

供应链视角下人工智能的溢出效应与就业布局重构

刘 达 王晓丹 王淑瑶*

内容提要 人工智能在供应链中表现出显著的溢出效应。然而，由于上下游企业在价值增值、市场定位、生产工艺及劳动生产率等方面存在差异，人工智能对就业的影响呈现出双重异质性，进而重塑了供应链的就业布局。研究发现，核心企业人工智能采用具有双边溢出效应，且向上游溢出更强，打破了原有就业向下游集中的格局，推动上游就业扩张与人力资本升级，重构供应链就业布局。该效应在空间阻力较小、核心企业议价能力较强，以及上游资本技术密集而下游劳动密集的行业更为显著。此外，就业布局呈现出供应链内劳动要素再配置与结构重构并存的特征，具体表现为上游集聚、下游扩散、向高附加值环节转移，并依托空间邻近形成协同吸纳机制。研究揭示了人工智能在供应链中的深度嵌入与价值实现，也为评估其对整体劳动力市场的冲击提供了新的视角。

关键词 供应链 人工智能 溢出效应 就业 双重异质性

一 引言

就业是最基本的民生，事关人民群众切身利益，事关经济社会健康发展，事关国家长治久安。中国历来高度重视就业工作。党的二十届三中全会强调，完善就业优先政策，健全高质量充分就业促进机制。伴随着第四次工业革命的加速演进，人工智能作为引领新一轮科技革命和产业变革的核心驱动力，凭借“数据+算力+算法”三要素协同驱动，正深刻改变传统企业的生产方式与组织形态，对岗位结构与用工需求产生巨大冲击。从传统产业视角来看，一方面，人工智能通过提升自动化水平和生产效率，

* 刘达，东北师范大学经济与管理学院，电子邮箱：ldsyz17@163.com；王晓丹，东北师范大学经济与管理学院，电子邮箱：wangxd415@nenu.edu.cn；王淑瑶，辽宁大学经济学院，电子邮箱：shuyao1995@163.com。本文得到国家社会科学基金项目（项目编号：20BJL146）、吉林省社会科学基金项目（项目编号：2025SZ3）的资助。

在逐步取代传统、重复性岗位的同时,也在新经济领域中催生了多样化的新型岗位需求,对劳动力就业规模产生不确定性影响,表现为就业在产业间的转移。另一方面,人工智能系统的开发、运行与维护对劳动者技能水平提出了新要求,增加了高技能劳动者的市场需求,推动劳动力市场结构转型升级,向专业化与智能化方向发展(蔡昉, 2025)。以上为人工智能对劳动力市场的直接就业效应,但从供应链视角来看,人工智能对劳动力市场的冲击还具有间接就业效应。

在现代化供应链体系中,链内核心企业凭借其市场势力与议价能力,在资源整合、技术采纳及规则设定中占据主导地位,并在人工智能技术采用中展现出先发优势(魏娟等, 2025)。通过对上下游企业的协作需求引导、智能化转型示范以及技术标准设定,人工智能技术在供应链中表现出明显的溢出效应,即链上某一企业的特征或行为能够基于供应链合作关系,对其所在供应链及上下游企业的经营管理产生影响(Javorcik, 2004)。这使得人工智能对供应链就业的影响不再局限于核心企业自身,还通过供应链网络结构与链位权力体系扩散至链内其他企业,进而对整个供应链就业布局造成更大程度的冲击,表现为人工智能在供应链中的间接就业效应。但鉴于供应链上下游企业在数字化基础、产品价值增值能力与技术吸收能力等方面存在差异,人工智能的溢出效应在向上下游扩散过程中可能表现出异质性。进一步,上下游企业在资本有机构成、生产工艺、市场定位及劳动生产率等方面的差异,还可能导致不同链位企业在人工智能采用的深度和广度上存在差异,进而带来间接就业效应的链位差异。因此,探讨人工智能在供应链中的溢出效应及其对就业的异质性影响,不仅有助于理解人工智能的价值实现机制,也回应了如何优化就业布局以缓解结构性就业压力的现实关切,并为评估其对劳动力市场的总体冲击提供了新视角。

现有研究关于人工智能与就业的讨论可分为两方面。一是从效率驱动视角探讨人工智能的使用问题,认为人工智能拓宽了各类要素的应用范围,促进要素跨行业、跨领域流动,实现资源配置效率提升(张万里、宣旸, 2022; Acemoglu & Restrepo, 2020);减少信息不对称,降低交易成本,提高市场运作效率(杜传忠等, 2024; 陆岷峰, 2025);快速检索、分析和整合高维数据,加速技术研发过程,促进新技术、新产品的快速迭代,提升创新效率(陈楠、蔡跃洲, 2022; 宋泽明、张光宇, 2023);通过智能算法优化与实时信息分析,实现自动化解析复杂决策问题,减少人为判断的延迟与偏差,提升决策效率(李玉花等, 2024; 姚加权等, 2024);优化生产流程,推动全要素生产率提升(陈彦斌等, 2019; 姜伟、李萍, 2022)。二是基于人工智能带来的效率提升,从就业的替代效应与创造效应两方面展开对企业自身用工需求的讨论。其中,

替代效应主要关注技术进步引发的“机器换人”，认为智能化劳动者、人工智能技术及数据要素等新型生产要素的出现，改变了不同要素之间的任务分配，使就业在结构上表现为低技能劳动者被智能化劳动者取代，在规模上表现为劳动力要素被资本要素取代，形成就业替代效应（刘金东等，2024；马晔风等，2024；王永钦、董雯，2020；Autor et al., 2003）。创造效应主要表现为生产力水平提升及新兴产业形成带动的产出规模扩大与新型岗位出现。人工智能通过提高生产效率，降低生产成本与产品价格，推动产品需求增加与生产规模扩大，进而增加企业用工需求。同时，人工智能加速新业态与新模式的形成与发展，创造大量就业机会，促进就业形式灵活多样，为劳动者提供更多元化的发展路径（陈瑛等，2025；郭凯明，2019；朱嘉蔚、金晓贝，2023；Acemoglu & Restrepo, 2018）。

通过对上述文献梳理可知，已有文献多是从单一主体层面探讨人工智能对劳动力就业的影响，侧重于其在提升企业效率和推动劳动力市场变化方面的关键作用，鲜有从供应链视角入手，探讨人工智能在供应链中可能存在的溢出效应，以及这种效应对整体供应链就业产生的进一步影响。这一局限使当前研究难以准确刻画人工智能对劳动力就业的多维度改变，尤其是对同一供应链不同层级主体就业的异质性影响。为填补此研究空白，本文从两个层面展开：第一，探究人工智能如何通过重构供应链的组织与交易关系（如提升匹配效率、降低协调成本），推动其由线性结构向网络化演进，并形成可识别的技术溢出渠道；第二，考察供应链不同环节企业在议价能力、要素禀赋与技术吸收能力上的差异，特别是核心企业对上下游技术标准与交易条件的主导作用，以及企业在价值链不同位置上对产品附加值与创新激励的影响，以更系统地分析人工智能在供应链中的溢出机制及其在就业层面表现出的双重异质性效应。

与已有文献相比，可能存在的边际贡献有以下几点。第一，本文从供应链纵向结构视角切入人工智能采用溢出研究，提出了一个综合链位因素、议价能力与创新需求异质性的双边溢出模型，突破了现有研究多以行业或技术属性为出发点的局限，揭示了不同链位企业在人工智能采用中的功能角色差异，为理解人工智能在供应链中的纵向嵌入与双向溢出提供了全新的分析框架。

第二，在人工智能双边溢出模型基础上，本文构建了一个系统刻画人工智能对供应链不同环节劳动需求影响的理论框架，突破了既有研究多局限于产业层面或岗位替代效应的分析范式。该框架以链位差异和企业异质性为核心切入点，揭示了人工智能在不同环节引致的劳动力规模与人力资本结构调整的差异化路径，并进一步阐释了其通过重塑企业任务边界与外包策略，引导就业需求在上下游环节间重新分布的逻辑，

凸显了人工智能在多链位、多功能协作场景下的就业分布特征与传导机制，为理解人工智能如何推动供应链内劳动力要素再配置与结构重构提供了更系统性的理论框架。

第三，围绕人工智能在供应链中溢出路径的差异性与就业效应的链位异质性，本文进一步开展了基于空间阻力、劳动要素密度及企业议价能力多维视角的异质性机制分析。结果表明，人工智能溢出效应在不同类型企业与供应链环节中呈现出非对称性特征，对就业的影响亦受企业空间分布与供应链功能角色的共同调节。研究发现拓展了技术溢出效应研究的分析边界，为理解技术变革背景下不同企业间劳动力需求差异及其分布格局提供了新的解释框架，也为政府制定差异化技术扩散引导政策与就业应对措施提供了实践参考。

二 理论分析与研究假设

基于以上文献梳理与研究定位，本部分构建一个包含供应链竞争与合作的理论模型，以阐释核心企业人工智能采用的双边溢出机制及其链位异质性，并以此为基础提出本文的研究假设。

（一）人工智能的供应链双边溢出效应

考虑两条生产可替代品、存在竞争关系的供应链 i ($i = 1, 2$)，每条供应链由一个上游供应商 M_i 和一个下游客户 R_i 组成。供应链 i 内上游供应商以单位成本 c_i 生产中间产品，以中间品价格 w_i 出售予下游客户，且每单位中间产品只能转化为1单位的最终产品。下游客户再以售价 p_i 将最终产品售予消费者。

由于产品间可替代性及消费者对产品功能升级、个性化和智能化需求的提升，两条供应链间会同时存在价格竞争与产品智能化竞争。假设人工智能技术可提高产品智能度， θ_i 表示人工智能技术水平， $\theta_i \in [0, 1]$ 。受限于生产技术、工艺流程等因素，产品可达到的最高智能水平为 A_i 。 $A_i\theta_i$ 为当下可达到的产品智能度。考虑到人工智能溢出过程中可能会受到链内企业间空间阻力、权力结构与受体企业承接能力等因素影响进而对溢出效应产生影响，因此实际产品智能度为 $\vartheta_i A_i \theta_i$ ($\vartheta > 0$)。则供应链 i 的产品市场需求函数为：

$$q_i = a - bp_i + dp_j + \vartheta_i A_i \theta_i - \beta \vartheta_j A_j \theta_j, \quad i, j = 1, 2, \quad i \neq j$$

其中， a 为产品潜在市场需求（受产品智能度 $\vartheta_i A_i \theta_i$ 影响）。 b 为需求价格弹性， $b \in [0, +\infty)$ 。 d 为交叉价格敏感系数， $d \in (0, 1]$ 。 β 为智能竞争强度系数， $\beta \in [0, 1]$ 。为揭示企业在人工智能技术采用中的关键成本特征，并刻画供应链上下游在成本分担博弈中的战略互动，本文在Lee et al. (2022)关于人工智能采用成本与产品智能度二次

关系的假设基础上，结合李梦祺等（2023）提出的供应链企业研发成本共担博弈模型，引入成本分担机制。具体设定为，企业在采用人工智能时需承担涵盖研发与引进、设备购置、数据处理及运维等多环节的综合成本，且该成本随产品智能度提高呈凸性增长，由此形成供应链上下游在成本分担与收益协调中的博弈格局。即人工智能技术的采用成本为 $\mu_i(\vartheta_i A_i \theta_i)^2$ ， μ_i 为采用成本系数， $\mu_i > 0$ ，采用成本由上下游企业以一定比例共担。设下游客户分担比例为 λ_i （ $\lambda_i \in [0, 1]$ ），上游分担比例为 $1 - \lambda_i$ 。基于上述假设，上游供应商 M_i 的利润函数 π_{M_i} 和下游客户 R_i 的利润函数 π_{R_i} 分别为：

$$\begin{aligned}\pi_{M_i} &= (w_i - c_i)(a - bp_i + dp_j + \vartheta_i A_i \theta_i - \beta \vartheta_j A_j \theta_j) - (1 - \lambda_i) \mu_i (\vartheta_i A_i \theta_i)^2 \\ \pi_{R_i} &= (p_i - w_i)(a - bp_i + dp_j + \vartheta_i A_i \theta_i - \beta \vartheta_j A_j \theta_j) - \lambda_i \mu_i (\vartheta_i A_i \theta_i)^2\end{aligned}$$

1. 联盟情况

以供应链I为例，在价格 (w_i, w_j, p_i, p_j) 下，上游供应商和下游客户共形成四种联盟关系，用 N_1 表示供应链I合作博弈的局中人集合，即 $N_1 = \{\varphi, \{M_1\}, \{R_1\}, \{M_1, R_1\}\}$ 。

(1) $N_1 = \varphi$ 。当联盟为空集时，即无主体采用人工智能，产品智能度为零，供应链I在竞争中显著劣于对手，市场需求骤降。虽 M_1 与 R_1 间仍有交易，但因缺乏竞争力，利润极低，远低于单方或双方参与人工智能后的收益，因此将其利润设定为某一极小值。

(2) $N_1 = \{M_1\}$ 。当联盟仅有上游供应商参与，即仅 M_1 采用人工智能技术时，下游客户 R_1 不与 M_1 合作， M_1 独自优化人工智能水平 θ_1 并承担采用成本分担比例 $1 - \lambda_1$ 。此时 $\lambda = 0$ ，上游供应商 M_1 同时与下游客户 R_1 、上游供应商 M_2 和下游客户 R_2 形成竞争。故联盟 $\{M_1\}$ 的联盟特征值即利润表示为：

$$\begin{aligned}& \nu_1(w_1, w_2, p_1, p_2)(\{M_1\}) \\ &= \max_{\theta_1} \min_{\lambda_1, \theta_2} \left\{ (w_1 - c_1)(a - bp_1 + dp_2 + \vartheta_1 A_1 \theta_1 - \beta \vartheta_2 A_2 \theta_2) - (1 - \lambda_1) \mu_1 (\vartheta_1 A_1 \theta_1)^2 \right\} \quad (1) \\ &= (w_1 - c_1)(a - bp_1 + dp_2 - \beta \vartheta_2 A_2) + (w_1 - c_1)^2 / (4\mu_1)\end{aligned}$$

(3) $N_1 = \{R_1\}$ 。当联盟仅有下游客户参与，上游供应商 M_1 不与 R_1 合作， R_1 独自优化人工智能水平和承担采用成本分担比例。此时，其与上游供应商 M_1 、上游供应商 M_2 和下游客户 R_2 构成竞争，联盟 $\{R_1\}$ 的联盟特征值表示为：

$$\begin{aligned}& \nu_1(w_1, w_2, p_1, p_2)(\{R_1\}) \\ &= \max_{\theta_1, \theta_2} \min_{\lambda_1} \left\{ (p_1 - w_1)(a - bp_1 + dp_2 + \vartheta_1 A_1 \theta_1 - \beta \vartheta_2 A_2 \theta_2) - \lambda_1 \mu_1 (\vartheta_1 A_1 \theta_1)^2 \right\} \quad (2) \\ &= (p_1 - w_1)(a - bp_1 + dp_2 - \beta \vartheta_2 A_2)\end{aligned}$$

(4) $N_1 = \{M_1, R_1\}$ 。当上游供应商与下游客户均采用人工智能技术, 构成联盟 $\{M_1, R_1\}$ 时, 上游供应商 M_1 与下游客户 R_1 合作, 联盟共同优化人工智能技术水平, 共担采用成本。此时, 联盟与供应链 II 形成竞争, 联盟 $\{M_1, R_1\}$ 的特征值表示为^①:

$$\begin{aligned} & \nu_1(w_1, w_2, p_1, p_2)(\{M_1, R_1\}) \\ &= \max_{\theta_1} \min_{\theta_2} \left\{ (p_1 - c_1)(fa - bp_1 + dp_2 + \vartheta_1 A_1 \theta_1 - \beta \vartheta_2 A_2 \theta_2) - \mu_1(\vartheta_1 A_1 \theta_1)^2 \right\} \quad (3) \\ &= (p_1 - c_1)(fa - bp_1 + dp_2 - \beta \vartheta_2 A_2) + (p_1 - c_1)^2 / (4\mu_1) \end{aligned}$$

类似地, 供应链 II 同样是四种联盟, 用 N_2 表示供应链 II 合作博弈的局中人集合, 即 $N_2 = \{\varphi, \{M_2\}, \{R_2\}, \{M_2, R_2\}\}$ 。

2. 供应链上下游企业利润分配

由于合作博弈 $(N_1, v_1(w_1, w_2, p_1, p_2))$ 和 $(N_2, v_2(w_1, w_2, p_1, p_2))$ 均为凸博弈, 因此借鉴李梦祺等 (2023) 的方法, 按照夏普利 (Shapley) 值计算公式, 对合作博弈 $(N_1, v_1(w_1, w_2, p_1, p_2))$ 的联盟利润进行分配, 上游企业 M_1 和下游企业 R_1 的利润分别为:

$$\begin{aligned} \varphi_{M_1}(w_1, w_2, p_1, p_2) &= (w_1 - c_1)(fa - bp_1 + dp_2 - \beta \vartheta_2 A_2) \\ &\quad + \left[(w_1 - c_1)^2 + (p_1 - c_1)^2 \right] / (8\mu_1) \\ \varphi_{R_1}(w_1, w_2, p_1, p_2) &= (p_1 - w_1)(fa - bp_1 + dp_2 - \beta \vartheta_2 A_2) \\ &\quad + \left[(p_1 - c_1)^2 - (w_1 - c_1)^2 \right] / (8\mu_1) \end{aligned}$$

由前述小节可知, 供应链上下游企业不合作时, 利润如式 (1) 和式 (2)。对比合作博弈下的利润分配值, 有:

$$\begin{aligned} & \varphi_{M_1}(w_1, w_2, p_1, p_2) - \nu_1(w_1, w_2, p_1, p_2)(\{M_1\}) \\ &= (w_1 - c_1)(f - 1)a + \left[(p_1 - c_1)^2 - (w_1 - c_1)^2 \right] / (8\mu_1) > 0 \\ & \varphi_{R_1}(w_1, w_2, p_1, p_2) - \nu_1(w_1, w_2, p_1, p_2)(\{R_1\}) \\ &= (p_1 - w_1)(f - 1)a + \left[(p_1 - c_1)^2 - (w_1 - c_1)^2 \right] / (8\mu_1) > 0 \end{aligned}$$

由此可知, 相较于链内企业独自采用人工智能技术, 供应链核心企业通过与上下游企业协同合作方式共同采用人工智能技术, 可更有效提升整体运营效率和产品竞争

① 合作可提升产品的智能化程度、一致性与适配性, 增强消费者体验, 从而扩大市场; 而单方智能化由于缺乏协调, 易被视为伪智能, 限制了需求增长。因此, 假设在合作形式下, 联盟的潜在市场需求为: $fa(f > 1)$ 。

力，带动各成员利润增长。在这一过程中，为实现利润最大化，供应链核心企业具有内在动力向上游供应商传递人工智能技术采用需求，或向下游客户提供技术支持，促使人工智能技术在供应链内沿上下游方向扩散，实现人工智能在供应链内的双边溢出效应。由此，提出如下假设。

H1：核心企业人工智能采用对上游供应商和下游客户具有溢出效应。

3. 链位异质性分析

在不考虑链内企业在供应链价值链中位置差异时，下游客户人工智能技术采用成本分担比例为 λ_i ($\lambda_i \in [0, 1]$)，上游分担比例为 $1 - \lambda_i$ 。但由于下游客户处于供应链末端位置，通常在技术采用决策方面具有较强议价权，同时，相对较低的附加值使其对技术创新需求相对较弱，更倾向于直接采购成熟技术或解决方案，以降低投入成本，提升反馈效率（Williamson, 1985）。因此，下游客户真实分担比例为 $k\lambda_i$ ($k \in [0, 1]$)，上游真实分担比例为 $1 - k\lambda_i$ 。在考虑企业链位后，上下游在人工智能成本分担上的差异会带来负外部性，下游客户可能产生“搭便车”行为。各企业为降低自身成本，倾向减少投入，导致供应链陷入次优均衡，人工智能嵌入深度下降，产品智能水平受限。

设供应链I纳入链内企业位置因素，忽略两条供应链溢出过程中的空间阻力等因素，供应链I产品最高智能化水平为 $A_1\theta_1$ ($A_1\theta_1 < A_2\theta_2$)，供应链II不考虑链内企业位置因素，产品最高智能化水平为 $A_2\theta_2$ 。则由供应链II联盟特征值可知，供应链II在总利润水平和上下游横向对比中均大于供应链I。即在考虑链内企业位置因素后，人工智能在供应链中的双边溢出效应明显减弱。由此，提出如下假设。

H2：在考虑链位因素后，核心企业人工智能溢出效应在上游和下游企业之间存在异质性，表现为向上游企业的溢出效应更为显著。

（二）人工智能的双边溢出效应与就业

1. 生产者部门

为进一步探究人工智能供应链溢出效应对链内企业就业的影响，此处借鉴Acemoglu & Restrepo (2020) 关于机器人与劳动力就业的模型框架，在原有单一劳动类型分析基础上，将一个总量固定的劳动力市场分为智能劳动者 H 与非智能劳动者 L ，假设人工智能技术需与智能劳动者结合才能创造价值，一方面满足对人工智能技术研发、使用与维护的实际需求，另一方面便于更清晰地考察人工智能溢出效应对不同技能层次劳动者就业的差异化影响。

为简化分析，将供应链整个生产过程 s ($s \in (0, 1)$) 分为 $[0, M]$ 上游段与 $(M, 1]$

下游段。其中，上游企业以原料加工和零部件制造为主，流程标准化程度高，人工智能易于嵌入并替代重复性劳动，通过与智能劳动者的深度结合实现生产效率提升。在该背景下，人工智能价值发挥依赖于智能劳动者对技术的理解与操作能力，因此在上游段生产函数中引入企业智能化水平（ $\vartheta A\theta$ ）与智能劳动者（ h ）的互补关系，体现为 $\vartheta A\theta^\alpha h^{1-\alpha}$ ， α （ $\alpha \in (0, 1)$ ）为智能化水平产出弹性， $1 - \alpha$ 为智能劳动者与人工智能结合时的边际贡献。下游企业更接近终端市场，承担定制化生产与服务性工作，依赖人机交互，短期内难以实现高度智能化。结合假设 H2 中关于下游客户在人工智能采纳上的相对弱势，为突出链位差异并简化模型结构，此处设定下游尚未深度嵌入人工智能，不引入 $A\theta$ 项，仅保留智能劳动者产出项 $h^{1-\alpha}$ ①。

$$y(s) = \begin{cases} \gamma l + \vartheta A\theta^\alpha h^{1-\alpha}, & s \in [0, M] \\ \gamma l + h^{1-\alpha}, & s \in [M, 1] \end{cases}$$

2. 消费者部门

考虑一个含 I 种商品的市场，假设代表性消费者的偏好表现为常替代弹性（CES）效用函数：

$$U = \left(\sum_{i \in I} q_i^{(\sigma-1)/\sigma} \right)^{\sigma/(\sigma-1)}$$

其中， σ （ $\sigma > 1$ ）为产品间替代弹性。因此，市场对最终产品 i 的需求函数为： $q_i = Y p_i^{-\sigma} / P^{1-\sigma}$ 。 Y 为社会总收入， p_i 为最终产品的市场价格， P 为价格指数，可规范化为 1。则社会对最终产品的需求函数为： $q_i = Y p_i^{-\sigma}$ 。

3. 均衡分析

加总上游段与下游段生产函数，均衡情况下，整个市场对非智能劳动者与智能劳动者的总需求函数如下：

$$H = \sum h_M + h_R = [(\vartheta A\theta - 1)M + 1] \left(p(1 - \alpha)/w_h \right)^{\frac{1}{\alpha}} \quad (4)$$

$$L = \sum l_M + l_R = \left\{ Y p_i^{-\sigma} - [(\vartheta A\theta - 1)M + 1] \left(p(1 - \alpha)/w_h \right)^{\frac{1-\alpha}{\alpha}} \right\} / \gamma \quad (5)$$

为进一步探讨人工智能溢出对供应链就业布局的影响，有必要从不同链位企业生产结构变迁与技术溢出路径两个维度展开细致讨论。在供应链内部，智能化技术并非

① 尽管下游环节未引入人工智能，但仍将其智能劳动者投入形式设定为 $h^{1-\alpha}$ ，这主要基于模型结构的一致性以及智能劳动者自身技能价值的考量。在不同链位中，智能劳动者即使在没有人工智能配合的情况下也能独立发挥作用，因此，保留相同的幂次设定有助于对比人工智能嵌入对劳动价值的放大效应，并保持模型形式上的对称性与可识别性。

平均扩散，而是沿链条呈现出非对称、阶段性渗透的特征，形成以上下游分界点 M 为界的链内技术分水岭。该临界点不仅界定了人工智能作用范围的边界，也成为劳动要素在不同类型企业间重新配置的决定性力量。因此，相较于静态地讨论某一技术参数或劳动力供给变化所引发的要素调整，更关键的是识别人工智能在链内纵向渗透过程中，如何通过改变 M 点的位置系统性重构供应链就业布局。

4. 现代化供应链结构

考虑到技术进步与人工智能技术的双边溢出效应将重塑传统供应链结构，其影响主要体现在供应链专业化与供应链一体化两种路径上。具体而言，供应链专业化表现为上游企业将部分标准化、重复性流程外包或剥离，聚焦于自身核心生产环节，从而使供应链上下游的结构分界点呈现向上游方向回移的趋势，即 $dM_i < 0$ ；而供应链一体化则表现为上游企业通过人工智能技术提升组织协调能力与流程整合效率，吸收原本由下游企业承担的末端环节，实现从制造端向消费端的结构性延伸，分界点向下游方向推进，即 $dM_i > 0$ ^①。

当上游企业选择专业化方向时，即 M_i 点上移，表现为上游企业将更多非核心环节交由外部协作，聚焦于高技术、高附加值的细分环节以强化核心能力。这一分工趋势加剧了供应链内部劳动力配置的结构性变化。具体而言，当 $dM < 0$ 时，由式（4）和式（5）可知，随着人工智能水平提升，链内企业对非智能劳动者需求占比增加，对智能劳动者需求占比减少。由于上游企业专业化发展主要集中在与人工智能协同的环节，对具备系统运维、数据分析等技能的智能型劳动者需求增强，人力资本结构向高级化方向发展。而非智能劳动者则被转移或集中至业务承接范围更广的下游企业，使下游低人力资本岗位比重上升。从就业规模来看，智能劳动者与人工智能系统结合的高效率意味着上游企业单位产出所需劳动量下降，因此专业化方向往往伴随着上游企业总体就业规模的压缩。但由于原本部分中间环节外包至下游，下游业务范围扩大，从而可能吸纳更多非智能劳动者，就业规模有所上升。由此，提出如下假设。

H3：人工智能的向上溢出效应推动上游企业向专业化方向发展，促使人力资本结构向高级化方向转变，缩小就业规模。下游企业的就业变化则与上游企业相反。

当上游企业选择一体化方向时，即 M_i 点下移，表现为企业将原来由下游承担的销售、配送、安装、客户服务等环节逐步纳入自身体系，形成纵向整合。此时， $dM > 0$ 。

① 由于模型设定中假定下游企业处于智能化采用初期阶段，人工智能的主导采用路径主要发生在上游企业，因此供应链结构变化的分析主要聚焦于上游企业的视角。

由式(4)和式(5)可知,随着人工智能水平提升,链内企业对非智能劳动者需求占比下降,对智能劳动者需求占比上升。对上游企业而言,人工智能溢出效应提高了智能劳动者的边际生产力,降低了非智能劳动者替代成本,推动人力资本结构向高技能化迁移。同时,供应链纵向延伸扩大了上游业务范围,在终端服务和定制化场景中仍需配置大量岗位,从而带动就业规模提升。对下游企业而言,在智能化初期,较弱的向下溢出效应使非智能劳动者就业基本稳定,但随着上游纵向整合简化职能并加剧竞争,下游企业被迫加快人工智能引入并开始招聘智能劳动者,进而提升人力资本水平。此外,受上下游技能梯度与效率提升的影响,下游企业还可能吸纳上游被替代或来自其他市场的非智能劳动者,增加就业规模。因此,人工智能溢出效应对下游就业的作用虽有滞后,但方向与上游一致。由此,提出如下假设。

H4: 人工智能的向上溢出效应推动上游企业向一体化方向发展,促使人力资本结构向高级化方向转变,扩大就业规模。下游企业的就业变化与上游企业相同。

(三) 其他异质性因素 θ 分析

在空间位置方面,知识与信息扩散具有地理邻近性,距离较近的企业更易形成协作网络和非正式信息流(Jaffe et al., 1993),提升扩散效率并推动岗位与人力资本的协同调整,促进链内再就业。而空间距离较远则增加沟通成本,削弱正向外部性。在要素结构方面,不同要素密集度决定了企业的技术吸收能力。资本与技术密集型企业更能将人工智能转化为产品智能度提升并强化溢出效应,而劳动密集型企业受限于技术门槛,溢出效应较弱,就业调整也表现出路径和强度差异。在权力关系方面,核心企业的议价力决定其在人工智能采用与标准制定中的主导性。强势核心企业可推动上下游协同嵌入人工智能并集中优化人力资本结构,而当链上其他企业掌握更强话语权时,企业的协同意愿不足,技术扩散和就业调整更为被动、分散。由此,提出如下假设。

H5: 链内企业在特征属性上的差异,将导致人工智能溢出效应及其对就业影响在不同主体间存在异质性。

三 研究设计

(一) 样本选择与数据来源

本文选取2012–2023年A股企业为研究样本,供应链关联(供应商、客户企业)数据以及涉及微观层面的企业级其他数据均取自万得、国泰安(CSMAR)数据库,部分

缺失值采用线性插值法补齐。参考已有文献，对初始数据进行如下筛选：剔除ST、*ST、PT类财务异常样本；剔除金融类企业样本；剔除主要变量数据异常和缺失严重的样本。为避免极端值干扰，对数据在上下1%水平进行缩尾处理。为更准确比较人工智能溢出效应及其对就业的影响在供应链上游与下游之间的差异，对所有变量进行标准化处理（*std*）。该处理方式有助于在不同变量量纲一致的基础上，更直观地衡量并比较回归结果在不同供应链环节间的强度差异。最终，构建得到2022个“核心企业-供应商企业”供应链上游数据集观测值和2765个“核心企业-客户企业”供应链下游数据集观测值。

（二）模型设定与变量定义

1. 模型设定

（1）人工智能溢出效应。为验证核心企业人工智能技术采用向供应链上下游企业的双边溢出效应，本文基于供应链关联关系，构建了“核心企业-供应商企业”供应链上游数据集和“核心企业-客户企业”供应链下游数据集。借鉴陶锋等（2023）与Isaksson et al.（2016）的研究，本文将传统的向后溢出模型扩展至一个包含向前溢出的分析框架，以全面揭示人工智能在供应链中的双边溢出机制。

$$AIT_M_{it} = \alpha_0 + \alpha_1 AIT_{it} + \alpha_2 Controls_M_{it} + v_j + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

其中，*AIT*表示核心企业人工智能技术采用水平；*AIT_M*表示供应商企业人工智能技术采用水平；*i*与*t*分别表示核心企业及年份；*Controls_M*为供应商企业层面可能影响回归结果的一系列控制变量；*v*和 μ 分别代表行业固定效应和年份固定效应； ε 为随机扰动项。 α_0 为常数项； α_1 为核心企业人工智能技术采用对供应商企业人工智能技术采用的净影响； α_2 为控制变量系数。其中， α_1 为主要关注系数。

基于相同逻辑，针对供应链下游数据集，构建核心企业人工智能技术采用向下游溢出计量模型：

$$AIT_R_{it} = \beta_0 + \beta_1 AIT_{it} + \beta_2 Controls_R_{it} + v_j + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

其中，*AIT_R*表示客户企业人工智能技术采用水平； β_0 为常数项； β_1 为核心企业人工智能技术采用系数，表示核心企业人工智能技术采用对客户企业人工智能技术采用的净影响； β_2 为控制变量系数；*Controls_R*为客户企业层面可能影响回归结果的一系列控制变量。其中， β_1 为主要关注系数。

（2）人工智能溢出效应与就业。针对供应链上游数据集，构建核心企业人工智能技术向上溢出对供应商就业影响的计量模型：

$$Em_M_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 Spill_M_{it} + \gamma_2 Controls_M_{it} + v_j + \mu_t + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

其中, Em_M 为供应商就业情况, 包括上游就业规模 (Em_M) 与上游人力资本结构 ($Emst_M$)。 $Spill_M$ 表示核心企业人工智能使用向上溢出效应。 γ_0 为常数项, γ_1 为核心企业人工智能使用向上溢出效应对供应商就业的净影响, γ_2 为控制变量系数。其中, γ_1 为主要关注系数。

基于相同逻辑, 针对供应链下游数据集, 构建核心企业人工智能技术向下溢出对客户就业影响的计量模型:

$$Em_R_{it} = \zeta_0 + \zeta_1 Spill_R_{it} + \zeta_2 Controls_R_{it} + v_j + \mu_i + \varepsilon_{it} \quad (9)$$

其中, Em_R 为客户就业情况, 包括下游就业规模 (Em_R) 与下游人力资本结构 ($Emst_R$)。 $Spill_R$ 为核心企业人工智能使用向下溢出效应。 ζ_0 为常数项, ζ_1 为核心企业人工智能使用向下溢出效应对客户就业的净影响, ζ_2 为控制变量系数。其中, ζ_1 为主要关注系数。

2. 变量定义

(1) 链内企业关系识别与数据集构建。本文所称核心企业, 是指在供应链网络中具有较高客户或供应商集中度以及资源配置能力, 并对其生产组织与经营策略具有实质性影响的企业。其市场势力主要来源于产品不可替代性、品牌溢价、技术壁垒或规模经济优势。其议价能力则体现在交易中对价格、交货与技术标准的主导权。基于上市公司年报披露的前五大客户与供应商信息, 本文据此构建供应链关联结构。凡处于交易中心且与多家上下游企业保持稳定合作关系的企业, 被认定为核心企业, 其交易对手即为关联企业。

具体识别方法与数据集构建为, 首先, 从CSMAR数据库获取中国A股上市企业及其对应的前五大供应商和前五大客户数据信息。考虑到同一核心企业在一同年度可能涉及多个供应商企业和客户企业, 参照陶锋等(2023)的思路, 分别构建“核心企业-供应商企业-年度”供应链上游数据集和“核心企业-客户企业-年度”供应链下游数据集。其次, 考虑到当供应商企业或客户企业为非上市公司时, 难以完整获取企业层面的相关数据, 可能导致结果产生偏误, 因此剔除核心企业对应供应商或客户企业为非上市企业的观测值。

(2) 核心企业人工智能技术采用(AIT)。参照姚加权等(2024)的做法, 借助机器学习方法形成人工智能词典, 并对上市公司年报进行深度挖掘, 通过抓取人工智能技术相关特征词构建指标, 具体包括精确方式词汇量与扩展方式词汇量, 选取精确方式词汇量进行基准回归, 选取扩展方式词汇量作为代理变量进行后续稳健性检验。关键词库选取与姚加权等(2024)基本一致, 主要包含人工智能、计算机视觉、人机协

同、自动驾驶等共73个词汇。

(3) 供应商与客户人工智能采用 (AIT_M 和 AIT_R)。基于上述构建的“核心企业-供应商企业”的供应链上游数据集和“核心企业-客户企业”的供应链下游数据集,分别匹配供应链企业对应的人工智能技术采用数据,采用等权重方法计算出供应链上下游企业人工智能技术采用等权均值指标表示人工智能技术采用水平。

(4) 人工智能溢出效应 ($Spill_M$ 和 $Spill_R$)。现有文献对溢出效应的测度方法主要分为三种:第一种是直接采用溢出效应承接方的技术采用水平(张国胜、杜鹏飞,2022);第二种是以核心企业与溢出效应承接方的技术采用水平的差值的绝对值来衡量,差值越小,溢出效应越大(杜勇、黄丹华,2023);此处采用卢现祥和胡颖(2024)、王营和曹廷求(2017)的第三种方法,使用人工智能向上、向下溢出效应估计系数与供应商、客户企业人工智能技术采用水平的交互项衡量。相比仅关注核心企业技术采用对关联企业行为的平均影响,交互项的引入可进一步刻画关联企业技术基础或吸收能力对溢出效应强度的调节作用,实现更具结构性和解释力的因果识别。

(5) 就业 (Em)。就业包括就业规模和人力资本结构两个方面。其中,就业规模 ($Emsc$) 以企业员工总数的自然对数衡量。人力资本结构 ($Emst$) 参考宋锦和李曦晨(2019)的量化方法,将本科及以上学历的劳动者定义为高技能劳动者,使用高技能劳动者的就业占比作为衡量指标。为明晰当前就业在供应链不同链位企业间分布的结构性特征,此处分别对每一年上下游企业的就业规模与人力资本水平求平均值,得到供应链就业分布情况,发现就业在供应链中呈现显著结构性差异。在就业规模方面,下游企业的变化滞后于上游,但就业承接能力更强。在人力资本结构方面,下游整体优于上游,但上游呈稳步优化趋势,二者差距逐渐缩小。

(6) 控制变量。参考已有文献(王淑瑶等,2025),使用供应链上下游企业财务特征、成长因素及治理特征等一系列变量表示。具体包括:企业规模 ($Size$)、资产负债率 (Lev)、企业上市年龄 (Age)、股权集中度 ($Top1$)、董事会规模 ($Board$)、独立董事占比 ($Indpe$)、托宾 Q ($TobinQ$)、是否剔除核心企业对应非上市上下游企业 ($Exclud$)。

表1为变量描述性统计结果。可知,上下游企业在人工智能采用、就业规模与人力资本结构等方面存在显著差异。从核心变量来看,下游企业在人工智能采用程度、就业规模与人力资本结构方面数值更高,反映出下游企业在劳动力吸纳和结构优化方面具有天然优势。从控制变量来看,上游企业的托宾 Q 均值高于下游,表明人工

智能采用在上游可能更易与资本和技术形成互补关系。其余变量在上下游间差异有限。

表1 描述性统计

字表A：供应链上游数据集					
变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>AIT</i>	2022	0.817	1.152	0	4.331
<i>AIT_M</i>	2022	0.666	1.100	0	4.828
<i>Emsc_M</i>	2022	7.194	3.099	1.792	13.111
<i>Emst_M</i>	2022	0.208	0.218	0.002	0.886
<i>Size_M</i>	2022	21.363	4.577	12.314	30.356
<i>Lev_M</i>	2022	0.453	0.221	0.025	0.936
<i>Age_M</i>	2022	2.096	0.759	1.099	3.401
<i>Top1_M</i>	2022	0.323	0.207	0.018	0.863
<i>Board_M</i>	2022	1.947	0.483	1.386	3.091
<i>Indpe_M</i>	2022	0.334	0.101	0.167	0.625
<i>TobinQ_M</i>	2022	1.534	1.105	0.749	7.890
<i>Exclud_M</i>	2022	0.003	0.054	0	1
字表B：供应链下游数据集					
变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
<i>AIT</i>	2765	0.926	1.268	0	4.585
<i>AIT_R</i>	2765	0.972	1.255	0	4.466
<i>Emsc_R</i>	2765	8.447	3.212	1.792	13.120
<i>Emst_R</i>	2765	0.276	0.249	0.003	0.890
<i>Size_R</i>	2765	23.54	3.243	19.190	30.870
<i>Lev_R</i>	2765	0.509	0.271	0.034	0.958
<i>Age_R</i>	2765	1.995	0.952	0.693	3.332
<i>Top1_R</i>	2765	0.308	0.217	0.018	0.826
<i>Board_R</i>	2765	2.178	0.332	1.792	2.944
<i>Indpe_R</i>	2765	0.324	0.105	0.182	0.571
<i>TobinQ_R</i>	2765	1.245	0.740	0.587	4.845
<i>Exclud_R</i>	2765	0.042	0.201	0	1

资料来源：根据万得数据库（WIND）和国泰安数据库（CSMAR）计算得到。

四 人工智能溢出效应对供应链就业的影响

（一）供应链溢出效应检验

表2展示了核心企业人工智能技术采用对供应链上下游企业人工智能技术采用溢出效应的检验结果。其中，子表A为基于供应链上游数据集的人工智能技术采用向上游溢出效应的回归结果；子表B为基于供应链下游数据集的人工智能技术采用向下游溢出效应的回归结果。第（1）列未控制任何其他变量与固定效应，第（2）列仅控制行业和年份固定效应，第（3）列与第（4）列分别在第（1）列与第（2）列的基础上加入控制变量，第（5）列为经标准化处理后的回归结果。

第（1）列和第（2）列的结果显示，核心企业人工智能技术的采用对供应链上下游企业人工智能技术的采用具有正向促进作用，表明核心企业人工智能技术的使用在供应链上具有显著的双边溢出效应。第（3）列和第（4）列的结果显示，核心企业人工智能技术采用的回归系数依旧为正，表明核心企业人工智能技术采用对供应链上下游企业人工智能技术采用的溢出效应具有稳健性，同时也在一定程度上证明了本文所选控制变量的有效性。第（5）列的结果显示，人工智能溢出效应会因上游供应商与下游客户身份差异而表现出异质性，体现为对上游供应商更强的溢出效应，说明上游企业在承接核心企业人工智能技术外溢时，具备更高的技术吸收能力与匹配意愿，能够更有效地在生产流程中实现智能技术的转化与采用，形成更强的技术联动效应。假设H1、H2得证。

表2 人工智能供应链溢出效应

子表A：供应链上游数据集					
	<i>AIT_M</i>	<i>AIT_M</i>	<i>AIT_M</i>	<i>AIT_M</i>	<i>AIT_M_std</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>AIT</i>	0.320*** (0.035)	0.134*** (0.032)	0.321*** (0.036)	0.132*** (0.032)	
<i>AIT_std</i>					0.138*** (0.033)
控制变量	否	否	是	是	是
行业固定效应	否	是	否	是	是
年份固定效应	否	是	否	是	是
样本量	2022	2017	2022	2017	2017
R ²	0.113	0.250	0.116	0.255	0.255

续表

子表B：供应链下游数据集					
	<i>AIT_R</i>	<i>AIT_R</i>	<i>AIT_R</i>	<i>AIT_R</i>	<i>AIT_R_std</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
<i>AIT</i>	0.351*** (0.032)	0.084** (0.041)	0.257*** (0.031)	0.074* (0.040)	
<i>AIT_std</i>					0.075* (0.041)
控制变量	否	否	是	是	是
行业固定效应	否	是	否	是	是
年份固定效应	否	是	否	是	是
样本量	2765	2760	2765	2760	2760
R ²	0.126	0.305	0.289	0.416	0.416

注：*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平下显著；括号内为聚类至行业层面的稳健标准误。

资料来源：根据万得数据库（WIND）和国泰安数据库（CSMAR）计算得到。

（二）溢出效应与就业

表3展示了人工智能溢出效应对供应链上下游企业就业影响的实证结果。其中，第（1）列为人工智能溢出效应对供应链上下游企业就业规模的影响，第（2）列为人工智能溢出效应对供应链上下游企业人力资本结构的影响，第（3）列和第（4）列为经标准化处理后的回归结果。结果显示，子表A和子表B中标准化后的人工智能溢出效应系数均在1%水平上显著为正，并表现出对上游企业就业规模扩张与人力资本结构优化更大的促进作用，证明人工智能改善了原有供应链就业不均衡的分布格局，推动供应链就业重心由下游向上游转移，促进了供应链整体人力资源配置效率的提升与协同演进。

一个值得注意的发现是，人工智能的溢出效应并未引致上游企业显著的就业替代。这一结果与传统观点，即自动化倾向于压缩制造环节就业的预期，形成了鲜明对比。这可能反映出在人工智能深度嵌入并驱动供应链组织结构转型的背景下，上游企业的就业响应机制已发生深刻变化。这一现象可能源于上游企业的一体化发展。人工智能不仅是生产工具，更是组织能力的放大器。人工智能通过提升数据处理与协同能力，驱动上游企业从单一制造节点向集设计、生产、运维于一体的综合服务商转型。这种角色转变，即理论模型中分界点*M*的移动，拓展了上游企业的业务边界，从而创造了新的用工需求，而非简单地替代现有岗位。为验证此机制，下文将展开进一步分析。

表3 人工智能溢出效应与就业

子表A：供应链上游数据集				
	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M_std</i>	<i>Emst_M_std</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Spill_M</i>	7.738*** (1.168)	0.755*** (0.095)		
<i>Spill_M_std</i>			0.362*** (0.055)	0.502*** (0.063)
控制变量	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
样本量	2017	2017	2017	2017
R ²	0.277	0.372	0.278	0.372
子表B：供应链下游数据集				
	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R_std</i>	<i>Emst_R_std</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)
<i>Spill_R</i>	4.952*** (0.658)	0.359*** (0.135)		
<i>Spill_R_std</i>			0.149*** (0.020)	0.139*** (0.052)
控制变量	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
样本量	2760	2760	2760	2760
R ²	0.768	0.526	0.768	0.526

注：*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平下显著；括号内为聚类至行业层面的稳健标准误。

资料来源：根据万得数据库（WIND）和国泰安数据库（CSMAR）计算得到。

（三）进一步分析

从现代化供应链视角看，人工智能嵌入推动供应链向专业化、模块化和融合化演进（师傅、阮连杰，2024；宋华等，2024），上游企业逐步承接原属下游的部分业务，打破传统层级界限，改变就业在链内的分布格局。例如，比亚迪智能网联系统（DiLink）、美的安得智联等案例表明，上游企业已由单纯的生产端转向需求感知、调度和反馈等多功能协同。这一结构重构对就业的影响主要体现在岗位内容与职能的转型，而非单纯的岗位减少。人工智能虽然弱化了重复性劳动，但同时催生了算法维护、设备调优、流程监控和客户对接等新型岗位，推动企业对复合型人力的持续需求，表现为结构性增员。为进一步验证人工智能嵌入后的现代化供应链体系是提升上游企业就业规模的主要原因，此处借鉴范子英和彭飞（2017）关于供应链一体化测度的研究，

使用上游企业供应链一体化（*VI*）检验供应链结构变化对上游企业就业的影响。

表4为检验结果。结果显示，人工智能向上溢出效应显著促进了上游企业一体化发展，并进一步对上游企业的就业规模起到促进作用，表明现代化供应链特征确实是提升上游企业就业规模的重要原因，与数理模型分析一致，假设H4得以验证。同时，人工智能向上溢出效应对人力资本结构的优化作用虽然正向且显著，但系数较小，这可能是因为当前多数上游企业仍处于智能化协同的初级阶段，岗位升级更多体现为数量的扩张而非质量的跃升，其背后尚需时间与能力的积累，以释放更深层次的结构转型潜力。

表4 供应链上游一体化就业效应

	<i>VI</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>
	(1)	(2)	(3)
<i>Spill_M</i>	0.207*** (0.040)		
<i>VI</i>		4.557*** (0.245)	0.177*** (0.021)
控制变量	是	是	是
行业固定效应	是	是	是
年份固定效应	是	是	是
样本量	2017	2017	2017
R ²	0.164	0.282	0.214

注：*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平下显著；括号内为聚类至行业层面的稳健标准误。

资料来源：根据万得数据库（WIND）和国泰安数据库（CSMAR）计算得到。

（四）稳健性检验

1. 更换核心变量测度方法

考虑到上市企业年报关键词的提取会对企业人工智能技术采用水平的识别产生影响，本文借鉴姚加权等（2024）的研究，采用企业人工智能技术扩展词汇的方式计算得到人工智能溢出效应，作为核心变量的替代变量（在溢出效应变量名后加入“1”作为标识），以确保回归结果不受核心变量选择的影响。表5第（1）列和第（2）列的结果显示，替换测度方式后，人工智能溢出效应在子表A和子表B中的回归系数均在1%水平上显著，本文结论稳健。

2. 控制相关政策干扰

为确保人工智能溢出效应对企业就业影响的估计结果不受其他相关政策干扰，本

文进一步引入政策变量开展稳健性检验，以控制潜在的政策共变因素对结果的影响。第一，供应链创新与应用试点围绕提升供应链协同效率和推动智能化转型出台了多项政策措施，在优化物流、强化平台建设及推动关键环节智能升级等方面发挥了积极作用。第二，国家大数据综合试验区通过完善数据基础设施和推进数据要素市场化配置，助力企业开展数据驱动型智能生产，为人工智能在企业中的深入应用创造了良好环境。第三，国家数字经济创新发展试验区作为推动新一代信息技术与实体经济融合的重要抓手，通过在数字基础设施建设、产业扶持政策及制度试验方面率先突破，为企业技术采纳与组织升级提供系统性支持。表5第（3）列至第（8）列为控制相关政策干扰后的检验结果。可见，回归结果依旧显著，结论稳健。

表5 稳健性检验

子表A：供应链上游数据集								
	更换核心变量测度		控制政策干扰1		控制政策干扰2		控制政策干扰3	
	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Spill_M1</i>	7.382*** (1.461)	0.701*** (0.122)						
<i>Spill_M</i>			7.729*** (1.201)	0.754*** (0.097)	7.735*** (1.168)	0.754*** (0.095)	7.770*** (1.183)	0.755*** (0.096)
政策变量			0.308 (0.232)	0.021 (0.025)	2.422*** (0.251)	0.113*** (0.020)	-0.464* (0.261)	-0.007 (0.012)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	2017	2017	2017	2017	2017	2017	2017	2017
R ²	0.266	0.341	0.279	0.373	0.278	0.372	0.282	0.372
子表B：供应链下游数据集								
	更换核心变量测度		控制政策干扰1		控制政策干扰2		控制政策干扰3	
	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Spill_R1</i>	1.418*** (0.188)	0.103*** (0.039)						
<i>Spill_R</i>			4.975*** (0.669)	0.354*** (0.133)	4.936*** (0.658)	0.360*** (0.135)	4.968*** (0.659)	0.358*** (0.135)
政策变量			-0.117 (0.141)	0.022 (0.015)	1.250* (0.664)	-0.098*** (0.021)	-0.072 (0.075)	-0.059 (0.046)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是

续表

子表B：供应链下游数据集

	更换核心变量测度		控制政策干扰1		控制政策干扰2		控制政策干扰3	
	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	2760	2760	2760	2760	2760	2760	2760	2760
R ²	0.768	0.528	0.768	0.527	0.768	0.526	0.768	0.526

注：*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平下显著；括号内为聚类至行业层面的稳健标准误。

资料来源：政策变量分别来自商务部等8部门2018年印发的《关于开展供应链创新与应用试点的通知》（商建函〔2018〕142号文）、国务院2015年印发的《促进大数据发展行动纲要》（国发〔2015〕50号）和国家发展改革委、中央网信办2019年印发的《国家数字经济创新发展试验区实施方案》（发改高技〔2019〕1616号）；其余变量根据万得数据库（WIND）和国泰安数据库（CSMAR）计算得到。

3.其他稳健性检验

第一，剔除特殊年份样本。2020–2022年新冠疫情冲击显著扰动企业用工与供应链，可能干扰人工智能溢出效应的识别，因此剔除该阶段样本。第二，剔除省会与直辖市样本。这些地区因数字基础设施和要素优势，人工智能溢出传导更为通畅，剔除有助于检验结论在普通地区的适用性。第三，控制遗漏变量。在基准回归中加入核心企业治理与经营特征（规模、资产负债率、上市年限、股权集中度、董事会规模、独立董事占比、托宾Q值），以缓解遗漏变量偏误。第四，调整固定效应。采用城市与年份固定效应，以控制制度环境、产业结构和数字化基础的干扰。表6报告了上述扩展稳健性检验结果，可知人工智能供应链溢出效应对企业就业的规模与人力资本结构仍保持显著正向影响，研究结论稳健可靠。

表6 其他稳健性检验

子表A：供应链上游数据集

	剔除特殊年份		剔除直辖市与省会城市		考虑遗漏变量		调整固定效应	
	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Spill_M</i>	8.272*** (1.051)	0.786*** (0.090)	8.399*** (1.202)	0.668*** (0.098)	7.745*** (1.099)	0.759*** (0.090)	6.408*** (0.692)	0.751*** (0.075)
企业特征变量	否	否	否	否	是	是	否	否

续表

子表 A：供应链上游数据集								
	剔除特殊年份		剔除直辖市与省会城市		考虑遗漏变量		调整固定效应	
	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	否	否
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	否	否	否	否	否	否	是	是
样本量	1478	1478	1095	1095	2017	2017	1972	1972
R ²	0.291	0.382	0.347	0.358	0.306	0.383	0.310	0.431
子表 B：供应链下游数据集								
	剔除特殊年份		剔除直辖市与省会城市		考虑遗漏变量		调整固定效应	
	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
<i>Spill_R</i>	4.902*** (0.769)	0.383*** (0.149)	2.595*** (0.739)	0.254** (0.103)	5.007*** (0.642)	0.354*** (0.133)	4.417*** (0.522)	0.471*** (0.144)
企业特征变量	否	否	否	否	是	是	否	否
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	否	否
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
城市固定效应	否	否	否	否	否	否	是	是
样本量	2086	2086	1443	1443	2760	2760	2730	2730
R ²	0.745	0.544	0.828	0.493	0.769	0.530	0.774	0.528

注：*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平下显著；括号内为聚类至行业层面的稳健标准误。
资料来源：根据万得数据库（WIND）和国泰安数据库（CSMAR）计算得到。

4. 内生性处理

考虑到模型可能存在的内生性问题，此处进一步采用工具变量法进行稳健性检验。参照王永钦和董雯（2020）的方法，使用美国工业机器人渗透度（*robot_US*）作为核心企业人工智能采用水平的工具变量。一方面，美国作为全球工业机器人技术的重要引领者，其各行业的机器人渗透率代表了全球技术演进的重要趋势，且与中国相关行业的自动化进程高度相关，因此在统计上具备与中国企业人工智能技术采用水平较强的相关性，满足工具变量的相关性要求。另一方面，美国工业机器人渗透率反映的是国

外行业层面的技术冲击，其变动不直接影响中国本土企业的劳动力市场配置，满足工具变量的外生性假设。回归结果见表7，第（1）列和第（4）列显示工具变量在第一阶段对人工智能溢出效应有显著正向作用，满足相关性要求。Kleibergen-Paap LM统计量拒绝不可识别假设，Cragg-Donald Wald F统计量显著高于临界值，排除弱工具变量问题。

表7 内生性处理

	供应链上游			供应链下游		
	<i>Spill_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>Spill_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<i>IV</i>	0.019*** (0.005)			0.008*** (0.002)		
<i>Spill_M</i>		8.062* (4.685)	1.278** (0.533)			
<i>Spill_R</i>					9.616* (5.411)	1.652* (0.845)
控制变量	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是
K-P LM统计量	4.503** (0.034)			7.392*** (0.007)		
C-D Wald F统计量	37.251 {16.380}			72.125 {16.380}		
样本量	2017	2017	2017	2760	2760	2760

注：*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平下显著；括号内为聚类至行业层面的稳健标准误；不可识别检验的K-P LM统计量括号内为p值，弱工具变量检验的C-D Wald F统计量括号内为10%水平下的临界值。

资料来源：根据万得数据库（WIND）和国泰安数据库（CSMAR）计算得到。

五 异质性分析

（一）空间阻力

Jaffe et al.（1993）指出，知识、信息等资源的传递效果及渠道压力具有显著的地理临近性特征。首先，地理接近使供应链各节点企业之间信息沟通更加便捷，面对面交流频率增加，有助于企业间知识共享和技术传播。相较于远程沟通，本地化交流能

够更快解决技术应用难题，提高技术扩散效率。其次，短距离内的供应链企业在物流、生产协同和供应链管理方面具有更高协作效率，减少由于空间隔离导致的信息不对称，使技术应用反馈迅速传递，加快技术在供应链中的渗透。此外，地理接近往往伴随着更紧密的社会联系和商业网络，增强企业间信任，降低技术扩散的交易成本和摩擦成本，企业更愿意采用供应链伙伴提供的新技术，而不会因担心技术泄露或合作失败而产生顾虑。因此，借鉴杨仁发（2013）的研究思路，采用区位熵方法衡量地区产业集聚度指数作为空间阻力（ Idr ）的代理变量。该指标为负向指标，数值越大，地区产业集聚度越高，空间阻力越小。

表8第（1）列汇报了人工智能溢出效应在链内企业间空间阻力方面的异质性检验结果。结果显示，供应链主体间的空间距离对核心企业人工智能技术采用的供应链双边溢出效应具有负向影响。表8第（2）列和第（3）列进一步检验了溢出效应对就业的异质性。结果表明，链内企业距离越近，溢出效应对就业规模扩大和人力资本结构优化的作用越强。这一结果说明，人工智能在供应链空间结构中的扩散加速了区域性就业集聚机制的演化，推动链内就业布局呈现出更强的地域集中性与岗位协同特征。一方面，空间邻近强化了企业间的协同传导能力，使人工智能带动的岗位结构变动不再局限于企业内部，而是沿链条实现同步调整。另一方面，地理接近降低了劳动者在链内流动的成本，提升了再就业的匹配效率，从而使就业从传统的点状集聚向链网式再配置演进，形成以协同吸纳为特征的就业布局新格局。

（二）劳动要素密集度

人工智能的供应链溢出效应可能因上下游企业劳动要素密集度不同而表现出异质性，这主要源于人工智能对不同类型企业生产方式、要素替代关系及技术吸收能力的影响。一方面，劳动密集型企业的生产活动高度依赖于低学历或低技能人力资本投入，往往缺乏足够的资本和技术能力承接人工智能的溢出。另一方面，由于劳动密集型企业的生产模式以人工操作为主，人工智能在供应链中的优化作用可能有限，特别是在需要高度灵活的体力劳动行业，人工智能技术的适配性较低，使溢出效应进一步受到抑制。相较之下，资本密集型或技术密集型企业通常具备更高的技术吸收能力和更完善的数字基础设施，更容易有效承接和利用溢出带来的人工智能技术。对此，按照证监会2012年修订发布的《上市公司行业分类指引》，对上下游企业是否属于劳动密集型部门（ Lfi ）进行分类展开异质性分析。

表8第（4）列检验了人工智能的溢出效应在劳动密集型与非劳动密集型部门中的

差异。结果显示,上游企业人工智能技术对非劳动密集型部门的溢出效应更强,而下游企业则对劳动密集型部门更强。这可能是因为,劳动密集型部门虽然在工序上具备较强的可自动化特征,但人工智能采用还需数据积累、算法适配以及组织能力的支撑,而这些正是劳动密集型部门所欠缺的,因此其在上游环节对外部人工智能溢出的吸收效果有限。而在下游数据集中,劳动密集型部门由于直接面向需求侧和消费市场,更易在订单波动、产品多样化和渠道变化中形成对快速响应和柔性生产的迫切需求,为人工智能技术嵌入创造更多应用场景。而资本密集型或技术密集型部门则更多依赖内部研发与技术迭代推动人工智能采用,使溢出效应对其边际作用相对有限。表8第(5)列和第(6)列进一步检验了溢出效应对就业的异质性。结果显示,人工智能对非劳动密集型部门就业的影响更为显著。其原因在于,非劳动密集型企业具备更强的技术吸收、模仿与重组能力,能够将核心企业的技术外溢转化为流程优化与结构升级,从而实现就业扩张与岗位优化。相比之下,劳动密集型企业受制于技术门槛、转型成本和组织惯性,即使获得外部溢出信号,也难以在短期内有效转化,就业调整响应更为迟缓。

(三) 议价能力

由假设H2可知,链上企业在议价能力上的差异可能对人工智能的供应链溢出效应产生异质性影响。当核心企业议价能力较强时,其在供应链中的主导地位使其能够通过标准制定、技术要求和资源配置等方式,推动上下游供应商采用人工智能技术,以满足自身质量控制、生产优化或数据对接等需求,实现人工智能在供应链中的双边溢出效应。而当上下游企业议价能力较强时,人工智能的溢出效应可能被弱化、溢出路径可能发生改变。对此,采用链内企业在行业中的市场份额作为核心企业议价能力(Bap)的代理变量,衡量其在链上所具备的控制力和技术输出能力。

表8第(7)列汇报了人工智能溢出效应在上下游企业议价能力方面的异质性检验结果。可见,核心企业议价能力对人工智能技术采用的供应链双边溢出效应具有正向影响。表8第(8)列和第(9)列显示,子表A中人工智能的向上溢出效应与核心企业议价能力的交乘项显著为负,表明企业在议价能力较弱时,对上游企业就业的影响更强。子表B中交乘项显著为正,表明企业在议价能力较强时,对下游企业就业的影响更显著。即人工智能溢出效应推动的供应链就业呈现上游集聚、下游扩散的格局。具体来看,上游就业集中于议价能力较强、技术吸收能力高、组织灵活的企业,这类企业能够将智能化转型所需的高技能岗位内部化,形成就业集

聚。下游就业则因核心企业制度性外推和标准嵌入而扩散至边缘企业，释放出面向流程适配、系统对接及低门槛技术执行的新岗位，形成外围扩散的就业布局。这一异质性结果也进一步体现了人工智能溢出效应在供应链不同层级的差异化传导机制。

表8 异质性分析

子表A：供应链上游数据集									
	空间阻力			劳动要素密集度			议价能力		
	<i>AIT_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>AIT_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>	<i>AIT_M</i>	<i>Emsc_M</i>	<i>Emst_M</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
<i>AIT</i>	0.039 (0.035)			0.149*** (0.029)			0.045 (0.041)		
<i>AIT</i> × <i>Idr</i>	0.363*** (0.084)								
<i>AIT</i> × <i>Lfi</i>				-0.478*** (0.086)					
<i>AIT</i> × <i>Bap</i>							0.175*** (0.066)		
<i>Spill_M</i>		7.097*** (1.370)	0.684*** (0.107)		7.894*** (1.168)	0.784*** (0.090)		9.074*** (1.122)	0.830*** (0.101)
<i>Spill_M</i> × <i>Idr</i>		1.815* (0.972)	0.197** (0.087)						
<i>Spill_M</i> × <i>Lfi</i>					-4.755*** (1.116)	-0.891*** (0.129)			
<i>Spill_M</i> × <i>Bap</i>								-2.940*** (0.746)	-0.167*** (0.066)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	2017	2017	2017	2017	2017	2017	2017	2017	2017
R ²	0.288	0.276	0.373	0.261	0.279	0.385	0.255	0.275	0.372
子表B：供应链下游数据集									
	空间阻力			劳动要素密集度 议价能力			议价能力		
	<i>AIT_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>AIT_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>AIT_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
<i>AIT</i>	0.011 (0.034)			0.015 (0.038)			0.046 (0.041)		

续表

子表B：供应链下游数据集									
	空间阻力			劳动要素密集度 议价能力			议价能力		
	<i>AIT_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>AIT_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>	<i>AIT_R</i>	<i>Emsc_R</i>	<i>Emst_R</i>
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)
<i>AIT</i> × <i>Idr</i>	0.257*** (0.052)								
<i>AIT</i> × <i>Lfi</i>				0.242*** (0.038)					
<i>AIT</i> × <i>Bap</i>							0.103*** (0.029)		
<i>Spill_R</i>		3.693*** (0.619)	0.260** (0.124)		6.249*** (0.758)	0.465*** (0.173)		4.708*** (0.580)	0.259*** (0.099)
<i>Spill_R</i> × <i>Idr</i>		4.320*** (0.641)	0.322*** (0.116)						
<i>Spill_R</i> × <i>Lfi</i>					-3.330*** (0.687)	-0.272* (0.149)			
<i>Spill_R</i> × <i>Bap</i>								0.883* (0.507)	0.359*** (0.079)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是	是
行业固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	2760	2760	2760	2760	2760	2760	2760	2760	2760
R ²	0.434	0.773	0.526	0.431	0.771	0.529	0.417	0.768	0.526

注：*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平下显著；括号内为聚类至行业层面的稳健标准误。
资料来源：根据万得数据库（WIND）和国泰安数据库（CSMAR）计算得到。

六 结论与建议

就业关乎民生，而人工智能作为产业变革的核心，不仅重塑企业生产和用工需求，还通过供应链产生溢出效应，使影响扩展至整个链条。但由于上下游企业在价值增值、市场定位和生产特征上的差异，其就业效应表现出显著异质性。为此，文章共分为三部分探讨人工智能供应链溢出效应及其对就业的影响：一是基于竞争-合作博弈模型与实证检验，证明人工智能在供应链中差异化的双边溢出效应；二是在考虑上下游企业用工结构差异的基础上，构建就业分段影响的理论与实证模型，证明人工智能通过改

变链内分工推动就业由下游向上游转移，重塑供应链就业布局；三是通过异质性分析发现，人工智能溢出效应在空间阻力较小、核心企业议价力较强，以及上游资本技术密集型、下游劳动密集型行业中更为突出。对溢出效应的就业异质性分析发现，人工智能推动的就业布局呈现出供应链内劳动要素再配置与结构重构并存的特征，表现为上游集聚、下游扩散的链位分化趋势、由劳动密集型向高附加值企业转移，以及依托空间邻近形成的协同吸纳机制。值得注意的是，人工智能向下溢出效应并未改善劳动密集型部门的人力资本结构，这可能源于对人工智能的差异化需求以及对低成本劳动力的过度依赖。

本文提出以下政策建议。第一，持续深化人工智能在供应链管理中的应用，同时缩小链内企业在人工智能技术采用上的差距，确保技术扩散的均衡性与供应链就业的协同发展。一方面，应鼓励核心企业积极开放人工智能应用场景，推动智能制造、智能物流、智能仓储等领域的标准化和共享化，降低技术采用门槛，使供应链上的各类企业能够充分利用人工智能，在提高劳动生产率的同时，创造更多高质量就业岗位。另一方面，应完善针对中小企业的技术赋能体系，包括设立专项资金支持人工智能技术采用，优化数字化转型补贴政策，推动产学研协同创新，提升企业对人工智能的应用能力。同时，政府需加强行业标准建设，优化数据互联互通，提升技术匹配度，确保供应链智能化升级的同时，实现人工智能的广泛赋能与高效溢出，防止技术鸿沟影响就业稳定。

第二，加强供应链上下游的信息透明度和市场公平竞争机制，推动供应链价值链提升。供应链上下游位置差异导致人工智能双边溢出效应存在异质性，下游企业议价权较强可能限制核心企业的技术投入，降低向下溢出的效果。同时，下游企业技术创新需求较低，主动吸收溢出效应的意愿不足。为此，政府应强化行业信息披露和透明度要求，促进上下游共享技术与市场信息，建立公平竞争环境，确保各主体平等合作。核心企业可通过技术标准化和示范效应降低下游创新门槛，统一创新方向，激发创新活力，推动供应链整体技术进步与价值提升。

第三，从异质性角度来看，地理隔离削弱了人工智能的溢出效应及其对就业的影响，应加大数字与传统基础设施建设，优化供应链空间布局，推动区域集聚，通过产业园区和协同平台提升企业间的知识与技术流动，降低劳动者迁移与搜寻成本。人工智能对劳动密集型企业的溢出效应较弱，应开发适用于低技能密集型生产的专用人工智能技术，强化技能培训，提高劳动者的适应能力，同时通过技能和产业升级，增强溢出效应对人力资本结构的正向影响。应鼓励核心企业制定技术标准、提供示范应用，

同时政府可通过政策引导、财政支持和人才培养等手段,提升下游企业对人工智能技术的吸收能力,确保供应链各环节均衡受益于人工智能的溢出效应。

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。
- 陈楠、蔡跃洲 (2022),《人工智能、承接能力与中国经济增长——新“索洛悖论”和基于AI专利的实证分析》,《经济学动态》第11期,第39-57页。
- 陈彦斌、林晨、陈小亮 (2019),《人工智能、老龄化与经济增长》,《经济研究》第7期,第47-63页。
- 陈瑛、陈子琦、恭希言 (2025),《人工智能如何驱动劳动力再配置?——基于技能需求重构视角》,《劳动经济研究》第4期,第3-32页。
- 杜传忠、曹效喜、任俊慧 (2024),《人工智能影响我国全要素生产率的机制与效应研究》,《南开经济研究》第2期,第3-24页。
- 杜勇、黄丹华 (2023),《“同命相连”:供应链网络中企业数字化转型的同群效应》,《财经科学》第3期,第74-92页。
- 范子英、彭飞 (2017),《“营改增”的减税效应和分工效应:基于产业互联的视角》,《经济研究》第2期,第82-95页。
- 郭凯明 (2019),《人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动》,《管理世界》第7期,第60-77页。
- 姜伟、李萍 (2022),《人工智能与全要素生产率:“技术红利”还是“技术鸿沟”》,《统计与信息论坛》第5期,第26-35页。
- 李梦祺、李登峰、南江霞 (2023),《考虑链间竞争与链内研发成本共担的绿色供应链决策——基于非合作-合作两型博弈方法》,《中国管理科学》待刊。
- 李玉花、林雨昕、李丹丹 (2024),《人工智能技术应用如何影响企业创新》,《中国工业经济》第10期,第155-173页。
- 刘金东、徐文君、王佳慧 (2024),《人工智能对青年就业的影响研究——来自OECD国家工业机器人使用的证据》,《中国人口科学》第3期,第3-17页。

- 卢现祥、胡颖（2024），《数字化同群效应与产业链供应链韧性》，《产业经济研究》第5期，第44-56页。
- 陆岷峰（2025），《新质生产力与金融强国：新时代金融业发展战略重构》，《西安财经大学学报》第3期，第3-12页。
- 马晔风、陈楠、崔雪彬（2024），《生成式人工智能技术如何影响专业型工作？——来自软件工程行业的早期证据》，《劳动经济研究》第3期，第3-34页。
- 师博、阮连杰（2024），《人工智能时代下产业链供应链的重构、风险及应对》，《改革》第11期，第17-27页。
- 宋华、杨晓叶、罗剑玉（2024），《基于数字化平台预约需求系统的供应链解耦点最优决策研究》，《中国管理科学》第5期，第286-296页。
- 宋锦、李曦晨（2019），《产业转型与就业结构调整的趋势分析》，《数量经济技术经济研究》第10期，第38-57页。
- 宋泽明、张光宇（2023），《人工智能后发企业如何实现颠覆性创新？》，《技术经济》第12期，第14-27页。
- 陶锋、王欣然、徐扬、朱盼（2023），《数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率》，《中国工业经济》第5期，第118-136页。
- 王淑瑶、刘达、汤吉军、石玉堂（2025），《数实融合背景下数据要素何以赋能企业供应链韧性与安全？》，《研究与发展管理》第1期，第1-13页。
- 王营、曹廷求（2017），《董事网络下企业同群捐赠行为研究》，《财经研究》第8期，第69-81页。
- 王永钦、董雯（2020），《机器人的兴起如何影响中国劳动力市场？——来自制造业上市公司的证据》，《经济研究》第10期，第159-175页。
- 魏娟、史亚雅、叶文平、顾超成（2025），《供应链优势企业数字化转型的双边溢出效应研究》，《财经研究》第1期，第78-93页。
- 杨仁发（2013），《产业集聚与地区工资差距——基于我国269个城市的实证研究》，《管理世界》第8期，第41-52页。
- 姚加权、张鲲鹏、郭李鹏、冯绪（2024），《人工智能如何提升企业生产效率？——基于劳动力技能结构调整的视角》，《管理世界》第2期，第101-116页。
- 张国胜、杜鹏飞（2022），《数字化转型对我国企业技术创新的影响：增量还是提质？》，《经济管理》第6期，第82-96页。
- 张万里、宣旻（2022），《智能化如何提高地区能源效率？——基于中国省级面板数据

的实证检验》，《经济管理》第1期，第27-46页。

朱嘉蔚、金晓贝（2023），《人工智能发展对中国制造业就业的影响》，《劳动经济研究》第5期，第121-143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.

Autor, David, Frank Levy & Richard Murnane (2003). The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118 (4), 1279-1333.

Isaksson, Olov, Markus Simeth & Ralf Seifert (2016). Knowledge Spillovers in the Supply Chain: Evidence from the High Tech Sectors. *Research Policy*, 45 (3), 699-706.

Jaffe, Adam, Manuel Trajtenberg & Rebecca Henderson (1993). Geographic Localization of Knowledge Spillovers as Evidenced by Patent Citations. *The Quarterly Journal of Economics*, 108 (3), 577-598.

Javorcik, Beata (2004). Does Foreign Direct Investment Increase the Productivity of Domestic Firms? In Search of Spillovers Through Backward Linkages. *American Economic Review*, 94 (3), 605-627.

Lee, Yong Suk, Taekyun Kim, Sukwoong Choi & Wonjoon Kim (2022). When Does AI Pay Off? AI-Adoption Intensity, Complementary Investments, and R&D Strategy. *Technovation*, 118, 102590.

Williamson, Oliver (1985). *The Economic Institutions of Capitalism: Firms, Markets, Relational Contracting*. New York: The Free Press.

The Spillover Effects of Artificial Intelligence and Employment Restructuring from a Supply Chain Perspective

Liu Da¹, Wang Xiaodan¹ & Wang Shuyao²

(School of Economics and Management, Northeast Normal University¹;

School of Economics, Liaoning University²)

Abstract: Artificial intelligence (AI) generates significant spillover effects within supply chains. However, disparities between upstream and downstream firms—in terms of value addition, market positioning, production processes, and labor productivity—give rise to a dual heterogeneity in AI’s employment impact, which in turn reconfigures the employment landscape along the supply chain. This study finds that AI adoption by core enterprises creates bilateral spillover effects, with a more pronounced impact on upstream partners. This phenomenon disrupts the conventional concentration of employment in downstream sectors, fostering both employment expansion and human capital upgrading upstream, thereby restructuring the supply chain’s employment layout. These effects are more significant in industries characterized by low spatial resistance, strong bargaining power of core firms, capital- and technology-intensive upstream sectors, and labor-intensive downstream sectors. Furthermore, the employment layout evolves through a dual process of labor factor reallocation and structural reconfiguration within the supply chain. This is characterized by a concentration of employment upstream, a diffusion downstream, and a collective shift toward higher value-added segments, which leverages spatial proximity to create a synergistic labor absorption mechanism. This research not only reveals the deep integration and value realization of AI within supply chains but also offers a novel perspective for assessing its impact on the overall labor market.

Keywords: supply chain, artificial intelligence, spillover effects, employment, dual heterogeneity

JEL Classification: J21, O32, M11

(责任编辑：西 贝)