

人工智能、就业匹配与工资差距

孙 涛 王 硕

摘要: 人工智能的广泛应用正在重构生产要素之间的匹配机制,并对工资差距产生深远影响。通过对传统的资本-技能互补假设进行扩展,从人工智能-技能相对互补的视角分析人工智能对工资差距的影响。研究发现:(1)人工智能与劳动之间总体是替代的,但在引入高、低技能劳动力后,人工智能-技能相对互补会扩大工资差距;(2)人工智能-技能相对互补通过工作稳定性、人力资本积累和机器换人成本等引致就业摩擦,改变劳动力就业匹配状态,进而扩大工资差距。研究结论有益于厘清人工智能发展对工资差距的作用机理,为推进人工智能应用和改善收入分配格局提供理论基础和现实依据。

关键词: 人工智能; 技能劳动力; 相对互补; 工资差距; 就业匹配

DOI: 10.19836/j.cnki.37-1100/c.2025.03.015

一、引言

经济社会发展的核心在于捕捉驱动经济新动能集聚的关键要素,而大数据、云计算和人工智能等前沿科技变革是经济发展提质增效的内生动力^①。在数智时代,人工智能改变了经济主体行为与传统的经济运行方式,对人类生产方式、生活方式等各个领域产生深远影响^②。据《2024人工智能指数报告》显示,2022年中国人工智能专利技术申请量占全球总数的61%,居世界首位^③;2023年中国人工智能核心产业规模也达到5787亿元,同比增长13.9%^④。人工智能应用成效的显现不仅加快了人工智能在各行业的推广进程,也有效提升了其他生产要素之间的衔接配合度^⑤。而前沿科技的要素协同机制作为新的经济增长引擎,加速替代原有依赖传统生产要素驱动经济发展的模式,这一过程不仅能够重塑产业和就业技能结构,更会催生收入分配格局演替的新方向。因此,合理利用当前的科技红利,对优化劳动力雇佣结构、改善收入分配格局乃至为经济高质量发展添薪蓄力具有重要的现实意义。

人工智能热潮的来临引发大量研究探讨人工智能对就业总量和经济增长的影响^{⑥⑦⑧}。已有研究主要在生产端运用新古典增长模型将人工智能作为要素扩展型技术^⑨、基于任务导向模型的方法

基金项目: 国家社科基金一般项目“新发展阶段中国特色城乡融合发展的实现机制研究”(22BJL080)。

作者简介: 孙涛,山东大学经济研究院副院长,教授,博士生导师(济南 250100; tao_sun@sdu.edu.cn);王硕(通讯作者),山东财经大学会计学院讲师(济南 250014; shweung@163.com)。

① 田秀娟、李睿:《数字技术赋能实体经济转型发展——基于熊彼特内生增长理论的分析框架》,《管理世界》2022年第5期。

② 洪永森、汪寿阳:《人工智能新近发展及其对经济学研究范式的影响》,《中国科学院院刊》2023年第3期。

③ 《2024人工智能指数报告》, <https://hai.stanford.edu/ai-index/2024-ai-index-report>, 访问日期:2025年3月14日。

④ 《2024年全球人工智能产业发展白皮书》, https://www.sz.gov.cn/cn/xxgk/zfxxgj/zwdt/content/post_11531060.html, 访问日期:2025年3月14日。

⑤ 蔡跃洲、陈楠:《新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业》,《数量经济技术经济研究》2019年第5期。

⑥ Dauth W., Findeisen S., Südekum J., et al., “German Robots-the Impact of Industrial Robots on Workers”, *IAB Discussion Paper*, 2017, No. 30.

⑦ Trajtenberg M., “AI as the Next GPT: A Political-economy Perspective”, *NBER Working Paper*, 2018, No. 24245.

⑧ 陈东、秦子洋:《人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据》,《经济研究》2022年第4期。

⑨ Gries T., Naudé W., “Artificial Intelligence, Jobs, Inequality and Productivity: Does Aggregate Demand Matter?”, *IZA Discussion Papers*, 2018, No. 12005.

将人工智能作为自动化过程^{①②},或者利用世代交叠模型(OLG)将人工智能作为机器人要素投入^③引入模型,探讨其作用路径并通过实证研究证明人工智能对就业均衡和劳动收入份额存在影响。比如,在就业总量方面,Acemoglu等在行业层面将企业在人工智能技术研发方面的投入内生化,得出人工智能应用提高劳动生产率,降低生产工人雇佣量而提高总体工人雇佣量的结论^④。在此基础上,李磊等运用异质性企业理论从企业层面对此问题进一步研究,认为人工智能应用的就业效应取决于替代效应和促进效应的相对大小,并且影响效应因行业不同而存在异质性^⑤。在收入水平方面,Lankisch等基于低技能劳动力更容易被机器替代的假设构建内生经济增长模型,在完全替代和完全互补的极端情形下,探究自动化技术对高、低技能劳动力工资水平的影响^⑥。Gries和Naudé在内生增长理论模型中纳入人工智能资本,并结合需求侧约束条件对模型进行均衡求解。结果表明,在人工智能和劳动力存在相互替代的情况下,人工智能将会降低劳动力工资水平,并减少劳动收入份额^⑦。

然而,从长期来看,相对于人工智能对就业和收入产生的不利影响,真正需要担心的是其引致劳动力的收入分配格局发生重大调整^⑧。在人工智能应用推广过程中,其所产生的增长红利不会以“涓流”的形式惠及所有群体,而是导致就业结构变化,进而转化为不同技能劳动力间的收入不平等现象^{⑨⑩}。一方面,人工智能对不同技能或者行业的劳动力供求是不同的,在劳动力市场就业极化趋势下,人工智能技术应用通过改变劳动力就业结构影响技能工资差距^{⑪⑫}。另一方面,人工智能作为技能偏向型技术,对不同技能水平劳动力的差异化需求引致低技能工作岗位的激烈竞争,更多的收入和财富向高技能、高学历劳动力聚集,最终表现为高、低技能劳动力工资差距不断扩大^⑬。技能工资差距扩大现象也得到了大部分实证研究的印证。Autor指出,人工智能赋予机器完成非常规任务的能力,将使工资不成比例地流向高、低技能劳动群体,而不是流向中层技能劳动力,最终导致岗位和收入的分化现象^⑭。国内文献大多集中于机器人应用和人工智能发展对经济增长和劳动力就业影响的定量分析,也有文献从实证角度探究人工智能对企业收入差距的作用,如余玲铮等采用广东省制造业企

- ① Acemoglu D., Restrepo P., “The Race Between Man and Machine: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment”, *American Economic Review*, 2018, 108(6), pp. 1488-1542.
- ② 王林辉、胡晨明、董直庆:《人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据》,《管理世界》2022年第7期。
- ③ Sachs J. D., Benzell S. G., LaGarda G., “Robots: Curse or Blessing? A Basic Framework”, *NBER Working Paper*, 2015, No. 21091.
- ④ Acemoglu D., Lelarge C., Restrepo P., “Competing with Robots: Firm-level Evidence from France”, *AEA Papers and Proceedings*, 2020, 110, pp. 383-388.
- ⑤ 李磊、王小霞、包群:《机器人的就业效应:机制与中国经验》,《管理世界》2021年第9期。
- ⑥ Lankisch C., Prettnner K., Prskawetz A., “Robots and the Skill Premium: An Automation-based Explanation of Wage Inequality”, *Hohenheim Discussion Papers in Business, Economics and Social Sciences*, 2017, No. 29.
- ⑦ Gries T., Naudé W., “Artificial Intelligence, Jobs, Inequality and Productivity: Does Aggregate Demand Matter?”, *IZA Discussion Papers*, 2018, No. 12005.
- ⑧ Autor D. H., “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation”, *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3), pp. 3-30.
- ⑨ Autor D., Salomons A., “Is Automation Labor-displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share”, *NBER Working Paper*, 2018, No. 24871.
- ⑩ 蔡昉:《经济学如何迎接新技术革命?》,《劳动经济研究》2019年第2期。
- ⑪ Berg A., Buffie E. F., Zanna L. F., “Robots, Growth, and Inequality”, *Finance & Development*, 2016, 53(3), pp. 10-13.
- ⑫ 陈东、秦子洋:《人工智能与包容性增长——来自全球工业机器人使用的证据》,《经济研究》2022年第4期。
- ⑬ 郭凯明、向风帆:《人工智能技术和工资收入差距》,《产业经济评论》2021年第6期。
- ⑭ Autor D. H., “Why Are There Still So Many Jobs? The History and Future of Workplace Automation”, *Journal of Economic Perspectives*, 2015, 29(3), pp. 3-30.

业微观数据,实证探究了工业机器人对企业层面收入分配的影响^①。

虽然现有文献在人工智能对就业总量、经济增长及收入分配格局的影响方面进行了广泛探讨,但大多数研究主要集中于行业、企业或劳动力市场整体结构的变化。相较之下,基于微观层面对个体劳动力的具体特征与就业状态的深入分析不足。此外,现有研究对人工智能如何影响劳动力的就业稳定性、技能适配及其在不同技能水平群体间的匹配情况关注较少,而这些因素可能在收入差距变化的过程中扮演重要角色。

因此,沿着已有研究思路,进一步放松人工智能与不同技能劳动力之间替代性的理论假设条件,结合中国结构转型进程加快的现实环境,探讨伴随人工智能应用推广而产生的工资差距的变动机制。可能的边际贡献在于:第一,放松人工智能-技能劳动力替代弹性相等的假设,提出人工智能与技能存在相对互补这一扩展的资本-技能互补假设,阐释了人工智能发展如何影响技能工资差距,丰富了人工智能发展的理论应用范围。第二,在理论分析得到基本推论的基础上,进一步刻画技能劳动力就业选择过程中的工作稳定性机制、人力资本积累机制和机器换人成本机制,尝试从理论上探讨不同技能劳动力就业流动过程中的收入分配效应,拓展了人工智能收入分配效应的理论机制研究。第三,对人工智能-技能相对互补的工资收入分配效应进行理论与实证研究,所得出的研究结论为新时代人工智能推广和收入分配改善提供了理论基础和现实依据。

二、理论分析与研究假设

人工智能的广泛应用促使生产要素间形成不同程度的互补关系,并推动了生产要素需求结构的转变^{②③},这种变化首先体现在劳动力就业匹配状态的改变。劳动力的就业匹配不仅包括岗位稳定性、技能要求与供需平衡的互动,还涉及劳动力在人力资本积累过程中的适应能力,以及企业面对机器替代成本时的选择策略。具体而言,人工智能的嵌入使得企业对劳动力技能特性的依赖增强^④,这不仅对劳动力技能结构产生深远影响,还可能引发行业结构的调整,进而影响劳动力市场上的工资差距。

首先,在现代社会中,持续学习能力成为劳动力市场中的关键因素。高技能劳动力凭借其深厚的教育背景和专业培训,通常具备更强的学习能力,这使他们在面对技术变革时能够迅速适应并获得竞争优势。尤其在人工智能应用的背景下,高技能劳动力能够较快掌握并有效运用新技术,提升其在市场中的竞争力。相比之下,低技能劳动力由于技术适应性较弱,往往需要更长时间才能与技术变革对接,继而产生就业过程中的摩擦和适应成本。其次,人工智能的应用不仅是技术的演进,更是生产流程的重构和优化。高技能劳动力因其丰富的工作经验和广泛的知识视野,在面对人工智能时,不仅能够快速适应技术,还能够主动探索如何将这些技术融入现有生产体系,提升生产效率并推动创新。这种能力使得高技能劳动力在劳动力市场中处于更加有利的位置。然而,这种优势并不是孤立的。高技能劳动力与人工智能之间存在相对互补关系——人工智能提升了工作效率,且能够处理复杂的计算任务,而高技能劳动力则利用判断、决策和创新能力,推动技术的深度应用,从而共同创造更高的附加值。这一互补关系提升了高技能劳动力的市场价值,使其在工资上获得了更为显著的回报。相比

① 余玲铮、魏下海、孙中伟等:《工业机器人、工作任务与非常规能力溢价——来自制造业“企业—工人”匹配调查的证据》,《管理世界》2021年第1期。

② 蔡跃洲、陈楠:《新技术革命下人工智能与高质量增长、高质量就业》,《数量经济技术经济研究》2019年第5期。

③ Bogoviz A. V., “Perspective Directions of State Regulation of Competition Between Human and Artificial Intellectual Capital in Industry 4.0”, *Journal of Intellectual Capital*, 2020, 21(4), pp. 583-600.

④ Graetz G., Michaels G., “Robots at Work”, *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5), pp. 753-768.

之下,低技能劳动力由于与人工智能的适配度较低,其在劳动力市场中的议价能力较弱,通常只能通过频繁变动岗位来应对就业压力,这一过程既耗费时间成本,又加剧了人力资本的折旧^①,从而使其工资增长停滞,进一步加剧了其与高技能劳动力的工资差距。由此,提出假说1:

假说1:人工智能-技能相对互补通过工作稳定性机制,引发劳动力就业转移从而作用于就业匹配状态,进而影响工资差距。

其次,人工智能的推广不仅带来了企业成本效益的提升,还推动了生产模式和劳动力结构的深刻变革。在人工智能与人力协作配合度不断提升的过程中,生产效率显著提高,进一步降低了人工智能应用的成本。这使得企业能够加大对员工技能培训的投入力度^②,通过优化劳动力的技能结构,使劳动力能够更好地适应智能岗位的需求。然而,这一过程并非完全平衡,可能带来非对称效应,尤其是低技能劳动力可能因缺乏相关培训资源或学习适应能力较差,面临失业风险或只能停留在原有岗位,导致收入增长受到限制。相对而言,高技能劳动力能够更好地适应这一变化。由于他们通常具备更强的学习能力和技术适应能力,在人工智能的加持下,不仅能提升生产效率,还能通过深入理解和创新应用智能技术,增强自身市场竞争力。企业因此也更倾向于加大对高技能劳动力的投资力度,提高其在劳动力市场中的地位。这不仅提高了企业整体的生产效率,还推动了高技能劳动力与人工智能之间更高层次的互补性^③。随着这种协同效应的深化,高技能劳动力不仅能满足智能岗位需求,还能通过持续创新获得更高的工资收入。这种相对互补关系的加强,不仅优化了企业的生产模式,还改变了劳动力市场的技能供需结构。高技能劳动力在智能技术的推动下形成了正向循环,而低技能劳动力则陷入了劣势循环,面临更多就业适应困难,从而进一步扩大了二者的技能工资差距。因此,提出假说2:

假说2:人工智能-技能相对互补通过人力资本积累机制,引发企业技能结构转变从而作用于就业匹配状态,进而对工资差距产生影响。

最后,人工智能应用需要匹配拥有智能专用技术且能够处理高复杂程度任务的技能劳动力,而这些智能专用技术和“干中学”的技能习得性质使得企业不会轻易替换此类员工^④,否则便要支付较高的机器换人成本^⑤。从理论上讲,同时要求智能专用技术和长期学习特性的工作岗位倾向于与在岗员工签订长期聘用合同,只要其边际生产价值不低于重新聘用高技能劳动力或者长期培训低技能劳动力的成本,企业就不会对现有岗位员工进行替换,这体现为高技能劳动力在当前岗位的时间增长会对其工资收入产生正向影响,反映了劳动力市场中高技能劳动力的相对稀缺性和市场竞争力。由于高技能劳动力具备与人工智能互补的技能,其在就业市场上的地位更加稳固,享有较高的谈判能力^⑥。企业面临高昂的机器换人成本和招聘、培训新员工的费用,更倾向于保留并提升现有高技能劳动力的工资水平,而低技能劳动力面临着工资增长速度较慢的问题,导致其工资水平无法跟上通货膨胀或生活成本的上涨。因此,提出假说3:

假说3:人工智能-技能相对互补通过机器换人成本机制,促使企业保留高技能劳动力的岗位并提升其工资水平从而作用于就业匹配状态,进而影响工资差距。

① 张鹏、张平、袁富华:《中国就业系统的演进、摩擦与转型——劳动力市场微观实证与体制分析》,《经济研究》2019年第12期。

② 孙早、韩颖:《人工智能会加剧性别工资差距吗?——基于我国工业部门的经验研究》,《统计研究》2022年第3期。

③ 何勤、李雅宁、程雅馨等:《人工智能技术应用对就业的影响及作用机制研究——来自制造业企业的微观证据》,《中国软科学》2020年第1期。

④ 焦勇:《数字经济时代产业备份的大国方略》,《经济学家》2022年第11期。

⑤ 尹志锋、曹爱家、郭家宝等:《基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据》,《中国工业经济》2023年第5期。

⑥ 赵源:《数字技术创新、租金分享与企业内部收入不平等》,《南开经济研究》2023年第5期。

三、数据处理与研究设计

(一)数据来源与样本选取

数据主要来源于中国社会科学院社会学研究所发布的中国社会状况综合调查数据库(CSS)。考虑到CSS自2008年起纳入家庭成员详细信息,结合主要变量的可得性,选取2008、2011、2013、2015、2017和2019年六期调查数据进行分析。数据处理如下:首先,因CSS数据库未对“无工作”样本的行业进行调查,无法匹配相关数据,因此仅保留“有工作”的样本,排除未受雇佣的家务劳动力、私营企业主等。其次,因工业机器人主要应用于制造业,仅保留制造业二位码行业的就业人员样本。最后,保留16岁以上的被访者,确保样本具备工作能力。工业机器人数据来自国际机器人联盟(IFR)。宏观变量数据来源为:中国各省份制造业分行业就业人员和工资数据来自《中国劳动统计年鉴》;省份层面社会经济变量来自各省份统计公报、统计年鉴和历年《中国统计年鉴》等。

(二)模型设定与变量选取

采用省份和时间的双向固定效应模型,具体的基准回归形式设定如下:

$$Wage_{ihj,t} = \beta_0 + \beta_1 RID_{ih,t} \times HLabor_{ihj,t} + \beta_2 RID_{ih,t} + \beta_3 HLabor_{ihj,t} + \beta_4 C_{ihj,t} + \mu_i + \lambda_t + \epsilon_{ihj,t} \quad (1)$$

其中,下标*i*表示省份,*h*表示行业,*j*表示劳动力个体,*t*表示年份;*Wage*为工资性收入;*RID*×*HLabor*为交互项,代表人工智能和技能相对互补,其中,*RID*为机器人安装密度表征的人工智能,*HLabor*为是否为高技能劳动力,二者均已进行中心化处理^①。 β_i 为估计系数,*C*表示控制变量合集,包括地区、家庭和个体层面控制变量, μ 和 λ 分别表示省份和时间固定效应, ϵ 为随机扰动项。

1.被解释变量:工资性收入(*Wage*)。借鉴许健等^②的做法,工资是被访者从当前主要工作中获得的固定工资、奖金和补贴等。因此,个体年工资性收入被定义为基本工资、奖金、补贴和其他收入(包括提成和加班收入)的总和。由于样本考察期为2008—2019年,为保证名义工资性收入统计口径一致,以2008年为基期,利用各地区消费价格指数进行平减处理以得到实际工资性收入^③。

2.核心解释变量:人工智能(*RID*)。现有文献一般将人工智能视为智能资本或智能化技术,继而研究人工智能的社会经济影响,如计算机资本或者工业机器人对经济增长或者就业的影响^{④⑤⑥}。工业机器人作为人工智能的重要载体,在中国每万人制造业工人的拥有数量已超过世界平均水平^⑦,并且根据IFR的统计数据,中国已连续11年成为全球工业机器人的最大消费市场^⑧。因此,关于人工智能的实证研究多从工业机器人角度出发,使用IFR发布的分行业机器人数据进行分析^{⑨⑩}。本文利用制造业中的行业工业机器人数据,根据《国民经济行业分类》(GB/4754-2011)与IFR提供的行业代码

① 李成友、孙涛、王硕:《人口结构红利、财政支出偏向与中国城乡收入差距》,《经济学动态》2021年第1期。

② 许健、季康先、刘晓亭等:《工业机器人应用、性别工资差距与共同富裕》,《数量经济技术经济研究》2022年第9期。

③ 李红阳、邵敏:《城市规模、技能差异与劳动者工资收入》,《管理世界》2017年第8期。

④ Prettner K., “A Note on the Implications of Automation for Economic Growth and the Labor Share”, *Macroeconomic Dynamics*, 2019, 23, pp. 1294-1301.

⑤ Wang S., Wang Y., Li C., “AI-driven Capital-skill Complementarity: Implications for Skill Premiums and Labor Mobility”, *Finance Research Letters*, 2024, 68, pp. 1-7.

⑥ Graetz G., Michaels G., “Robots at Work”, *The Review of Economics and Statistics*, 2018, 100(5), pp. 753-768.

⑦ 王林辉、胡晟明、董直庆:《人工智能技术、任务属性与职业可替代风险:来自微观层面的经验证据》,《管理世界》2022年第7期。

⑧ 2024世界机器人大会, https://www.miit.gov.cn/xwdt/gxdt/ldhd/art/2024/art_c2af30a43e4948cdac038f0a8c8291aa.html, 访问日期:2025年3月14日。

⑨ 曹静、周亚林:《人工智能对经济的影响研究进展》,《经济学动态》2018年第1期。

⑩ 闫雪凌、朱博楷、马超:《工业机器人使用与制造业就业:来自中国的证据》,《统计研究》2020年第1期。

进行匹配,从而得到制造业各行业的机器人拥有情况。由于CSS数据库中制造业行业分类与《国民经济行业分类》有所不同,在上述匹配基础上进一步对行业进行合并处理,最终得到8个制造业分行业数据。参考Acemoglu和Restrepo^①以及王永钦和董雯^②的做法,借鉴“巴蒂克工具变量”^{③④}的构造思路构建机器人安装密度变量来表征人工智能,具体测度方法为:

$$RID_{ih,t} = \left(\frac{DR_{h,t}}{Employee_{h,2008}} \right) \times \left(\frac{Employee_{hi,2008}}{Employee_{h,2008}} \right) \quad (2)$$

其中, $RID_{ih,t}$ 表示第*i*省份*h*行业在第*t*年的人工智能应用情况, $DR_{h,t}$ 表示*h*行业在第*t*年的机器人安装量, $Employee_{h,2008}$ 表示2008年(基期)*h*行业的就业人数, $\frac{Employee_{hi,2008}}{Employee_{h,2008}}$ 表示第*i*省份*h*行业在2008年的行业人数占基期*h*行业总人数比重。

高技能劳动力(HLabor)。拥有更高人力资本的劳动力在面对新技术和新知识冲击时,具有较强的学习和适应能力^⑤,可以与人工智能形成互补互动关系。高学历通常反映了个体在接受教育和培训方面的投资,而高职级则涵盖了个体在实际工作中所需的专业知识和技能水平。因此,将高技能劳动力定义为同时具备高学历和高职级的人,其中,高学历是指CSS问卷中大专以上学历水平,大专及以下学历水平为低学历劳动力;高职级则是根据CSS问卷中工作所需技能水平进行划分,分为需要很高专业技能、需要较高专业技能、需要一些专业技能和不需要专业技能,将不需要专业技能定义为低职级,其余为高职级。当劳动力同时为高学历和高职级时,高技能劳动力取值为1,否则为0。

3. 控制变量。参考已有研究做法,从地区、家庭和个体层面选取控制变量,各控制变量含义见表1。在剔除部分变量缺失的样本后,最终获得3535个劳动力样本。由于后文分析过程中其与宏观数据匹配情况不同,有效样本量会有所差异。上述所有变量的描述性统计结果见表1。

表1 描述性统计

变量符号	变量名称	定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
<i>Wage</i>	工资性收入	年工资性收入(万元/年)	3535	3.4167	2.8224	0.0001	24.0846
<i>RID</i>	人工智能	IFR 机器人安装密度	1839	19.4935	41.0142	0.0003	305.3366
<i>HLabor</i>	高技能劳动力	高技能劳动力=1, 低技能劳动力=0	3535	0.1529	0.3600	0	1
<i>Eco</i>	经济发展水平	ln(地区国内生产总值)	186	10.8082	0.4734	9.1796	12.0110
<i>Hum</i>	教育状况	高校在校生/常住人口	186	18.6552	4.1908	7.4396	38.9434
<i>Indw</i>	行业平均工资	行业平均工资	1839	4.5660	1.7829	0.8353	13.6874
<i>Size</i>	家庭人口规模	家庭总人口数	3535	4.7763	1.9634	1	16
<i>House</i>	家庭自有住房数量	家庭自有住房数量	3535	1.1909	0.5739	0	5
<i>Gender</i>	性别	男性=1,女性=0	3535	0.5757	0.4943	0	1

① Acemoglu D., Restrepo P., “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6), pp. 2188-2244.

② 王永钦、董雯:《人机之间:机器人兴起对中国劳动力收入的影响》,《世界经济》2023年第7期。

③ Bartik T. J., “Who Benefits from State and Local Economic Development Policies?”, *Journal of Policy Analysis and Management*, 1993, 12(2), pp. 411-413..

④ Goldsmith-Pinkham P., Sorkin I., Swift H., “Bartik Instruments: What, When, Why, and How”, *American Economic Review*, 2020, 110(8), pp. 2586-2624.

⑤ 何小钢、梁权熙、王善骞:《信息技术、劳动力结构与企业生产率——破解“信息技术生产率悖论”之谜》,《管理世界》2019年第9期。

续表 1

变量符号	变量名称	定义	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
<i>Unit</i>	单位性质	国有单位=1,非国有单位=0	3535	0.1729	0.3782	0	1
<i>Age</i>	年龄	调查年份减出生年份	3535	40.5802	11.5157	16	86
<i>Marriage</i>	婚姻状况	已婚=1,未婚=0	3535	0.8227	0.3820	0	1
<i>Residence</i>	户口性质	其他=3,居民户口=2, 非农业户口=1,农业户口=0	3535	0.3799	0.5221	0	3

四、实证结果

(一)基准回归结果

表2给出了人工智能-技能相对互补影响工资差距的基准回归结果。第(1)至(3)列汇报了依次加入地区控制变量、家庭控制变量和个体控制变量的回归结果。三组结果均显示人工智能-技能相对互补($RID \times HLabor$)的估计系数为正,且在1%的水平上显著。这表明人工智能与技能相对互补会相对提高高技能劳动力的工资性收入,即扩大工资差距,说明人工智能与高技能劳动力形成良好的结合关系,更有利于高技能劳动力工资性收入的提高。为进一步测度和比较人工智能和高技能劳动力互补效应与其他控制变量对工资性收入的解释力度,借鉴Nunn和Wantchekon^①的做法,对含有控制变量全集的第(3)列进行标准方差分解,得到的分解结果为:除省份和时间控制效应以外,人工智能和高技能劳动力互补效应、控制变量全集对工资性收入变化贡献了12.87%的解释力度,其中的2.50%到8.09%由二者互补效应所提供。

表 2 基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)
$RID \times HLabor$	0.0123*** (0.0026)	0.0143*** (0.0027)	0.0152*** (0.0027)
$HLabor$	1.9036*** (0.1185)	1.8747*** (0.1186)	1.5365*** (0.1227)
RID	0.0022 (0.0015)	0.0031** (0.0015)	0.0039*** (0.0015)
地区控制变量	是	是	是
家庭控制变量	否	是	是
个体控制变量	否	否	是
省份固定效应	是	是	是
时间固定效应	是	是	是
观测值	3535	3535	3535
调整后的 R ²	0.2391	0.2520	0.2919

注:括号内为估计系数的标准误差值;***、**和*分别表示在1%、5%和10%的显著性水平上显著;基准回归观测值数量为3535,后文可能因回归方法、工具变量和机制变量等出现变动。下同。

① Nunn N., Wantchekon L., “The Slave Trade and the Origins of Mistrust in Africa”, *American Economic Review*, 2011, 101(7), pp. 3221-3252.

(二)内生性问题处理

1. 工具变量回归。双向因果可能导致参数估计偏误,为此,寻找合适的工具变量并采用两阶段最小二乘法(2SLS),以降低机器人应用的内生性。针对机器人安装密度,参考 Acemoglu 和 Restrepo^①以及王永钦和董雯^②的做法,使用美国行业层面的机器人数据构建中国行业层面的工具变量。此做法基于以下两个条件:一是相关性,美国行业机器人数据反映了人工智能的应用,能间接体现中国同类行业的影响,满足工具变量的相关性要求;二是排他性,美国的智能化发展水平与其他时变经济变量无直接关系,符合排他性要求。具体衡量方式为:

$$RID_{it}^{IV} = \left(\frac{DR_{h,t}^{US}}{Employee_{h,1990}^{US}} \right) \times \left(\frac{Employee_{hi,2008}}{Employee_{h,2008}} \right) \quad (3)$$

其中, RID_{it}^{IV} 表示第*i*省份*h*行业在第*t*年的机器人安装密度的工具变量, $DR_{h,t}^{US}$ 表示美国*h*行业在第*t*年的机器人安装量, $Employee_{h,1990}^{US}$ 表示美国1990年*h*行业的就业人数,其余变量定义与基准回归一致。

表3第(1)列结果显示内生性检验P值在1%的统计性水平上显著,表明拒绝所有解释变量为外生的原假设,这印证了使用工具变量的必要性。同时,第一阶段的F统计量远高于经验规则临界值10,这表明工具变量与内生变量具有较强的相关性。从可识别检验的Kleibergen-Paap rk LM统计量来看,其统计值在1%水平上拒绝原假设,表明工具变量满足可识别性。从弱工具变量检验的Kleibergen-Paap rk Wald F统计量来看,其统计值远高于5%水平的经验规则临界值16.38,表明工具变量不存在弱工具变量的问题。表3第(2)列结果显示,人工智能-技能相对互补的估计系数显著为正,且显著性水平和系数大小并未发生明显变动,这在一定程度上表明基准回归结论的可信性,即人工智能-技能相对互补对高技能劳动力的收入促进作用更加明显,进而扩大工资差距。

表3 工具变量回归结果

变量	第一阶段回归结果	第二阶段回归结果
	(1)机器人安装密度	(2)工资性收入
RID^{IV}	0.0088*** (0.0002)	
$RID \times HLabor$		0.0152*** (0.0027)
控制变量	是	是
省份固定	是	是
时间固定	是	是
内生性检验P值	0.0000	
第一阶段F值	1448.6600	
Kleibergen-Paap rk LM		1037.3430 [0.0000]
Kleibergen-Paap rk Wald F		1412.4830 [16.3800]

① Acemoglu D., Restrepo P., “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”, *Journal of Political Economy*, 2020, 128(6), pp. 2188-2244.

② 王永钦、董雯:《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》2020年第10期。

续表 3

变量	第一阶段回归结果	第二阶段回归结果
	(1) 机器人安装密度	(2) 工资性收入
观测值	3535	3535
调整后的 R ²	0.6443	0.1609

注: Kleibergen-Paaprk LM 统计量中括号内为识别不足检验的 p 值; Kleibergen-Paaprk Wald F 统计量中括号内为弱识别检验的 5% 临界值。

2. 考虑不可观测的遗漏变量问题。如果人工智能发展和高技能劳动力的互补内生于部分不可观测的经济社会变量, 而这些遗漏变量若影响工资差距, 同样会造成参数估计偏误。为此, 参照 Bellows 和 Miguel^① 的做法, 利用可观测变量构建评价指标来评估不可观测变量对估计结果的影响程度以检验结论的稳健性, 具体如下:

$$Selection\ ratio = \frac{\beta^F}{\beta^R - \beta^F} \quad (4)$$

其中, *Selection ratio* 表示完全抵消核心解释变量的效应, 不可观测控制变量所需达到的阈值。该数值越大, 意味着不可观测控制变量的选择性偏误强度必须更大, 才能抵消核心解释变量的效应, 从而降低模型因遗漏变量导致估计偏误的风险。 β^F 为回归中包含核心解释变量和全部可观测控制变量时的估计系数; β^R 为仅包含核心解释变量和部分可观测控制变量时的估计系数。 β^F 越大, 表示不可观测变量需解释的效应越大; $\beta^R - \beta^F$ 越小说明可观测控制变量的解释力度越强, 进而不可观测控制变量需更大的选择性才能抵消解释效应。

为构造该指数, 选取两组控制变量子集和两组全集进行回归。结果见表 4。 *Selection ratio* 的值在 1.88 至 22.49 之间, 均值为 8.41, 说明不可观测控制变量的选择性偏误强度至少为可观测变量集的 1.88 倍, 平均为 8.41 倍, 才可以抵消可观测变量的效应。这表明基准回归结果相对稳健, 受不可观测变量影响较小。

表 4 可观测变量度量不可观测变量的偏误程度的计算结果

控制变量		<i>Selection ratio</i>
控制变量子集	控制变量全集	
无	个人层面控制变量	1.8803
无	地区、家庭、个人层面控制变量	22.4908
时间、地区固定效应	个人层面控制变量	2.4966
时间、地区固定效应	地区、家庭、个人层面控制变量	6.7686

注: 控制变量全集除上述控制变量外, 均已包含人工智能变量和高技能劳动力变量、时间和地区固定效应。

3. 校正样本选择偏差。由于仅保留 CSS 调查中“有工作”的样本, 无法观测失业但在劳动年龄内的个体工资, 可能导致样本自选择问题, 进而影响估计结果。因此, 采用 Heckman 两阶段模型校正样本选择偏差。在选择模型中, 被解释变量为劳动力是否持续保持当前工作单位的虚拟变量 (*Work*)。若工作持续超过两年, 则进一步考虑人工智能对工资的影响。由于劳动力的工作持续性受家庭年龄结构影响^②, 引入家庭老年抚养比 (*Old*) 和家庭少儿抚养比 (*Young*) 作为排他变量, 选择模型的自变

① Bellows J., Miguel E., “War and Local Collective Action in Sierra Leone”, *Journal of Public Economics*, 2009, 93(11-12), pp. 1144-1157.

② 程杰、朱钰凤:《劳动供给弹性估计:理解新时期中国劳动力市场转变》,《世界经济》2021 年第 8 期。

量包括基准回归的控制变量全集。

回归结果如表5所示。人工智能和高技能劳动力的交互项($RID \times HLabor$)回归系数的绝对值低于基准回归的估计参数,即样本选择问题导致模型估计存在正的偏差。这可能是由于主动寻求与自身技能更为匹配岗位的劳动力是技能水平较高的群体。但人工智能-技能相对互补($RID \times HLabor$)系数仍旧显著为正,与基准回归结果一致。

表5 Heckman 两阶段的回归结果

变量	(1)	(2)
$RID \times HLabor$		0.0150*** (0.0031)
<i>Old</i>	0.1897*** (0.0589)	
<i>Young</i>	-0.1200** (0.0578)	
$\ln \sigma$	0.8514***	
ρ	-0.1159	
控制变量	是	是
省份固定	是	是
时间固定	是	是
观测值	3535	3535
$P > \chi^2$	0.0000	0.0000

(三)稳健性检验

1. 多层线性模型。由于分层抽样的地区独立性,同一地区的个体受区域经济社会因素影响,存在组内相关;不同地区个体之间可能存在组间差异。这些因素导致模型的复合误差项,尽管固定效应和稳健标准误可部分解决,但仍可能损失样本信息和自由度。多层次回归模型则能有效处理非独立性问题^①,因此使用该模型进行稳健性检验。

2. 替换核心解释变量。依照式(2),从工业机器人安装流量角度衡量机器人应用广度,以工业机器人安装流量替代工业机器人安装存量重新测度机器人应用情况,构造出新的人工智能变量(RID_1)并重新进行回归。

3. 增加行业固定效应。行业固定效应可以帮助捕捉到行业内部的差异,从而更准确地估计其中的因果关系。因此,在基准回归中进一步加入行业固定效应。

上述稳健性检验的结果均支持了基准回归的结论,假说1得到验证^②。

五、机制检验

人工智能的广泛应用引发了一系列经济机制的演变和调整,共同塑造了一个以岗位适应、技能升级和劳动力替代为核心的经济现象,展示出人工智能发展对劳动力市场的动态调整,同时也凸显了不同技能劳动力在面对技术进步时所面临的机遇和挑战。根据理论分析推论,对应于岗位适应、技能升级和劳动力替代为核心的经济现象,人工智能-技能相对互补通过工作稳定性、人力资本积累和机器换人成本机制作用于劳动力就业匹配,进而影响不同技能劳动力的相对工资收入。本部分就理论分

① 祁毓、卢洪友:《污染、健康与不平等——跨越“环境健康贫困”陷阱》,《管理世界》2015年第9期。

② 篇幅所限,正文中不再报告稳健性检验结果,感兴趣者可联系作者。

析提出的三个理论机制进行检验,具体回归模型设定如下,其中, $Mechanism_{ihj,t}$ 表示机制变量,其他变量与基准回归相同。

$$Mechanism_{ihj,t} = \beta_0 + \beta_1 RID_{ih,t} \times HLabor_{ihj,t} + \beta_2 RID_{ih,t} + \beta_3 HLabor_{ihj,t} + \beta_4 C_{ihj,t} + \mu_i + \lambda_t + \epsilon_{ihj,t} \quad (5)$$

(一)工作稳定性机制

通过受访者在CSS问卷中对“未来6个月内失业可能性”的回答生成主观工作稳定性变量(*Unemployment*),并根据回答的倾向程度赋值,数值越大代表失业可能性越低。同时,通过受访者对“以往工作过的单位数”的回答生成客观工作稳定性变量(*Worktimes*)。表6第(1)列和第(2)列中,人工智能-技能相对互补($RID \times HLabor$)的系数分别显著为正和显著为负,表明技能水平的提高能够与人工智能形成互补,从而减缓工作稳定性的下降。高技能劳动力通常更能适应技术变革,这增强了他们对未来职业稳定性的信心。然而,人工智能也在改变高技能岗位的性质,迫使劳动力不断学习新技能,这一适应过程可能导致高技能劳动力的工作岗位发生变动。尽管如此,人工智能-技能相对互补仍然有助于缓解高技能劳动力面临的工作冲击,进而推动工资差距的扩大。

(二)人力资本积累机制

根据受访者对CSS问卷中“是否参加过单位提高技能方面的培训”这一问题的回答生成是否参加技能培训(*Training*)以代表劳动力是否完成人力资本积累,参加过技能培训赋值为1,否则为0。结果见表6第(3)列。人工智能与高技能劳动力交互项($RID \times HLabor$)的系数显著为正,说明人工智能-技能相对互补能够通过提高高技能劳动力的技术适应性,促进其人力资本积累,进而推动工资差距的扩大。具体来说,人工智能的应用使得高技能劳动力有更多的机会参与技能提升培训,进一步增强其在劳动市场的竞争力,推动其技术水平和生产率的提升。因此,高技能劳动力的工资增幅超过低技能劳动力的工资增幅,导致二者的工资差距加大。

(三)机器人换人成本机制

根据受访者对CSS问卷中“您在目前的单位工作多长时间”这一问题的回答生成参加当前工作年限(*Timelength*)以反映企业的机器人换人成本机制。结果见表6第(4)列。人工智能与高技能劳动力交互项($RID \times HLabor$)的系数显著为正,说明高技能劳动力与人工智能的结合可能导致更复杂、更高成本的生产流程,从而减缓机器人换人成本的降低,这说明高技能劳动力可能更有能力和资源去适应技术变革,例如通过再培训或学习新技能。这种适应性可以为其提供一定的保护,使其被替换成本进而工资收入不致降低得太快,而低技能劳动力面临的情境则相反,从而导致二者的工资差距进一步扩大。

表6 机制检验结果

变量	工作稳定性机制		人力资本积累机制	机器人换人成本机制
	(1)	(2)	(3)	(4)
$RID \times HLabor$	0.0048** (0.0019)	-0.0168** (0.0007)	0.0020*** (0.0046)	0.0248*** (0.0053)
RID	-0.0037*** (0.0010)	0.0220*** (0.0069)	0.0009*** (0.0003)	-0.0296*** (0.0042)
$HLabor$	-0.0153 (0.1244)	-0.2114 (0.1676)	-0.3621*** (0.0419)	-0.4308 (0.3418)
控制变量	是	是	是	是
省份固定	是	是	是	是
时间固定	是	是	是	是
观测值	1154	1128	983	3535
调整后的R ²	0.0367	0.1363	0.1976	0.3020

六、研究结论与对策建议

采用CSS微观数据和IFR机器人安装数据,检验了人工智能-技能相对互补的作用效果及其背后的作用机理。研究表明:第一,人工智能-技能相对互补会扩大工资差距,且工资差距变动的2.50%到8.09%由二者互补效应所解释,该结论在经过内生性问题处理、替换变量和增加固定效应等一系列稳健性检验后依然成立。第二,人工智能-技能相对互补通过工作稳定性机制加速低技能劳动力在就业搜寻过程中的人力资本折旧和损耗,降低了低技能劳动力的相对工资收入;通过人力资本积累机制促使高素质劳动力完成智能岗位转变,高技能劳动力相对工资收入增长更加显著;通过机器换人成本机制凸显高技能劳动力的不可替代性从而对其被替换成本和工资收入产生正向影响。

综合以上研究结论,提出如下对策建议:一是建立和健全再就业培训和在职职业教育体系,全面提升劳动力群体技能水平。基于当前人工智能与高技能劳动力形成协调互补的现实背景,为缓解工资差距进一步扩大,各级人力资源社会保障部门和企业工会等都要关注结构性失业群体和就业不匹配在岗职工,并结合当地各行业劳动力技能结构的现实情况,定期组织员工参加具有针对性的技能培训,以提高其适应复杂工作环境的能力。二是鼓励政府和企业联合开发先进的就业匹配系统。可以利用人工智能技术,为劳动力提供与其技能和经验最匹配的工作机会,从而减少人力资本的折旧和损耗,有效缩小工资差距。三是完善公共就业服务和社会保障体系,强化对低技能劳动群体的劳动保障。人工智能应用改变了传统社会生产和生活方式,并衍生出诸多全新的用工形态,因此,政府应尽快制定与人工智能发展相适应的社会保障体系,妥善治理新用工形态从业者的雇佣合同和社会保险等问题。四是适时调整市场监管规则,为人工智能应用营造宽松的市场环境,引导其发挥人力资本积累的功能。政府和相关部门应加强与产业界、学术界的沟通与合作,共同研究和制定更具前瞻性的政策措施。鼓励企业和研究机构开展人工智能与劳动力结合的培训,帮助劳动力提高自身技能,适应新的工作环境。在此基础上,进一步推动教育体制改革,加强对新兴技术领域的教育和培训,确保劳动力在技术革命中不被边缘化。

Artificial Intelligence, Employment Matching, and Wage Gap

Sun Tao¹ Wang Shuo²

(1. Center for Economic Research, Shandong University, Jinan 250100, P.R.China;

2. School of Accountancy, Shandong University of Finance and Economics,
Jinan 250014, P.R.China)

Abstract: The core of development is to capture the key elements that drive the accumulation of new economic momentum, and cutting-edge technological changes such as big data, cloud computing and artificial intelligence are endogenous driving forces for improving the quality and efficiency of economic development. In the era of digital intelligence, artificial intelligence has changed the behavior of economic entities and traditional economic operations and will have a profound impact on various fields such as human production methods and lifestyles. According to the 2024 Artificial Intelligence Index Report, in 2022 China accounted for 61 percent of global artificial intelligence patent applications—the highest worldwide—and in 2023 its core artificial intelligence industry reached 578.7 billion yuan, a year-on-year increase of 13.9%. As a kind of information and

communication technology (ICT), the application performance of artificial intelligence promotes the continuous promotion of artificial intelligence applications. It improves the connection and coordination between other production factors. The factor synergy mechanism of cutting-edge science and technology serves as a new economic growth engine to accelerate the replacement of original dependence. The traditional production factors drive the economic development model. This process can reshape the industry and employment skills structure and give birth to a new direction in the succession of the income distribution pattern. Therefore, it is of great practical significance to rationally utilize the new technological dividends to optimize the labor employment structure, improve the income distribution pattern, and even increase wages for high-quality economic development.

The development of artificial intelligence corresponds to its widespread application, which then reshapes the process of fit between production factors and the skill wage gap. This article proposes the expanded capital-skills complementarity hypothesis that artificial intelligence and skills are complementary, examines the impact mechanism of artificial intelligence on wage gaps, and empirically tests the theoretical analysis based on data from the China Comprehensive Social Survey (CSS) and the International Federation of Robotics (IFR). inference. The study found that: (1) Artificial intelligence and labor are generally substitutable, but after the introduction of high- and low-skilled labor, artificial intelligence-skill complementarity will widen the wage gap; (2) Artificial intelligence-skill complementarity will increase through job stability and human capital Employment frictions caused by accumulation and machine substitution costs change the employment matching status of workers, thereby widening the wage gap between workers with different skill levels.

In general, the conclusions of this article contribute to a clearer understanding of the mechanisms through which the development of artificial intelligence affects wage income distribution. This provides a theoretical foundation and practical basis for advancing the application of artificial intelligence and improving wage income distribution.

Keywords: Artificial intelligence; Skilled labor-force; Relative complementarity; Wage gap; Employment matching

[责任编辑:王玲强 李清杨]