0	20 554
	<i>skill</i>	18 660	0.757 3	0.123 5	0.047 9	1.000 0
个体层面控制变量	<i>gender</i>	18 660	0.523 4	0.499 5	0	1
	<i>age</i>	18 660	34.398 8	9.868 6	16	65
	age^2	18 660	1 280.663 0	747.590 9	256	4 225
	<i>hukou</i>	18 660	0.588 2	0.492 2	0	1
	<i>marriage</i>	18 660	0.699 6	0.458 4	0	1
	<i>edu</i>	18 660	11.586 4	3.640 2	0	22
城市层面控制变量	<i>tershare</i>	18 660	52.480 4	11.410 5	19.760 0	83.870 0
	<i>publib</i>	18 660	14 069.371 8	23 529.073 3	190	82 400
	<i>pubint</i>	18 660	$1.429\ 9\times10^6$	$1.995\ 7\times10^6$	14 000	$1.396\ 4\times10^7$
	<i>ind</i>	18 660	2 754.400 4	3 118.888 8	7	13 844
	<i>post</i>	18 660	$1.259\ 1\times10^6$	$3.071\ 4\times10^6$	1 350	$1.966\ 9\times10^7$
	<i>govrev</i>	18 660	$1.252\ 5\times10^7$	$2.003\ 9\times10^7$	168 062	$7.608\ 2\times10^7$

四、实证结果与分析

(一) 基准回归

表3报告了基准回归结果。其中,列(1)纳入人工智能技术创新、劳动者数字技能水平及二者的交互

项,并控制城市和个体层面的相关变量;列(2)在此基础上进一步控制年份固定效应和城市固定效应。结果显示,解释变量($\ln AI \times skill$)的回归系数均在1%水平下显著为正,具有良好的统计显著性。也就是说,人工智能技术创新与数字技能之间存在互补关系,假设1得到验证。高技能劳动者能从人工智能技术创新发展中获得正向收入回报;同时,数字技能劳动者的收入回报也随着人工智能技术水平的提高而增强。

表3 基准回归结果

变量	(1)	(2)
$\ln AI \times skill$	5.370 4 *** (0.562 6)	5.013 0 *** (0.642 7)
$\ln AI$	-4.746 4 *** (0.772 7)	-3.688 2 *** (0.611 4)
$skill$	1.550 0 (2.693 8)	-3.415 0 (3.529 9)
$gender$	5.874 8 *** (0.390 9)	5.970 6 *** (0.395 2)
age	1.138 3 *** (0.132 3)	0.998 2 *** (0.126 6)
age^2	-0.012 7 *** (0.001 7)	-0.011 2 *** (0.001 7)
$hukou$	-3.296 0 *** (0.484 2)	-2.905 1 *** (0.548 5)
$marriage$	1.047 9 * (0.605 0)	1.416 8 ** (0.550 1)
edu	1.641 7 *** (0.212 5)	1.682 7 *** (0.229 8)
$\ln intershare$	0.654 8 (1.929 7)	-0.862 4 (2.437 2)
$\ln publib$	1.494 6 * (0.803 3)	0.415 3 (0.525 5)
$\ln pubint$	0.391 9 (0.581 9)	-0.227 3 (0.439 3)
$\ln ind$	-0.278 4 (0.657 2)	1.411 4 (1.033 7)
$\ln post$	0.717 9 * (0.375 5)	0.355 3 (0.559 8)
$\ln govtrev$	2.064 2 ** (0.923 8)	1.093 3 (1.171 3)
常数项	-79.078 8 *** (17.852 6)	-21.918 2 (23.337 4)
城市固定效应	未控制	控制
年份固定效应	未控制	控制
样本量	18 660	18 660
$\overline{R^2}$	0.238 6	0.260 8

注:***、**、* 分别表示在1%、5%和10%水平下显著,括号内为城市层面的聚类标准误。后表同。

(二) 内生性分析

本文可能存在的内生性问题,主要体现在以下两个方面:其一,人工智能技术创新与劳动者数字技能之间可能存在相互促进的双向因果关系,即技术发展为技能提升提供条件,同时高技能劳动者也推动技术持续进步;其二,劳动者数字技能溢价的影响因素较为复杂,即便在纳入现有控制变量后,仍可能存在遗漏变量干扰估计结果。为有效识别人工智能技术创新对数字技能溢价的净效应,本文采用巴蒂克(Bartik)工具变量法,以缓解反向因果与遗漏变量所导致的内生性偏误。

具体地,本文基于份额移动法构建Bartik工具变量,通过组合各城市人工智能技术创新的初期水平与全国层面的增长率,计算各城市在假定遵循全国增长路径下的预测值,设定公式如下:

$$\ln AI_{iv_{ct}} = \ln AI_{c,t-1} \times (1 + \ln AI_{growtht})$$

(2)

式(2)中,等号左侧的 $\ln AI_{iv_{ct}}$ 表示 c 城市在 t 年按照全国人工智能创新增长率推算出的工具变量预测值。等号右侧的 $\ln AI_{c,t-1}$ 为 c 城市在 t 年初期的人工智能技术创新水平, $\ln AI_{growtht}$ 表示第 t 年全国人工智能技术创新的增长率,二者按公式相乘。在后续的实证模型中,本文同时纳入 $\ln AI_{iv}$ 及其与技能水平($skill$)的交互项 $\ln AI_{iv} \times skill$ 。在有效性方面,全国层面的技术创新增长率不受单一城市经济状况的影响,满足外生性要求;同时,基于初期水平构造的预测值与当地实际人工智能技术创新水平高度相关,符合相关性条件。

表4 报告了基于Bartik工具变量(IV)

的两阶段最小二乘法回归结果。根据第一阶段的回归结果,Kleibergen-Paap rk LM 统计量显著,拒绝了不可识别假设;Kleibergen-Paap rk Wald F 值远大于 Stock-Yogo 弱工具变量临界值 16.38,排除了弱工具变量问题。根据第二阶段的估计结果,交互项 $\ln AI \times skill$ 的回归系数在 1%水平下显著为正,表明在控制潜在的内生性偏误后,人工智能技术对技能溢价的促进效应仍然存在,进一步验证了研究结论的稳健性。

表 4 内生性分析回归结果

变量	第一阶段		第二阶段
	$\ln AI$	$\ln AI \times skill$	
$\ln AI_{iv} \times skill$	-0.002 0*** (0.000 1)	0.020 3*** (0.000 2)	
$\ln AI_{iv}$	0.007 2*** (0.000 2)	-0.009 0*** (0.000 2)	
$\ln AI \times skill$			8.490 2*** (0.698 0)
$\ln AI$			-9.578 6*** (1.163 8)
$skill$	0.359 5*** (0.043 3)	1.747 5*** (0.037 8)	-17.220 8*** (3.338 6)
Kleibergen-Paap rk LM	35.500 0***		
Kleibergen-Paap rk Wald F	2 533.470 0		
常数项	-5.689 9*** (0.404 8)	-4.629 8 (0.353 1)	-41.755 6* (24.709 4)
控制变量	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
样本量	18 471	18 471	18 471
$\overline{R^2}$	0.984 5	0.982 8	0.257 0

(三) 稳健性检验

1. 替换被解释变量

本文以劳动者税后平均月工资的对数作为被解释变量进行稳健性检验。由表 5 第一列回归结果可知,交互项的回归系数显著为正,表明人工智能技术创新促进了拥有高数字技能劳动者相对工资的上涨,进而扩大了高数字技能劳动者与低数字技能劳动者之间的工资差异。

2. 替换核心解释变量

本文以各城市人工智能发明专利的授权量作为人工智能技术创新的替代性测度指标进行稳健性检验。由表 5 第二列回归结果可知,交互项系数为 5.906 8,在 1%显著性水平下通过检验,表明核心结论不受解释变量测度方式影响。

3. 使用反双曲正弦法构建解释变量

本文进一步采用反双曲正弦变换方法重新构造人工智能技术创新。反双曲正弦函数具有在零值处连

续可导、能保留零值与负值信息等优点,适用于包含零值或分布偏斜的变量处理。由表5第三列回归结果可知,交互项的回归系数为4.602 4,在1%水平下显著为正,与基准回归结果保持一致。这表明本文主要结论对于核心变量的函数形式设定并不敏感,进一步支持了研究结论的稳健性。

4. 更换数字技能划分方法

本文以熵值法替代原有方法对数字技能的划分标准进行重新测算,并以此开展稳健性检验。由表5第四列回归结果可知,交互项的回归系数为5.013 0,在1%显著性水平下通过检验,核心结论保持稳定,说明数字技能测度标准的调整未对研究结果产生实质性影响。

5. 控制政策冲击效应

为排除“宽带中国”试点政策的干扰,本文引入了政策虚拟变量(*kdzg*)。具体地,对于入选试点的城市,自政策开始实施的年份及之后年份取值为1,否则取值为0。由表5第五列回归结果可知,控制此项后核心交互项仍在1%水平下保持显著,表明排除“宽带中国”政策的影响后,核心结论仍具有稳健性。

6. 排除问卷结构变动带来的影响

为确保实证结果不受问卷结构变动的影响,本文在稳健性检验中剔除了2022年的样本数据。由表5第六列回归结果可知,核心解释变量交互项 $\ln AI \times skill$ 的回归系数仍在1%水平下显著为正,与基准回归结果一致。

表5 稳健性检验回归结果

变量	更换被解释变量	更换核心解释变量	使用反双曲正弦法	更换技能划分方法	控制同期政策影响	排除问卷结构变动
$\ln AI \times skill$	0.056 6*** (0.010 6)	5.906 8*** (0.762 5)	4.602 4*** (0.603 0)	5.013 0*** (0.642 7)	5.004 9*** (0.634 0)	4.282 0*** (0.585 8)
$\ln AI$	-0.032 6*** (0.011 2)	-4.398 4*** (0.712 3)	-3.409 5*** (0.544 6)	-3.688 2*** (0.611 4)	-3.692 4*** (0.606 1)	-2.945 4*** (0.600 9)
<i>skill</i>	0.099 0 (0.069 3)	1.293 6 (3.048 2)	-4.362 4 (3.651 6)	-3.415 0 (3.529 9)	-3.393 8 (3.484 0)	-1.586 1 (3.175 8)
<i>kdzg</i>					-0.533 8 (0.923 4)	
常数项	7.015 8*** (0.506 4)	-27.609 2 (23.457 7)	-20.687 2 (23.295 8)	-21.918 2 (23.337 4)	-22.192 8 (23.358 0)	7.454 3 (28.169 7)
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	18 713	18 660	18 660	18 660	18 660	14 222
$\overline{R^2}$	0.341 3	0.261 2	0.260 7	0.260 8	0.260 8	0.236 2

(四) 机制检验

为进一步考察人工智能技术创新影响劳动者收入的内在传导机制,本文设定如下模型:

$$M_{ct} = \beta_0 + \beta_1 \ln AI_{ct} + X'_{ct} \beta_2 + \delta_c + \gamma_t + \varepsilon_{ct} \tag{3}$$

其中, M_{ct} 为机制变量,分别代表潜在数字人才需求、直接数字人才需求、数字人才结构,其他变量与基准回归一致。

1. 潜在数字人才需求机制

在国内相关研究中,百度指数被广泛用作衡量社会公众、投资者及企业等多元主体对特定领域的网络关注度与信息获取倾向的有效指标^[31]。“人工智能百度指数”是指以人工智能为关键词,计算出该词在百

度网页搜索中搜索频次的加权和,可在一定程度上反映特定地区政府、企业和居民对人工智能领域的关注程度,被视为衡量潜在人才需求的先行指标。本文参考郑世林和熊丽^[32]的做法,采用“人工智能百度指数”衡量地级市层面对人工智能的关注程度,用以表征潜在的数字化劳动需求。表6第一列回归结果显示,人工智能技术创新对社会关注度具有正向影响。可以看出,人工智能技术创新通过扩大公众对于人工智能领域的关注程度,营造了良好的社会预期,进而激发了潜在的数字人才需求,有助于引导高数字技能的劳动者向非常规任务领域配置,从而最终推动数字技能溢价的提升。假设2得到验证。

2. 直接数字人才需求机制

为了识别地级市人工智能企业的存量,本文参考了王林辉等^[33]的做法,基于天眼查数据库中企业登记的经营范围信息,通过关键词识别的方式筛选相关企业。若某企业的经营范围中出现如“图像识别”“芯片”“语音识别”“传感器”“计算机视觉”等与人工智能直接相关的表述,即将该企业确定为人工智能企业,并按企业注册地归入相应地级市。由表6第二列回归结果可知,人工智能技术创新对直接数字人才需求具有促进作用。可以发现,人工智能技术创新带动了地级市相关企业数量的增长,企业的规模化集聚通过创造更多高数字技能岗位,进一步强化了对数字人才的直接需求。假设3得到验证。

3. 数字人才结构机制

高数字技能岗位的就业占比是反映数字劳动需求结构性变动的直接指标。在实证测度上,本文选取高技术产业从业人员比例作为数字人才需求的代理变量,具体以“信息传输、计算机服务和软件业”从业人员占地级市总就业人数的比重予以衡量。表6第三列回归结果表明,人工智能技术创新提升了数字技能岗位的就业比例。换言之,人工智能通过优化数字人才结构,引导就业结构向高数字技能岗位偏移。数字人才的培养具有明显的滞后性,在数字技能人才供给相对滞后的条件下,企业对高数字技能劳动者的需求上升将推高其相对工资水平,从而拉大高、低数字技能劳动者之间的工资差距,即提高了数字技能溢价。假设4得到验证。

表 6 机制检验回归结果

变量	潜在数字人才需求	直接数字人才需求	数字人才结构
lnAI	2.927 8 *** (0.626 4)	2.718 8 *** (0.883 9)	0.011 8 ** (0.005 3)
常数项	-148.749 7 *** (33.964 3)	-42.668 3 (79.639 6)	0.350 4 (0.434 9)
控制变量	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制
样本量	2 593	2 505	1 745
$\overline{R^2}$	0.926 1	0.524 7	0.979 9

(五) 异质性分析

1. 劳动力职业性质

为了检验人工智能技术创新对劳动力数字技能溢价的影响是否存在职业性质影响的差异,本文根据美国职业信息网络的职业划分方式与阿西莫格鲁和奥特(Acemoglu & Autor)^[34]的职业分类方法,基于中国家庭追踪调查中职业分类标准^①将任务进行归类。表7前两列回归结果显示,人工智能技术创新与数字技能

① 具体分类标准为:常规型职业包括办事人员和有关人员,生产、运输设备操作人员及有关人员,农、林、牧、副、渔、水利业生产人员;非常规型职业包括国家机关、党群组织、企业、事业单位负责人,专业技术人员,商业、服务业人员。

交互项的回归系数在两组中均显著为正,其中非常规任务组的回归系数为6.0883,高于常规任务组,且通过组间系数差异检验。究其原因,非常规任务通常更加依赖认知能力、创造力和复杂问题解决能力,与人工智能技术具有更强的互补性,使高数字技能劳动者能够更充分发挥人工智能的增效作用,从而获得更高的技能回报。

2. 劳动力行业性质

行业性质影响人工智能技术的应用程度及企业对数字技能的需求,是决定人工智能技术创新作用效果的重要因素。本文参照鲁桐和党印^[35]的聚类分析方法,并依据2012年修订的《上市公司行业分类指引》,将行业划分为劳动密集型行业和资本技术密集型行业^①。表7中间两列回归结果显示,人工智能技术创新与数字技能交互项的回归系数在两类行业中均在1%水平下显著为正,但资本技术密集型行业的回归系数明显高于劳动密集型行业,且通过组间系数差异检验。这说明人工智能技术创新对资本技术密集型行业劳动者数字技能溢价的促进作用更强。这主要是因为资本技术密集型行业研发投入更高、技术应用更深入,人工智能与数字技能之间具有更强的互补关系,同时企业更加依赖劳动者运用数字技术完成复杂任务,对高数字技能劳动者支付更高的技能回报。

3. 地级市财政科技支出

财政科技投入通常以扶持基础科学研究、推动产业技术转化、加强科研人才培养以及升级核心科研设施为主要方向。其通过直接资助研发、建设创新生态和传递政策信号,为人工智能技术创新提供关键的初始动力、基础设施与市场预期。本文参考张彤进等^[36]的方法,以各年度财政科技支出占一般公共预算支出比例的中位数为分界,将整体样本划分为财政科技投入强度较高与较低的两组子样本。表7最后两列回归结果显示,人工智能技术创新与数字技能交互项系数在两组中均显著为正,其中高财政科技支出地区的回归系数为5.9550,高于低财政科技支出地区,且通过组间系数差异检验。这说明财政科技投入越高,人工智能技术创新对数字技能溢价的促进作用越强。这主要是因为财政科技投入不仅加快了人工智能技术研发和产业应用,还通过完善算力设施和数据平台降低技术应用成本,进一步提升了企业对高数字技能劳动者的需求,从而扩大了数字技能溢价。

表7 异质性分析回归结果

变量	劳动力职业性质		劳动力行业性质		地级市财政科技支出	
	常规任务	非常规任务	劳动密集型	资本技术密集型	较高	较低
$\ln AI \times skill$	2.5171*** (0.8028)	6.0883*** (0.7314)	3.8032*** (0.5553)	7.1349*** (1.0720)	5.9550*** (1.2256)	2.7111** (1.1588)
$\ln AI$	-2.1125*** (0.7880)	-4.0970*** (0.7097)	-2.6536*** (0.5982)	-5.2410*** (0.9333)	-3.7012*** (1.1666)	-2.2541** (0.9842)
$skill$	5.4616 (4.0471)	-10.3878** (4.3987)	-0.1603 (3.0089)	-7.2667 (6.6878)	-11.9107 (8.3056)	4.1491 (3.6890)
常数项	-28.6974 (25.0488)	-3.5242 (30.9667)	-11.1008 (27.2140)	-34.4002 (33.3784)	-31.3650 (43.8626)	-36.3844 (32.4583)

① 劳动密集型行业包括农、林、牧、渔业,采掘业,食品、饮料行业,纺织、服装、皮毛行业,木材、家具行业,建筑业,交通运输、仓储业,批发和零售贸易,传播与文化产业,综合类行业。资本密集型行业包括造纸、印刷行业,石油、化学、塑胶、塑料行业,金属、非金属行业,房地产业,社会服务业。技术密集型行业包括电子行业,机械、设备、仪表行业,医药、生物制品行业,其他制造业中的高端制造领域,信息技术业。

表7(续)

变量	劳动力职业性质		劳动力行业性质		地级市财政科技支出	
	常规任务	非常规任务	劳动密集型	资本技术密集型	较高	较低
控制变量	控制	控制	控制	控制	控制	控制
城市固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
年份固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
样本量	8 244	10 178	11 298	6 493	9 909	8 751
$\overline{R^2}$	0.188 6	0.302 4	0.234 9	0.287 1	0.276 0	0.171 3
经验 P 值	-0.3892 2 ***		-2.880 1 ***		-2.059 4 **	

注:经验 P 值用于检验组间系数的差异性,通过费舍尔组合检验抽样 1 000 次得到。

五、进一步研究

上述分析证实了人工智能技术创新扩大了劳动力市场的数字技能溢价。为了深入探究不同收入群体中异质性分布的特征,本文首先使用再中心化影响函数(RIF)分位数回归方法,分析人工智能技术创新对不同工资分位点群体的差异化影响。其次,借鉴面板门槛模型,以受教育年限(edu)作为门槛变量,检验人工智能技能对工资溢价的非线性影响。

根据肯克和巴西特(Koenker & Bassett)^[37]提出的分位数回归方法,估计解释变量对被解释变量不同分位点的影响。本文通过设定如下分位数回归模型,考察不同数字技能水平劳动者之间的工资溢价差异:

$$Q_q(hourly_wage_i | K_i) = \beta_{0q} + \sum_{k=1}^K \beta_{kq} K_{ki}$$

(4)

其中, $hourly_wage_i$ 为被解释变量, K_i 为影响收入的各变量,包含前文所述的核心解释变量及相关控制变量。本文采用分位数回归方法,重点考察 10、25、50、75 和 90 五个代表性分位点上的工资差异,分别对应低收入群体到高收入群体的完整分布。 β_q 表示各变量在第 q 分位数上的回归系数,反映数字技能对工资分布的异质性影响。

本文重点考察人工智能技术创新与数字技能交互项在不同收入分位数上的异质性影响。图 2 展示了基于 RIF 分位数回归方法的估计结果。结果显示,交互项的回归系数随工资分位数提升呈现出由负转正、逐步增强的明显趋势。在 10 分位~30 分位的低收入区间,交互项的回归系数为负,说明人工智能技术创新对低收入群体的数字技能溢价的提升作用并不明显。在 40 分位~50 分位的中等收入区间,回归系数逐渐趋近于零并转为正值。进入 60 分位~90 分位

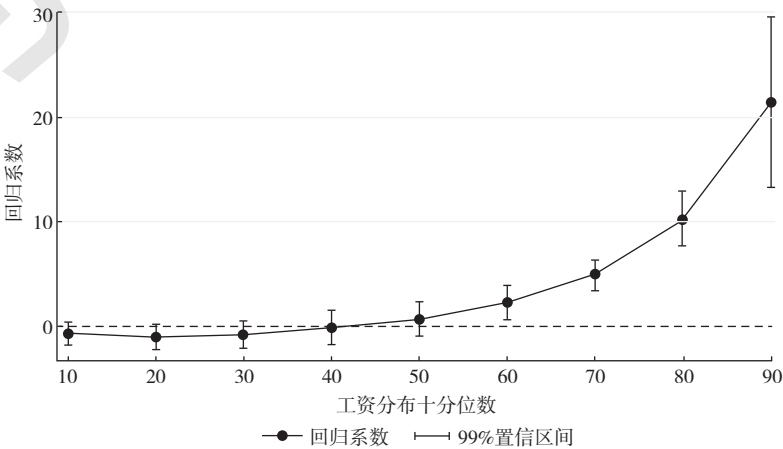


图 2 分位数回归结果

的中高收入区间后,回归系数转为显著正向,并随分位升高呈现加速上升的态势。这表明对于高收入群体,人工智能技术创新拉大了高、低数字技能劳动者之间的收入差距,且这种正向影响在收入分布的顶端表现得尤为突出。

出现上述情况的原因在于中国不同劳动群体之间存在着明显的数字技能鸿沟。高收入群体的互联网使用频率和数字技能禀赋明显高于低收入群体。当面对数字技能溢价带来的激励时,高收入群体会进一步

强化人力资本积累的正向循环,通过持续提升自身的数字素养、技能水平和教育程度,从而获得更高的数字技能溢价^[38]。反观低收入群体,由于多从事常规型任务,其工作环境与职业性质与高薪酬劳动力市场存在较大差距,数字技能对收入的激励作用相对有限,或工作中缺乏应用数字技能的场景。这使得低收入群体既缺乏提升技能的内在动力,也受制于时间和精力约束,最终被锁定在低收入劳动力市场中^[39]。由此可见,由初始收入差距所引发的数字禀赋累积差异,将进一步拉大高、低数字技能群体之间的收入差距,表现为高收入群体数字技能溢价的持续扩大。

六、结论与建议

人工智能技术革新加速推进,对人力资本的影响已渗透至更广泛的职业领域。本文利用2014—2022年中国家庭追踪调查(CFPS)的微观数据,构建了劳动力数字技能测度体系。采用机制分析、RIF分位数回归等计量方法,从个体层面探讨了人工智能技术发展对劳动者数字技能溢价的作用机制。研究发现,人工智能技术创新提升了劳动者数字技能的收入回报,提高了数字技能溢价。该结论在经过内生性分析和一系列稳健性检验后依然成立。人工智能技术创新通过激发潜在数字人才需求、拉动直接数字人才需求以及优化数字人才就业结构,进一步提升了数字技能溢价。人工智能技术创新对数字技能溢价的促进作用存在异质性,在从事非常规任务、资本技术密集型行业以及劳动力资源禀赋较高地区表现得更为明显。此外,人工智能技术创新对数字技能溢价的影响具有明显的收入分布异质性,其促进作用随收入分位提高而不断增强,并在收入分布顶端表现出更强的技能偏向特征。上述结果表明,人工智能技术创新在提升数字技能回报的同时,也加剧了不同收入群体之间数字技能收益的分化。

基于上述结论,本文提出如下政策建议:

首先,积极推进科技创新导向,推动劳动收入合理提升。研究显示,人工智能技术创新在整体上提升了劳动者工资水平,并推动了数字技能溢价。为此,应加大对前沿科技领域的支持力度,健全知识产权保障机制,优化鼓励创新的制度环境。通过政策引导与产业协同,支持企业核心技术研发、数据资源管理等环节的财政投入,将技术关注转化为企业的实际需求,使劳动者在高质量发展进程中共享技术进步带来的经济红利。

其次,着力构建多层次、差异化的数字技能提升体系,同步加强人力资本的系统性积累。当前,劳动力市场对数字技能与综合能力均提出较高要求。数字技能是运用技术提升效率的重要支撑,而技术应用本身仍存在一定局限,需要结合人的判断与经验进行校准与决策,两者相互补充、共同作用。因此,相关政策应注重技能与能力的同步培育。一方面,要加大在基础教育和职业培训中的数字化投入,特别是为受教育程度较低的群体提供有针对性的再培训,帮助其适应技术变革带来的岗位变化;另一方面,应鼓励高等教育推进学科与技术应用的融合,强化高层次人才与技术协同的能力,在提升技术使用效果的同时,增强人在人机协作体系中的决策与监督作用。

最后,合理规划技术发展的区域布局,完善收入分配调节机制,防范收入差距扩大的风险。虽然技术进步有助于整体收入水平提升,但发展机会更容易向数字技能突出者倾斜,资源也倾向于创新基础较好、人才集中的地区,这可能带来不同群体和区域间的收入不平衡。因此,应加强对技术发展相对缓慢地区、中小城市、乡村及传统产业的数字化支持,推动技术更广泛融入实体经济,构建技术成果共享机制。同时,应优化收入调节体系,通过税收、财政转移、数据收益合理分配等方式,对发展相对落后地区和收入较低群体给予适当支持,缓解技术转型过程中可能出现的收入分化问题。

参考文献:

- [1] 孙早,侯玉琳. 工业智能化如何重塑劳动力就业结构[J]. 中国工业经济,2019(5):61-79.
- [2] Bresnahan T F, Brynjolfsson E, Hitt L M. Information technology, workplace organization, and the demand for skilled labor: firm-level evidence[J].

The Quarterly Journal of Economics, 2002, 117(1): 339-376.

- [3] 董直庆, 蔡啸, 王林辉. 技能溢价: 基于技术进步方向的解释[J]. 中国社会科学, 2014(10): 22-40.
- [4] 申广军. “资本—技能互补”假说: 理论、验证及其应用[J]. 经济学(季刊), 2016, 15(4): 1653-1682.
- [5] Acemoglu D, Restrepo P. The race between man and machine: implications of technology for growth, factor shares, and employment[J]. American Economic Review, 2018, 108(6): 1488-1542.
- [6] 陈岑, 张彩云, 周云波. 信息技术、常规任务劳动力与工资极化[J]. 世界经济, 2023, 46(1): 95-120.
- [7] Autor D H, Dorn D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market[J]. American Economic Review, 2013, 103(5): 1553-1597.
- [8] Acemoglu D, Restrepo P. Robots and jobs: evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6): 2188-2244.
- [9] Acemoglu D, Pischke J S. Why do firms train?: Theory and evidence[J]. The Quarterly Journal of Economics, 1998, 113(1): 79-119.
- [10] 杨扬, 杨冉璐. 技术进步偏向对技能工资差距的影响: 基于中国家庭收入调查微观数据的理论与实证研究[J]. 产经评论, 2021, 12(5): 70-89.
- [11] 姚先国, 周礼, 来君. 技术进步、技能需求与就业结构: 基于制造业微观数据的技能偏差假说检验[J]. 中国人口科学, 2005(5): 47-53.
- [12] 宋冬林, 王林辉, 董直庆. 技能偏向型技术进步存在吗?: 来自中国的经验证据[J]. 经济研究, 2010, 45(5): 68-81.
- [13] 蔡赫君, 杨贵军, 邢玉玲. 人工智能对收入不平等是否存在马太效应: 基于微观数据的实证检验[J]. 山西财经大学学报, 2025, 47(8): 43-56.
- [14] 盛卫燕, 胡秋阳. 认知能力、非认知能力与技能溢价: 基于 CFPS2010-2016 年微观数据的实证研究[J]. 上海经济研究, 2019(4): 28-42.
- [15] 王林辉, 钱圆圆, 赵贺. 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[J]. 东南大学学报(哲学社会科学版), 2022, 24(4): 58-69.
- [16] 王永钦, 董雯. 中国劳动力市场结构变迁: 基于任务偏向型技术进步的视角[J]. 中国社会科学, 2023(11): 45-64.
- [17] 魏宏冰, 李贺, 马弘. 工业机器人与结构性就业变化: 职业和任务的视角[J]. 世界经济, 2025, 48(4): 144-169.
- [18] 巫强, 汪阳昕, 黄孚. 自动化能否导致企业生产率增长与分化: 基于工作任务的差异替代视角[J]. 中国工业经济, 2024(11): 99-117.
- [19] 何小钢, 朱国悦, 冯大威. 工业机器人应用与劳动收入份额: 来自中国工业企业的证据[J]. 中国工业经济, 2023(4): 98-116.
- [20] 孔高文, 刘莎莎, 孔东民. 机器人与就业: 基于行业与地区异质性的探索性分析[J]. 中国工业经济, 2020(8): 80-98.
- [21] 黄先海, 虞柳明, 袁逸铭. 机器人与企业创新: 基于人力资本视角[J]. 科学学研究, 2023, 41(2): 356-368.
- [22] Hjort J, Poulsen J. The arrival of fast Internet and employment in Africa[J]. American Economic Review, 2019, 109(3): 1032-1079.
- [23] Búrny Z L, Siegel C. Job polarization and structural change[J]. American Economic Journal: Macroeconomics, 2018, 10(1): 57-89.
- [24] Becker G S. Human capital: a theoretical and empirical analysis with special reference to education[M]. 3rd ed. Chicago, IL: University of Chicago Press, 1993.
- [25] 胡拥军, 关乐宁. 数字经济的就业创造效应与就业替代效应探究[J]. 改革, 2022(4): 42-54.
- [26] 刘红英, 黄旭, 朱琪. 人工智能、技能培训与劳动者工资差距[J]. 中央财经大学学报, 2024(11): 103-116.
- [27] 姚加权, 张锐澎, 郭李鹏, 等. 人工智能如何提升企业生产效率? 基于劳动力技能结构调整的视角[J]. 管理世界, 2024, 40(2): 101-116.
- [28] Vigdor J L, Ladd H F, Martinez E. Scaling the digital divide: home computer technology and student achievement[J]. Economic Inquiry, 2014, 52(3): 1103-1119.
- [29] Scheerder A, van Deursen A, van Dijk J. Determinants of Internet skills, uses and outcomes: a systematic review of the second-and third-level digital divide[J]. Telematics and Informatics, 2017, 34(8): 1607-1624.
- [30] Song Z Y, Wang C, Bergmann L. China's prefectural digital divide: spatial analysis and multivariate determinants of ICT diffusion[J]. International Journal of Information Management, 2020, 52: 102072.
- [31] 赵璨, 陈仕华, 曹伟. “互联网+”信息披露: 实质性陈述还是策略性炒作: 基于股价崩盘风险的证据[J]. 中国工业经济, 2020(3): 174-192.
- [32] 郑世林, 熊丽. 中国培育经济发展新动能的成效研究[J]. 技术经济, 2021, 40(1): 1-11.
- [33] 王林辉, 姜昊, 董直庆. 工业智能化会重塑企业地理格局吗[J]. 中国工业经济, 2022(2): 137-155.
- [34] Acemoglu D, Autor D. Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings[J]. Handbook of Labor Economics, 2011, 4: 1043-1171.
- [35] 鲁桐, 党印. 公司治理与技术创新: 分行业比较[J]. 经济研究, 2014, 49(6): 115-128.
- [36] 张彤进, 郭正燕, 李鑫. 数字经济能否缩小收入机会不平等: 来自中国城市的经验证据[J]. 山西财经大学学报, 2024, 46(9): 28-40.
- [37] Koenker R, Bassett G Jr. Regression quantiles[J]. Econometrica, 1978, 46(1): 33-50.
- [38] 丁述磊, 刘翠花. 数字经济时代互联网使用、收入提升与青年群体技能溢价: 基于城乡差异的视角[J]. 当代经济管理, 2022, 44(8): 64-72.
- [39] 赵南, 陈世坤. 数字鸿沟、教育人力资本与劳动力收入[J]. 人口学刊, 2023, 45(4): 70-81.

AI Technological Innovation and Digital Skill Premium of Labor

LI Hongbing, DU Jiayi, GONG Yifei

(Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876)

Abstract: Artificial intelligence (AI) has become a key driver of labor market transformation, profoundly reshaping skill demand and wage distribution. As AI technologies continue to spread across industries, digital skills have emerged as an increasingly important component of human capital and a major source of labor income. Using nationally representative microdata from the China Family Panel Studies (CFPS) from 2014 to 2022, this paper constructs a comprehensive digital skill index based on four dimensions—digital access, digital technology usage, Internet application skills, and the importance of digital information channels—and examines the impact of AI technological innovation on digital skill premium of labor.

The results show that AI technological innovation increases the income returns to digital skills, thereby enhancing the digital skill premium. The findings remain robust after endogeneity analysis and robustness tests. Mechanism analysis indicates that AI promotes the digital skill premium by stimulating potential demand for digital talent, expanding direct demand for digital talent, and optimizing the employment structure of digital talent. Heterogeneity analysis further reveals that the positive effect is more pronounced among workers performing non-routine tasks, those employed in capital- and technology-intensive industries, and those located in regions with relatively abundant labor resources. Moreover, the recentered influence function (RIF) quantile regression shows significant distributional heterogeneity, with stronger effects at higher income quantiles and a more pronounced skill bias at the upper end of the income distribution. Therefore, efforts should be made to actively promote a sci-tech innovation-oriented approach to drive a reasonable increase in labor income, establish a multi-tiered differentiated system to enhance digital skills, and simultaneously strengthen the systematic accumulation of human capital. Meanwhile, focus should be placed on planning the regional distribution of technological development in a reasonable way and refining mechanisms for regulating income distribution.

The marginal contributions are threefold. First, unlike conventional skill measures based on educational attainment or task characteristics, this paper develops a multidimensional measure of digital skills that better reflects the human capital requirements of the digital economy. Second, it proposes and empirically verifies a three-stage mechanism linking AI technological innovation to the digital skill premium: stimulating potential demand for digital talent, expanding direct demand for digital talent, and optimizing the employment structure of digital talent, thereby providing new evidence on how AI reshapes labor market outcomes. Third, by employing the RIF quantile regression, it moves beyond average treatment effects to uncover the distributional consequences of AI. The findings enrich the literature on the labor market effects of AI and provide policy implications for promoting inclusive digital transformation and improving the allocation of digital human capital.

Keywords: artificial intelligence; human capital; digital skill premium; wage gap; demand for digital talent; skill-biased

编校:魏小奋