doi:10.16060/j.cnki.issn2095-8072.2026.06.002

供应链视角下核心企业人工智能的溢出效应与作用机制研究*

程亚楠[1]　刘　达[2,3]　王淑瑶[1]

（1. 辽宁大学经济学院，沈阳 110036；2. 兰州财经大学经济学院，兰州 730101；3. 甘肃省丝绸之路经济研究院，兰州 730101）

摘　要：当前，供应链发展逻辑已由“效率驱动”转变为“韧性驱动”，如何有效提升链上企业智能化水平、缩小链位间技术差距，成为推动供应链适配新形势、增强整体协同效能的关键。本文基于 2012~2024 年 A 股上市公司供应链关联数据，从供应链视角考察核心企业人工智能的双向溢出效应、作用机制、边界条件及其经济后果。研究发现：核心企业人工智能存在显著的供应链双向溢出效应，但呈现明显的链位非对称特征，表现为向上游供应商的扩散强于向下游客户的扩散；机制检验发现，供应链组织结构演化是人工智能实现跨企业扩散的重要基础，供应链多元化、专业化与共创化促进人工智能在供应链中的双向传播；异质性分析发现，核心企业议价能力、企业间技术鸿沟、空间阻力以及知识承接能力共同塑造了人工智能供应链扩散的实现边界；拓展性分析表明，人工智能供应链溢出能够有效缓解上下游企业供应链风险，并对提升供应链协同稳定性产生积极影响。本文不仅为理解人工智能在供应链体系中的协同演化提供新的分析框架，同时也为推进供应链智能化转型与现代产业体系建设提供经验证据与政策启示。

关键词：共同供应链网络；核心企业；人工智能；溢出效应；双重异质性

中图分类号：F062.9　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**2095－8072(2026)06－0019－19

一、引言

在新一轮科技革命和产业变革深入推进的背景下，人工智能正逐步成为重塑生产方式、推动产业升级与重构竞争优势的关键力量。当前，人工智能已被提升至国家战略高度，《中华人民共和国国民经济和社会发展第十五个五年规划纲要》（以下简称《纲要》）明确提出，要实施“人工智能+”行动，推动人工智能深度赋能实体经济，加快现代化产业体系建设，并将增强产业链供应链韧性与促进大中小企业融通发展作为重要方向。这表明人工智能的发展已不仅是单个企业的技术升级问题，更成为提升产业链整体竞争力与促进产业协同转型的重要路径。与传统技术创新主要局限于企业内部不同，人工智能在数据驱动、算法协同与平台连接等特征作用下，具有更强的网络外部性与组织嵌入性，其价值实现往往依赖跨企业的数据共享、流程协同与系统适配，使技术应用逐步突破企业边界并深度嵌入供应链体系。作为现代产业组织的重要形态，供应链承担着资源配置与价值创造功能，是新技术扩散与产业升级的重要载体。然而，从现实发展来看，人工智能在供应链中的应用并未呈现同步推进态势，处于核心位置的龙头企业凭借资本、技术与数据资源优势率先开展人工智能部署，而大量上下游企业受限于资金约束、技术积累不足与人才储备匮乏，在智能化转型中面临较高门槛，由此导致供应链内部智能化水平分化，甚至出现技术鸿沟的现实困境。与此同时，随着企业间生产联系与协同程度不断加深，核心企业在供应链中的技术决策与数字化投入也不再局

* 基金项目：本文受国家社会科学基金项目“乡村振兴背景下城乡收入差距的空间异质性研究”（项目编号：20BJL146）和吉林省社会科学基金项目“吉林省构建特色现代化产业体系路径研究”（项目编号：2025SZ3）的资助。

限于企业内部，而是通过订单协同、标准制定、数据接口以及生产协作等渠道向上下游企业扩散，对链上企业的技术升级产生溢出效应。在此背景下，核心企业人工智能应用能否突破企业边界向供应链上下游有效扩散，带动链上企业协同推进智能化转型，成为理解人工智能赋能现代产业体系的关键。尤其是在供应链内部资源禀赋、技术基础与组织能力存在显著差异的情况下，人工智能既可能通过生产协同、知识共享与技术嵌入等方式促进链上企业共同升级，也可能因技术吸收能力差异而加剧供应链内部智能化水平分化。由此，系统考察核心企业人工智能对上下游企业的溢出效应及其链位差异，不仅有助于深化对人工智能跨组织扩散规律的理解，也有助于为推动“人工智能+”行动背景下供应链协同升级与现代化产业体系建设提供重要现实依据。

现有研究围绕人工智能与企业发展的关系已形成较为丰富的文献积累，主要从企业内部人工智能的经济后果与企业间技术扩散两个层面展开。在企业内部层面，大量文献关注人工智能应用对企业生产效率、创新能力与组织结构的影响，普遍认为人工智能通过数据挖掘、算法优化与自动化决策等方式提升资源配置效率与生产协同能力，推动企业生产方式向数字化与智能化转型（Acemoglu & Restrepo，2020；杜传忠等，2024；刘斌和潘彤，2020；张万里和宣旸，2022）。进一步地，部分研究指出，人工智能不仅改变企业生产过程中的要素投入结构，还通过知识重组、流程优化与任务分工调整，影响企业内部的创新模式与劳动需求结构（Furman & Seamans，2019；陈彦斌等，2019；刘达等，2025）。随着全球价值链深化与供应链协同程度提升，越来越多的研究开始从企业网络视角考察技术扩散过程。已有研究表明，技术进步并非局限于单一企业内部，而是通过上下游协作、生产外包、知识共享与标准制定等渠道在企业网络中传播，并由此形成技术溢出效应（王淑瑶等，2025；杨金玉等，2022；张家栋等，2025）。特别是在供应链网络研究框架下，主导企业凭借资源优势与治理能力在技术扩散中发挥关键作用，通过生产标准、技术接口与组织治理安排等方式影响上下游企业的技术选择与生产方式。伴随数字经济发展，部分研究进一步关注数字化转型、智能制造以及数字技术在供应链中的协同效应，认为数字技术能够强化企业间信息联通与协同生产能力，推动链上企业共同升级，并对供应链运行效率与韧性提升产生积极作用（蔡庆丰等，2024；袁业虎和孙晏平，2024）。然而，相较于数字化转型与一般性技术进步，人工智能作为一种高度依赖数据积累、算法训练与系统协同的新型通用技术，其扩散过程更具有组织嵌入性与网络依赖性，有关核心企业人工智能应用能否突破企业边界并沿供应链向上下游企业扩散，现有研究仍缺乏充分讨论。

综上所述，现有研究仍存在以下不足：一是已有文献更多关注人工智能对企业自身的经济影响，对核心企业人工智能如何通过供应链关系影响上下游企业的研究仍较有限，技术扩散视角有待拓展；二是在技术溢出的相关研究中，既有文献更多聚焦一般性技术进步或数字化转型，对人工智能这一具有高度数据依赖性与算法驱动特征的新型技术在供应链中的扩散机制及作用路径仍缺乏深入探讨；三是供应链并非均质结构，不同链位企业在资源禀赋、技术吸收能力与议价地位等方面存在显著差异，这些因素可能对人工智能溢出的方向、强度及其实现条件产生重要影响，但相关异质性问题在现有研究中尚未得到充分讨论。基于此，本文以2012~2024年A股上市企业为样本，从供应链视角考察核心企业人工智能应用的双向溢出效应，并进一步分析不同链位企业的异质性特征及其作用机制，以期为理解人工智能跨组织扩散规律与供应链协同智能化转型提供新的经验证据。与已有文献相比，本文可能的边际贡献如下：

第一，在研究视角与理论分析方面，本文从供应链整体视角出发，将核心企业人工智能应用的经济影响由企业内部拓展至企业间关系网络，构建一个纳入链位差异的人工智能供应链溢出分析

框架。不同于既有研究多将技术扩散视为相对均质过程，本文进一步从议价能力与创新需求差异出发，揭示核心企业人工智能在供应链不同链位企业之间呈现非对称溢出的内在机理，为理解人工智能跨企业扩散规律提供新的理论解释。第二，在作用机制分析方面，本文突破既有研究主要从技术扩散或企业合作单一维度解释人工智能传播的分析框架，转而从供应链组织结构演化视角，系统考察人工智能如何通过推动供应链多元化、专业化与共创化发展，强化企业间知识交互与技术协同，进而形成稳定的双向溢出过程。这一分析有助于深化对人工智能如何通过重塑供应链组织方式实现跨企业扩散的理解。第三，在经验识别与边界条件方面，本文围绕核心企业人工智能供应链溢出的实现条件，进一步从议价能力、技术鸿沟、空间阻力与知识承接能力等维度展开异质性分析，识别人工智能在供应链中实现有效扩散的关键边界条件，拓展现有研究对企业间结构性差异与技术扩散异质性的讨论。

二、理论分析

（一）直接影响

1. 溢出效应

根据交易成本理论，在不确定性与信息不对称的情形下，企业组织的形成与调整，本质上是对不同治理方式交易成本的权衡结果（Coase，1937）。相较于传统市场交易，供应链关系具有更强的持续性与协同性，企业之间不仅存在产品买卖关系，还围绕生产计划、质量控制、库存管理以及技术标准形成长期稳定的合作安排（王晓丹等，2026）。随着人工智能逐步嵌入企业生产与运营过程，其应用已不再局限于单一企业内部，而是依赖跨企业的信息联通与协同治理。一方面，人工智能通过智能预测、流程优化与实时决策等方式提升生产效率与运营能力，但其作用发挥往往建立在数据共享、系统兼容与业务协同基础上。另一方面，核心企业作为供应链中的组织者与协调者，通常在订单分配、技术标准以及生产规范方面具有较强主导作用，其推动人工智能应用不仅出于自身效率提升需要，也源于降低供应链协调成本、减少信息摩擦以及增强供应链稳定性的现实需求（王淑瑶和刘达，2025）。因此，在人工智能应用过程中，核心企业通过数字系统嵌入、技术标准输出以及协同生产要求，引导上下游企业共同参与智能化改造，推动人工智能应用由企业内部向供应链网络扩展。

进一步地，供应链企业之间长期稳定的合作关系，使得人工智能扩散不再是单向过程，更易形成双向溢出效应。对上游企业而言，其生产活动通常需要围绕核心企业的生产需求与技术规范展开，为满足产品质量、交付效率与生产协同要求，上游企业需主动提升智能化水平，以实现与核心企业在生产流程和数据系统上的有效衔接。对下游企业而言，人工智能更多通过产品应用、市场反馈以及服务协同等方式发挥作用。核心企业在推进智能化生产的同时，也会借助数字平台、智能服务与产品升级等方式带动下游客户优化库存管理，提升市场响应与需求预测能力，促进人工智能向需求端扩散（王晓丹等，2026）。由此，在供应链协同关系与长期交易机制作用下，核心企业人工智能应用不仅会提升自身技术水平，也会通过生产协同、标准约束与知识传导等方式对上下游企业产生显著影响，形成供应链的双向溢出效应。基于上述分析，提出如下研究假设：

H1：核心企业人工智能应用对上游供应商与下游客户具有溢出效应。

2. 链位差异

尽管核心企业人工智能通过供应链协同关系向上下游企业溢出，但这种溢出并非均衡发生，

而是受企业所处链位差异的影响（魏娟等，2025）。根据交易成本理论，企业之间的治理关系与协同程度取决于交易依赖性、专用性投入以及合作收益分配方式，而供应链不同链位企业在议价能力、创新需求与技术投入方式上的差异，进一步影响人工智能扩散的方向与强度。对上游企业而言，其主要承担原材料、中间产品或关键零部件供给职能，与核心企业通常形成较强的生产嵌入关系，其产品往往具有一定专用性与定制化特征，对核心企业订单依赖程度较高。在此背景下，上游企业通常需要围绕核心企业的生产标准、技术接口与质量规范进行持续调整，以维持稳定合作关系。当核心企业推进人工智能应用时，上游企业为满足智能化协同生产要求，往往需要同步进行设备升级、技术适配与流程改造，承担更多技术升级成本。与此同时，由于上游企业与核心企业之间存在较强的协同依赖关系，人工智能更容易通过技术标准、生产协同与知识共享等方式向上游扩散。

相比之下，下游企业更多处于市场需求与产品应用环节，其经营活动通常直接面向终端市场，与核心企业之间更多体现为产品采购、市场销售与服务协同关系。相较于上游企业对生产体系的深度嵌入，下游企业在合作中通常拥有更强的市场自主性与替代空间，其创新需求更多体现为市场响应、产品开发与客户服务优化，而非围绕生产过程进行深度技术改造。因此，在核心企业推动人工智能应用过程中，下游企业虽然同样能够通过数据共享、系统对接或平台接入等方式参与技术协同，但更多表现为对成熟技术或智能化解决方案的应用与整合，而非主动参与技术研发与系统重构（Williamson，1985）。这使得下游企业在人工智能扩散过程中承担相对较低的技术改造成本，同时也抑制其深度参与技术协同的动机，导致核心企业人工智能在需求端的扩散更多体现为有限传导，难以形成与生产端相同强度的技术嵌入关系。基于上述分析，提出如下假设：

H2：核心企业人工智能溢出效应在上下游企业间具有异质性，表现为向上溢出更为显著。

（二）间接影响

1. 供应链多元化

核心企业的人工智能应用能够提升数据处理能力、优化决策支持体系并推进智能化与自动化升级，重塑供应链结构，推动供应链向多元化、网络化方向演进（钟娟等，2025）。一方面，人工智能提升了企业对复杂信息的识别与处理能力，使核心企业能够在更大范围内识别和筛选潜在合作伙伴，突破传统供应链在信息获取与匹配效率方面的限制，推动供应链由相对封闭、稳定的合作结构向更加开放、多主体参与的合作网络转变。另一方面，人工智能通过智能预测、需求分析与风险识别等功能强化供应链管理能力，使核心企业在供应商选择与客户拓展过程中更加注重多渠道布局与风险分散，减少对单一合作主体的依赖，推动形成多来源供给与多层级需求并存的供应链结构。同时，随着数据平台与数字系统在供应链中的广泛应用，不同企业之间的信息交互成本不断下降，企业之间的合作边界逐渐拓展，使更多类型、不同规模的企业能够嵌入既有供应链体系。

供应链多元化通过加剧上下游企业的竞争压力，赋予核心企业更大的议价能力，推动人工智能在供应链中双向溢出。（1）核心企业对合作伙伴的灵活选择使上下游市场竞争压力显著增加，迫使上下游企业不断优化供应链管理、提升效率，保持竞争优势，而人工智能在此背景下成为提升企业竞争力和应对外部挑战的关键工具（Dong & Mcintyre，2014）。（2）供应链交易主体数量增加能够提高网络结构复杂度，加大信息流、物流与资金流的协调难度，削弱供应链整体效率与灵活性。核心企业依靠人工智能优化内部生产、库存、物流及供应商管理等关键环节，提高供应链整体响应速度和效率，并凭借更强的议价能力迫使上下游企业遵循其制定的技术标准与合作要求，提升其运营智能化水平（Goldfarb & Tucker，2019）。由此，提出如下假设：

H3：核心企业人工智能通过推动供应链多元化，促进人工智能在供应链中双向溢出。

2. 供应链专业化

核心企业人工智能应用可以通过优化供应链分工与协作机制，驱动供应链分工重构与角色调整，推动供应链专业化发展。一方面，人工智能通过对生产流程、库存管理与物流配送等环节的智能化改造，使企业能够更加精细地识别各生产环节的效率差异与成本结构，促使核心企业将部分非核心业务环节进一步外包给具有比较优势的上下游企业，推动供应链内部形成更加清晰的专业分工（师博和阮连杰，2024）。另一方面，人工智能依托数据共享与系统协同强化企业间的信息联通，使不同企业能够围绕特定生产环节或技术领域进行深度能力积累，在供应链体系中形成更加稳定的专业化协作关系。与此同时，随着核心企业在供应链中逐步建立统一的数据接口与技术标准，上下游企业为实现系统对接与协同生产，往往需要围绕特定生产任务或技术模块持续提升自身专业能力，推动企业在供应链中的职能定位不断细化。在这一过程中，供应链由原有相对综合的生产结构逐渐向以专业分工为基础的协作体系演进，不同企业在特定环节形成更加突出的能力优势，为人工智能技术在企业之间的扩散与协同应用提供更加稳固的分工基础和广阔的合作空间。

供应链专业化通过标准制定与协作需求强化，推动人工智能在供应链中双向溢出。（1）供应链专业化对供应链各环节稳定性与协同性有较高要求，核心企业需制定统一的质量控制、生产流程与交付规范，并依托智能检测、数据驱动绩效评估与自动化质量管控等人工智能技术强化标准执行（曾艺等，2024）。上游供应商为满足标准化要求，需深化人工智能应用，优化生产精度、提升供应链可视化管理水平。下游客户则需依托智能分析提升库存管理、精准营销与物流配送能力，以适应核心企业智能化供应链体系，推动人工智能沿供应链扩散。（2）专业化分工削弱了单个企业对供应链全流程的掌控力，致使供应链协作需求增加与成本提升。核心企业依托人工智能优化供应链协调机制，包括智能化需求预测、动态库存管理、实时数据共享与智能调度，降低主体间沟通成本，提升协作效率。而上游供应商与下游客户为匹配这一智能化协作模式，亦需应用人工智能提升生产计划柔性、优化库存管理策略，促进人工智能在供应链上溢出（Arvanitis & Hollenstein，2001）。（3）核心企业的专业化能够帮助其在特定领域构筑技术壁垒与独特竞争优势。这类壁垒会提高链上企业对核心企业的依赖程度，赋予核心企业在定价、合作条款等方面更强的议价能力。特别是在关键零部件、专有技术或高附加值产品领域，专业化程度越高，核心企业掌控力越高，人工智能双向溢出效应也随之增强。由此，提出如下假设：

H4：核心企业人工智能通过推动供应链专业化，促进人工智能在供应链中双向溢出。

3. 供应链共创化

人工智能高渗透、高融合及高通用特征拓展了供应链的链接方式，拓宽链接范围，促进供应链共创化发展（李树文等，2023）。人工智能在智能制造、智慧物流、供应链金融等多个领域的广泛部署，突破了传统供应链功能边界，实现供应链各节点跨行业协作和资源共享。高渗透性使其深入供应链采购、生产、库存管理、物流、销售等各个环节，提升供应链管理系统的运营效率。高融合性表现为其能够与大数据、物联网、云计算等其他数字技术深度融合，共同推动供应链智能化转型。高通用性使其能够跨越多个供应链环节和行业应用场景，打破不同产业、企业与地域壁垒，推动多条供应链全方位融合与共创发展。

供应链共创化通过强化资源共享和技术协同意识，形成跨组织创新网络，降低上下游企业人工智能技术研发成本和使用门槛，推动人工智能在供应链中双向溢出。（1）共创网络通过技术资源共享、联合攻克关键技术难题，有效降低单个企业独立研发所需的高昂成本，在知识共享、数据

互通和联合研发过程中形成创新互补效应，减少冗余研发投入，并凭借共享研发成果，避免重复创新造成的资源浪费，进一步降低研发成本（Kerr & Nanda，2015）。（2）共创化推动知识与经验共享与互通，通过共同探索和交流，不断积累实践经验，提升对人工智能的理解和适应能力，降低技术应用中的不确定性和学习成本，使企业能够迅速找到合适路径与解决方案，规避从零试错的繁琐过程。同时，供应链共创化还推动人工智能技术应用的标准化和平台化，以统一的技术标准和平台接口促使企业间高效对接，减少技术兼容性问题，进一步降低人工智能接入门槛（Aarikka-Stenroos & Jaakkola，2012）。由此，提出如下假设：

H5：核心企业人工智能通过推动供应链共创化促进人工智能在供应链中双向溢出。

三、研究设计

（一）样本选择

以2012~2024年A股上市公司为研究对象，供应链关联数据（包括企业前五大供应商与前五大客户信息）以及企业层面的财务与治理等相关数据主要来源于Wind数据库与国泰安数据库，专利合作数据来源于Incopat数据库。对于个别缺失值，采用线性插值法进行补齐，以保证样本数据的连续性。参考已有文献的常规处理方式：首先，剔除ST、*ST及PT类财务状况异常的企业样本；其次，剔除金融类企业样本，以避免行业特征差异对结果产生干扰；再次，剔除主要变量缺失严重或存在明显异常值的样本。最后，为降低极端值对回归结果的影响，对连续变量在上下1%的水平进行缩尾处理。经过上述处理后，最终得到3809个供应链上游数据集观测值，以及5387个供应链下游数据集观测值。

（二）模型设定

为系统识别人工智能在供应链中的溢出效应，本文在既有供应链技术溢出研究框架的基础上构建计量模型。既有文献多从单一方向考察技术在供应链中的扩散，如Isaksson等（2016）和陶锋等（2023）主要关注核心企业技术对下游企业的后向溢出效应。与此不同，考虑到人工智能在供应链运行中的系统性与网络性特征，其影响不仅可能沿生产投入方向向上游企业传导，也可能通过产品应用与需求协同向下游企业扩散。因此，本文在原有研究基础上拓展分析框架，分别从上游和下游两个维度构建计量模型，以识别核心企业人工智能在供应链中的双向溢出效应。

$$Ait_M_{it}=\alpha_0+\alpha_1 Ait_{it}+\alpha_2 Controls_{it}+v_i+\mu_t+\epsilon_{it} \quad (1)$$

其中，Ait_{it}与Ait_M_{it}分别表示核心企业人工智能和上游企业人工智能，i与t分别表示企业及年份；$Controls_{it}$为影响上游企业人工智能发展的一系列控制变量；v_i和μ_t分别代表企业固定效应和年份固定效应；ϵ_{it}为随机扰动项。

基于相同逻辑，构建下游数据集溢出效应计量模型：

$$Ait_R_{it}=\beta_0+\beta_1 Ait_{it}+\beta_2 Controls_{it}+v_i+\mu_t+\epsilon_{it} \quad (2)$$

其中，Ait_R_{it}为下游企业人工智能；$Controls_{it}$为影响客户企业人工智能发展的一系列控制变量；其余变量与模型（1）中表述一致。

（三）变量定义

1. 解释变量

核心企业人工智能（*Ait*）。参照姚加权等（2024）和朱四伟等（2024）的研究思路，本文采

用文本挖掘方法对企业年报进行量化识别。借助机器学习方法构建人工智能关键词词典，从上市公司年度报告文本中识别与人工智能相关的表述，通过统计关键词出现频次刻画企业人工智能应用程度。为提高识别的准确性与覆盖范围，进一步区分精确方式词汇量和扩展方式词汇量两类指标。其中，精确方式词汇量主要基于严格筛选的核心人工智能关键词进行统计，更准确地反映企业在人工智能技术应用方面的直接投入与关注程度；扩展方式词汇量则在核心词汇基础上进一步纳入与人工智能相关的延伸概念，更全面地刻画企业在智能化转型过程中的技术布局。考虑到文本词频变量通常呈现明显的右偏分布特征，本文对上述词频指标进行自然对数处理以减弱极端值影响。在具体实证分析中，本文采用精确方式词汇量构建的指标作为核心解释变量进行基准回归，将扩展方式词汇量作为替代指标用于稳健性检验，以确保研究结论的可靠性。

2. 被解释变量

供应链企业人工智能（*Ait_M* / *Ait_R*）。供应链企业是指在同一供应链网络中与核心企业形成稳定交易关系的上下游企业。基于CSMAR数据库披露的A股上市公司前五大供应商与客户信息，参照陶锋等（2023）的做法，分别构建供应链上游与下游数据集，并剔除供应商或客户为非上市公司的观测值。随后匹配企业人工智能指数，采用等权重方法计算同一核心企业在特定年度对应的上游与下游企业人工智能水平均值，分别以*Ait_M*和*Ait_R*表示供应链上游与下游企业的人工智能水平。

3. 机制变量

供应链多元化（*SCD*）。为刻画核心企业供应链合作结构的分散程度，参考巫强和姚雨秀（2023）的做法，利用核心企业主要交易伙伴的集中度构建多元化指标。具体而言，以“1 – 前五大供应商采购额占全年采购总额的比重”衡量供应商多元化（*SCDS*），该指标数值越大，表明企业对单一供应商依赖程度越低、供应来源越分散。类似地，以“1 – 前五大客户销售额占全年销售总额的比重”衡量客户多元化（*SCDC*），数值越大意味着企业客户结构更加分散，供应链需求端多元化程度更高。

供应链专业化（*SCC*）。为反映企业在供应链分工体系中的专业化程度，借鉴Buzzell（1983）以及范子英和彭飞（2017）的研究思路，采用修正的价值增加法测度企业纵向一体化水平（*VI*）：

$$VI=\frac{\text{增加值}-\text{净利润}+\text{正常利润}}{\text{主营业务收入}-\text{净利润}+\text{正常利润}}=\frac{\text{增加值}-\text{净利润}+\text{净资产}\times\text{平均净资产收益率}}{\text{主营业务收入}-\text{净利润}+\text{净资产}\times\text{平均净资产收益率}} \quad (3)$$

$$\text{采购额}=\frac{\begin{array}{c}\text{购买商品、接受劳务支付的现金}+\text{期初预付款}-\text{期末预付款}\\+\text{期末应付款}-\text{期初应付款}+\text{期末应付票据}-\text{期初应付票据}\end{array}}{\text{采购商品增值税税率}+1}+\text{期初存货}-\text{期末存货} \quad (4)$$

其中，企业增加值定义为销售额与采购额之差，其中销售额以主营业务收入衡量，采购额依据企业财务数据式（4）计算得出。在此基础上结合企业所在行业近三年平均净资产收益率对企业纵向一体化程度进行调整，以刻画企业在价值链中的分工位置。专业化分工（*SCC*）=1–纵向一体化水平（*VI*）该指标数值越大，说明企业越倾向于专注特定生产环节，供应链分工越细化，即供应链专业化程度越高。

供应链共创化（*SCE*）。为衡量供应链企业之间的协同创新程度，以企业间联合专利申请行为作为供应链共创化的代理指标。已有研究表明，当企业共同参与技术研发时，通常会通过联合申请专利确认创新成果的产权归属并共享技术收益。因此，联合专利能够较为有效地反映企业之间的协同创新关系。参照刘达等（2025）的研究思路，供应商共创化采用供应商企业当年与其他创新主体

联合申请发明专利数量的自然对数衡量，客户企业共创化采用客户企业当年与其他创新主体联合申请发明专利数量衡量。

4. 控制变量

参考已有文献（王淑瑶等，2025），从企业财务特征、成长能力与公司治理结构等方面选取一系列变量作为控制变量，以减少企业基本特征差异对人工智能应用水平可能造成的干扰。具体而言，企业规模（*Size*）以总资产加1取自然对数衡量，用以控制企业资源禀赋差异；资产负债率（*Lev*）以总负债与总资产的比值衡量，用以反映企业财务杠杆水平；企业上市年龄（*Age*）以考察年份与企业上市年份之差加1取自然对数衡量，用以刻画企业发展阶段与经营经验差异；股权集中度（*Top1*）以第一大股东持股比例衡量，用以反映企业所有权结构；董事会规模（*Board*）以董事会人数加1取自然对数衡量，用以控制公司治理结构差异；独立董事占比（*Indpe*）以独立董事数量与董事会规模的比值衡量，用以反映董事会独立性；托宾Q值（*TobinQ*）以市场价值与重置成本的比值衡量，用以刻画企业成长性与市场预期。

四、基准回归

（一）基准回归

表1报告了核心企业人工智能对供应链上下游企业人工智能溢出效应的基准回归结果。其中，Panel A基于供应链上游数据集进行估计，Panel B基于供应链下游数据集进行估计。各列通过逐步加入固定效应和控制变量的方式进行回归，以检验结果的稳健性和可靠性。首先，从未加入控制变量和固定效应的结果来看，无论是在上游样本（Panel A列（1））还是下游样本（Panel B列（1））中，核心企业人工智能（*Ait*）的回归系数均在 1% 的统计水平上显著为正，表明核心企业人工智能水平提升能够显著促进供应链关联企业人工智能水平的提高。进一步地，在控制企业和年份固定效应后（列（2）），核心企业人工智能的回归系数依然显著为正，虽然系数相较于基准模型有所下降，但仍在1%水平上显著。这意味着在排除企业特征与宏观时间冲击的影响后，核心企业人工智能对供应链企业人工智能水平的促进作用依然存在，表明该溢出效应并非由企业特征或时间因素所驱动，更可能来源于真实的供应链关联关系。随后，在列（3）~（4）中进一步加入一系列控制变量，以缓解企业财务状况、成长性及治理结构差异带来的遗漏变量问题。结果显示，核心企业人工智能变量的系数方向与显著性均未发生实质性变化，在供应链上游与下游样本中均保持显著正向关系，说明在控制企业个体特征差异后，核心企业人工智能仍能显著带动供应链关联企业智能化水平提升。这不仅表明本文识别到的技术溢出效应具有较强的稳健性，同时也从侧面说明所选控制变量能够较好地控制企业层面的异质性因素。

进一步地，为增强核心企业人工智能对供应链上下游企业回归系数的可比性，在对核心变量进行标准化后重新检验，在表1列（5）中，核心企业人工智能对上游企业人工智能水平的回归系数为0.070，而对下游企业的回归系数为0.049，可见核心企业人工智能对供应链上游企业的影响程度明显强于下游企业，前向溢出效应显著强于后向溢出效应。这一结果表明，人工智能技术在供应链中的扩散并非均衡发生，而是受企业在供应链中所处位置差异的影响。具体而言，上游供应商通常承担生产要素供给与生产环节配套任务，其生产活动往往需要与核心企业的技术系统和生产流程进行更紧密的对接，因此在核心企业推进人工智能应用过程中，上游企业更容易受到技术标准、数据接口以及生产协同需求的影响，更快地跟进相关技术应用；相比之下，下游客户更多处于需求与销售环节，其与核心企业之间的技术协同程度相对较低，因此人工智能扩散的强度相对较弱。该结论与

前文理论分析保持一致，假设H1与H2得证。

表 1 基准回归

Panel A：供应链上游数据集					
变量	(1)*Ait_M*	(2)*Ait_M*	(3)*Ait_M*	(4)*Ait_M*	(5)*Ait_M_std*
Ait	0.636***(48.08)	0.060***(3.15)	0.631***(46.44)	0.063***(3.28)	
Ait_std					0.070***(2.82)
控制变量	否	否	是	是	是
企业固定	否	是	否	是	是
年份固定	否	是	否	是	是
样本量	4336	3809	4336	3809	3809
R^2	0.348	0.850	0.357	0.851	0.796
Panel B：供应链下游数据集					
变量	(1)*Ait_R*	(3)*Ait_R*	(2)*Ait_R*	(4)*Ait_R*	(5)*Ait_R_std*
Ait	0.480***(43.54)	0.064***(4.91)	0.451***(38.99)	0.062***(4.93)	
Ait_std					0.049***(5.49)
控制变量	否	否	是	是	是
企业固定	否	是	否	是	是
年份固定	否	是	否	是	是
样本量	5983	5387	5983	5387	5387
R^2	0.236	0.807	0.242	0.808	0.839

注：括号内数值为t值；回归系数标准误聚类至企业层面；*、**、***分别表示在10%、5%、1%的水平下显著，下表同。

（二）稳健性检验

1. 更换核心变量测度方法

参照姚加权等（2024）的做法，本文采用人工智能扩展词汇重新计算企业人工智能指标，并将其作为核心解释变量的替代指标（记为*Ait1*）。表2列（1）结果显示，在更换变量测度方式后，核心企业人工智能能够显著促进供应链上下游企业人工智能水平提升。此外，考虑到基于年报文本词频统计的测度方式可能存在一定的高估偏差，本文进一步参考现有文献中关于人工智能测度的主流做法（沈坤荣和金童谣，2026），采用企业人工智能相关资产占比重新测算人工智能水平，并将其作为核心解释变量的另一替代指标（记为*Ait2*）重新进行回归。表2列（2）结果显示，核心企业人工智能仍能够显著促进供应链上下游企业人工智能水平提升，表明本文基准结论不依赖于核心变量的特定测度方法。

2. 排除竞争性解释

本文对供应链企业的识别依托纵向交易关系展开，但现实中企业往往同时处于行业竞争网络之中，同行业企业之间也可能因技术模仿、竞争压力或信息扩散产生人工智能应用的横向溢出效应，从而对供应链企业人工智能水平产生影响。为识别这一潜在竞争性解释，本文进一步构建供应链企业所在行业竞争对手人工智能水平的均值指标（*Ait_MH* / *Ait_RH*）。表2列（3）首先以横向行业人工智能水平作为主要解释变量进行回归，结果显示，无论是在上游样本还是下游样本中，*Ait_MH*与*Ait_RH*的系数均显著为正，表明企业确实会受到同行业竞争网络中人工智能应用的影响，存在一定程度的横向技术溢出效应。随后，在表2列（4）中同时纳入核心企业人工智能（*Ait*）与行业人工智能（*Ait_MH* / *Ait_RH*）进行回归，结果显示核心企业人工智能的回归系数依然在1%水平上显著为正，说明在控制行业竞争网络影响后，人工智能在供应链中的纵向溢出效应依然稳健存在。进一步比较系数大小可以发现，核心企业人工智能的回归系数整体大于行业人工智能指标的系数，表明相

较于行业竞争网络中的横向扩散，供应链关系所形成的纵向溢出效应更为显著。

3. 排除相关政策干扰

近年来，中国政府相继推出多项与数字技术发展相关的政策，如供应链创新与应用试点、国家大数据综合试验区以及国家数字经济创新发展试验区等，这些政策通过改善数字基础设施、推动数据要素流动与强化技术创新支持，可能对企业人工智能应用及其扩散过程产生影响，并对本文识别的供应链溢出效应造成干扰。为排除这一潜在影响，本文将上述政策因素分别纳入回归模型并加以控制。表2列（5）~（6）结果显示，在控制相关政策因素后，核心企业人工智能在供应链上游与下游样本中的回归系数仍均在1%水平上显著为正，且系数大小未发生明显变化，说明本文识别到的人工智能供应链双向溢出效应并非由相关政策冲击所驱动，研究结论具有较强稳健性。

表 2　稳健性检验

Panel A：供应链上游数据集

变量	更换核心变量测度		排除竞争性解释		排除政策干扰1	排除政策干扰2	排除政策干扰3
	(1)*Ait_M1*	(2)*Ait_M2*	(3)*Ait_M*	(4)*Ait_M*	(5)*Ait_M*	(6)*Ait_M*	(7)*Ait_M*
Ait1	0.088*** (4.31)						
Ait2		0.043** (2.57)					
Ait				0.053*** (2.78)	0.086*** (3.95)	0.062*** (3.26)	0.063*** (3.29)
Ait_MH			0.021*** (4.57)	0.020*** (4.40)			
政策干扰	否/否/否	否/否/否	否/否/否	否/否/否	是/否/否	否/是/否	否/否/是
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是	是	是	是
样本量	3809	3809	3809	3809	3809	3809	3809
R^2	0.828	0.917	0.855	0.856	0.853	0.851	0.851

Panel B：供应链下游数据集

变量	更换核心变量测度		排除竞争性解释		排除政策干扰1	排除政策干扰2	排除政策干扰3
	(1)*Ait_R1*	(2)*Ait_R2*	(3)*Ait_R*	(4)*Ait_R*	(5)*Ait_R*	(6)*Ait_R*	(7)*Ait_R*
Ait1	0.059*** (4.25)						
Ait2		0.051*** (3.77)					
Ait				0.061*** (4.80)	0.066*** (4.69)	0.061*** (4.85)	0.062*** (4.93)
Ait_RH			0.021*** (4.42)	0.020*** (4.26)			
政策干扰	否/否/否	否/否/否	否/否/否	否/否/否	是/否/否	否/是/否	否/否/是
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是	是
样本量	5387	5387	5387	5387	5387	5387	5387
R^2	0.781	0.934	0.808	0.811	0.801	0.808	0.808

4. 其他稳健性检验

（1）剔除特殊年份样本。考虑到2020~2022年疫情导致供应链调整、政策干预及企业数字化需求波动，可能影响人工智能溢出效应的准确识别，剔除该阶段样本可降低干扰。（2）剔除省会城市与直辖市样本。省会城市与直辖市因数字基础设施、政策支持及产业集聚优势，可能高估人工智能溢出效应，剔除相关样本可排除区域性偏差。（3）考虑遗漏变量。为避免遗漏变量导致估计偏误，在回归模型中进一步纳入核心企业特征变量进行控制。（4）进一步缩尾。对样本数据进行上下5%水平缩尾处理。（5）调整标准误的聚类层级。将标准误进一步聚类到行业层面。（6）调整固定效应类型。为消除地区层面的制度环境、产业结构及数字化基础差异带来的偏差，将固定效应类型调整为城市—年份固定效应。表3检验结果显示，经过上述处理后，本文研究结论不变。

表 3　其他稳健性检验

Panel A：供应链上游数据集

变量	剔除特殊年份	剔除直辖市	剔除省会城市	考虑遗漏变量	进一步缩尾	调整聚类层次	调整固定效应
	(1)*Ait_M*	(2)*Ait_M*	(3)*Ait_M*	(4)*Ait_M*	(5)*Ait_M*	(6)*Ait_M*	(7)*Ait_M*
Ait	0.056*** (2.69)	0.073*** (3.19)	0.060*** (2.67)	0.059*** (3.18)	0.053*** (2.78)	0.063*** (2.87)	0.520*** (14.10)
核心企业特征变量	否	否	否	是	否	否	否
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是	否
年份固定	是	是	是	是	是	是	是
城市固定	否	否	否	否	否	否	是
样本量	2715	3108	2458	3809	3809	3809	3809
R^2	0.854	0.820	0.878	0.256	0.838	0.850	0.449

Panel B：供应链下游数据集

变量	剔除特殊年份	剔除直辖市	剔除省会城市	考虑遗漏变量	进一步缩尾	调整聚类层次	调整固定效应
	(1)*Ait_R*	(2)*Ait_R*	(3)*Ait_R*	(4)*Ait_R*	(5)*Ait_R*	(6)*Ait_R*	(7)*Ait_R*
Ait	0.063*** (4.24)	0.081*** (4.83)	0.059*** (3.71)	0.061*** (4.89)	0.073*** (5.51)	0.064*** (3.43)	0.359*** (9.32)
核心企业特征变量	否	否	否	是	否	否	否
控制变量	是	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是	否
年份固定	是	是	是	是	是	是	是
城市固定	否	否	否	否	否	否	是
样本量	4100	4318	3684	5387	5387	5323	5387
R^2	0.808	0.808	0.805	0.812	0.796	0.808	0.366

（三）内生性处理

考虑到供应链上下游企业也可能对核心企业的人工智能产生影响，进而导致互为因果的内生性问题，借鉴戴魁早等（2025）的研究思路，使用1994年每万人微型电子计算机产量与核心企业同行业其他企业人工智能均值构造交乘项作为工具变量（*IV*）。一方面，人工智能以计算机技术发展为基础，历史微型电子计算机生产能力能够体现一个地区早期计算机技术的普及程度，历史上计算

机生产较多的地区极有可能是人工智能技术发展较好的地区。同时，同行业其他企业人工智能均值反映行业整体技术发展态势，与核心企业人工智能应用水平高度相关，满足工具变量的相关性要求。另一方面，历史上的微型电子计算机产量与同行业其他企业的人工智能均值相关，与供应链企业的人工智能无直接关联，符合外生性要求。回归结果见表4，可知在排除内生性问题后，核心企业对供应链上游供应商与下游客户人工智能的正向作用仍然显著。

表4　工具变量法

变量	供应链上游		供应链下游	
	(1)*Ait*	(2)*Ait_M*	(3)*Ait*	(4)*Ait_R*
IV	0.023*** (5.18)		0.014*** (4.51)	
Ait		0.937*** (4.39)		1.529*** (3.30)
控制变量	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
K-P LM统计量	21.75*** (0.000)		11.60*** (0.000)	
C-D Wald F统计量	66.21 {16.38}		33.86 {16.38}	
样本量	3809	3809	5387	5387

五、机制检验与异质性分析

（一）机制检验

本部分采用逐步检验法进行机制检验。具体模型如下所示：

$$Med_{it}=\gamma_0+\gamma_1 Ait_{it}+\gamma_2 Controls_{it}+\nu_i+\mu_t+\varepsilon_{it} \quad (5)$$

$$Ait_M_{it}=\psi_0+\psi_1 Ait_{it}+\psi_2 Med_{it}+\psi_3 Controls_{it}+\nu_i+\mu_t+\varepsilon_{it} \quad (6)$$

$$Med_{it}=\xi_0+\xi_1 Ait_{it}+\xi_2 Controls_{it}+\nu_i+\mu_t+\varepsilon_{it} \quad (7)$$

$$Ait_R_{it}=\eta_0+\eta_1 Ait_{it}+\eta_2 Med_{it}+\eta_3 Controls_{it}+\nu_i+\mu_t+\varepsilon_{it} \quad (8)$$

*Med*为机制变量，其余变量与模型（1）表述一致。表5报告了核心企业人工智能供应链溢出机制的检验结果。总体来看，无论在供应链上游还是下游数据集中，核心企业人工智能均能够通过促进供应链多元化、专业化与共创化发展，对上下游企业人工智能水平产生显著影响，说明人工智能的供应链双向溢出并非单纯依赖技术本身的直接传播，而是在供应链组织形态演化过程中逐步实现。

首先，在供应链多元化机制方面，Panel A与Panel B列（1）结果显示，核心企业人工智能应用对供应商多元化（*SCDS*）与客户多元化（*SCDC*）的影响均显著为正，表明人工智能应用有助于推动核心企业突破既有交易边界，形成更加多元的供应链合作网络。人工智能的发展通常需要更广泛的数据来源、更灵活的资源整合以及更复杂的协同关系。为提升生产效率与供应稳定性，核心企业会主动拓展上下游合作边界，进而提高供应链网络的开放程度与多元性。进一步地，列（2）结果显示，供应商多元化与客户多元化均显著促进上下游企业人工智能水平提升，说明供应链关系网络的拓展有助于增加企业间信息流动、知识交流与技术学习机会，为人工智能跨企业扩散创造条件。相较于单一交易关系，多元化供应链结构能够有效降低企业对特定合作主体的依赖，增强链内技术传播的广度与灵活性，进而促进人工智能在供应链中的双向扩散。假设H3得证。

其次，在供应链专业化机制方面，Panel A与Panel B列（3）结果表明，核心企业人工智能显著促进供应链专业化（*SCC*）水平提升。这意味着，随着人工智能应用不断深化，供应链内部企业间的分工趋于细化，企业围绕自身核心优势进一步强化专业协作。人工智能本身具有较强的技术复

杂性与任务嵌入性，其有效应用需要不同企业围绕生产流程形成更高程度的协同与专业配合。因此，核心企业在推进人工智能应用过程中，往往会通过技术标准制定、生产流程优化以及任务模块细分等方式，引导上下游企业在特定生产环节形成更加明确的专业定位。列（4）结果显示，供应链专业化水平对上下游企业人工智能均具有显著的促进作用。这表明，专业化分工不仅能够强化企业间技术适配与生产协同能力，还能提升知识共享效率、降低技术磨合成本，使其成为人工智能在供应链中实现双向扩散的关键机制。相较于交易关系拓展或协同创新，专业化分工更能推动人工智能在链内企业之间形成稳定且持续的传导过程。假设H4得证。

最后，在供应链共创化机制方面，Panel A与Panel B列（5）结果显示，核心企业人工智能应用对供应商共创化（*SCES*）与客户共创化（*SCEC*）均具有显著的正向影响，说明人工智能应用不仅改变企业间传统交易关系，也促进供应链逐步由线性分工向协同创新模式演化。随着人工智能应用场景不断复杂化，单个企业难以独立完成技术开发与应用优化，因此企业间在产品开发、工艺改进与市场反馈等方面的协同需求持续增强，推动上下游企业形成更深层次的知识互动与联合创新关系。进一步地，列（6）结果表明，供应商共创化与客户共创化均显著促进上下游企业人工智能水平提升，说明共创关系有助于强化企业间知识流动与经验共享，并通过需求反馈与技术互动加快人工智能在供应链中的双向扩散。假设H5得证。

表 5　机制检验

Panel A：供应链上游数据集						
变量	供应商多元化		供应链专业化		供应商共创化	
	(1)*SCDS*	(2)*Ait_M*	(3)*SCC*	(4)*Ait_M*	(5)*SCES*	(6)*Ait_M*
Ait	0.149*** (6.13)	0.059*** (3.09)	0.136** (2.49)	0.045** (2.34)	0.150*** (5.12)	0.057*** (3.01)
SCDS		0.108* (1.87)				
SCC				0.186** (2.48)		
SCES						0.031** (1.97)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是
样本量	3809	3809	3809	3809	3809	3809
R^2	0.360	0.851	0.493	0.852	0.607	0.851
Panel B：供应链下游数据集						
变量	客户多元化		供应链专业化		客户共创化	
	(1)*SCDC*	(2)*Ait_R*	(3)*SCC*	(4)*Ait_R*	(5)*SCEC*	(6)*Ait_R*
Ait	0.125** (2.52)	0.059*** (4.68)	0.144*** (3.35)	0.058*** (4.13)	0.136*** (5.34)	0.060*** (4.94)
SCDC		0.116** (2.28)				
SCC				0.193*** (3.37)		
SCEC						0.042*** (3.16)
控制变量	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是
样本量	5387	5387	5387	5387	5387	5387
R^2	0.512	0.810	0.487	0.804	0.556	0.807

（二）异质性分析

1. 议价能力

供应链关系本质上是一种以交易为基础的合作网络，不同主体在资源控制与市场地位上的差异往往会影响技术扩散路径。当核心企业议价能力较强时，其在供应链中的主导地位更加突出，能够通过技术标准设定、生产协同要求以及数据接口规范等方式，对上下游企业形成更强的技术约束，推动关联企业在生产系统与信息平台中嵌入人工智能技术。反之，当上下游企业在交易关系中占据更强议价地位时，核心企业在技术推广中的影响力可能受到限制。借鉴叶振宇和庄宗武（2022）的做法，通过比较核心企业与其主要供应商或客户的销售规模刻画企业议价能力，并据此进行分组回归。表6列（1）~（2）结果表明，在核心企业议价能力较强的样本中，核心企业人工智能的回归系数显著高于议价能力较弱组，且组间系数差异检验结果显著。这说明核心企业在供应链中的主导地位越强，其推动上下游企业应用人工智能的能力越突出，从而强化人工智能在供应链中的双向溢出效应。该结果与魏娟等（2025）的研究结论一致。

2. 技术鸿沟

技术扩散通常依赖于企业之间的技术兼容性与协同能力。Orlando（2004）指出，当企业间技术差距较小时，知识与创新成果更容易在网络关系中传播；而较大的技术鸿沟则可能提高技术吸收与应用的门槛，从而削弱技术溢出效应。基于此，本文参考李云鹤等（2022）的做法，以核心企业与供应链企业人工智能水平差值的绝对值刻画技术鸿沟，并按中位数将样本划分为技术鸿沟较大组与较小组。表6列（3）~（4）结果显示，在技术鸿沟较小的样本中，核心企业人工智能对上下游企业人工智能的影响系数显著更大，且组间系数差异检验结果显著，表明技术基础越接近，企业间在数据系统、生产流程与技术接口方面的兼容性越强，人工智能在供应链中的扩散效率也越高。相反，当技术差距较大时，上下游企业在技术适配与系统整合方面面临更高成本，从而抑制人工智能溢出效应。该结果与李云鹤等（2022）研究结论一致。

3. 空间阻力

知识与技术扩散往往呈现出明显的地理邻近特征。Jaffe等（1993）指出，地理接近能够降低信息传递成本并强化企业间的知识交流，提升技术传播效率。在供应链网络中，地理邻近不仅有利于企业之间开展更加频繁的沟通与协作，也有助于提高生产协调与物流效率，缓解空间分隔带来的信息不对称。借鉴现有研究思路（Chu et al.，2019；向书坚和轩媛媛，2026），本文以核心企业与供应商（或客户）之间地理距离的自然对数刻画空间距离，并据此将样本划分为地理距离较近组与较远组。表6列（5）~（6）结果显示，当地理距离较近时，核心企业人工智能溢出效应更为显著，且组间系数差异检验结果显著。这表明空间距离越近，企业之间的信息沟通与协同效率越高，从而有助于人工智能技术在供应链中扩散。

4. 承接能力

技术溢出效应不仅取决于技术供给方的推动，也依赖于技术接受方对外部知识的吸收与转化能力。Swift（2016）指出，企业在知识搜寻、吸收与转化方面的能力越强，其从外部技术扩散中获得的收益也越大。基于此，本文参考贾慧英等（2018）的研究思路，以企业研发投入衡量供应链企业的技术承接能力，并按照中位数将样本划分为承接能力较强组与较低组。表6列（7）~（8）结果表明，在技术承接能力较高的企业样本中，核心企业人工智能的回归系数明显更大，且组间系数差

异显著，说明当供应链企业具备较强的学习与吸收能力时，更能够有效理解并应用核心企业所推动的人工智能技术，从而强化技术在供应链网络中的扩散过程。该结果与贾慧英等（2018）的研究结论一致。

表 6　异质性分析

Panel A：供应链上游数据集								
变量	议价能力		技术鸿沟		空间阻力		承接能力	
	(1)较强	(2)较弱	(3)较大	(4)较小	(5)较小	(6)较大	(7)较高	(8)较低
Ait	0.068*** (3.43)	-0.016 (-0.31)	-0.103*** (-2.95)	0.167*** (5.60)	0.286*** (3.74)	0.032* (1.75)	0.097*** (2.93)	0.007 (0.34)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	3205	604	670	3139	1038	2771	1635	2174
R^2	0.856	0.827	0.928	0.739	0.903	0.849	0.916	0.810
组间检验p值	0.014**		0.000***		0.000***		0.000***	
Panel B：供应链下游数据集								
变量	议价能力		技术鸿沟		空间阻力		承接能力	
	(1)较强	(2)较弱	(3)较大	(4)较小	(5)较小	(6)较大	(7)较高	(8)较低
Ait	0.167*** (4.29)	0.027* (1.93)	-0.089*** (-5.49)	0.741*** (33.73)	0.224*** (6.18)	0.033** (2.25)	0.085** (4.11)	0.004 (0.26)
控制变量	是	是	是	是	是	是	是	是
企业固定	是	是	是	是	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是	是	是	是	是
样本量	2191	3196	1710	3677	1730	3656	2368	2799
R^2	0.841	0.802	0.834	0.914	0.829	0.814	0.877	0.778
组间检验p值	0.000***		0.000***		0.000***		0.000***	

六、拓展分析

当前，全球产业链供应链正处于深度重构阶段，地缘政治冲突、贸易保护主义抬头以及需求波动与突发性事件频发，使供应链运行中的不确定性显著增强，供应链风险治理逐渐成为现代产业体系建设中的核心议题。党的二十大报告明确提出，要着力提升产业链供应链韧性和安全水平，《纲要》进一步强调增强产业链供应链自主可控能力与协同稳定水平，加快构建安全、高效、韧性的现代化产业体系。在此背景下，如何依托数字技术推动供应链运行模式转型、增强链上企业协同能力并提升供应链风险抵御能力，已成为当前经济高质量发展进程中的重要现实命题。

作为新一轮科技革命的重要代表性技术，人工智能的价值实现并不局限于企业内部效率提升，更多体现在跨企业协同、信息联通与组织重构之中。相较于传统技术进步主要通过改善单个企业生产效率发挥作用，人工智能更依赖于数据共享、智能决策与流程协同，其应用过程往往伴随着供应链主体之间更高程度的信息交互与资源整合。随着核心企业人工智能应用逐步向上下游企业扩散，链上企业在需求预测、库存管理、生产调度以及风险识别等方面的协同能力不断增强，供应链内部的信息不对称与协调摩擦有望得到缓解，对供应链运行稳定性产生深刻影响。特别是在供应链主体

间技术协同持续深化的情形下，人工智能不仅通过提升链上企业的智能化水平增强个体抗风险能力，也可能通过强化链内联动与资源协同，推动供应链整体风险治理能力提升。因此，从供应链风险视角考察核心企业人工智能溢出效应的经济后果，对理解人工智能赋能供应链协同演化及现代化产业体系建设的现实价值具有重要意义。

具体变量测度如下：借鉴卢现祥和胡颖（2024）的计算方法，使用基准回归中人工智能溢出效应估计系数和核心企业人工智能水平的交互项衡量前向溢出效应与后向溢出效应；参考蓝发钦等（2025）的研究，采用上市公司年度报告中管理层讨论与分析章节作为文本来源，基于文本分析方法构建企业供应链风险指标。具体而言，通过识别同时涉及“供应链”与“风险”相关非积极表述的文本内容，计算其在管理层讨论与分析章节中的占比，以衡量企业面临的供应链风险程度。相较于传统财务指标，该指标能够更有效捕捉企业对供应链运行风险的主观认知与现实暴露程度，更接近企业在供应链协同过程中的实际风险状态。

表7报告了人工智能供应链溢出效应对供应链风险的影响结果。从回归结果来看，无论是否加入控制变量，前向溢出效应与后向溢出效应的估计系数均显著为负，表明核心企业人工智能在供应链中的双向扩散有助于降低上下游企业供应链风险。

具体而言，表7列（1）~（2）结果显示，前向溢出效应的回归系数分别为−0.044与−0.046，均在1%水平上显著，说明随着核心企业人工智能向供应商扩散程度不断增强，上游企业面临的供应链风险显著下降。从经济逻辑来看，上游企业通常承担原材料供给与中间投入品生产职能，其生产活动与核心企业需求具有较强依赖关系，因而更容易受需求波动、信息不对称与生产协调失灵等因素影响。核心企业人工智能技术向上游扩散后，链内企业在生产计划、库存管理与需求预测等方面的信息共享与智能协同水平持续提升，有助于降低供需错配与生产中断风险，增强供应链运行稳定性。列（3）~（4）结果显示，后向溢出效应的估计系数分别为−0.057与−0.054，同样在1%水平上显著，说明核心企业人工智能向客户企业扩散也能够有效缓解下游企业供应链风险。下游企业直接面向终端市场，容易受到市场需求波动与消费偏好变化影响。而人工智能供应链溢出效应有助于增强企业在市场预测、产品匹配与订单响应方面的能力，提高供应链供需协同效率，进而降低因需求波动与供应链协调不足带来的经营不确定性。

表7　拓展分析

变量	供应链上游		供应链下游	
	(1)*Risk_M*	(2)*Risk_M*	(3)*Risk_R*	(4)*Risk_R*
Spill_M	-0.044*** (-2.70)	-0.046*** (-2.84)		
Spill_R			-0.057*** (-4.72)	-0.054*** (-4.45)
控制变量	否	是	否	是
企业固定	是	是	是	是
年份固定	是	是	是	是
样本量	4336	3809	5983	5387
R^2	0.434	0.438	0.428	0.434

七、结论与建议

（一）研究结论

基于2012~2024年A股上市企业供应链关联数据，本文从供应链视角考察核心企业人工智能应

用的双向溢出效应、作用机制、边界条件及其经济后果，主要得到以下结论。（1）核心企业人工智能具有显著的供应链双向溢出效应，并呈现出明显的链位非对称特征。这一结果表明，人工智能的扩散并非均质发生，而是受到供应链链位差异的影响。不同企业在交易依赖程度、技术嵌入方式及协同需求上的差异，共同影响人工智能跨企业扩散的方向与强度。（2）人工智能的供应链溢出效应建立在供应链组织结构演化的基础之上。多元化、专业化与共创化三者共同构成人工智能实现双向扩散的重要传导机制。（3）人工智能的供应链溢出效应具有明显的条件依赖特征。异质性分析发现，当核心企业议价能力更强、供应链主体间技术鸿沟与空间阻力较小，以及上下游企业技术承接能力较强时，人工智能的供应链溢出效应更加显著。（4）核心企业人工智能的供应链溢出效应进一步影响供应链的运行稳定性，表明人工智能扩散不仅体现为链上企业智能化水平的提升，也体现为供应链协同能力与风险治理能力的增强。

（二）政策建议

第一，强化核心企业技术引领与链内协同，提升人工智能供应链扩散能力。应充分发挥核心企业在供应链中的枢纽作用，推动人工智能由单点应用向链式协同拓展。一方面，鼓励核心企业依托工业互联网平台、数字供应链管理系统以及统一的数据接口标准，推动人工智能在生产调度、库存管理、物流协同与质量控制等场景中的跨企业应用，增强链上企业之间的信息联通与技术协同，降低上下游企业技术接入门槛。另一方面，完善面向中小企业的智能化转型支持体系，综合运用专项补贴、税收激励与技术服务平台等政策工具，提升上下游企业对人工智能技术的吸收与应用能力，缩小链内企业间技术差距，夯实人工智能供应链扩散基础。

第二，推动供应链组织模式优化，增强人工智能跨企业扩散的组织支撑。应进一步推动供应链由传统线性分工向协同化、专业化与网络化组织模式转变。一方面，支持企业构建更加多元与稳定的供应链合作网络，降低对单一合作主体的过度依赖，提高供应链柔性与资源配置效率；另一方面，鼓励企业围绕关键生产环节深化专业分工，通过行业标准建设、模块化协作以及生产协同机制完善，提高链上企业技术适配程度与协同效率。同时，健全供应链协同创新机制，支持核心企业联合上下游企业共建研发平台、共享技术资源、开展场景创新，强化知识共享与技术共创，提升人工智能在供应链中的嵌入深度与扩散效率。

第三，完善差异化支持与协同治理体系，提升人工智能供应链扩散效率。针对议价能力差异，应强化核心企业技术引领功能，鼓励其通过标准输出、技术培训与平台开放等方式带动上下游企业共同参与人工智能应用；针对企业间技术鸿沟与知识承接能力差异，应加强数字技能培训、技术转移服务与行业公共技术平台建设，提升中小企业技术吸收能力；针对空间阻力对技术传播的约束，应统筹推进数据中心、工业互联网与智慧物流等数字基础设施建设，加强区域产业协同与跨区域供应链合作，降低技术扩散过程中的地理与信息摩擦。

第四，强化人工智能赋能供应链风险治理，提升产业链供应链韧性与安全水平。在当前全球产业链供应链不确定性持续增强的背景下，应进一步推动人工智能深度融入供应链风险治理体系。一方面，鼓励企业利用人工智能提升需求预测、库存管理、风险识别与供应链调度能力，增强链上企业对市场波动与突发冲击的动态响应能力；另一方面，支持构建供应链风险监测与预警平台，强化链上企业数据共享与协同决策，提高供应链整体运行稳定性与风险抵御能力，为现代化产业体系建设提供更加安全、稳定与高效的供应链支撑。

参考文献

[1] 蔡庆丰,严唯唯,舒少文.绿色创新的供应链溢出——基于核心企业与供应商协同发展的视角[J].经济管理,2024(6):43–59.

[2] 陈彦斌,林晨,陈小亮.人工智能、老龄化与经济增长[J].经济研究,2019(7):47–63.

[3] 戴魁早,黄姿,梁银笛.数智技术、技术要素市场与服务型制造[J].中国工业经济,2025(1):137–155.

[4] 杜传忠,曹效喜,任俊慧.人工智能影响我国全要素生产率的机制与效应研究[J]. 南开经济研究, 2024(2):3–24.

[5] 范子英,彭飞.“营改增”的减税效应和分工效应:基于产业互联的视角[J].经济研究,2017(2):82–95.

[6] 贾慧英,王宗军,曹祖毅.研发投入跳跃与组织绩效:环境动态性和吸收能力的调节效应[J].南开管理评论,2018(3):130–141.

[7] 蓝发钦,胡晓敏,国文婷,等.企业供应链风险与纵向并购决策之谜——来自文本挖掘的经验证据[J].数量经济技术经济研究,2025(1):116–135.

[8] 李云鹤,蓝齐芳,吴文锋.客户公司数字化转型的供应链扩散机制研究[J].中国工业经济,2022(12):146–165.

[9] 李树文,罗瑾琏,张志菲.AI能力如何助推企业实现价值共创——基于企业与客户间互动的探索性案例研究[J].中国工业经济,2023(5):174–192.

[10] 刘斌,潘彤.人工智能对制造业价值链分工的影响效应研究[J]. 数量经济技术经济研究, 2020(10):24–44.

[11] 刘达,王晓丹,王淑瑶.供应链视角下人工智能的溢出效应与就业布局重构[J].劳动经济研究,2025(5):61–91.

[12] 卢现祥,胡颖.数字化同群效应与产业链供应链韧性[J].产业经济研究,2024(5):44–56.

[13] 沈坤荣,金童谣.政策引导下人工智能嵌入企业技术创新的机制研究——基于生产要素创新性配置视角[J].中国经济问题,2026(1):78–92.

[14] 师博,阮连杰.人工智能时代下产业链供应链的重构、风险及应对[J].改革,2024(11):17–27.

[15] 陶锋,王欣然,徐扬,等.数字化转型、产业链供应链韧性与企业生产率[J].中国工业经济,2023(5):118–136.

[16] 王淑瑶,刘达.人工智能双边溢出与供应链韧性提升[J].财经科学,2025(11):57–72.

[17] 王淑瑶,刘达,汤吉军,等.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？[J].研究与发展管理,2025(1):1–13.

[18] 王晓丹,刘达,王淑瑶.人工智能供应链溢出对企业加成率分布的影响研究[J].管理学报,2026(6):1118–1127.

[19] 魏娟,史亚雅,叶文平,等.供应链优势企业数字化转型的双边溢出效应研究[J].财经研究,2025,51(1):78–93.

[20] 巫强,姚雨秀.企业数字化转型与供应链配置:集中化还是多元化[J].中国工业经济,2023(8):99–117.

[21] 向书坚,轩媛媛.核心企业人工智能应用与供应链绿色协同创新：基于绿色知识溢出视角[J].统计与信息论坛,2026,41(7):24–37.

[22] 杨金玉,彭秋萍,葛震霆.数字化转型的客户传染效应——供应商创新视角[J].中国工业经济,2022(8):156–174.

[23] 姚加权,张锟澎,郭李鹏,等.人工智能如何提升企业生产效率？——基于劳动力技能结构调整的视角[J].管理世界,2024(2):101–116.

[24] 叶振宇,庄宗武.产业链龙头企业与本地制造业企业成长:动力还是阻力[J].中国工业经济,2022(7):141–158.

[25] 袁业虎,孙晏平.供应链核心企业数字化转型对中小企业创新的影响和机制[J].科研管理,2024(6):12–21.

[26] 曾艺,周小昶,冯晨.税收中性与产业链重塑:基于企业专业化视角[J].世界经济,2024(6):124–148.

[27] 张家栋,霍治方,刘达,等.人工智能驱动下的企业供应链韧性提升[J].云南财经大学学报,2025(9):72–94.

[28] 张万里,宣旸.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[J].经济管理,2022(1):27–46.

[29] 钟娟,丁怡帆,林子昂,等.人工智能应用与企业客户配置多元化:基于人工智能创新应用先导区的准自然实验[J].外国经济与管理,2025(6):18–35.

[30] 朱四伟,梁冉,吕康娟.人工智能、企业数字责任对企业社会绩效的影响——基于中国上市企业ESG表现的证据[J].西安财经大学学报,2024(6):64–79.

[31] Aarikka–Stenroos, L., and E. Jaakkola,“Value Co–creation in Knowledge Intensive Business Services: A Dyadic Perspective on the Joint Problem Solving Process”, *Industrial Marketing Management*, 2012, 41(1): 15–26.

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

[33] Arvanitis, S., and H. Hollenstein,“The Determinants of the Adoption of Advanced Manufacturing Technology: An Empirical Analysis Based on Firm–level Data for Swiss Manufacturing”, *Economics of Innovation and New Technology*, 2001, 10(5): 377–414.

[34] Buzzell, R. D.,“Is Vertical Integration Profitable”, *Harvard Business Review (United States)*, 1983, 61(1).

[35] Chu, Y., X. Tian, and W. Wang,“Corporate Innovation along the Supply Chain”, *Management Science*, 2019, 65(6): 2445–2466.

[36] Coase, R. H.,“The Nature of the Firm”, *Economica*, 1937, 4(16): 386–405.
[37] Dong, X., and S. H. Mcintyre,“The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies”, *Quantitative Finance*, 2014,14(11):380–383.
[38] Furman, J., and R. Seamans,“AI and the Economy”, *Innovation Policy and the Economy*, 2019, 19(1): 161–191.
[39] Goldfarb, A., and C. Tucker,“Digital Economics”, *Journal of Economic Literature*, 2019, 57(1): 3–43.
[40] Isaksson, O. H. D., M. Simeth, and R. W. Seifert,“Knowledge Spillovers in the Supply Chain: Evidence from the High–tech Sectors”, *Research Policy*, 2016, 45(3): 699–706.
[41] Jaffe, A. B., M. Trajtenberg, and R. Henderson,“Geographic Localization of Knowledge Spillovers as Evidenced by Patent Citations”, *The Quarterly Journal of Economics*, 1993, 108(3): 577–598.
[42] Kerr, W. R., and R. Nanda,“Financing Innovation”, *Annual Review of Financial Economics*, 2015, 7(1): 445–462.
[43] Orlando, M. J.,“Measuring Spillovers from Industrial R&D: On the Importance of Geographic and Technological Proximity”, *RAND Journal of Economics*, 2004: 777–786.
[44] Swift, T.,“The Perilous Leap between Exploration and Exploitation”, *Strategic Management Journal*, 2016, 37(8): 1688–1698.
[45] Williamson, O. E., *The Economic Institutions of Capitalism: Firms, Markets, Relational Contracting*, New York: Free Press, 1985.

【作者简介】程亚楠（通信作者）：辽宁大学经济学院博士研究生。研究方向：数字经济与产业经济。
刘　达：兰州财经大学经济学院讲师，经济学博士。研究方向：数字经济。
王淑瑶：辽宁大学经济学院博士研究生。研究方向：数字经济与产业经济。

Spillover Effects and Mechanisms of Artificial Intelligence in Core Enterprises: A Supply Chain Perspective

CHENG Ya-nan[1], LIU Da[2,3] & WANG Shu-yao[1]

(1. School of Economics, Liaoning University, Shenyang 110036, China; 2. School of Economics, Lanzhou University of Finance and Economics, Lanzhou 730101, China; 3. Gansu Institute of Silk Road Economic Research, Lanzhou 730101, China)

Abstract: At present, the development logic of the supply chain has shifted from “efficiency driven” to “resilience driven”. How to effectively improve the AI level of enterprises along the supply chain and narrow the technological gap across chain positions has become the key to facilitating supply chain adaptation to the new landscape and enhancing overall collaboration efficiency. This paper uses supply chain linkage data of A-share listed enterprises from 2012 to 2024 to examine the bidirectional spillover effect, mechanism, boundary conditions and economic consequences of artificial intelligence (AI) adopted by core enterprises from the supply chain perspective. The results show that AI of core enterprises exerts a significant bidirectional spillover effect along the supply chain, yet this effect presents obvious asymmetry across supply chain positions: the diffusion toward upstream suppliers is stronger than that toward downstream customers. Mechanism tests reveal that the evolution of supply chain organizational structure serves as an important foundation for cross-enterprise AI diffusion. Supply chain diversification, specialization and co-creation facilitate the bidirectional transmission of AI within supply chains. Heterogeneity analysis indicates that the bargaining power of core enterprises, inter-enterprise technological gaps, spatial frictions and knowledge absorption capacity jointly shape the boundary conditions for AI diffusion in supply chains. Extended analyses demonstrate that AI spillovers in supply chains can effectively mitigate supply chain risks for upstream and downstream enterprises and exert positive impacts on improving the collaborative stability of supply chains. This paper provides a novel analytical framework for understanding the co-evolution of AI within supply chain systems, and offers empirical evidence and policy implications for advancing the intelligent transformation of supply chains and the construction of modern industrial systems.

Keywords: common supply chain network; core enterprise; artificial intelligence; spillover effect; dual heterogeneity

（责任编辑：任思雨）