

人工智能如何驱动劳动力再配置？

——基于技能需求重构视角

陈 瑛 陈子琦 恭希言*

内容提要 人工智能等技术的冲击将引致部门劳动需求重构，驱动劳动力通过适应性选择实现跨部门再配置，直接影响就业结构与劳动配置效率。本文基于2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）数据，以新一代人工智能创新发展试验区设立为准自然实验，探究人工智能影响劳动力跨部门配置的理论机制。研究发现，试点政策的实施推动劳动力由服务业向制造业部门再配置，这种再配置效应在生产性服务业、非国有企业、高数字素养与年轻劳动者中更为明显。机制分析发现，试点政策的实施通过重塑部门技能需求与部门转换时间，推动劳动力向制造业部门再配置。进一步分析表明，人工智能政策冲击下劳动力的适应性选择会降低服务业内部的劳动配置效率。上述研究结论为人工智能时代的部门需求变化及劳动力再配置提供了实证依据，并从劳动力供给调整的视角，为理解服务业内部劳动配置效率与分化趋势提供了启示。

关键词 人工智能 劳动力再配置 服务业 劳动配置效率

一 引言

劳动配置，即劳动力在不同经济部门间的配置，是影响经济高质量增长的关键因素。人工智能作为第四次工业革命的通用性技术，能够有效推动产业新模态、新业态的发展，推动变革传统产业生产组织，深刻影响劳动力市场（王林辉等，2020；

* 陈瑛，云南大学经济学院，电子邮箱：chen_ying@ynu.edu.cn；陈子琦（通讯作者），云南大学经济学院，电子邮箱：czq320@zufe.edu.cn；恭希言，云南大学经济学院，电子邮箱：gongxiyan1@stu.ynu.edu.cn。本文得到国家社会科学基金重点项目（项目编号：24AJY023）、云南省教育厅科学研究基金项目（项目编号：KC-242410418）的资助。

Acemoglu & Restrepo, 2018), 引发社会对人工智能替代劳动力的担忧。为了回应社会对劳动力再配置问题的关切, 深入剖析人工智能对部门劳动需求变化的影响, 对于提升劳动配置效率至关重要。这不仅有助于从动态调整视角理解人工智能对劳动力市场的影响, 也能为制定职业转换支持政策、缓解就业焦虑、促进要素有效配置及整体经济增长提供依据。特别是在当前人工智能普及程度日益上升的背景下, 分析生产组织变革如何传导至劳动力市场, 进而引发劳动力市场的动态调整, 亦是学术界关注的热点问题, 因此有必要深入分析人工智能对劳动力再配置的影响。

为释放经济增长潜力与应对新一轮科技革命和产业变革, 抢抓人工智能发展的重大战略机遇, 国务院印发《新一代人工智能发展规划》(国发〔2017〕35号)(以下简称《规划》)。2019年, 科技部印发《国家新一代人工智能创新发展试验区建设工作指引》(以下简称《指引》), 加快落实《规划》的部署要求, 旨在以促进人工智能与经济社会发展深度融合为主线, 探索形成人工智能深度融合的新发展路径, 通过分批推进、布局建设试验区, 到2023年形成一批具有重要引领作用的人工智能创新高地, 以充分释放人工智能的产业变革效应并成为经济增长新动能。2020-2021年人工智能试验区建设进入加速扩容阶段。截至2021年底, 科技部相继批复形成18个兼顾东中西部及东北地区的试验区网络^①。

工业机器人等传统技术扩散多为市场驱动的、自下而上的点线式过程。与之不同, 新一代人工智能创新发展试验区是由政府主导、市场参与的自上而下式系统性技术推广, 其渗透影响更深、扩散范围更广, 深刻影响试验区及其相关地区的产业结构转型升级, 引发各产业的劳动力需求变化。首先, 试验区建设可能对就业产生创造性破坏。试验区建设通过基础层如智能化基础设施、算力中心建设等, 可以直接带来就业规模增加(夏海波等, 2021); 技术层及应用层则在催生新兴职业的同时, 替代部分常规工作, 对制造业与服务业产生就业替代。其次, 试验区建设将重构各部门的劳动需求。人工智能通过岗位更迭和生产率机制冲击劳动就业需求(姜昊、董直庆, 2023)。考虑到制造业的资本劳动替代弹性更高, 结合人工智能的技能偏向性特征(Acemoglu & Restrepo, 2018), 其对制造业的生产率提升效应会强于服务业。此外, 试验区建设会引致产业集聚和技术外溢效应, 进一步加速地区内岗位更迭与就业需求规模扩张。最后, 试验区建设将引致劳动力技能的适应性调整。部门劳动需求的相对

① 2019年, 批复北京、上海、天津、深圳、杭州、合肥、德清县; 2020年, 批复重庆、成都、西安、济南、广州、武汉; 2021年, 批复苏州、长沙、郑州、沈阳、哈尔滨。

变化使部分劳动者需要进行职业转换，并面临人力资本损失与技能追赶压力。试验区人工智能的产业化发展要求劳动者具备人工智能工具应用能力及协同操作技能。人工智能技术应用对劳动者技能调整提出更高、更新的要求，使劳动者面临更强的技能更迭压力^①。综合来看，区别于企业或行业层面人工智能技术应用的点式或线性影响，政府主导的试验区建设通过系统推进人工智能全产业链发展及其与制造业、服务业的深度融合，将对部门生产率及劳动力再配置产生全域性影响，且其影响方向与强度具有不确定性。识别这种系统性政策干预的效应，是理解当前中国人工智能通用技术应用的重要基础。

由此，这一制度设计为观察试验区建设冲击下两部门劳动力需求变化及其引发的劳动力再配置提供了研究窗口。本文以此作为地区人工智能发展的代理变量，构建准自然实验，识别人工智能的劳动力再配置冲击效应。基于2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）数据与省级层面数据，利用多时点双重差分方法，考察人工智能对劳动力再配置的影响及机制，并进一步探讨劳动力适应性选择对服务业内部劳动配置效率的影响。本文可能的边际创新在于：一是以新一代人工智能创新发展试验区设立为准自然实验，分析政府主导下人工智能发展政策的劳动力再配置效应，丰富新一代人工智能通用技术与劳动力市场动态调整相关理论研究；二是构建多部门一般均衡模型，解析外部冲击的推拉作用如何引致劳动力跨部门适应性调整，揭示人工智能影响劳动力再配置的内在机理，为理解与应对人工智能带来的劳动力市场冲击提供新视角；三是基于劳动供给动态调整视角，尝试探索劳动要素重构对服务业内部劳动配置效率的可能影响，为人工智能时代劳动配置优化与配置效率提升提供现实依据。

二 文献综述

技术冲击会改变部门间相对劳动需求，引致劳动力再配置。研究发现，信息技术发展可通过改变部门间技术变化率，使部门间劳动力市场需求呈现异质化。在此冲击下，职业转换成为劳动者应对冲击的主动选择，表现为劳动者跨行业流动概率提高（宁光杰等，2023）。这种劳动力再配置源于两部门生产率增长的相对变化（蔡啸、黄旭美，2019），以及由此引致的部门间劳动力需求相对变化。作为新一代通用技术，人工智能因其强渗透性、替代性及多要素协同性，对部门生产率产生非对称冲击（王林

^① 参见 <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2025/>。

辉等, 2020; Aghion et al., 2017), 进而重塑劳动力再配置路径。但学术界对此观点不一: 部分学者认为, 人工智能通过提升工业部门生产率, 驱动劳动力向服务业转移(宋培等, 2024); 也有学者认为, 若人工智能冲击下制造业生产率大幅提升, 将引发劳动力向制造业回流(蔡啸、黄旭美, 2019)。然而, 当人工智能由企业单点应用式技术扩散转向政策导向驱动式普及应用后, 部门间劳动力再配置的方向与结果将具有高度不确定性。

异质性生产率冲击下, 部门间劳动需求变化如何作用于劳动力再配置, 需要从微观劳动者决策层面进行解构。研究发现, 劳动者的跨部门转换决策受到专用性人力资本损失(Robinson, 2018)及技能转换时滞(Nawakitphaitoon & Ormiston, 2016)的共同影响。一方面, 人力资本损失程度取决于个体技能与目标转入职业所需技能之间的差距, 由部门间技术变化率差异引致的劳动力技能需求重构所决定, 同时受制于劳动者期初所从事职业的技能可迁移性(王林辉等, 2024)。劳动者专用性人力资本越强, 职业转换面临的调整成本就越高(Elliott & Lindley, 2006)。另一方面, 新技术的运用强调劳动者应具备快速调整并适应技术冲击下技能需求变化的能力。在此适应性调整过程中, 若劳动者技能不匹配, 将引发结构性失业(蔡跃洲、陈楠, 2019), 表现为部门间异质性生产率冲击下劳动者职业转换所需时间的差异。相较而言, 高技能劳动者通过技术-技能互补机制(Acemoglu & Restrepo, 2020), 能够更快进行技能调整、适应技能需求变化, 而低技能劳动力则面临更高的被替代风险(Prettner & Strulik, 2017), 表现为职业转换所需时间延长。区别于已有人工智能技术应用, 人工智能试验区政策将重塑上述部门间技术扩散差异, 这意味着劳动者专用性人力资本损失程度及技能追赶差异将出现新的变化。

数字技术冲击将重构异质性劳动力需求, 对不同技能劳动者形成筛选效应, 显著降低劳动力错配程度(曹晖、曹力予, 2024), 推动劳动力结构升级(明娟、李琼霞, 2023)并促进劳动力配置效率提升(杨昕、赵守国, 2023)。从劳动力流动视角看, 这种结构优化主要通过改变劳动力的行业分布实现(Susskind & Susskind, 2018), 直观表现为工资水平与劳动效率的相对变化。研究发现, 人工智能会降低劳动者工资收入(李超、宁光杰, 2024), 通过挤出劳动力和阻碍劳动力进入, 显著降低劳动参与率并缩短劳动者工作时长。相关研究显示^①, 使用人工智能平均每天可为员工节省一小时时间, 但这种效率变化因劳动者技能类型及行业而异。从技能方面来看, 高技能劳动者

^① 参见 <https://www.adecogroup.com/global-workforce-of-the-future-research-2024>。

因技术适应性强，工作时长明显缩短且效率提升（沈可、石笑峰，2025）；低技能劳动者则更易被挤出，面临工资下降问题（蔡昉，2025）。从行业维度来看，服务业劳动生产率提升主要源于服务业内部劳动异质性及效率分化（王燕武等，2019）。因此，在劳动力再配置过程中，若服务业内部劳动结构得以优化，将显著促进服务业劳动生产率提升，加速产业结构转型与升级（张国强等，2011）；反之，若服务业内部劳动结构恶化，将抑制服务业劳动生产率提升。基于此，有必要从劳动结构优化的视角，关注政府导向型人工智能政策对服务业内部劳动配置效率的可能影响。

结合上述研究脉络有以下三方面发现。第一，随着人工智能应用技术在社会中的普及推广，有必要对政府导向的人工智能政策进行新的评估与检验，深入探究试验区建设下劳动者跨部门再配置的方向、受影响的主要群体及其内在作用机理。研究这一问题对于在新一代人工智能技术冲击下中国引导劳动力市场要素流动及提升效率具有重要意义。第二，异质性生产率冲击会触发劳动者的适应性调整，但其内在作用逻辑尚不明确。现有文献多基于部门需求冲击和微观劳动力决策视角，探究人工智能对劳动力市场的作用效应，但未能阐明技术变迁、部门技能需求与劳动者再配置的内在关系。因此，亟须构建人工智能、部门需求变化与微观劳动力再配置响应的逻辑链条，以揭示异质性生产率冲击引致劳动力适应性调整的内在机制。第三，劳动力再配置的结构调整效应可能引致服务业内劳动配置效率的收敛或分化，并对服务业内部劳动结构产生影响。从微观层面探究人工智能政策冲击下劳动配置调整引致的效率变化，可以管窥服务业内部劳动结构问题，但在人工智能应用普及推广的背景下，现有研究对此关注相对不足。基于此，研究这一问题对于揭示服务业内劳动配置效率变化及引导人力资本优化调整具有重要意义。

三 理论分析与研究假说

本部分参考潘珊等（2025）、庞瑞芝和郭慧芳（2023）构建一个多部门一般均衡模型，考察人工智能技术对劳动力再配置的作用机理。设定中间品部门为制造业、生活性服务业与生产性服务业，每个中间部门使用不同比例的高、低技能劳动力作为生产要素：

$$Y_j = \left(\beta_j (A_j^H H_j)^{\sigma_j} + (1 - \beta_j) (A_j^L L_j)^{\sigma_j} \right)^{\frac{1}{\sigma_j}} \quad (1)$$

式（1）中， Y_j 为 j 部门的中间品产出， j 取值为 m 、 s 、 x ，分别代表制造业、生活性

服务业与生产性服务业。 H_j 和 L_j 分别代表 j 部门的高、低技能劳动投入量。 β_j 代表 j 部门高技能劳动份额。 σ_j 刻画 j 部门要素之间的替代弹性特征, $1/(1 - \sigma_j)$ 为高、低技能劳动要素替代弹性。当 $0 < \sigma_j < 1$ 时, 高、低技能劳动之间为替代关系; 当 $\sigma_j < 0$ 时, 高、低技能劳动之间为互补关系。为将人工智能引入该模型, 设定 A_j^i 为技术参数。

$$A_j^i = B_j^i K_j^{\phi_i} \quad (2)$$

人工智能对技术参数 A_j^i 的影响表现在两个方面: 一方面通过在部门内人工智能相关的资本积累 K_j 产生部门间异质的生产率效应; 另一方面又因其对高、低技能劳动的不同偏向产生部门内部的异质性。式(2)中, ϕ_i 用于刻画人工智能对高、低技能劳动的不同作用, 其中 i 取值为 L 、 H , 代表两种不同类型的劳动, ϕ_L 和 ϕ_H 分别代表人工智能技术对低技能和高技能劳动的偏向程度。 B_j^i 代表 j 部门中 i 类型劳动偏向的外生技术进步。最终品的生产需要生产性服务业 x 的中间产品 Y_x 分别与生活性服务业和制造业中间品相结合。

$$Y_{xm} + Y_{xs} \equiv Y_x \quad (3)$$

$$Q_m = Y_m^{\alpha_m} Y_{xm}^{(1-\alpha_m)} \quad (4)$$

$$Q_s = Y_s^{\alpha_s} Y_{xs}^{(1-\alpha_s)} \quad (5)$$

Y_{xm} 代表与制造业中间品相结合的生产性服务业产出, Y_{xs} 代表与服务业中间品相结合的生产性服务业产出, $1 - \alpha_j$ 代表 j 部门最终品生产中使用的生产性服务业中间品份额。式(4)和式(5)中 Q_m 和 Q_s 分别代表制造业和服务业的最终产出。

设 p_m 、 p_s 和 p_x 分别为制造业、生活性服务业、生产性服务业的中间品价格; P_m 和 P_s 分别代表制造业和服务业的最终产品价格。求解最终品利润最大化问题, 可得 $p_m Y_m / p_x Y_{xm}$ 和 $p_s Y_s / p_x Y_{xs}$ 为常数, 分别记为 θ_m 和 θ_s :

$$\theta_m \equiv \frac{p_m Y_m}{p_x Y_{xm}} = p_x p_m^{\alpha_m} (P_m \alpha_m)^{\frac{1}{1-\alpha_m}} \quad (6)$$

$$\theta_s \equiv \frac{p_s Y_s}{p_x Y_{xs}} = p_x p_s^{\alpha_s} (P_s \alpha_s)^{\frac{1}{1-\alpha_s}} \quad (7)$$

家庭部门最优决策中的理论分析关键在于劳动力再配置效应。因此, 不妨假设资本积累外生。此时代表性家庭的全部收入用于消费, 满足如下预算约束:

$$P_m C_m + P_s C_s = \sum_j (w_j^H H_j + w_j^L L_j) \quad (8)$$

其中, w_j^i 即 j 部门中 i 类型劳动的工资收入。上式表明家庭将全部收入用于消费制造业和服务业的最终品, 设代表性家庭具有CES形式的效用函数如下:

$$U = \left(\omega_c C_m^{\sigma_c} + (1 - \omega_c) C_s^{\sigma_c} \right)^{\frac{1}{\sigma_c}} \quad (9)$$

最后，设家庭供给的劳动总量满足如下形式：

$$\sum_j H_j = h, \quad \sum_j L_j = 1 \quad (10)$$

式(10)中，将低技能劳动总量标准化为1，高技能劳动总量 h 的经济含义即高技能劳动量与低技能劳动量之比。为考察制造业与生活性服务业劳动量的相对份额，定义 l_m/l_s 如下：

$$\frac{l_m}{l_s} \equiv \frac{H_m + L_m}{H_s + L_s} \quad (11)$$

其中， $l_j = H_j + L_j$ ，代表 j 部门的总就业量。为便于讨论人工智能通过不同部门的资本深化和偏向型技术进步引起劳动力再配置，假设不存在一般性的技术进步冲击影响 B_j^i ，所有的技术进步产生于人工智能相关的资本积累以及技术进步偏向。求解家庭效用最大化条件下的 l_m/l_s 有：

$$\frac{l_m}{l_s} = \frac{\left(w_m^H \right)^{\frac{1}{\sigma_m-1} \beta_m^{\frac{1}{\sigma_m}}} \cdot \left(K_m^{\phi_H} \right)^{\frac{\sigma_m}{1-\sigma_m}} + \left(w_m^L \right)^{\frac{1}{\sigma_m-1}} \cdot \left(1 - \beta_m \right)^{\frac{1}{1-\sigma_m}} \cdot \left(K_m^{\phi_L} \right)^{\frac{\sigma_m}{1-\sigma_m}}}{\left(w_s^H \right)^{\frac{1}{\sigma_s-1}} \cdot \beta_s^{\frac{1}{1-\sigma_s}} \cdot \left(K_s^{\phi_H} \right)^{\frac{\sigma_s}{1-\sigma_s}} + \left(w_s^L \right)^{\frac{1}{\sigma_s-1}} \cdot \left(1 - \beta_s \right)^{\frac{1}{1-\sigma_s}} \cdot \left(K_s^{\phi_L} \right)^{\frac{\sigma_s}{1-\sigma_s}}} \cdot \frac{1 + \theta_s}{1 + \theta_m} \cdot \frac{p_m^{\frac{\sigma_m}{1-\sigma_m}}}{p_s^{\frac{\sigma_s}{1-\sigma_s}}} \quad (12)$$

为进一步求解相对份额 l_m/l_s 的变化率，须假设 $\phi_L = \phi_H = \phi$ 。该假设的经济含义为制造业和服务业部门的人工智能技术不存在明显的技能偏向^①。对式(12)取对数求导可得相对份额增长率满足：

$$g_{l_m/l_s} = \phi \left(\frac{\sigma_m}{1 - \sigma_m} g_{K_m} - \frac{\sigma_s}{1 - \sigma_s} g_{K_s} \right) \quad (13)$$

其中， g_{l_m/l_s} 代表制造业与生活性服务业劳动量的相对份额的变化率，当 $g_{l_m/l_s} > 0$ 时，制造业的就业份额相对生活性服务业上升，当 $g_{l_m/l_s} < 0$ 时，制造业的就业份额相对生活性服务业下降。式(13)表明，当 $\sigma_m/(1 - \sigma_m) > \sigma_s/(1 - \sigma_s)$ 时，只要服务业部门人工智能相关的资本积累不大幅高于制造业，人工智能相关的资本深化就会引起制造业部门就业份额的相对提高。

据此，提出推论1：若制造业要素替代弹性高于服务业，则试验区建设将导致制造业就业份额相对提高，进而引发劳动力向制造业再配置。

① 增加这一假设是为了获得显式解。为了增强结论的可信度，本文还进行了模拟分析。模拟结果表明，即使不增加这一假设，结论依然成立。限于篇幅，模拟结果留存备索。

求解就业的均衡解, 可得 H_j^* 和 L_j^* ^①。考虑 H_j^*/L_j^* , 这一比值表示全部市场出清时 j 部门高技能劳动和低技能劳动之比, 高技能劳动比例的变化代表部门劳动技能需求门槛的改变。定义相对技能门槛 Ω_{xm} 、 Ω_{ms} 如下:

$$\frac{H_x^*/L_x^*}{H_m^*/L_m^*} \equiv \Omega_{xm}, \quad \frac{H_m^*/L_m^*}{H_s^*/L_s^*} \equiv \Omega_{ms} \quad (14)$$

取对数求导, 可得增长率形式:

$$g_{\Omega_{xm}} = \frac{1}{1 - \sigma_m} g_{\xi_m} - \frac{1}{1 - \sigma_x} g_{\xi_x} + (\phi_H - \phi_L) \left(\frac{\sigma_x}{1 - \sigma_x} g_{K_x} - \frac{\sigma_m}{1 - \sigma_m} g_{K_m} \right) \quad (15)$$

$$g_{\Omega_{ms}} = \frac{1}{1 - \sigma_s} g_{\xi_s} - \frac{1}{1 - \sigma_m} g_{\xi_m} + (\phi_H - \phi_L) \left(\frac{\sigma_m}{1 - \sigma_m} g_{K_m} - \frac{\sigma_s}{1 - \sigma_s} g_{K_s} \right) \quad (16)$$

其中, ξ_j 为 j 部门的技能溢价, 当劳动力市场无摩擦时 g_{ξ_j} 应为 0。可见, 当 $\sigma_x/(1 - \sigma_x) < \sigma_m/(1 - \sigma_m)$ 、 $\sigma_m/(1 - \sigma_m) > \sigma_s/(1 - \sigma_s)$ 以及 $(\phi_H - \phi_L) < 0$ 成立时, 有以下两个关系成立: g_{K_x} 小于或仅略大于 g_{K_m} 时 $g_{\Omega_{xm}}$ 为正; g_{K_m} 大于或仅略小于 g_{K_s} 时 $g_{\Omega_{ms}}$ 为负。

式 (15) 和式 (16) 的经济含义在于, 当制造业人工智能相关资本积累不明显慢于服务业时, 制造业技能门槛趋于下降, 生产性服务业技能门槛则趋于上升。因此, 制造业技能门槛的降低及生产性服务业技能门槛的提升, 可能是导致制造业就业份额相对提高的重要内在机理。

据此, 提出推论 2a: 试验区建设通过降低制造业技能需求门槛、提高生产性服务业进入门槛, 吸引服务业劳动力向制造业重新配置。

考虑生活性服务业的低技能劳动 L_s^* 。为简化分析, 以下均假设 σ_j 和 β_j 相等, 可得:

$$L_s^* = \frac{\psi_{sx} \cdot p_s^{\frac{\sigma}{1-\sigma}}}{\psi_{mx} \left(p_m \frac{A_m^L}{A_s^L} \right)^{\frac{\sigma}{1-\sigma}} + \psi_{sx} p_s^{\frac{\sigma}{1-\sigma}} + \left(p_x \frac{A_x^L}{A_s^L} \right)^{\frac{\sigma}{1-\sigma}}} \quad (17)$$

其中, ψ_{ij} 为外生参数:

$$\psi_{ij} = \frac{\eta(1 + \theta_j)\theta_i}{(1 + \theta_i) + \eta(1 + \theta_j)} \quad (18)$$

式 (17) 表明, 人工智能技术在生产性服务业和制造业中的更快应用, 或人工智能相关资本在这两个部门的更快积累, 都会压缩生活性服务业在均衡状态下对低技能劳动的需求。

① 限于篇幅, 稳态就业值的公式及其他关键步骤的推导过程留存备案。

据此，提出推论 2b：试验区建设将促进低技能生活性服务业劳动力的流出，推动服务业劳动力跨部门再配置。

考虑高低技能劳动相对工资的变动。当劳动力市场不存在摩擦或政策扭曲时，技能溢价在各个行业应相同，但当上述条件不能完全满足时，试验区建设带来的冲击会对技能溢价产生较为复杂的影响。考虑部门间高技能劳动工资的相对变动：

$$\frac{H_x^*}{H_s^*} = \left(\frac{w_s^H}{w_x^H} \right)^{\frac{1}{1-\sigma}} \left(\frac{A_x^H}{A_s^H} \right)^{\frac{\sigma}{1-\sigma}} \left(\frac{p_x}{p_s} \right)^{\frac{\sigma}{1-\sigma}}, \quad \frac{H_x^*}{H_m^*} = \left(\frac{w_m^H}{w_x^H} \right)^{\frac{1}{1-\sigma}} \left(\frac{A_x^H}{A_m^H} \right)^{\frac{\sigma}{1-\sigma}} \left(\frac{p_x}{p_m} \right)^{\frac{\sigma}{1-\sigma}} \quad (19)$$

取对数求导可得增长率形式：

$$g_{w_s^H/w_x^H} = \sigma \phi_H (g_{K_x} - g_{K_s}), \quad g_{w_m^H/w_x^H} = \sigma \phi_H (g_{K_x} - g_{K_m}) \quad (20)$$

式 (20) 表明，当高技能劳动力市场存在摩擦或要素配置扭曲时，试验区建设将会因为产业部门受到人工智能冲击的异质性作用产生高技能劳动工资的相对变动，人工智能技术应用更快、相关资本积累更快的部门高技能劳动工资相对提高。因此，当 $K_m > K_x > K_s$ 时，相对于生活性服务业，生产性服务业和制造业的高技能劳动者工资均会提高。考虑低技能劳动的相对工资，同理可得：

$$g_{w_s^L/w_x^L} = \sigma \phi_L (g_{K_x} - g_{K_s}), \quad g_{w_m^L/w_x^L} = \sigma \phi_L (g_{K_x} - g_{K_m}) \quad (21)$$

可见，低技能劳动力相对工资的变动情况与高技能劳动力相似。由于劳动力市场摩擦的存在，高技能与低技能劳动力面临不同程度的摩擦。因此，最终试验区建设对劳动力市场技能溢价的影响取决于部门间人工智能冲击的异质性大小、人工智能技术在全域应用中的技能偏向程度、不同技能劳动者跨部门配置的摩擦系数。

四 研究设计

（一）数据来源

本文分析新一代人工智能创新发展试验区建设对劳动力在部门间流动的影响。中国国家家庭追踪调查（CFPS）数据为微观个体追踪数据，包含受访者个体特征、职业转换相关问题及所在地区等重要信息，既与研究内容相贴合，又可与地区层面数据相匹配，能够满足研究需要。基于此，结合新一代人工智能创新发展试验区试点时间，选取 2016–2022 年 CFPS 数据作为研究样本。样本筛选方法为：保留有工作的样本、删除学生样本、保留年龄在 16~65 岁之间的劳动年龄样本。经过数据清洗，参照宁光杰等（2023）的研究方法，得到受访者在 2016–2018 年、2018–2020 年、2020–2022 年三个样

本期内部门转换及转入部门的变化情况,合并形成混合截面数据。此外,实证研究涉及的地区-行业层面、地区层面控制变量数据来源于历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴及国家统计局等。以《国民经济行业分类》(GB/T 4754-2002)为标准对行业进行划分,仅保留除农、林、牧、渔以外的制造业与服务业行业。

(二) 模型设定与变量定义

基于政策分批次推进特征,本文采用多时点双重差分方法,识别新一代人工智能创新发展试验区建设对劳动力部门再配置的政策效应,构建计量模型如下:

$$move_to_ind_{ijt} = \alpha_0 + \beta_0 AI_post_{ijt} + \gamma_0 CV + \varepsilon_{ijt} \quad (22)$$

式(22)中,被解释变量 $move_to_ind_{ijt} = \{0, 1\}$ 为劳动力部门再配置,表示 t 年 j 地区劳动者 i 是否由服务业跨部门转换行业 c 向制造业再配置(如在2016-2018年样本期,劳动者2016年所在行业为服务业,且2018年跨部门转换行业流向制造业部门,则定义为1,否则为0)。解释变量 $AI_post_{ijt} = \{0, 1\}$,为试验区的政策虚拟变量,表示 t 年 j 地区劳动者 i 是否受到政策冲击,使用政策时点变量($post$)与政策分组变量($treat$)交互项表征:若劳动者 i 所属省份 j 包含试点城市,则定义 $treat$ 变量为1,否则为0;若观测年份 t 处于劳动者 i 所属省份 j 内首个试点城市获批年份及之后,则定义 $post$ 变量为1,否则为0。 CV 为控制变量,包括个体、地区及地区-行业层面指标。其中,个体层面控制变量包括年龄(age)、性别($gender$)、受教育年限(edu)、是否在婚($marriage$)、是否为农业户口($urban$)。地区层面控制变量包括:人口密度(pop_den),以年末常住人口与土地面积之比表示;实际人均地区生产总值($real_dgdp$),单位为万元;产业结构(ind_str),以第三产业产值与第二产业产值之比衡量;人力资本水平($human_cap$),以高等学校在校生人数与总人口之比表示。参考宁光杰等(2023)研究,考虑到行业间工资差距是影响劳动者行业转换的因素之一,控制地区-行业层面的城镇单位就业人员平均工资($real_hywage$)变量,单位为千元。控制变量均采用样本期基期数据,即2016-2018年样本期保留2016年控制变量数据,以确保控制变量在劳动者进行职业转换决策前已确定,避免引入内生性问题。同时,对实际人均地区生产总值、地区-行业工资及个体工资等名义变量以2000年为基期进行平减。另外,控制省份和年份固定效应,将标准误聚类到省级层面。 ε_{ijt} 为随机误差项。

表1为变量的描述性统计。经历试验区建设政策冲击的处理组样本占总样本的68.3%,政策冲击后样本占比为26.9%。此外,研究样本期内有28.2%的劳动者转换行业,说明样本期内劳动者整体跨行业流动比例较高。其中,由服务业跨部门流向制造

业的劳动者占总样本的5.6%，制造业向服务业跨部门流动的占6.8%。因此，后文将主要针对人工智能冲击对劳动者上述流动特征及其背后规律，进一步展开实证检验。

表1 描述性统计

变量	变量测度	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
<i>move_to_ind</i>	劳动力由服务业向制造业再配置	15147	0.056	0.229	0	1
<i>man_ser</i>	劳动力由制造业向服务业再配置	15147	0.068	0.251	0	1
<i>move_hy</i>	劳动力跨行业流动	15147	0.282	0.450	0	1
<i>AI_post</i>	政策虚拟变量	15147	0.269	0.444	0	1
<i>post</i>	政策时点变量	15147	0.269	0.444	0	1
<i>treat</i>	政策分组变量	15147	0.683	0.465	0	1
<i>age</i>	年龄	15147	37.719	10.469	16	65
<i>gender</i>	性别	15147	0.608	0.488	0	1
<i>edu</i>	受教育年限	15147	10.684	4.019	0	22
<i>marriage</i>	是否在婚	15147	0.805	0.396	0	1
<i>urban</i>	是否为农业户口	15147	0.323	0.468	0	1
<i>pop_den</i>	人口密度（人/平方公里）	15147	633.757	894.353	8.058	3949.206
<i>real_dgdp</i>	实际人均地区生产总值（万元）	15147	4.405	2.033	1.601	11.072
<i>ind_str</i>	第三产业产值与第二产业产值之比	15147	1.411	0.552	0.870	5.244
<i>human_cap</i>	高等学校在校生人数与总人口之比	15147	0.021	0.008	0.006	0.114
<i>real_hywage</i>	分行业城镇单位就业人员平均工资（千元）	15147	50.839	21.344	19.379	225.586

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

（三）平行趋势分析

使用双重差分方法的前提是通过平行趋势分析。基于此，本文以政策冲击前一年作为基准年，构造年份虚拟变量与分组虚拟变量的交互项作为解释变量进行回归，根据所得回归系数绘制95%置信区间图，以观察政策冲击前后两组间的趋势差异。本文分别对试验区建设与劳动力由制造业向服务业、由服务业向制造业部门再配置进行平行趋势分析。图1a结果显示，政策实施前，两组间制造业劳动力向服务业再配置即存在显著差异，不满足平行趋势假设^①。图1b结果表明，政策实施之前

① 限于篇幅，本文还对劳动力跨行业流动进行了平行趋势检验，结果显示未通过。因此，试验区政策冲击前后，对照组与处理组间仅劳动力从服务业向制造业流动趋势发生显著变化，且通过平行趋势检验。感兴趣的读者可联系作者索取相关资料。

年份系数并不显著，即两组间服务业劳动力向制造业再配置不存在显著差异，而政策实施当期至第二期的系数均显著，表明二者间的差异是由试验区建设造成的。基于此，后续将进一步考察试验区建设对服务业劳动力向制造业再配置的影响效应及其内在机制。

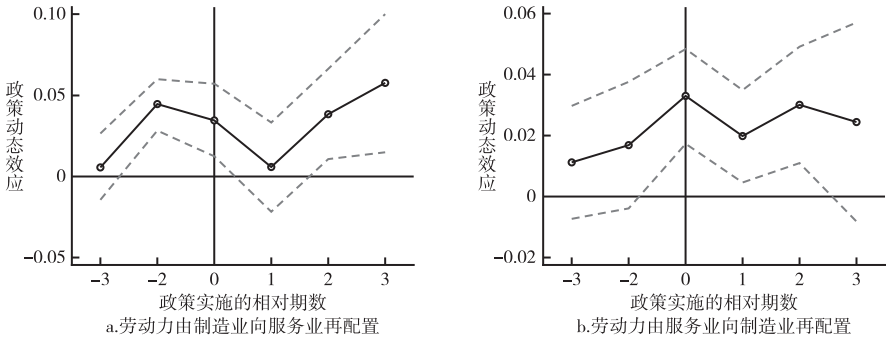


图1 平行趋势分析

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

五 实证分析

（一）基准结果

表2的第（1）列和第（2）列基于式（22）采用控制省份固定效应、年份固定效应，且标准误差聚类到省级层面的回归方法进行估计，以考察人工智能政策对劳动者部门再配置的作用效应。结果显示，无论是否加入控制变量，人工智能试验区建设的估计系数均在1%的水平上显著为正，表明试验区建设推动劳动者向制造业部门再配置。鉴于模型可能存在遗漏变量及试点地区选择偏误问题，如试验区建设倾向于选择制造业发达地区，借鉴刘鑫鑫和韩先锋（2023）构造工具变量的思路，对基准结果进行再检验，以缓解潜在的内生性问题。具体公式为： $AI_pat_rdls_{ijt} = rdls_{ij}(1 + AI_growth_t)$ 。其中， $rdls_{ij}$ 为劳动者*i*所在省份*j*质心与光缆骨干城市的最小距离，加一取对数处理。省份质心与光缆骨干城市距离越小，则在历史上越可能更早接触到先进技术，满足与试验区建设的相关性原则。 AI_growth_t 表示*t*年全国人工智能专利授予数量，衡量全国人工智能发展水平，这一水平不由单个省份的人工智能

水平决定，满足工具变量的外生性要求。回归结果如表2的第（3）列和第（4）列所示。第一阶段回归系数显著为负，说明与光缆骨干城市距离越远，地区人工智能发展水平越低。第二阶段回归系数显著为正，支持试验区建设对劳动力向制造业再配置的正向作用。

表2 基准回归结果

	劳动力跨部门再配置 (服务业向制造业)		工具变量估计	
			第一阶段	第二阶段
			AI_{post}	劳动力跨部门再配置 (服务业向制造业)
	(1)	(2)	(3)	(4)
AI_{post}	0.017*** (0.005)	0.019*** (0.005)		0.079** (0.037)
AI_{pat_rdls}			-0.049*** (0.002)	
控制变量	否	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是
KP-LM P				0.000
KP-Wald F				597.726
观测值	15147	15147	15147	15147
R ²	0.005	0.011		0.006

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。
资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

（二）稳健性检验

本部分通过安慰剂检验、缩尾处理、控制职业效应及筛选样本方式对基准回归结论进行稳健性检验。第一，安慰剂检验。参考Beck et al.（2010）的方法，通过虚构处理组进行安慰剂检验。对样本中省份进行1000次无放回随机抽样，构造虚拟处理组与对照组，进行回归检验。抽样估计结果显示^①，绝大多数的t绝对值分布在2以内，且p值大部分大于0.1，呈现正态分布，即随机生成的虚构处理组估计量的回归结果并不显著。这表明，回归结果不受同期其他政策或随机因素干扰，通过安慰

① 限于篇幅，相关估计结果留存备索。

剂检验，前文所得结论稳健。第二，缩尾处理。为排除异常值对估计结果的影响，对连续型变量进行前后2.5%的缩尾处理。表3的第（1）列估计结果显示，试验区建设显著促进劳动力流向制造业，与前文所得结论一致。第三，控制职业效应。根据《职业分类与代码》（GB/T 6565-2009），参照宁光杰等（2023）的做法，控制职业大类进行回归分析。表3的第（2）列估计结果表明，试验区建设推动劳动力向制造业再配置。第四，筛选样本。为消除样本自选择对估计结果的干扰，考虑剔除人工智能关注度较高的地区。引入郑世林和熊丽（2021）以人工智能关键词在百度网页年搜索频次的加权和衡量地区人工智能关注度，对各年地区人工智能关注水平进行排序，剔除人工智能关注度前5%的省份样本，重新进行回归。表3的第（3）列结果显示，估计系数显著为正，表明本文主要发现仍然成立。

表3 稳健性检验：缩尾处理、控制职业与筛选样本

	劳动力跨部门再配置 (服务业向制造业)		
	缩尾处理	控制职业效应	筛选样本
	(1)	(2)	(3)
<i>AI_post</i>	0.025*** (0.006)	0.018*** (0.005)	0.017*** (0.005)
控制变量	是	是	是
职业固定效应	否	是	否
年份固定效应	是	是	是
省份固定效应	是	是	是
观测值	12874	15147	13331
R ²	0.011	0.174	0.010

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。
资料来源：根据2016-2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

（三）异质性分析

为进一步分析试验区建设对劳动力部门间再配置作用效应的异质性，本文分别按照劳动者期初所在行业、期初部门所有制、年龄及数字素养水平对样本进行分组回归，以检验试验区建设对异质性个体流向制造业的影响差异。

1. 个体期初所在行业及部门所有制类型

首先，根据劳动者期初所在行业，将样本划分为生活性服务业组和生产性服务业组，进行分组回归检验。表4的第（1）列和第（2）列的结果显示，试验区建设促进了

期初位于生活性服务业的劳动者向制造业流动，而期初位于生产性服务业的劳动者在冲击下则表现出较强的粘性锁定。其可能原因在于，试验区建设降低了生活性服务业对低技能、重复性劳动的需求，强化了从业者工作的不稳定性与流动性，使其更易向制造业部门再配置。其次，根据劳动者期初所在部门的所有制类型，将样本划分为非国有部门组和国有部门组，进行分组回归检验。第（3）列和第（4）列的结果显示，试验区建设显著促进了期初在非国有部门的劳动者向制造业流动，但对期初在国有部门的劳动者影响并不显著。其可能原因在于，国有部门更强的岗位稳定性及更高的制度性障碍，导致劳动力相对锁定。

表4 个体期初所在行业及部门所有制异质性

	劳动力跨部门再配置 (服务业向制造业)		劳动力跨部门再配置 (服务业向制造业)	
	生产性服务业	生活性服务业	非国有部门	国有部门
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>AI_post</i>	0.016 (0.024)	0.028** (0.011)	0.029*** (0.007)	0.010 (0.008)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是
观测值	2003	6967	8441	3734
R ²	0.071	0.027	0.011	0.028

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。
资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

2. 个体其他特征：年龄及数字素养

除期初职业分层形成的职业转换差异及所有制的流动壁垒差异外，个体的其他特征，如年龄（张鹏等，2019）与数字素养（陈南旭等，2024）也是影响劳动者行业转换的关键因素。在年龄方面，以中国就业市场普遍存在的“35岁就业门槛”作为划分标准，将样本按照年龄划分为35岁及以下、35岁以上组别，进行分组回归。表5的第（1）列和第（2）列结果显示，试验区建设对35岁及以下劳动者向制造业再配置的影响显著为正，但对35岁以上群体的影响并不显著。可能的原因在于，人工智能的广泛应用将加剧年龄歧视（Stypinska，2023），且年长劳动者因缺乏人工智能相关技能、隐性学习能力下降及临近退休（Morandini et al.，2023），其跨部门流动意愿降低。此外，技

术感知易用性也是影响异质性劳动力职业转换决策的因素之一。技术感知易用性高的劳动者，对技术的使用和接受程度更高，更能适应技术冲击（陈瑛等，2025），实现部门再配置转换。基于此，以数字素养作为代理变量^①，反映个体对互联网使用重要性的认知、使用频率及工具选择，进而考察不同技术感知易用性对劳动再配置效应的差异。将样本分为高数字素养组和低数字素养组，进行回归检验。第（3）列和第（4）列的结果表明，人工智能显著促进高数字素养劳动者流向制造业。基于上述分析，可以发现，数字素养的提升对劳动者向制造业再配置具有显著的正向作用。

表5 个体其他特征：年龄及数字素养异质性

	劳动力跨部门再配置 (服务业向制造业)		劳动力跨部门再配置 (服务业向制造业)	
	35岁及以下	35岁以上	低数字素养	高数字素养
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>AI_post</i>	0.026*** (0.008)	0.013 (0.009)	0.014 (0.012)	0.027*** (0.006)
控制变量	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是
观测值	7178	7969	6813	8333
R ²	0.015	0.011	0.010	0.016

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

六 传导机制检验

现阶段，服务业是吸纳就业的主要部门。但本文研究发现，试验区建设正推动劳

① 数字素养变量由互联网使用的重要程度、使用频率及接入工具计算得出。其中，重要程度和使用频率分别根据2016年CFPS调查中“使用互联网时，学习/工作/社交/娱乐/商业活动有多重要？”与“使用互联网学习/工作/社交/娱乐及商业活动的频率”两个问题构建；接入工具则根据“是否移动上网？”与“是否电脑上网？”计算得出。具体计算方法为：数字素养 = $\left[\sum(\text{重要程度} \times \text{使用频率})\right] \times \text{接入工具}$ 。

动力由服务业向制造业部门再配置，对原有劳动力配置方向产生影响。前述理论分析表明，试验区建设引发劳动力跨部门流动的推拉作用，从而使劳动者由服务业向制造业部门再配置，同时还会引致服务业内部劳动需求的变化。为揭示这一再配置效应的内在机制，本部分尝试探究试验区建设对部门技能需求门槛及工作转换时间的影响，以验证部门间推拉作用效应及服务业内部劳动需求变化，阐明试验区建设影响劳动力跨部门再配置的内在逻辑。

（一）部门技能需求门槛

首先，本文将检验试验区建设对跨部门劳动力配置的“拉力”作用。试验区建设会产生新技能需求，部分传统技能需求减弱或消失，从而改变各部门技能需求水平，形成部门间技能需求差距，拉动劳动力尤其是异质性劳动力跨部门适应性配置。为检验拉力作用，本文考察政策冲击对部门技能需求门槛的影响。本文采用政策冲击变量 (AI_post) 作为解释变量，以劳动者个体技能与部门技能门槛的差距 ($skill_gap$) 作为被解释变量^①。若估计系数显著为负，则表示试验区建设会降低部门技能需求门槛，使其与劳动者技能水平更加接近；反之，则意味着部门技能需求门槛提升。表6的第（1）列至第（3）列回归结果显示，生活性服务业的估计系数为正、生产性服务业的估计系数为负但均不显著，而制造业的估计系数均显著为负，表明试验区建设会缩小个体与制造业所需技能门槛之间的差距，即降低制造业的技能需求门槛。产生这一结果的可能原因是，试验区建设推动人工智能技术在制造业的广泛应用，通过自动化和标准化任务降低了对高技能劳动者的需求，同时智能化设备的引入更加强调对技能型人才的需求。因此，试验区建设对制造业技能门槛的降低形成拉力作用，促进劳动力向制造业部门流动。

表6 机制检验：部门技能需求门槛

	部门技能需求门槛		
	制造业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)
AI_post	-1.950** (0.947)	-0.392 (1.753)	0.814 (0.833)
控制变量	是	是	是
年份固定效应	是	是	是

① 关于部门技能需求门槛变量的构造，本文借鉴宁光杰等（2023）以部门中劳动者平均技能水平衡量部门技能门槛的做法，以期初劳动者受教育程度与当期部门技能门槛之差的绝对值加一后取平方得到。

续表

	部门技能需求门槛		
	制造业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)
省份固定效应	是	是	是
观测值	3989	2048	6937
R ²	0.152	0.220	0.234

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

前文验证了制造业中个体与部门技能需求门槛距离的缩短，然而试验区建设在降低整体技能门槛的同时，可能对部门内不同技能类型劳动力的需求产生异质性影响。为此，需进一步揭示试验区建设对异质性技能劳动者与部门技能需求门槛距离的影响差异。本文按照劳动者技能类型对样本进行区分，回归结果如表7所示。表7的第（1）列和第（4）列结果显示，不同技能劳动力与制造业技能需求门槛距离无显著变化。结合表6中制造业技能需求门槛显著降低的结果可以发现，试验区建设整体降低了制造业技能门槛，形成劳动力流入的拉力，但在高低技能劳动者群体内部可能存在正负效应的抵消，使得区分技能类型后的回归结果在统计上并不显著。可能的原因在于，高技能劳动者部分技能升级与新技能需求相匹配，但部分因技能不匹配被替代。与之类似，低技能劳动者部分受益于生产操作简化，技能需求降低，但部分则因完全替代而被迫退出。第（2）列和第（5）列结果表明，试验区建设使生产性服务业呈现明显的技能偏向性，表现为对高技能劳动者技能需求提高，但对低技能劳动者技能需求降低。第（3）列和第（6）列结果显示，生活性服务业技能需求门槛变化不显著。

表7 机制检验：部门技能需求门槛（区分劳动者技能类型）

	部门技能需求门槛					
	高技能			低技能		
	制造业	生产性服务业	生活性服务业	制造业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>AI_post</i>	-0.205 (1.970)	8.598*** (3.006)	0.267 (1.486)	-0.754 (1.210)	-5.823** (2.575)	0.507 (1.089)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是	是	是

续表

	部门技能需求门槛					
	高技能			低技能		
	制造业	生产性服务业	生活性服务业	制造业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
观测值	816	863	2454	3172	1184	4480
R ²	0.655	0.340	0.409	0.656	0.783	0.801

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

（二）部门工作转换时间

其次，本文将检验试验区建设对劳动力跨部门配置的“推力”作用。工作转换时间本质是劳动力再配置的摩擦成本。在人工智能冲击下，劳动者会面临失业压力，这迫使其倾向于以较短的转换时间，优先流向摩擦最小、转换成本最低、转换时间最短的部门，形成跨部门配置的推力。若部门内的工作转换时间较长，岗位竞争加剧，将会推动劳动者向其他部门再配置。基于此，本部分以人工智能冲击对各部门劳动者工作转换时间的影响检验“推力”作用机制，以政策冲击变量（*AI_post*）作为解释变量，引入工作转换时间（*lnjobbreak*）作为被解释变量^①，用于衡量各部门劳动者转换工作所需时间的长短，并区分部门类型进行回归检验。表8的第（1）列至第（3）列的结果显示，试验区建设对制造业和生产性服务业劳动者的工作转换时间无显著影响，但显著增加了生活性服务业劳动者的工作转换时间。其原因在于，生活性服务业虽然进入门槛较低，但岗位不稳定，技术冲击导致这一部门劳动供给扩大、岗位竞争加剧，从而增加了内部工作转换所需时间，推动劳动力流出，验证了推论2b。

表8 机制检验：所在部门工作转换时间

	所在部门工作转换时间		
	制造业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)
<i>AI_post</i>	0.035 (0.058)	-0.040 (0.054)	0.055* (0.029)
控制变量	是	是	是

① 工作转换时间变量的构造方法为：以后一份工作的开始时间减去前一份工作的结束时间，结果以月为单位计算，并在此基础上加一后取对数处理。

续表

	所在部门工作转换时间		
	制造业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)
年份固定效应	是	是	是
省份固定效应	是	是	是
观测值	3988	2048	6937
R ²	0.058	0.100	0.072

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

本文进一步考察不同部门异质性劳动力的转换时间。表9的回归结果显示，试验区建设显著延长了生活性服务业低技能劳动者的转换时间，但对高技能劳动者的影响并不显著。这表明在试验区建设背景下，生活性服务业出现了技能调整滞后的现象：高端服务需求更加强调场景化经验积累及专业化能力，导致技能不匹配的低技能劳动者生存空间被压缩、逐渐边缘化（菲尔·琼斯，2023），更易被挤出至其他部门。这一现象与《中华人民共和国职业分类大典》（2025年版）中生活性服务业新增职业及工种对专业知识及数字化适应能力要求提升的客观事实相印证，如养老服务师、睡眠健康管理师等。

表9 机制检验：所在部门工作转换时间（区分劳动者技能类型）

	所在部门工作转换时间					
	高技能			低技能		
	制造业	生产性服务业	生活性服务业	制造业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>AI_post</i>	-0.045 (0.059)	-0.044 (0.092)	-0.017 (0.058)	0.046 (0.069)	-0.043 (0.048)	0.105** (0.049)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	816	863	2454	3171	1184	4480
R ²	0.083	0.122	0.094	0.062	0.128	0.072

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。

资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

前文对劳动者所在部门的转换时间进行了验证，但未能观察到跨部门配置劳动者流入不同部门的转换时间差异。基于此，本文根据跨部门转换劳动者流入的部门进行分组，对流入各部门所需的转换时间进行了回归分析。表 10 的第（1）列至第（3）列回归结果显示，人工智能对劳动者向制造业、生活性服务业及生产性服务业再配置时间均无显著影响。

表 10 再检验：流入部门所需转换时间

	流入部门所需转换时间		
	制造业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)
<i>AI_post</i>	-0.086 (0.125)	0.375 (0.238)	0.075 (0.150)
控制变量	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
省份固定效应	是	是	是
观测值	841	303	681
R ²	0.097	0.268	0.103

注：*、**和***分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。

资料来源：根据 2016–2022 年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

基于此，本文进一步考察不同技能劳动力向各部门再配置所需时间，回归结果如表 11 所示。其中，表 11 的第（1）列和第（4）列的结果显示，异质性劳动者向制造业部门再配置的时间均有所缩短，但不显著。第（2）列和第（5）列的结果显示，试验区建设对高技能劳动者进入生产性服务业的时间无显著影响，这可能与这一部门劳动力技能不匹配有关。而试验区建设显著延长了低技能劳动者进入生产性服务业所需的时间。结合前文关于这一部门低技能劳动力技能需求降低的结果，表明试验区建设对这一部门低技能任务的替代作用更强，对劳动者进入起到了技能筛选作用。结合前述分析，技能需求距离的缩小导致制造业进入门槛降低，低技能转换时滞及内部技能需求极化则导致生产性服务业进入壁垒提高，推论 2a 得以验证。第（3）列和第（6）列的结果表明，生活性服务业高技能劳动力转换时间缩短、低技能劳动力转换时间延长，但均不显著。

表 11 再检验：流入部门所需转换时间（区分劳动者技能类型）

	流入部门所需转换时间					
	高技能			低技能		
	制造业	生产性服务业	生活性服务业	制造业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>AI_post</i>	-0.042 (0.237)	-0.073 (0.646)	-0.178 (0.246)	-0.077 (0.202)	0.509* (0.271)	0.115 (0.184)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	190	91	158	644	206	518
R ²	0.190	0.382	0.331	0.113	0.300	0.089

注：*、**和***分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。
资料来源：根据 2016–2022 年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

七 进一步分析：服务业内部劳动配置效率

前文研究发现，与人工智能相关的试验区建设会引发部门需求重构，推动劳动力由服务业部门向制造业部门再配置。研究表明，劳动力在制造业与服务业部门之间的流动，并不必然决定生产率的增长（余泳泽、潘妍，2019），但会重构服务业内部的劳动结构，引致服务业劳动生产率的变化，表现为服务业内部劳动异质性及部门平均劳动效率的变化（王燕武等，2019）。如果劳动力流动使得服务业内部劳动配置效率降低，即生产性服务业与生活性服务业工资差距扩大及劳动效率分化，将引致服务业劳动生产率下降。因此，本部分聚焦试验区建设下服务业内部劳动配置效率的变化，以期从劳动力流动的视角对理解服务业内部发展不平衡问题有所启示。

（一）试验区建设与服务业工资

均衡工资水平同时反映供给侧的生产效率与需求侧的劳动成本。本部分考察试验区建设对服务业内不同部门工资水平的影响。一方面，比较试验区建设对生产性服务业与生活性服务业相对工资变化的影响。采用政策冲击变量（*AI_post*）与部门类型（*ind*）交互项作为解释变量^①，用于识别试验区建设对两部门相对劳动成本的影响。

① 部门类型（*ind*）根据劳动者当期所在服务业部门类型进行赋值：若劳动者所在部门为生产性服务业，则赋值为 1；若为生活性服务业，则赋值为 0。

表 12 的第（1）列回归结果显示，试验区建设显著提高了生产性服务业相对于生活性服务业的工资水平。另一方面，考察试验区建设对生产性服务业和生活性服务业工资水平的影响。第（2）列和第（3）列的结果显示，估计系数均为正但不显著，表明试点地区与非试点地区服务业工资水平无显著差异。

表 12 试验区建设与服务业工资

	工资水平		
	服务业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)
是否生产性服务业× <i>AI_post</i>	0.621*** (0.194)		
<i>AI_post</i>		0.187 (0.131)	0.212 (0.156)
控制变量	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
省份固定效应	是	是	是
观测值	6681	1695	4984
R ²	0.262	0.277	0.245

注：*、**和***分别表示在 10%、5% 和 1% 的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。

资料来源：根据 2016–2022 年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

基于上述结果可以发现，试验区建设显著提高了试点地区生产性服务业相对于生活性服务业的工资水平。研究发现，人工智能具有技能偏向性（Acemoglu & Restrepo, 2018），能够与高技能劳动者形成互补关系，推动高技能劳动者工资增长（Cazzaniga et al., 2024）。基于此，本文考察了试验区建设对不同技能劳动者工资水平的影响。估计结果如表 13 所示。第（1）列结果显示，试点地区生产性服务业相对于生活性服务业的高技能劳动者工资在 1% 的显著性水平上显著提升。第（2）列至第（6）列结果显示，尽管在统计意义上不显著，但人工智能与服务业高技能劳动力工资呈正相关，与服务业低技能劳动力工资则呈负相关。这一结果表明，试验区建设会加剧服务业内部劳动收入不平等。整体而言，试验区建设会引发对生产性服务业高技能劳动力需求的明显提升，表现为相对工资的显著增长；而在生活性服务业中，低技能劳动力工资虽有下降但不显著。因此，试验区建设在推动服务业劳动力向制造业再配置的过程中，会扩大服务业内部高低技能劳动者之间的工资差距。

表 13 试验区建设与服务业工资（区分劳动者技能类型）

	工资水平					
	高技能			低技能		
	服务业	生产性服务业	生活性服务业	服务业	生产性服务业	生活性服务业
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
是否生产性服务业× <i>AI_post</i>	1.047*** (0.280)			0.203 (0.166)		
<i>AI_post</i>		0.172 (0.271)	0.334 (0.243)		-0.057 (0.213)	-0.026 (0.143)
控制变量	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	3022	811	2209	3658	883	2773
R ²	0.242	0.274	0.219	0.212	0.200	0.207

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。
资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

（二）试验区建设与服务业劳动力工作时间

人工智能冲击下，劳动者生产效率的提升表现为与人工智能相适配的劳动力工作时间减少。因此，本部分将考察试验区建设下服务业内劳动效率的相对调整情况。结合前述分析，以数字素养作为劳动者适配人工智能能力的代理变量，区分不同技能劳动者的人工智能适应性，考察试验区建设下服务业内异质性劳动者的效率变化。根据Nordhaus（2008）的研究，除制造业部门外，总体上生产率增长较快的行业其劳动投入增长较慢，即劳动投入与生产率增长呈负相关。基于此，以每周工作时长（*work_hour*）衡量劳动投入，进一步控制工资水平，进行分组回归检验，回归结果见表14。表14的第（1）列至第（4）列结果显示，试验区建设显著缩短了生产性服务业中高技能且高数字素养劳动者的工作时间。这表明人工智能通过替代常规任务及与劳动者形成人机协作，实现效率提升，但此效应以劳动者具备高学历与数字技术应用能力的双重积累为前提。第（5）列至第（8）列结果表明，试验区建设对生活性服务业中低技能且高数字素养劳动者产生负面冲击，表现为延长其工作时间。这一群体多为依赖平台经济的灵活就业人员，如外卖骑手、网约车司机等。在涉及人际交互或体力劳动的任务仍需人工完成的背景下，平台算法控制加剧了工作时间压榨与工作边界模糊，削弱了其议价能力，迫使其接受更多任务以维持生计。这一

结果进一步验证，在试验区建设的影响下，生产性服务业高技能劳动者通过与技术互补实现效率提升，而生活性服务业低技能劳动者则面临被挤出，整体效率提升缓慢甚至停滞。

表 14 试验区建设与服务业劳动者工作时间（区分劳动者技能类型及数字素养）

	工作时间							
	生产性服务业				生活性服务业			
	高数字素养		低数字素养		高数字素养		低数字素养	
	高技能	低技能	高技能	低技能	高技能	低技能	高技能	低技能
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>AI_post</i>	-3.812** (1.508)	-0.060 (3.521)	3.583 (4.156)	-0.214 (3.469)	0.294 (0.908)	2.118* (1.189)	-1.622 (1.664)	1.335 (1.606)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
省份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	705	417	97	457	1785	1259	419	1505
R ²	0.110	0.177	0.418	0.206	0.108	0.122	0.175	0.146

注：*、**和***分别表示在10%、5%和1%的水平上显著；括号内为聚类到省级层面的稳健标准误。
资料来源：根据2016–2022年中国家庭追踪调查（CFPS）及历年《中国统计年鉴》、各省统计年鉴和国家统计局数据计算得到。

结合上述分析发现，试验区建设会提高生产性服务业高技能劳动者的相对工资水平，并伴随劳动者生产效率的提升，工资增长与效率提升基本一致，劳动配置效率显著提升。然而，生活性服务业低技能劳动者的工资未显著下降，但整体效率提升缓慢甚至停滞，进而导致服务业内部劳动配置效率出现分化。鉴于此，在推进试验区建设过程中，应关注服务业内部不同技能劳动者的工资差异，着力培育和提升劳动者的人工智能素养，促进劳动者与人工智能形成有效协作，提升生活性服务业的劳动效率，对缓解服务业内部劳动配置效率分化具有重要作用。

八 结论与政策建议

新一代人工智能创新试验区为产业发展提供了新的增长动能，也对部门劳动力再配置产生了显著影响。在此过程中，尤其需要关注劳动再配置冲击形成的部门间生产率增长差距变化，以及由此引发的就业波动和劳动配置效率问题。在现有研究基础上，

本文结合CFPS个体微观数据与省级层面数据,评估试验区建设的劳动力再配置冲击效应及其传导机制,并进一步探讨这一再配置效应对服务业内部劳动配置效率的影响。研究发现:第一,试验区建设对劳动力由服务业向制造业的再配置具有显著的正向推动作用,且经过一系列稳健性检验后,结论依然成立;这一再配置效应在期初所在行业为生活性服务业、非国有企业、35岁及以下、数字素养水平较高的劳动者群体中更为明显;第二,试验区建设通过提高低技能劳动者进入生产性服务业的门槛、延长低技能劳动者在生活性服务业内部的转换时间、降低制造业技能需求门槛,形成部门间劳动需求的推拉作用,进而促使服务业劳动力向制造业再配置;第三,在劳动力再配置冲击效应下,服务业内部劳动配置效率降低,表现为生产性服务业与生活性服务业工资差距扩大及劳动效率分化。

基于上述发现,结合中国发展现状,提出以下政策建议。第一,鉴于试验区政策的劳动力再配置效应,应稳定推进试验区建设,强化对再配置劳动力的政策支持力度。一方面,稳定推进试验区建设,逐步扩大试点范围,充分发挥人工智能技术对智能制造的深度赋能作用;另一方面,应考虑构建劳动者跨部门流动溢价补偿体系,同时强化对再配置劳动者的技能培训支持。此外,针对劳动者所在部门及个体特征差异,应加强对生活性服务业低技能劳动者的技能培训支持,畅通劳动力在不同所有制部门间的流动。同时,推动劳动者整体数字素养水平提升,弱化就业市场中的年龄歧视。

第二,结合机制分析结果,应推动劳动力有序流动与迅速响应人工智能冲击下部门技能需求的变化。一方面,在试验区建设过程中,应加大生产性服务业高技能人才的培育力度,填补支撑智能制造的关键人才缺口,并对转向生产性服务业的劳动者提供技能跃迁补贴;另一方面,分行业设计人工智能应用技能速成项目,推广模块化、微证书式培训体系,缩短生活性服务业低技能劳动力的技能重塑时长。此外,适度引导劳动力向制造业有序转移,并提供配套的岗位适应性培训。

第三,结合进一步分析结果发现,在人工智能作用下,生产性服务业劳动配置效率提升,但生活性服务业劳动配置效率提升不显著,内部劳动配置效率分化会抑制服务业生产率的提升。基于此,一方面,需要关注服务业内部工资差距,避免引发行业收入差距扩大,应构建服务业内部工资协调机制,对再配置劳动者工资进行差额补贴;另一方面,构建新的服务业生产率评估方法,更加体现生产性服务业人机协同下的效率提升,量化生活性服务业不可替代服务质量的效率表现。此外,人工智能时代应将数字素养水平提升作为劳动者核心能力,强化形成有利于劳动者技术追赶的补偿性机制。

需要指出的是，本文量化分析的对象为微观劳动力个体，关注的部门再配置群体主要为原有劳动力市场中的存量劳动力。尽管再配置劳动群体占比相对较小，但随着新一代人工智能技术应用的深入推进，这一再配置作用的效应将积微成著。同时，由于本文未将政策的正外部性效应纳入考虑，研究发现的再配置效应可能在一定程度上低估了再配置的强度。在模型方面，本文聚焦人工智能导致的结构变化机理，将影响因素的形成与演化视为外生。未来，刻画人工智能对“干中学”过程的内生改变以及将劳动力技能升级选择内生化的模型，可能是恰当的研究工具，也是今后值得关注的重点研究方向。此外，后续研究可进一步结合部门内行业生产率变化与劳动力流动，探讨其对鲍莫尔成本病的影响。

参考文献：

- 蔡昉（2025），《引领人工智能创造更多更高质量就业》，《劳动经济研究》第3期，第3-17页。
- 蔡啸、黄旭美（2019），《人工智能技术会抑制制造业就业吗？——理论推演与实证检验》，《商业研究》第6期，第53-62页。
- 蔡跃洲、陈楠（2019），《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》第5期，第3-22页。
- 曹晖、曹力予（2024），《数字技能对学历-工作不匹配的影响——基于中国家庭追踪调查数据的实证分析》，《劳动经济研究》第1期，第102-122页。
- 陈南旭、李宇轩、吴继煜（2024），《从“拾遗补阙”到“不可替代”：数字素养对退休群体再就业转型的影响》，《人口研究》第4期，第51-68页。
- 陈瑛、唐堂、陈子琦（2025），《技能还是学历？——人力资本结构与企业数字化转型》，《产业经济评论》第1期，第143-161页。
- 菲尔·琼斯（2023），《后工作时代：平台资本主义时代的劳动力》，陈广兴译，上海：上海译文出版社。
- 姜昊、董直庆（2023），《人工智能技术应用会存在选择性偏向吗？——行业属性与就业偏向》，《南方经济》第12期，第37-61页。
- 李超、宁光杰（2024），《机器换人的储蓄效应——技术变革中的收入冲击、消费变动

- 与风险偏好演化》，《劳动经济研究》第1期，第28-56页。
- 刘鑫鑫、韩先锋（2023），《人工智能与制造业韧性：内在机制与实证检验》，《经济管理》第11期，第48-67页。
- 明娟、李琼霞（2023），《数字化转型、产业链优化与企业劳动力需求结构》，《劳动经济研究》第6期，第97-119页。
- 宁光杰、崔慧敏、付伟豪（2023），《信息技术发展如何影响劳动力跨行业流动？——基于工作任务与技能类型的实证研究》，《管理世界》第8期，第1-21页。
- 潘珊、李剑培、顾乃华（2025），《人工智能、产业融合与产业结构转型升级》，《中国工业经济》第2期，第23-41页。
- 庞瑞芝、郭慧芳（2023），《数字经济能克服服务业“成本病”吗？——来自城市层面的经验证据》，《经济与管理研究》第10期，第54-74页。
- 沈可、石笑峰（2025），《城市人工智能发展对个人劳动参与和工作时长的影响——基于人工智能技术密度的发现》，《中国人口科学》第2期，第45-61页。
- 宋培、白雪洁、艾阳（2024），《人工智能时代何以兼顾结构转型与收入分配》，《经济社会体制比较》第2期，第71-84页。
- 王林辉、胡晟明、董直庆（2020），《人工智能技术会诱致劳动收入不平等吗——模型推演与分类评估》，《中国工业经济》第4期，第97-115页。
- 王林辉、周慧琳、钱圆圆、董直庆（2024），《机器人应用冲击、职业可迁移技能和职业-技能合意性》，《管理世界》第11期，第85-104页。
- 王燕武、李文溥、张自然（2019），《对服务业劳动生产率下降的再解释——TFP还是劳动力异质性》，《经济学动态》第4期，第18-32页。
- 夏海波、刘耀彬、沈正兰（2021），《网络基础设施建设对劳动力就业的影响——基于“本地-邻地”的视角》，《中国人口科学》第6期，第96-109页。
- 杨昕、赵守国（2023），《数字经济赋能劳动生产率的收敛效应——基于人口红利转变的视角》，《中国人口科学》第2期，第3-18页。
- 余泳泽、潘妍（2019），《中国经济高速增长与服务业结构升级滞后并存之谜——基于地方经济增长目标约束视角的解释》，《经济研究》第3期，第150-165页。
- 张国强、温军、汤向俊（2011），《中国人力资本、人力资本结构与产业结构升级》，《中国人口·资源与环境》第10期，第138-146页。
- 张鹏、张平、袁富华（2019），《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》第12期，第4-20页。

- 郑世林、熊丽 (2021), 《中国培育经济发展新动能的成效研究》, 《技术经济》第1期, 第1-11页。
- 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.
- Acemoglu, Daron & Pascual Restrepo (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, 128 (6), 2188–2244.
- Aghion, Philippe, Benjamin Jones & Charles Jones (2017). Artificial Intelligence and Economic Growth. *NBER Working Paper*, No. 23928.
- Beck, Thorsten, Ross Levine & Alexey Levkov (2010). Big Bad Banks? The Winners and Losers from Bank Deregulation in the United States. *Journal of Finance*, 65 (5), 1637–1667.
- Cazzaniga, Mauro, Florence Jaumotte, Longji Li, Giovanni Melina, Augustus Panton, Carlo Pizzinelli, Emma Rockall & Marina Tavares (2024). Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work. *IMF Staff Discussion Notes*, No. 2024/001.
- Elliott, Robert & Joanne Lindley (2006). Skill Specificity and Labour Mobility: Occupational and Sectoral Dimensions. *The Manchester School*, 74 (3), 389–413.
- Morandini, Sofia, Federico Fraboni, Marco De Angelis, Gabriele Puzzo, Davide Giusino & Luca Pietrantoni (2023). The Impact of Artificial Intelligence on Workers' Skills: Upskilling and Reskilling in Organisations. *Informing Science: The International Journal of an Emerging Transdiscipline*, 26, 39–68.
- Nawakitphaitoon, Kritkorn & Russell Ormiston (2016). The Estimation Methods of Occupational Skills Transferability. *Journal for Labour Market Research*, 49 (4), 317–327.
- Nordhaus, William (2008). Baumol's Diseases: A Macroeconomic Perspective. *The B. E. Journal of Macroeconomics*, 8 (1), 1–39.
- Prettner, Klaus & Holger Strulik (2017). The Lost Race Against the Machine: Automation, Education, and Inequality in an R&D-Based Growth Model. *CEGE Discussion Paper*, No. 329.
- Robinson, Chris (2018). Occupational Mobility, Occupation Distance, and Specific Human Capital. *Journal of Human Resources*, 53 (2), 513–551.
- Stypinska, Justyna (2023). AI Ageism: A Critical Roadmap for Studying Age Discrimination

and Exclusion in Digitalized Societies. *AI & Society*, 38 (2), 665–677.

Susskind, Daniel & Richard Susskind (2018). The Future of the Professions. *Proceedings of the American Philosophical Society*, 162 (2), 125–138.

AI-Driven Labor Reallocation: Evidence from Shifting Skill Demand

Chen Ying, Chen Ziqi & Gong Xiyan

(School of Economics, Yunnan University)

Abstract: The proliferation of artificial intelligence (AI) and related technologies is reshaping sectoral labor demand, driving an adaptive reallocation of the workforce across sectors and profoundly impacting employment structures and labor allocation efficiency. This paper investigates the mechanisms through which AI influences inter-sectoral labor reallocation, drawing on data from the China Family Panel Studies (CFPS) from 2016 to 2022. We employ a quasi-natural experiment design centered on the establishment of China’s “New-Generation Artificial Intelligence Innovation and Development Pilot Zones”. Our findings indicate that the pilot policy significantly promotes labor reallocation from the service to the manufacturing sector. This effect is particularly pronounced within producer services, in non-state-owned enterprises, and among younger workers and those with high digital literacy. Mechanism analysis reveals that the policy drives this reallocation by reshaping sectoral skill demands and changing the time required for workers to transition between sectors. Furthermore, we find that this AI-driven adaptive labor reallocation leads to a decrease in labor allocation efficiency within the service sector. These conclusions provide robust empirical evidence on the shifting sectoral demands and labor dynamics in the age of AI. From the perspective of labor supply adjustment, this study offers critical insights into the allocation efficiency and emerging differentiation trends within the service sector.

Keywords: artificial intelligence, labor reallocation, service sector, labor allocation efficiency

JEL Classification: J24, J62, O33

(责任编辑: 封永刚)