

# 人工智能冲击、教育扩张与工资极化

李钧宇 翟少轩 袁持平\*

**摘要:** 在利用人工智能技术推动经济社会发展的同时,保障劳动者的权益与公平,避免收入两极分化,对实现共同富裕具有重要意义。本文通过拓展工作任务模型,从理论上分析了人工智能冲击的工资极化作用以及教育扩张对该过程的影响,并利用中国家庭追踪调查数据,基于职业被人工智能技术替代可能性和地区人工智能发展水平的差异,构建广义双重差分模型进行实证检验。研究表明:人工智能冲击加剧了不同职业之间的收入差距,促进了工资极化的产生。这一作用的产生机制包括人工智能对常规型任务工作的替代效应、对不同职业有差异的生产率提升效应以及阻碍中等收入群体职业转换的技术鸿沟效应。进一步分析表明,教育的持续扩张未能缩小职业间的收入差距,过度的教育扩张可能反而放大人工智能的工资极化作用。本文为人工智能技术变革背景下如何协同就业与教育政策,改善劳动者收入分配状况提供了启示。

**关键词:** 人工智能;工资极化;教育扩张;职业替代

**中图分类号:** F062.4;F249.24

## 一、引言

人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,深刻改变了传统生产方式,在推动经济高质量发展的同时,也给收入分配带来了新的挑战。人工智能技术对劳动力市场需求侧的冲击可能扩大收入不平等(Acemoglu and Restrepo, 2020, 2022)。近十年来,中国在人工智能技术领域发展迅速。2023年,中国人工智能专利授权数达8.5万项,同比增长约140%,占全球比重达到69.7%。<sup>①</sup> 在人工智能高速发展的同时,收入差距问题也日益凸显。根据世界不平等数据库(WID)数据,2023年中国收入前10%居民的收入份额是后50%居民的3.2倍,该比值较2012年上升了12.2%。<sup>②</sup> 在劳动力市

\* 李钧宇,中山大学粤港澳发展研究院,邮政编码:510275,电子信箱:lijy653@mail2.sysu.edu.cn;翟少轩(通讯作者),广东省农业科学院农业经济与信息研究所,邮政编码:510640,电子信箱:zhaishaoxuan2022@163.com;袁持平,中山大学粤港澳发展研究院,邮政编码:510275,电子信箱:yuanchip@mail.sysu.edu.cn。

本文得到广东省哲学社会科学规划项目“城乡融合发展背景下数实融合驱动县域产业升级的机理与效应研究”(GD25YYJ34)的资助。本文在《经济评论》第十届中国经济增长与发展青年学者论坛、中国青年经济学家联谊会广州论坛(2024秋)报告时得到了叶初升、赵昕东、余壮雄、刘雅君等学者的建设性意见。感谢审稿专家和编辑部的宝贵意见,作者文责自负。

①资料来源:“Artificial Intelligence Index Report 2025”,载于<https://aiindex.stanford.edu/report/>。

②资料来源:<https://wid.world/zh/country/%e4%b8%ad%e5%9b%bd/>。

场的供给侧,教育扩张带来的人力资本结构优化常被认为可以缓解技术变革引起的收入差距(Goldin and Katz,2010)。进入21世纪以来中国高等教育不断扩张,根据《中国统计年鉴(2024)》,2023年高校招生数量超过一千万人,较2012年上涨了51.3%,高等教育毛入学率达到60.2%,已进入高等教育普及化阶段。然而,人工智能技术发展所伴随的收入差距扩大现象似乎并没有随着教育的扩张而得到改善。现阶段,如何在人工智能赋能经济发展的同时缩减劳动者收入差距,推进全面共同富裕,备受学术界和政策界的共同关注。

与传统技术相比,智能机器人、大语言模型等人工智能技术善于完成具有一定技术难度但创造性和不可预测性较低的工作(Acemoglu and Restrepo,2022)。这一特性使得人工智能对从事常规型任务的中等收入职业具有更强的替代作用(Frey and Osborne,2017)。这意味着人工智能是一种针对常规型工作的“任务偏向型”技术进步,其应用将可能对工作任务重复性较高的中等收入群体造成广泛冲击,改变劳动力市场的需求结构,限制中等收入群体规模的扩大,拉大其与高收入群体间的工资差距,引发就业极化与工资极化现象(Acemoglu et al.,2022;何小钢、刘叩明,2023)。工资极化意味着中等收入群体的工资增速慢于高收入和低收入群体。现有文献对人工智能技术是否助推了劳动者工资极化进行了探讨,但未能得到一致结论(陈东、秦子洋,2022;余玲铮等,2021)。值得注意的是,当前实证研究并未关注从事不同任务劳动者的收入变化趋势在受到人工智能冲击前是否一致,而这是准确推断人工智能冲击与工资极化间因果关系的重要前提。本文利用人工智能冲击在地区和职业两个维度上的差异构造反事实分析框架,在不同职业收入具有共同事前趋势的前提下,采用广义双重差分法(Generalized Difference-in-Differences, GDID)对人工智能冲击与劳动者工资极化之间的因果关系进行了有效检验。

与此同时,现有文献多从技能工资差距的角度分析教育扩张对劳动者收入差距的影响(马光荣等,2017;方超、黄斌,2020)。然而,由于人工智能技术进步的任务偏向性,劳动者收入差距的扩大更多地表现在从事不同工作任务的职业群体之间,而非不同技能水平或学历水平的群体之间(王永钦、董雯,2023),技能工资差距视角的分析忽视了高学历人才可能流入中等收入职业市场的现象,难以准确地反映人工智能冲击带来的工资极化现象。因此,有必要从任务的视角重新审视教育扩张能否缓解人工智能技术对劳动力市场产生的消极影响。本文拓展了Autor和Dorn(2013)、陈岑等(2023)的两部门模型,将教育扩张纳入分析,并考虑部分高学历劳动者流入常规型任务岗位的情形,从理论与实证上论证了过度的教育扩张可能会放大人工智能的工资极化作用。

本文剩余部分安排如下:第二部分回顾了人工智能技术与教育扩张对劳动者工资极化影响的相关文献;第三部分构建了包含三种工作任务的两部门静态一般均衡模型,对人工智能冲击的工资极化效应以及教育扩张的作用进行数理分析;第四部分介绍了实证估计策略和样本数据;第五部分汇报了人工智能冲击影响工资极化的实证估计结果;第六部分进一步分析了教育扩张对人工智能工资极化效应的可能影响;第七部分是结论与政策建议。

## 二、文献综述

### (一) 人工智能冲击对工资极化的影响研究

现有文献从就业需求 (Acemoglu et al., 2022)、收入水平 (Acemoglu and Restrepo, 2020) 及劳动收入份额 (Autor, 2014) 等方面探讨了人工智能技术对劳动力市场造成的广泛影响, 认为人工智能对劳动具有替代作用, 可能降低生产部门对劳动力的需求, 从而对劳动者收入产生负向冲击, 降低生产过程中的劳动收入份额。除了上述总量上的影响, 人工智能也改变着劳动者群体内部的收入分配结构。研究表明, 智能化带来的冲击在不同类型劳动者间存在差异, 这可能造成个体间工资差距的扩大 (刘洋等, 2023)。早期文献多从技能角度探讨技术变革对劳动者收入差距的影响, 认为新技术对低学历的弱势劳动者群体产生了负向冲击, 增大了不同技能劳动者间的工资差距 (Krusell et al., 2000; Zhou and Tyers, 2019)。然而, 与传统技术的“技能偏向性”相比, 人工智能技术呈现出“任务偏向性”的新特点, 对于常规性、重复性的任务具有更强的替代性 (Autor et al., 2003)。而常规型任务往往集中于生产线操作人员、办公室行政人员等中等收入职业群体的工作当中 (Frey and Osborne, 2017)。这意味着, 遭受人工智能冲击最强的并非从事体力劳动的低收入群体, 而是从事常规型工作的中等收入群体, 人工智能技术的发展将扩大中等收入群体与高收入群体间的工资差距, 使得劳动力市场出现就业极化与工资极化趋势 (何小钢、刘叩明, 2023)。许多学者对这一现象进行实证检验, 发现工业机器人应用、互联网普及等数智化技术的冲击, 扩大了从事不同任务岗位劳动者间的收入差距, 促进了工资极化现象的形成 (陈岑等, 2023; 余玲玲等, 2021)。但也有学者持不同的观点, 认为随着人工智能技术的不断发展, 其岗位创造效应将超过对劳动力的替代效应, 这使得在技术密集型的高生产率行业内部, 不同劳动者间的收入差距长期上将得以缩小 (陈东、秦子洋, 2022)。既有文献对人工智能冲击会否导致工资极化的观点尚不一致。此外, 现有研究虽然比较了人工智能冲击下不同职业劳动者工资的变化差异, 但并未对遭受技术冲击前各职业劳动者收入变化是否具有共同趋势做出检验。如果在人工智能技术推广之前, 从事常规型任务和非常规型任务的劳动者收入增速本就不同, 那就难以将二者间的工资差距扩大归因于人工智能的冲击。因此, 人工智能技术发展与劳动力市场工资极化之间的因果关系还有待进一步检验。

### (二) “教育与技术竞赛”的相关研究

在人工智能技术对劳动力市场需求侧产生冲击从而影响劳动者收入差距的同时, 教育扩张从供给侧改变了人力资本结构, 这可能影响人工智能冲击引致的工资极化程度。Goldin 和 Katz (2010) 提出的“教育与技术竞赛 (RBET)”理论认为, 教育扩张与技术变革之间存在着一种竞赛关系, 技术的进步可能增加了市场对高技能人才的需求, 扩大了其与低技能劳动力间的收入差距, 而教育扩张提升了高技能劳动力的供给, 将缓解技术变革导致的收入差距扩大趋势。在这一框架下, 许多研究对教育扩张如何影响技能工资差距进行了检验。马光荣等 (2017) 发现大学扩招降低了教育溢价, 缩小了不同学历劳动者的收入差距。方超和黄斌 (2020) 利用分位数处理效应验证了教育扩张对不同技能群体收入平等化的促进作用。同时也有一些研究提出了相反的意见, 认为教育扩张未能发挥缩减技能工资差距的作用, 甚至扩大了收入差距 (Liu et al., 2025)。这部分观点认为, 教育扩张会促使劳动者流向收入分布更不均衡的服务行业 (Makhlouf and Lalley, 2023), 此外, 高学历人才内部具有不同工作资历

的劳动者存在互补性,这也使得教育扩张反而可能提升高技能劳动者的收入,从而导致不同技能水平群体间收入差距的扩大(Li et al.,2017)。

然而,由于人工智能“任务偏向性”的特点,现有从技能工资差距角度评估教育扩张对工资极化影响的文献存在以下不足:一方面,人工智能技术对从事常规型任务的中等收入群体形成更大的冲击,高技能与低技能劳动者间的收入差距难以全面反映工资极化现象。另一方面,随着教育的扩张,越来越多的高技能人才难以获得相应的优质工作机会(Knight et al.,2017),新增加的高学历劳动力供给可能向下流入易被人工智能技术替代的中等收入职业(Jaume,2021)。这使得表面上看高技能与低技能劳动者之间的工资差距正在缩小,但其实是高学历劳动者内部工资差距的扩大为代价(Autor et al.,2020),工资极化问题并未真正得到解决。因此,还需从工作任务的视角考察教育扩张对不同职业收入差距的影响。教育扩张能否有效缓解人工智能技术带来的工资极化影响,还有待进一步的理论分析与实证检验。

### 三、理论分析与研究假说

本文参考 Autor 和 Dorn(2013),构建了一个包含三种不同类型工作任务的模型,以分析人工智能对劳动力市场工资极化的影响。同时,在现有理论框架的基础上,本文将教育扩张纳入考虑,讨论其在人工智能发展过程中对劳动者工资差距的影响。

#### (一) 生产部门与工作任务

假设一个封闭经济体由商品部门和服务部门构成。两个生产部门中存在从事三种不同工作任务的劳动力  $L_a$ 、 $L_m$  和  $L_r$ 。其中  $L_a$  表示高技能的认知型任务劳动力; $L_m$  表示低技能的体力型任务劳动力; $L_r$  表示常规型任务劳动力,其技能水平介于前二者之间。商品部门的投入要素包括人工智能资本  $K$  和两种不同类型的劳动力  $L_a$ 、 $L_r$ 。该部门的生产函数如下:

$$Y_g = L_a^{1-\beta} X^\beta \quad (1)$$

$$X = [(\alpha_r L_r)^\mu + (\alpha_k K)^\mu]^{1/\mu} \quad (2)$$

(1)、(2)式中: $X$  表示  $L_r$  与  $K$  的 CES 生产函数组合, $\alpha_r$  和  $\alpha_k$  分别表示两类要素所占权重。假定  $0 < \mu < 1$ ,即人工智能对常规型任务劳动力存在替代作用。商品  $Y_g$  由  $L_a$  与要素组合  $X$  以柯布-道格拉斯函数的形式生产, $\beta$  表示  $X$  在产出中贡献的份额,满足  $0 < \beta < 1$ 。

服务部门仅使用体力型任务劳动力,将其生产效率标准化为 1,可以得到生产函数如下:

$$Y_s = L_m \quad (3)$$

#### (二) 技能分布与教育扩张

假定劳动者的技能  $\eta_i$  在  $(0, +\infty)$  上连续分布。所有体力型劳动力是同质的,每个劳动者均提供 1 个单位的劳动。其他两类劳动者的效率随技能水平的提高而上升,均提供  $\eta_i$  个单位的有效劳动。技能水平较低的劳动者选择从事常规型任务劳动的条件为  $\omega_r \eta_i \geq \omega_m$ ,其中  $\omega_r$  和  $\omega_m$  分别表示常规型与体力型工作的工资,即成为常规型任务工作者的技能门槛为:

$$\eta^* = \omega_m / \omega_r \quad (4)$$

参照陈岑等(2023),原本从事常规型任务的劳动者要转变为认知型任务工作者需付出额外的学习成本  $R_{\eta_i}$ 。当认知型工作收入减去额外成本后仍高于常规型任务劳动收入时,即当  $\omega_a \eta_i - R_{\eta_i} \geq \omega_r \eta_i$  时,这部分劳动者将选择认知型工作,其中  $\omega_a$  表示认知型工作的工资。可得从事认知型工作的技能门槛为:



$$\hat{\eta} = R_{a\eta_i} / (\omega_a - \omega_r) \quad (5)$$

在现有研究的基础上,本文进一步考虑了教育供给的扩张。假定当个体技能禀赋  $\eta_i \geq \eta_0$  时,其将接受高等教育。高等教育技能门槛  $\eta_0$  由社会经济发展水平及教育政策外生决定。教育扩张意味着  $\eta_0$  值降低,接受高等教育的人数增多。假定接受高等教育后,劳动者将获得人力资本乘数  $h$ ,此时常规型任务或认知型任务工作者将提供  $h\eta_i$  个单位的有效劳动。当教育扩张到一定程度时,接受高等教育的劳动者数量将大于市场对认知型岗位的劳动力需求量,部分高教育水平劳动者只能从事常规型任务工作。因此,假设  $\eta_0$  满足  $\eta^* < \eta_0 < \hat{\eta}$ 。此时常规型任务工作者转向从事认知型劳动的条件变为  $\omega_a h\eta_i - R_{a\eta_i} \geq \omega_r h\eta_i$ ,从事认知型任务工作的技能门槛相应调整为:

$$\hat{\eta} = R_{a\eta_i} / h(\omega_a - \omega_r) \quad (6)$$

遵循 Autor 和 Dorn(2013) 的假定,假设劳动者技能分布服从  $f(\eta) = e^{-\eta}$  的密度函数,并将所有劳动要素的总和标准化为 1,即  $\int_0^\infty \eta e^{-\eta} d\eta = 1$ 。可以得到三种类型劳动力的关系如下:

$$L_r = g(L_m, L_a) + (h-1)(1+\eta_0)e^{-\eta_0} \quad (7)$$

(7) 式中:  $g(L_m, L_a) = [1 - \log(1 - L_m)](1 - L_m) - L_a$ 。

### (三) 消费部门

消费者同时对商品和服务进行消费,通过对二者的选择实现自身效用的最大化。将消费者的效用函数表示为如下形式:

$$u = \left[ C_s^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + C_g^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \quad (8)$$

(8) 式中:  $C_s$  表示服务消费,  $C_g$  表示商品消费,  $\sigma$  为二者之间的替代弹性,当二者互补性较强时,有  $0 < \sigma < 1$ 。服务市场的产出全部用于消费,商品市场的产出既用于消费,也用于人工智能资本的投资和认知型任务工作者额外支付的学习培训成本。基于此,有以下的一般均衡条件:

$$C_s = Y_s \quad (9)$$

$$C_g = Y_g - p_k(t)K - R_a L_a \quad (10)$$

(9)、(10) 式中:常规型任务工作转向认知型任务工作的职业转换成本  $R_a = R_{a\eta_i} / \eta_i$ 。  $p_k$  表示人工智能资本的价格,随着人工智能技术的进步,其价格不断降低,当时间  $t$  趋于无穷时,  $p_k$  将趋近于 0。

### (四) 均衡分析

在一般均衡条件下的最优化问题可表示为:

$$\begin{aligned} \max_{K, L_m, L_a} & \left[ L_m^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (Y_g - p_k K - R_a L_a)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right]^{\frac{\sigma}{\sigma-1}} \\ \text{s.t. } & Y_g = L_a^{1-\beta} X^\beta \end{aligned} \quad (11)$$

$$L_r = g(L_m, L_a) + (h-1)(1+\eta_0)e^{-\eta_0}$$

可以解出三种类型劳动者的工资分别为:

$$\omega_a = \frac{\partial Y_g}{\partial L_a} = (1-\beta)L_a^{-\beta} X^\beta \quad (12)$$

$$\omega_r = \frac{\partial Y_g}{\partial K} \frac{\partial K}{\partial X} \frac{\partial X}{\partial L_r} = p_k \left( \frac{\alpha_r}{\alpha_k} \right)^\mu \left( \frac{K}{L_r} \right)^{1-\mu} \quad (13)$$

$$\omega_m = \left( \frac{C_g}{C_s} \right)^{\frac{1}{\sigma}} = \left( \frac{Y_g - p_k K - R_a L_a}{L_m} \right)^{\frac{1}{\sigma}} \quad (14)$$

本文重点关注人工智能冲击对劳动力市场工资极化的影响。若在人工智能技术发展过程中,从事常规型任务的中等收入劳动者与从事认知型任务工作的高收入群体间收入差距增大,则意味着人工智能发展对中等收入群体造成了负向冲击,促使劳动力市场发生工资极化。认知型任务与常规型任务劳动力的工资比值可表示如下:

$$I_{ar} = \frac{\omega_a}{\omega_r} = \frac{1-\beta}{\beta} \cdot \frac{(\alpha_r L_r)^\mu + (\alpha_k K)^\mu}{\alpha_r^\mu L_r^{\mu-1} L_a} \quad (15)$$

可以看出,  $\partial I_{ar} / \partial K > 0$ , 即随着人工智能应用的加深, 认知型任务工作者与常规型任务工作者的工资水平差距将进一步拉大, 中等收入群体受到负面冲击。进一步考虑  $p_k \rightarrow 0$  的情况。此时,  $K$  趋向于无穷大, 以上工资比值可近似地表示为  $I_{ar} \sim \frac{1-\beta}{\beta} \cdot \frac{(\alpha_k K)^\mu}{\alpha_r^\mu L_r^{\mu-1} L_a}$ 。当  $\beta - \mu \geq 0$  时, 常规型任务劳动力与人工智能之间的替代弹性较低,  $L_r$  不趋向于 0, 此时  $I_{ar} \rightarrow \infty$ 。在这一情形下, 相较于常规型任务劳动力, 人工智能提高了认知型劳动力的边际产出, 从而扩大了二者之间的收入差距。当  $\beta - \mu < 0$  时, 即当常规型任务劳动力与人工智能之间的替代弹性较高时, 随着人工智能成本的降低,  $L_r$  将趋向于 0。在这一情形下, 人工智能通过对常规型任务劳动者的替代产生就业冲击, 从而降低了中等收入群体的收入规模, 引发工资极化。考虑到现实中中等收入群体从事工作的多样性, 不同的中等收入职业被人工智能技术替代的程度有所差异, 因而以上两种情形可能同时并存。基于此, 本文提出:

假说 1: 人工智能扩大了从事常规型任务工作的中等收入群体与从事认知型任务的高收入群体之间的收入差距, 促使工资极化现象产生。

假说 1a: 人工智能冲击可能通过对常规型任务劳动力的替代效应促进工资极化。

假说 1b: 人工智能冲击对不同任务劳动生产率提升的差异性可能促进工资极化。

进一步地, 本文关注人工智能应用对从事常规型任务工作的中等收入劳动者职业转换壁垒的影响。在人工智能的冲击下, 常规型任务工作者相对收入降低, 其能否通过职业转换, 进入认知型工作岗位, 实现职业向上流动, 成为能否缓解劳动力市场工资极化负面影响的关键。由最优化问题的一阶条件可计算出进入认知型岗位的职业转换成本与人工智能应用之间的关系:

$$R_a = K^{\beta-\mu} [(1-\beta) L_a^{-\beta} \alpha_k^\beta K^\mu - \beta \alpha_r^\mu \alpha_k^{\beta-\mu} L_r^{\mu-1}] \quad (16)$$

由 (16) 式可知, 不论  $\mu$  如何取值, 当  $K \rightarrow \infty$ , 有  $R_a \rightarrow \infty$ 。这意味着随着人工智能技术的推广, 原先从事常规型任务工作的劳动者进入认知型职业的门槛提高, 所需的学习成本大幅度增加。人工智能技术的发展虽然可能提升认知型岗位的劳动力需求, 但同时也产生了技术鸿沟, 阻碍着中等收入劳动者流向高收入岗位。这一机制使得能够进入认知型岗位的劳动力相对减少, 而常规型任务劳动力供过于求, 均衡状态下二者之间的工资差距扩大, 进一步固化了工资极化现象。基于此, 本文提出:

假说 2: 人工智能的发展可能存在技术鸿沟效应, 减少中等收入群体通过转换职业向上

流动的机会,从而促进工资极化。

最后,本文关注教育扩张在人工智能助推工资极化过程中所起到的作用。由(15)式易得出,  $\partial I_{ar}/\partial L_r > 0$ , 即随着常规型任务劳动力供给的增加,其均衡工资将下降,其与认知型任务劳动力的收入差距随之扩大。而根据(7)式可以得出,  $\partial L_r/\partial \eta_0 < 0$ , 故而有  $\partial I_{ar}/\partial \eta_0 < 0$ 。即随着教育的扩张,接受高等教育人数增多,  $\eta_0$  降低,  $L_r$  随之增高,最终使得常规型任务劳动力与认知型劳动力之间的工资差距  $I_{ar}$  扩大。这一机理的直观解释是,当高等教育扩张达到一定程度时,接受过高等教育的人数较多,但劳动力市场无法提供相应的认知型工作岗位,部分受过高等教育的劳动者只能流向收入相对更低的常规型任务岗位,这一现象在现有研究中已被多次验证(Knight et al., 2017; Jaume, 2021)。此时若进一步扩大教育供给,实际上是扩大了常规型岗位的人力资本供给,而对认知型岗位的人力资本供给并不产生影响。即人工智能技术的冲击降低了中等收入常规型任务岗位对劳动力的需求,而高等教育扩张反而增加了这部分劳动力的供给。因此,在劳动力市场的供需均衡作用下,两类劳动力的工资水平差距进一步扩大。对(15)式求导可得:

$$\frac{\partial I_{ar}}{\partial K} = \frac{1-\beta}{\beta} \cdot \frac{\mu \alpha_k^\mu K^{\mu-1}}{\alpha_r^\mu L_r^{\mu-1} L_a} \quad (17)$$

易知,  $\partial^2 I_{ar}/\partial K \partial L_r > 0$ , 从而有  $\partial(\partial I_{ar}/\partial K)/\partial \eta_0 < 0$ 。这意味着,教育的扩张不仅可能难以缩减不同职业间的收入差距,还可能放大人工智能带来的工资极化作用。基于此,本文提出:

假说 3: 教育扩张可能强化了人工智能的工资极化作用,过度的教育扩张难以缩小职业间的收入差距。

## 四、研究设计

### (一) 估计策略

人工智能冲击在地区和职业上的差异为本研究提供了良好的识别条件。一方面,不同职业存在着工作任务性质的差异,其被人工智能技术替代的可能性有所不同。尽管所有劳动者都可能受到人工智能的影响,并不存在置身事外的“对照组”个体,但这种职业间的差异使得衡量个体所受处理强度成为可能。另一方面,我国各地区间经济社会发展存在一定程度的不均衡,人工智能技术发展水平与阶段也有着较为明显的地区差异性。基于此,本文遵循双重差分估计的思想,参考余玲铮等(2021)以及何小钢和刘叩明(2023),构造实证模型如下:

$$income_{ijpt} = \theta_0 + \theta_1 Susc_j \times AI_{pt} + \theta_2 Susc_j + \theta_3 AI_{pt} + \gamma_1 X_{it} + \gamma_2 X_{pt} + \psi_p + \psi_t + \varepsilon_{ijpt} \quad (18)$$

(18)式中:下标  $i, j, p$  和  $t$  分别代表劳动者个体、职业、地区和年份。 $income_{ijpt}$  表示劳动者的收入水平。 $Susc_j$  表示  $j$  职业被人工智能技术替代的可能性,该变量类似于传统 DID 中的处理效应变量,衡量了从事某职业个体受到人工智能冲击影响的强度。 $AI_{pt}$  表示  $t$  年份时  $p$  地区的人工智能发展水平,该变量对应着传统 DID 中的时间效应变量,衡量了处于  $p$  地区的劳动者个体是否开始受到人工智能冲击的影响以及影响的进程。 $X_{it}$  表示个体层面的控制变量向量,  $X_{pt}$  表示地区层面的控制变量向量,  $\psi_p$  与  $\psi_t$  分别表示地区固定效应与年份固定效应,  $\varepsilon_{ijpt}$  为随机扰动项。

本文关注的重点是  $Susc_j$  与  $AI_{pt}$  交互项的系数。容易被人工智能技术替代的主要是从事

常规型任务工作的中等收入职业,与难以被技术替代的职业相比,这些职业的从业者平均工资相对不高。因此,当交互项系数  $\theta_1$  为负值时,意味着随着人工智能的发展,中等收入群体所从事的常规型任务职业工资增长慢于难以被替代的高收入职业,二者间的工资差距进一步拉大,中等收入群体受到冲击,出现工资极化现象。

在进一步讨论部分,本文通过构造交互项的方式,探讨教育扩张对人工智能冲击的工资极化作用的可能影响。具体模型如下:

$$income_{ijpt} = \delta_0 + \delta_1 Susc_j \times Eduexp_{pc} + \delta_2 Susc_j \times AI_{pt} + \delta_3 Susc_j + \delta_4 AI_{pt} + \delta_5 Eduexp_{pc} + \varphi_1 X_{it} + \varphi_2 X_{pt} + \psi_p + \psi_t + \varepsilon_{ijpt} \quad (19)$$

$$income_{ijpt} = \lambda_0 + \lambda_1 Susc_j \times AI_{pt} \times Eduexp_{pc} + \lambda_2 Susc_j \times Eduexp_{pc} + \lambda_3 Susc_j \times AI_{pt} + \lambda_4 Eduexp_{pc} \times AI_{pt} + \lambda_5 Susc_j + \lambda_6 AI_{pt} + \lambda_7 Eduexp_{pc} + \vartheta_1 X_{it} + \vartheta_2 X_{pt} + \psi_p + \psi_t + \varepsilon_{ijpt} \quad (20)$$

(19)、(20)式中: $Eduexp_{pc}$ 表示地区  $p$  出生队列  $c$  的劳动者所面临的教育扩张程度。(19)式中引入了  $Eduexp_{pc}$  与职业被人工智能技术替代可能性的交互项,以评估教育扩张是否缩小了常规型任务职业与非常规型任务职业的工资差距。当  $\delta_1$  估计值为正时,教育扩张缩小了不同任务职业间的收入差距。(20)式中引入了  $Eduexp_{pc}$  与核心解释变量的三重交互项。重点关注该项系数  $\lambda_1$  估计值的方向,当其为正值时,表示教育扩张缓解了人工智能冲击的工资极化作用,当其为负值时,表示教育扩张强化了人工智能冲击的工资极化作用。

(二) 变量说明

1. 被解释变量

本文的被解释变量为劳动者年收入( $income$ )。具体指标为劳动者个体“过去 12 个月所有工作的税后工资收入”。本文利用 2010 年价格对劳动者年收入进行了平减,使其可以进行跨期比较。同时,为减轻极端值的影响,本文对被解释变量进行了 1% 的缩尾处理。

2. 核心解释变量

(1) 职业被人工智能技术替代的概率( $Susc$ )。本文使用 Frey 和 Osborne (2017) 测算的不同职业被人工智能技术替代的概率作为核心解释变量。该指标是根据 O \* NET<sup>①</sup> 数据库提供的各职业工作任务在感知及操作能力、创造力和社交能力等维度上的需求特征,利用高斯过程分类器(Gaussian process classifier)测算的 702 个不同职业被机器学习算法、可移动机器人等数智化技术替代的概率。该指标是介于 0 到 1 之间的连续变量,越接近于 1 表明对应职业被人工智能技术替代的可能性越高。在 Frey 和 Osborne (2017) 的研究中,劳动者的职业分类标准是 6 位数的美国劳工部标准职业分类代码(SOC),本文将其对应至 4 位数的 2008 年国际标准职业分类代码(ISCO08),获得 468 个不同职业的被数智化技术替代概率。中国劳动者职业类型的划分依据是《中华人民共和国职业分类大典》,其职业描述与分类框架均参考了国际劳工组织制定的国际标准职业分类,中国的职业分类方式符合国际通用标准,中国与美国相对应的职业所承担的工作任务具有相似性(陈岑等,2023)。而核心解释变量职业被人工智能技术替代概率是基于各职业所需的不同能力测算得出,与工作任务本身的性质相关,而与国家或地区间的人工智能发展水平差异无关,因此利用美国职业测算出的

① 网址: <https://www.onetonline.org/>。



被替代可能性适用于中国相应的职业。

(2) 当年全省人工智能专利申请量对数值( $AI$ )。既有研究常使用工业机器人安装量衡量人工智能水平,然而这一指标难以全面地反映人工智能各领域的发展情况,也忽略了其可能对非制造业劳动者造成的影响,存在潜在的测量偏误问题。与之相比,专利数据可以覆盖人工智能技术的各个细分领域,是全面衡量人工智能发展水平的良好指标(Mann and Püttman, 2023)。同时,由于新技术诞生后往往在同省份城市率先得到应用和推广(付明卫、王鹤, 2023),因而以一省之内的专利数量可以较好地代表该省份数智化技术的发展水平。本文以人工智能专利申请数衡量劳动者所在地区的人工智能发展水平。根据国家知识产权局发布的《战略性新兴产业分类与国际专利分类参照关系表(2021)(试行)》和专利信息中的国际专利分类号识别出人工智能技术范畴的发明专利,为了与劳动者微观个体数据进行匹配,将其加总到省级层面,获得 2009—2020 年省级行政单位的人工智能专利申请量数据。

### 3. 调节变量

本文引入劳动者高考年份当地教育扩张水平( $Eduexp$ )作为调节变量,以评估教育扩张是否能缓解人工智能冲击的工资极化作用。中国自 1999 年实行高校扩招计划以来,高等教育招生人数大幅上升,为本研究提供了一个良好的外生冲击。借鉴 Guo 等(2019)以及巫锡炜等(2022),本文将劳动者面临的教育扩张水平定义为个体高考年份全国高校扩招程度与个体所在省份高校扩招规模的乘积。其中,以个体 18 岁时的年份作为其参加高考的年份,以当年全国高等教育招生数量与基期(1977 年)数值之比衡量全国层面的高校扩招程度。同时,考虑到高等教育扩张程度存在省际差异,各地区的扩招潜力受制于其拥有的教育资源,因此以 1998 年高校扩招计划实施前各省份高校在校生人数与普通高中在校生人数的比值作为省份高校扩招规模的指标,通过构造其与当年全国层面高校扩招程度的乘积,衡量不同地区不同出生队列劳动者所面临的教育扩张水平。

### 4. 控制变量

本文对微观层面的个体禀赋及地区层面的社会经济发展状况等可能影响劳动者收入的因素进行了控制。其中,个体层面的控制变量包括:年龄( $age$ )、性别( $gen$ )、受教育程度( $edu$ )、健康水平( $hlth$ )、户口性质( $rgst$ )、婚姻状况( $mar$ )、政治面貌( $pol$ )、是否加入工会( $ibu$ )、是否体制内工作( $sys$ )。地区层面的控制变量包括:经济发展水平,以人均地区生产总值的对数值衡量;人口密度,以每平方公里常住人口数量衡量;城镇人口比重,以年末城镇人口比重衡量;产业结构,以第三产业与第二产业增加值之比衡量;科研经费投入,以规模以上工业企业 R&D 经费占当年 GDP 比例衡量;人力资本水平,以每万人在校大学生人数衡量;道路密度,以单位面积的公路里程数衡量;财政自给率,以一般公共预算支出与一般公共预算收入的比值衡量;对外开放程度,以进出口总额占当年 GDP 比例衡量。

### (三) 数据来源与变量描述性统计

本文所使用的劳动者个体层面数据来自 2010 年、2012 年、2014 年、2016 年、2018 年和 2020 年的中国家庭追踪调查(CFPS)多期微观调查数据。本研究保留其中年龄处于 16—60 岁的劳动力个体。职业层面的人工智能替代性数据来自 Frey 和 Osborne(2017)的测算。地区人工智能发展水平数据来自对 incoPat 全球专利数据库人工智能专利信息的整理与汇总。地区层面其他数据来自历年的《中国统计年鉴》。主要变量的描述性统计分析如表 1 所示。

表 1		主要变量描述性统计			
变量	含义	均值	方差	最小值	最大值
income	劳动者年收入(万元)	2.421	2.277	0.019	12.812
Susc	职业被人工智能技术替代概率	0.626	0.252	0.004	0.970
AI	地区人工智能专利申请量对数值	5.027	1.923	0	8.923
Eduexp	劳动者高考年份当地教育扩张水平	3.614	4.248	0.187	53.518
age	劳动者年龄	38.831	12.588	16	60
gen	劳动者性别(男性=1,女性=0)	0.497	0.500	0	1
edu	劳动者受教育年数	8.066	4.714	0	22
hlth	健康水平(健康=1,否=0)	0.842	0.365	0	1
rgst	户口性质(农村户口=1,否=0)	0.702	0.458	0	1
mar	婚姻状况(已婚=1,其他=0)	0.755	0.430	0	1
pol	政治面貌(中共党员=1,否=0)	0.048	0.214	0	1
lbu	是否加入工会(是=1,否=0)	0.060	0.238	0	1
sys	是否体制内工作(是=1,否=0)	0.102	0.302	0	1

五、实证结果分析

(一)基准回归分析

表 2 汇报了基准回归的结果。

表 2		基准回归结果				
变量	income					
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>Susc</i> × <i>AI</i>		−0.233 *** (0.067)		−0.226 *** (0.070)		−0.223 *** (0.067)
<i>Susc</i>	−1.495 *** (0.219)	−0.216 (0.232)	−0.810 *** (0.170)	0.435 * (0.249)	−0.807 *** (0.168)	0.419 * (0.239)
<i>AI</i>	0.046 (0.059)	0.185 *** (0.064)	−0.012 (0.062)	0.124 * (0.061)	0.095 *** (0.029)	0.229 *** (0.060)
<i>age</i>			−0.019 *** (0.001)	−0.019 *** (0.001)	−0.019 *** (0.001)	−0.019 *** (0.001)
<i>gen</i>			0.890 *** (0.038)	0.886 *** (0.038)	0.889 *** (0.037)	0.886 *** (0.038)
<i>edu</i>			0.108 *** (0.017)	0.107 *** (0.017)	0.108 *** (0.017)	0.108 *** (0.017)
<i>hlth</i>			0.076 *** (0.026)	0.077 *** (0.026)	0.075 *** (0.026)	0.075 *** (0.026)
<i>rgst</i>			−0.314 *** (0.043)	−0.321 *** (0.043)	−0.317 *** (0.044)	−0.324 *** (0.043)
<i>mar</i>			0.460 *** (0.049)	0.461 *** (0.050)	0.460 *** (0.048)	0.461 *** (0.049)
<i>pol</i>			0.237 (0.160)	0.255 (0.163)	0.234 (0.162)	0.251 (0.165)
<i>lbu</i>			0.631 *** (0.033)	0.612 *** (0.035)	0.615 *** (0.039)	0.596 *** (0.042)
<i>sys</i>			−0.020 (0.091)	−0.009 (0.088)	−0.017 (0.090)	−0.007 (0.086)
常数项	3.907 *** (0.359)	3.133 *** (0.320)	2.655 *** (0.285)	1.899 *** (0.299)	−0.977 (3.761)	−1.456 (3.681)
地区控制变量	NO	NO	NO	NO	YES	YES
地区固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES
样本量	63787	63787	63126	63126	63126	63126
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.217	0.220	0.327	0.330	0.329	0.332

注：\*\*\*、\*\*、\* 分别表示在 1%、5%、10% 水平上显著；括号内为省级层面的聚类标准误。下同。

表 2 中,第(1)列报告了只加入核心解释变量和双向固定效应的估计结果。结果显示  $Susc$  的系数显著为负,即样本中容易被人工智能技术替代的职业与难以被替代的职业相比,其平均工资水平相对较低。第(2)列中报告了加入核心解释变量交互项的结果,交互项系数显著为负。这意味着,随着人工智能技术的发展,易被替代职业与难被替代职业间的收入差距进一步增大。人工智能对从事易被替代职业的中等收入群体有着更为明显的冲击,导致工资极化现象的产生。在第(3)—(6)列对应的回归模型中,依次加入了个体层面和地区层面的控制变量,回归结果依然稳健,核心解释变量交互项系数的估计值始终为负值,且在 1% 的水平上显著。这意味着在考虑个人人力资本情况等条件禀赋以及劳动者所在区域的社会经济发展情况之后,人工智能的工资极化作用仍然存在,人工智能的发展可能扩大了劳动者之间的收入差距,初步验证了本文研究假说 1。

(二) 平行趋势检验

本文利用广义 DID 框架对人工智能的工资极化效应进行检验,这要求在受到人工智能冲击之前,从事易被替代职业与难被替代职业劳动者的工资变动情况应当一致,即二者的工资增长需满足平行趋势。为对这一平行趋势进行检验,我们将各地区在样本期间内的人工智能专利申请数量按 10 分位点进行分组,并以专利数量落在 0~10% 分位点区间的样本作为基准组,考察人工智能发展的不同阶段下,  $Susc$  值在 75% 分位点以上和 25% 分位点以下的两组个体的收入差异变动情况。对于基准组而言,全省年人工智能专利申请量为 0~2 项,基本可以视为人工智能技术还未开始发展,为其他分位点组别提供了良好的参照。

如图 1 所示,当人工智能发展水平指标低于 50% 分位点时,被替代概率不同的两组劳动者间的收入差距与基准组相比不存在统计上显著的差异。这意味着,当人工智能发展水平较低时,易被替代职业与难被替代职业的工资变化趋势基本一致,满足平行趋势假设。而当人工智能发展水平指标超过 50% 分位点时,相较于难被替代的职业,易被替代职业从业者的相对收入水平开始显著下降,这进一步验证了人工智能工资极化效应的存在。

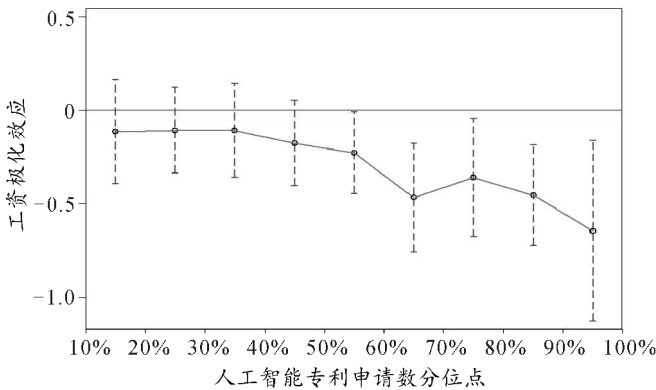


图 1 平行趋势检验结果

(三) 稳健性检验与内生性分析

1. 控制遗漏变量

劳动者的认知能力、外貌、智力水平等个体因素可能会同时影响其职业选择和工资收入。为了缓解遗漏变量可能带来的内生性问题,我们在基准模型的基础上依次加入了个体的词组测试得分、数学测试得分、调查人员对其外貌评分以及智力水平评分等控制变量,重

新进行估计。此外,我们还依次对“地区×时间”固定效应、职业层面固定效应以及个体固定效应进行控制,以消除不可观测遗漏变量的影响。结果显示核心解释变量交互项的系数始终为负值,验证了人工智能促进工资极化这一结论的稳健性。<sup>①</sup>

2. 替换核心解释变量

变量的测量误差可能会影响估计的一致性。因此,我们对核心解释变量指标进行替换,以获得更为稳健的结果。首先,在职业被人工智能技术替代概率变量的构造过程中,一个ISCO08 代码可能对应多个 SOC 代码,基准回归将  $Susc$  的取值定义为这些 SOC 代码对应职业的被替代概率均值。为保证结论的可靠性,我们分别使用多个 SOC 代码所对应职业中被替代概率的最大值和最小值作为核心解释变量进行估计。其次,参考陈媛媛等(2022),将度量地区人工智能发展水平的指标替换成为地区机器人渗透度,重新估计人工智能冲击的工资极化效应。替换变量后的估计结果表明,交互项系数在 1% 水平上仍显著为负,进一步支持了基准回归的结果。<sup>②</sup>

3. 工具变量法

尽管本文已对遗漏变量进行了较为详尽的控制,职业层面和地区层面的核心解释变量也较难受到微观个体层面差异的反向影响,但仍可能存在潜在的内生性问题。一方面,个体收入的增加促进了地区财富的积累,从而为人工智能技术发展提供有利条件。另一方面,在人工智能发展的背景下,对未来有更高收入预期的劳动者可能倾向于选择更加不易被智能化技术替代的职业。这些潜在的内生性问题均可能影响估计的一致性,因此,我们采用工具变量估计的方法来缓解可能的估计偏误。

首先,参考黄群慧等(2019),使用 1981 年固定电话普及程度作为地区人工智能专利申请数量的工具变量。固定电话设备作为传统的通讯设施,一定程度上成为后来网络基础设施建设的历史基础,而网络基础设施水平为人工智能的发展提供了必要的大数据资源和平台。因此,该工具变量满足相关性条件。而随着技术的更新换代,数十年前的固定电话普及情况已无法直接影响现今劳动者的工资水平,满足外生性假设。本文以 1981 年省级层面每百人固定电话安装数与上一年全国计算机设备投资额的交乘项作为核心解释变量  $AI$  的工具变量,回归结果在表 3 第(1)列中汇报。其次,为缓解职业被人工智能技术替代概率与扰动项之间可能存在相关性的问题,本文选用“与劳动者同出生队列同学学历水平其他个体从事职业被数智化替代概率的均值”作为职业被人工智能技术替代可能性的工具变量,估计结果在表 3 第(2)列中汇报。出生年份及文化程度相同的劳动者,面临着相似的时代背景,拥有着接近的技能水平,因而从事相近职业的可能性较高,满足相关性假设。而其他个体所从事职业的特征,并不直接影响劳动者本人的工资水平,即外生性假设成立。此外,表 3 第(3)列中汇报了同时使用两个工具变量的结果。在三种方式的工具变量回归模型中,对交互项的第一阶段回归 F 值均大于 10,排除了存在弱工具变量的可能性。第二阶段回归的结果均显示,在缓解了潜在内生性之后,交互项的系数仍显著为负,进一步验证了人工智能的发展存在工资极化效应。

①控制遗漏变量的回归结果参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn>)附件。

②替换核心解释变量的回归结果参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn>)附件。



表 3 工具变量估计

变量	income		
	(1)	(2)	(3)
<i>Susc</i> × <i>AI</i>	-0.636 *** (0.152)	-1.108 *** (0.240)	-2.702 *** (0.681)
<i>Susc</i>	2.692 *** (0.886)	-0.949 (0.816)	8.091 ** (3.626)
<i>AI</i>	0.636 (0.390)	0.745 *** (0.154)	0.769 (0.904)
常数项	-1.489 (4.905)	5.546 (5.544)	-3.315 (12.33)
个体控制变量	YES	YES	YES
地区控制变量	YES	YES	YES
地区固定效应	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES
样本量	63126	63111	63111
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.323	-0.212	-0.441

4. 样本选择问题

在基准回归中,部分拥有工作的个体由于收入数据缺失或当年工资暂未发放而被剔除在样本之外。这部分数据可能并非随机缺失,其与劳动者收入的稳定性有一定关系,而收入稳定性又可能与个体的收入水平相关,因而可能存在样本选择偏误问题。为缓解样本选择偏误对估计一致性的影响,本文使用 Heckman 两步法进行处理,第一步为选择方程,利用核心解释变量与协变量对个体是否进入样本进行估计,第二步为结果方程,即在基准模型中进一步控制选择方程中估计所得的逆米尔斯比率,以纠正样本选择偏差。此外,本文进一步将当期失业个体的工资收入记为 0 并纳入研究样本当中,并利用 Tobit 模型解决收入在零值处断尾可能带来的估计偏误。以上结果均进一步支持了人工智能冲击助推了工资极化的结论。<sup>①</sup>

5. 不同被替代概率分位点分组估计

基准回归的结果表明,随着劳动者所从事职业被数智化技术替代概率的增加,在人工智能技术进步的冲击下,其与不易被替代的高收入群体相比工资差距有所增大,但该结果难以区分人工智能冲击对低收入群体和中等收入群体的影响。为更细致地刻画人工智能冲击对劳动力市场工资极化的影响,本文根据不同职业被人工智能技术替代概率所处分位点进行分组,并分别估计人工智能冲击对各组劳动者的作用。结果显示,不论是从事低收入职业的劳动者群体,还是从事被替代可能性较高的中等收入职业劳动者群体,在人工智能技术的冲击下,与高收入群体的工资差距均呈扩大趋势。这与理论分析的结论相一致,进一步印证了人工智能技术的应用可能对中低收入群体的相对收入产生负面影响,推动劳动力市场产生工资极化现象。<sup>②</sup>

6. 其他稳健性检验

本研究还分别对剔除职业发生变化个体、拥有第二职业个体后的子样本进行回归分析,并考虑了人工智能技术的滞后效应,以获得更加稳健的结果。<sup>③</sup>

① 样本选择问题的回归结果参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn>)附件。  
② 不同被替代概率分位点分组估计的回归结果参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn>)附件。  
③ 其他稳健性检验的回归结果参见《经济评论》网站(<http://jer.whu.edu.cn>)附件。

(四) 影响机制检验

1. 替代效应

为检验人工智能发展是否通过替代效应导致工资极化现象,本文利用广义 DID 分析框架估计了人工智能冲击对劳动者每周工作小时数的影响。当人工智能技术对生产部门的劳动力需求造成冲击时,可能会导致劳动者工作时长缩短,出现就业不足现象。表 4 第(1)列和第(2)列分别汇报了仅加入固定效应以及考虑了控制变量的估计结果。结果均显示交互项系数显著为负,即人工智能对劳动力的替代效应在常规型任务职业上表现更为明显。从第(2)列的估计结果中可以看出,当  $Susc$  值趋近于 0,即劳动者从事不易被替代的职业时,人工智能技术的发展对劳动者工作时长几乎没有影响;而当  $Susc$  值趋近于 1,人工智能的发展则显著降低了其平均工作时间。这意味着,人工智能的替代效应可能导致中等收入群体未能实现充分就业,从而产生工资极化现象,研究假说 1a 得以验证。

2. 生产率效应

人工智能的积极作用体现在对劳动生产率的提高,但不同职业间生产率效应的差异也可能是导致工资极化现象出现的机制之一。为检验这一机制,本文使用劳动者的平均小时工资衡量其单位生产效率,对人工智能冲击的影响进行检验,并将依次加入固定效应和控制变量的估计结果汇报在表 4 第(3)列和第(4)列中。结果表明,人工智能的发展扩大了不同职业间的单位生产效率差异,从而可能造成工资极化现象的加剧。第(4)列的结果显示,当  $Susc$  值趋近于 0,即个体从事非常规型任务职业时,人工智能的发展显著提升了劳动者的生产效率;而当  $Susc$  值趋近于 1 时,人工智能技术进步的生产率效应则几乎不存在。该结果验证了研究假说 1b 的成立。

表 4 人工智能冲击的替代效应与生产率效应机制

变量	工作时长	工作时长	平均小时工资	平均小时工资
	(1)	(2)	(3)	(4)
$Susc \times AI$	-1.314 *** (0.261)	-1.042 *** (0.210)	-1.312 *** (0.385)	-1.312 *** (0.402)
$Susc$	14.022 *** (1.261)	12.185 *** (1.240)	-1.509 (1.311)	1.625 (1.454)
$AI$	1.100 ** (0.407)	0.553 * (0.317)	0.767 ** (0.301)	1.205 *** (0.380)
常数项	40.344 *** (2.462)	9.503 (37.639)	16.725 *** (1.756)	-44.697 ** (17.842)
个体控制变量	NO	YES	NO	YES
地区控制变量	NO	YES	NO	YES
地区固定效应	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES
样本量	91071	89913	58492	57846
$R^2$	0.052	0.079	0.139	0.192

3. 技术鸿沟效应

尽管人工智能的发展可能增加了非常规型任务岗位对劳动力的相对需求 (Autor et al., 2022), 但并不意味着原先从事常规型任务的劳动者能够更容易进入这些岗位。相反地, 人工智能带来的技术鸿沟可能增加了劳动者的职业转换成本, 进一步限制了弱势劳动者转向认知型职业。为验证人工智能发展是否产生技术鸿沟效应, 本文构造虚拟变量“与上期相

比,劳动者当期职业是否发生转换”和“劳动者是否进入被替代概率更低的职业”,后者的定义为,当劳动者当前从事职业与上一期相比被人工智能技术替代的可能性更低时,将其赋值为 1,否则赋值为 0。使用 Probit 模型估计劳动者上期职业被数智化技术替代概率(*Susc\_lag*)与 *AI* 交互项对本期职业是否发生转换和转换方向的影响,分别报告于表 5 第(1)列和第(2)列当中。结果显示交互项系数恒为负值,即人工智能冲击提高了常规型任务工作者的职业转换壁垒,随着智能化技术的进步其转向非常规型任务岗位的可能性反而更低。这验证了本文的研究假说 2。

值得注意的是,职业向更难被人工智能技术替代的方向转换并不意味着劳动者的福利得到提升。与常规型任务职业相比,认知型任务与体力型任务所对应职业被人工智能技术替代的概率均相对较低。为更准确地考察人工智能冲击对中等收入群体职业变动方向的影响,本文以上期被替代性较强的群体为子样本(上一期 *Susc* 值高于 60%分位点),估计人工智能发展是否促进其实现职业上升或下沉。定义虚拟变量“劳动者实现职业上升(下沉)”,当其本期从事工作被替代概率位于 0~20%(20%~40%)分位点,即从事平均收入较高(低)的工作时,赋值为 1,否则为 0。估计 *Susc\_lag* 与 *AI* 交互项对这两个虚拟变量的影响方向,结果在表 5 第(3)和第(4)列中报告。结果显示,人工智能技术的发展,降低了常规型任务劳动者向高收入职业流动的概率,而增加了其向低收入职业流动的概率。这进一步验证了人工智能冲击存在技术鸿沟效应,加大了常规型任务劳动者向高收入职业转换的学习成本。

表 5 人工智能冲击影响劳动者职业转换

变量	职业变动	向被替代概率更低职业变动	职业上升	职业下沉
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Susc_lag</i> × <i>AI</i>	-0.090 <sup>***</sup> (0.026)	-0.169 <sup>***</sup> (0.032)	-0.370 <sup>***</sup> (0.079)	0.713 <sup>***</sup> (0.207)
<i>Susc_lag</i>	0.696 <sup>***</sup> (0.172)	3.219 <sup>***</sup> (0.189)	4.341 <sup>***</sup> (0.430)	-7.901 <sup>***</sup> (1.176)
<i>AI</i>	-0.013 (0.073)	0.118 <sup>**</sup> (0.053)	0.299 <sup>***</sup> (0.084)	-0.482 <sup>***</sup> (0.187)
常数项	2.135 (7.857)	-4.524 (5.938)	-19.030 <sup>***</sup> (4.580)	-4.545 (8.213)
个体控制变量	YES	YES	YES	YES
地区控制变量	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES
地区固定效应	YES	YES	YES	YES
样本量	76600	76600	28843	28852
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.072	0.170	0.080	0.341

六、进一步讨论：“教育与技术竞赛”的失效

为分析人工智能快速发展背景下“教育与技术竞赛”机制是否仍然有效,检验教育扩张如何影响人工智能的工资极化效应,本文引入教育扩张水平(*Eduexp*)作为调节变量,估计其与核心解释变量的三重交互项对个体收入的影响。(19)式与(20)式的估计结果分别汇报在表 6 的第(1)列和第(2)列中。第(1)列的回归结果显示,无法拒绝教育扩张与职业被人工智能技术替代概率交互项系数估计值为 0,即教育扩张未能缩小不同职业间的收入差距,

“教育与技术竞赛”的机制可能失效。第(2)列报告了加入三重交互项之后的估计结果,结果显示三重交互项的系数显著为负。这意味着教育扩张可能放大了人工智能的工资极化效应,这初步验证了本文的研究假说3。由于自1999年开始实施高校扩招计划之后,中国高校录取率上升速度明显加快,为更直接地体现外生教育扩张所带来的影响,将1999年之前的教育扩张水平数值统一替换为0,重新进行估计。表6第(3)列和第(4)列汇报的结果显示,结论并未发生变化。教育扩张进一步扩大了人工智能冲击所引起的中等收入劳动者与高收入群体之间的差距,强化了工资极化效应。

表 6 教育扩张对人工智能工资极化效应的影响

变量	income			
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Susc</i> × <i>AI</i> × <i>Eduexp</i>		-0.014 *** (0.005)		-0.013 *** (0.004)
<i>Susc</i> × <i>Eduexp</i>	0.008 (0.010)	0.109 *** (0.036)	0.014 (0.009)	0.106 *** (0.029)
<i>AI</i> × <i>Eduexp</i>		0.026 *** (0.004)		0.023 *** (0.003)
<i>Susc</i> × <i>AI</i>	-0.236 *** (0.069)	-0.190 ** (0.077)	-0.240 *** (0.071)	-0.202 ** (0.077)
<i>Eduexp</i>	-0.033 *** (0.011)	-0.224 *** (0.032)	-0.032 *** (0.010)	-0.194 *** (0.028)
<i>Susc</i>	0.494 * (0.253)	0.177 (0.306)	0.493 * (0.257)	0.242 (0.291)
<i>AI</i>	0.236 *** (0.060)	0.172 *** (0.058)	0.239 *** (0.061)	0.192 *** (0.060)
常数项	-1.751 (3.847)	-1.318 (3.639)	-1.902 (3.835)	-1.779 (3.674)
个体控制变量	YES	YES	YES	YES
地区控制变量	YES	YES	YES	YES
时间固定效应	YES	YES	YES	YES
地区固定效应	YES	YES	YES	YES
样本量	58568	58568	58568	58568
<i>R</i> <sup>2</sup>	0.323	0.325	0.323	0.325

在本文的理论分析部分,假设了市场无法向高教育水平劳动力提供足够多的认知型任务岗位,部分高技能人才只能流向容易被人工智能技术替代的中等收入职业,即教育可能存在过度扩张现象。可以认为,当一个地区的平均人力资本水平较低,认知型劳动力供不应求时,教育扩张可能促进职业间收入差距的降低,而随着人力资本存量上升,教育扩张缓解收入差距扩大的积极作用逐渐减小,反而表现出助推工资极化的消极作用。为检验这种潜在的非线性影响,本文采用系数平滑可变模型(SVCM)重新对(19)式和(20)式进行非参数估计,假定两式中的系数随着人力资本存量的变化而发生改变。在估计过程中,以研究样本中同一地区同一出生队列劳动者接受高等教育的比例作为平滑变量,以高斯函数作为核函数,使用去一交叉验证法确定最优带宽,获得(19)式和(20)式中系数随平滑系数变化的趋势。

图2显示了(19)式中教育扩张水平与职业被人工智能技术替代可能性的交互项系数 $\delta_1$ 随人力资本存量变化的趋势。结果表明,当接受高等教育的劳动力占比位于14%至33%区间内时,教育扩张缩小了职业间的工资差距,而当高等教育占比大于33%时,教育



的进一步扩张难以持续发挥缓解收入差距扩大的作用。图 3 显示了(20)式中三重交互项系数  $\lambda_1$  随人力资本存量变化趋势,结果表明,当高等教育劳动力占比超过 36% 时,教育的进一步扩张开始表现出对人工智能工资极化效应的助推作用。结合现实情况看,2002—2012 年,中国高等教育毛入学率由 15% 上升到 30%,此后,于 2014 年达到 37.5%,并逐年上升,截至 2022 年已达到 59.6% 的水平。这意味着,在 21 世纪初期,中国人力资本存量较低,此时高校扩招计划在扩大高学历人才供给的同时,发挥着缩减不同职业劳动者收入差距的作用。而自 2014 年起,持续增长的高技能人才越来越难以在竞争激烈的劳动力市场上获得高收入岗位,部分高学历劳动者只能流向从事常规型工作的中等收入职业。在人工智能技术快速发展的背景下,教育的进一步扩张可能加剧人工智能对中等收入群体的冲击,扩大中等收入阶层与高收入阶层的工资差距,助推工资极化。教育扩张难以继续缓解技术变革引起的收入差距扩大,这与现有研究发现的高等教育扩张对劳动者收入提升的边际作用逐年递减,对收入差距的缩减作用在不同阶段具有差异性的现象从逻辑上相一致(张征宇等,2023;Jang,2024)。这一结论表明,尽管教育扩张在一定时期内对缩小收入差距起到积极作用,但随着人力资本存量的增加,难以继续依靠教育供给数量的扩张来缓解人工智能技术进步对收入分配的冲击。

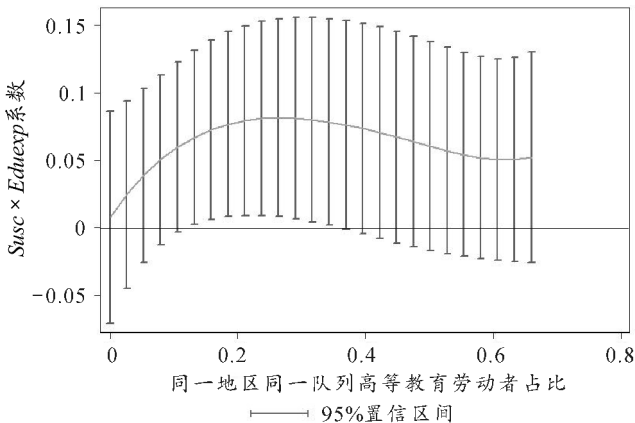


图 2  $Susc \times Eduexp$  系数随高等教育劳动者占比变化趋势

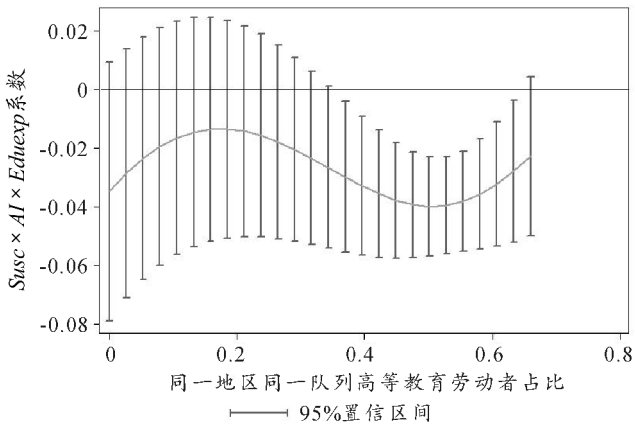


图 3  $Susc \times AI \times Eduexp$  系数随高等教育劳动者占比变化趋势

## 七、结论与政策建议

本文将教育扩张引入包含三种工作任务类型的一般均衡分析框架当中,剖析了人工智能技术冲击对劳动力市场工资极化的影响以及教育扩张在这一过程中所起的作用。本文将2010—2020年的CFPS调查微观个体数据与职业层面和地区层面的数据进行匹配,基于各职业被人工智能技术替代可能性及各地区人工智能发展水平的差异,构造广义DID模型,实证检验了人工智能冲击与工资极化之间的因果关系以及教育扩张带来的影响。研究结果表明:(1)人工智能的发展对从事常规型工作的中等收入群体产生了冲击,促使劳动力市场产生工资极化现象,扩大了劳动者之间的收入差距。这一结论在多种稳健性分析下依然成立。(2)人工智能技术进步促进工资极化的机制包括:替代效应造成了中等收入群体就业不足,生产率提高效应加大了劳动者之间的边际产出差距,技术鸿沟效应提高了常规型任务从业者通过职业转换实现向上流动的门槛。(3)随着人力资本存量的上升,教育的持续扩张难以缓解不同职业劳动者间收入差距扩大的趋势,反而可能增强人工智能发展带来的工资极化效应。基于以上结论,本文提出政策建议如下:

其一,健全技能培训与就业支持体系。应当构建全方位多层次的职业技能培训与就业服务支持体系,协助劳动者更新自身技能,保障劳动者在人工智能技术发展的过程中实现平稳就业与职业转型。首先,应当加强与人工智能相关的在职培训服务,支持企业为劳动者特别是中低收入劳动者提供与数字化和智能化技术有关的技能培训,培育中等收入劳动者人机协作办公能力,增强该群体对人工智能新兴技术的适应性。其次,协调社会力量,培育低收入劳动者的基本人工智能素养。应当统筹村居社区、行业协会、职业院校等社会力量,面向低学历劳动者、农村劳动者等群体有针对性地开展基础数字技能培训,确保技术发展的成果能够惠及更广泛的劳动者群体。最后,政府应完善劳动者就业与再就业服务体系,建设普惠性的数字信息和公共就业平台,助力不同劳动者群体更加公平地获取就业信息资源和技能培训资源,降低中低收入群体的学习与择业成本,为其再就业或职业转换提供支持。

其二,支持零工经济与灵活就业发展。人工智能对从事常规型工作的中等收入劳动者具有较为明显的替代作用,由此造成了该群体的就业不足。应当支持零工经济和灵活就业的发展,为劳动者提供更多就业选择和更灵活的就业机会。首先,可以为参与灵活就业的劳动者与企业提供税收优惠和福利支出,鼓励企业和个人参与灵活就业市场,缓解就业不足给中低收入群体带来的负面影响。其次,应当健全零工经济平台的运作规范,保护劳动者合法权益,为劳动者选择不同的就业方式提供便利条件。此外,应当完善社会保障体系,为非全职和独立承包商等灵活就业人员提供包括退休金、医疗保险和失业保险等在内的社会保障。

其三,推进教育改革和职业教育发展。单纯的教育数量扩张难以有效缩小劳动者之间的收入差距,教育供给需要进一步适应人工智能技术的发展。首先,稳定高等教育规模,避免过度扩张,着力提升教育质量。根据最新技术与市场变化适当调整相关专业设置和教学内容。一方面应当注重培育学生的基础数字素养和智能素养,补充科学、工程与数字技术等相关领域的必要知识,保障其未来在数智化环境中具备终身学习的能力;另一方

面也应加强创新创造能力和人际交往技能等难以被人工智能所替代的素质的培养。其次,加大对职业教育的投资与建设。推动职业学校与相关行业企业进行合作,提供与当前和未来劳动市场需求相匹配的培训与实习项目,提升职业学校学生在就业市场上的核心竞争力。最后,注重教育公平的保障。应进一步提升经济较落后地区、乡村地区的教育质量建设,保障不同层次学校的教育质量提升,为人工智能快速发展背景下的社会公平建设打下扎实基础。

### 参考文献:

- 1.陈岑,张彩云、周云波,2023:《信息技术、常规任务劳动力与工资极化》,《世界经济》第 1 期。
- 2.陈东、秦子洋,2022:《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》第 4 期。
- 3.陈媛媛、张竞、周亚虹,2022:《机器人与劳动力的空间配置》,《经济研究》第 1 期。
- 4.方超、黄斌,2020:《教育扩张与农村劳动力的教育收益率——基于分位数处理效应的异质性估计》,《经济评论》第 4 期。
- 5.付明卫、王鹤,2023:《行政边界、技术扩散与共同富裕》,《经济学动态》第 5 期。
- 6.何小钢、刘叩明,2023:《机器人、工作任务与就业极化效应——来自中国工业企业的证据》,《数量经济技术经济研究》第 4 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.刘洋、韩永辉、王贤彬,2023:《工业智能化能兼顾促增长和保民生吗?》,《数量经济技术经济研究》第 6 期。
- 9.马光荣、纪洋、徐建伟,2017:《大学扩招如何影响高等教育溢价?》,《管理世界》第 8 期。
- 10.王永钦、董雯,2023:《人机之间:机器人兴起对中国劳动者收入的影响》,《世界经济》第 7 期。
- 11.巫锡炜、曹增栋、武翰涛,2022:《高等教育扩张与小家庭崛起——来自大学扩招政策的证据》,《社会学研究》第 3 期。
- 12.余玲铮、魏下海、孙中伟、吴春秀,2021:《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》第 1 期。
- 13.张征宇、曹思力、汪伟、朱平芳,2023:《大学扩招政策的边际作用递减?——基于 1999 年高校扩招政策的异质性分析》,《经济学(季刊)》第 3 期。
- 14.Acemoglu, D., D. Autor, D. Hazell, and P. Restrepo. 2022. “Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies.” *Journal of Labor Economics* 40(S1): S293–S340.
- 15.Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2020. “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets.” *Journal of Political Economy* 128(6): 2188–2244.
- 16.Acemoglu, D., and P. Restrepo. 2022. “Tasks, Automation, and the Rise in US Wage Inequality.” *Econometrica* 90(5): 1973–2016.
- 17.Autor, D.H. 2014. “Polanyi’s Paradox and the Shape of Employment Growth.” NBER Working Paper 20485.
- 18.Autor, D.H., C. Chin, A.M. Salomons, and B. Seegmiller. 2022. “New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940–2018.” NBER Working Paper 30389.
- 19.Autor, D.H., C. Goldin, and L.F. Katz. 2020. “Extending the Race between Education and Technology.” NBER Working Paper 26705.
- 20.Autor, D.H., and D. Dorn. 2013. “The Growth of Low-Skill Service Jobs and the Polarization of the US Labor Market.” *American Economic Review* 103(5): 1553–1597.
- 21.Autor, D.H., F. Levy, and R.J. Murnane. 2003. “The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration.” *The Quarterly Journal of Economics* 118(4): 1279–1333.
- 22.Frey, C. B., and M. A Osborne. 2017. “The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?” *Technological Forecasting and Social Change* 114: 254–280.
- 23.Goldin, C., and L.F. Katz. 2010. *The Race between Education and Technology*. Cambridge, MA: Harvard University Press.
- 24.Guo, Y., Y. Song, and Q. Chen. 2019. “Impacts of Education Policies on Intergenerational Education Mobility

in China.” *China Economic Review* 55: 124–142.

25.Jang, E. 2024. “When Education Is Positional: Higher Education Expansion, Welfare Regimes and Income Inequality.” *Journal of Social Policy*, Published online 04 November 2024.

26.Jaume, D. 2021. “The Labor Market Effects of an Educational Expansion.” *Journal of Development Economics* 149,102619.

27.Knight, J., Q. Deng, and S. Li. 2017. “China ’ s Expansion of Higher Education: The Labour Market Consequences of a Supply Shock.” *China Economic Review* 43: 127–141.

28.Krusell, P., L.E. Ohanian, J.V. Rios–Rull, and G.L. Violante. 2000. “Capital–Skill Complementarity and Inequality: A Macroeconomic Analysis.” *Econometrica* 68(5): 1029–1053.

29.Li, H., Y. Ma, L. Meng, X. Qiao, and X. Shi. 2017. “Skill Complementarities and Returns to Higher Education: Evidence from College Enrollment Expansion in China.” *China Economic Review* 46: 10–26.

30.Liu, J., Y. Yue, and J. Zhu. 2025. “Unveiling Paradoxes of Access: How Higher Education Expansion Shapes Intergenerational Educational Mobility in China ’ s Admission Quota System.” *China Economic Review* 90, 102353.

31.Makhlouf, Y., and C. Lalley. 2023. “Education Expansion, Income Inequality and Structural Transformation: Evidence from OECD Countries.” *Social Indicators Research* 169(1–2): 255–281.

32.Mann, K., and L. Püttman. 2023. “Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts.” *Review of Economics and Statistics* 105(3): 562–579.

33.Zhou, Y., and R. Tyers. 2019. “Automation and Inequality in China.” *China Economic Review* 58,101202.

## Shock of Artificial Intelligence, Education Expansion, and Wage Polarization

Li Junyu<sup>1</sup>, Zhai Shaoxuan<sup>2</sup> and Yuan Chiping<sup>1</sup>

(1: Institute of Guangdong, Hong Kong and Macao Development Studies,  
Sun Yat–sen University;2: Institute of Agricultural Economics  
and Information, Guangdong Academy of Agriculture Science)

**Abstract:** Balancing the promotion of economic and social development through artificial intelligence (AI) technologies with safeguarding workers’ rights and equity, while avoiding income polarization, is critical to achieving common prosperity. This paper extends the task–based model to analyze the wage polarization effects of AI shocks and the influence of educational expansion on this process theoretically. Using data from the China Family Panel Studies (CFPS), a generalized difference–in–differences model is constructed by incorporating variations in the susceptibility of occupations to AI substitution and differences in regional AI development levels to conduct empirical analysis. The findings reveal that AI shocks exacerbate income disparities between occupations, contributing to wage polarization. The mechanisms driving this effect include AI’s substitution of routine task jobs, its uneven productivity–enhancing effects across occupations, and the technological barriers that hinder upward mobility for middle – income groups through occupational shifts. Further analysis indicates that continued educational expansion has not fostered income equity across occupations. On the contrary, excessive expansion of education may amplify the wage polarization effects induced by AI. This study offers insights into how employment and education policies can be coordinated to improve income distribution among workers in the context of technological changes driven by AI.

**Keywords:** Artificial Intelligence, Wage Polarization, Education Expansion, Occupational Substitution

**JEL Classification:** J31, J24, O33

(责任编辑:彭爽)