

AIGC检测 · 全文报告单

NO:CNKIAIGC2026SJ_20260596024057

检测时间:2026-05-14 22:13:47

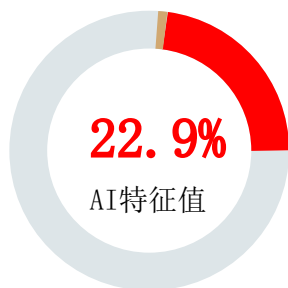
篇名: 人工智能应用、要素流动与企业产学研合作

作者: 陈思思

单位:

文件名:

全文检测结果



AI特征值: 22.9%
AI特征字符数: 8176
总字符数: 35706

- AI特征显著 (计入AI特征字符数)
- AI特征疑似 (未计入AI特征字符数)
- 未标识部分

AIGC片段分布图

前部20%

AI特征值: 4.6%

AI特征字符数: 1635

中部60%

AI特征值: 13.7%

AI特征字符数: 4905

后部20%

AI特征值: 4.6%

AI特征字符数: 1635



分段检测结果

序号	AI特征值	AI特征字符数/章节(部分)字符数	章节(部分)名称
1	22.9%	8176 / 35706	论文全文


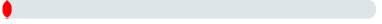



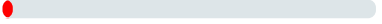



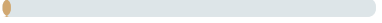

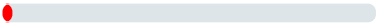

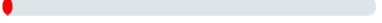

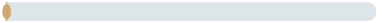

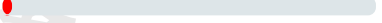



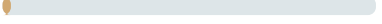



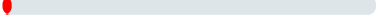

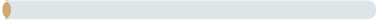

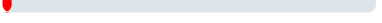



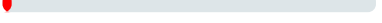

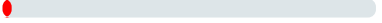

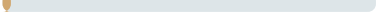

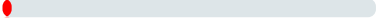

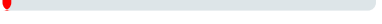

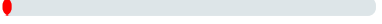

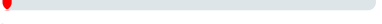

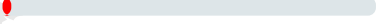



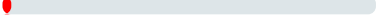

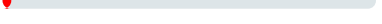



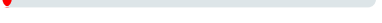





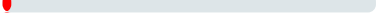

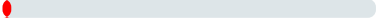

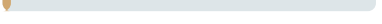
1. 论文全文

AI特征值: 22.9% AI特征字符数 / 章节(部分)字符数: 8176 / 35706

片段指标列表

序号	片段名称	字符数	
1	片段1	150	0.4%

2	片段2	106		0.3%
3	片段3	58		0.2%
4	片段4	95		0.3%
5	片段5	76		0.2%
6	片段6	135		0.4%
7	片段7	109		0.3%
8	片段8	86		0.2%
9	片段9	125		0.4%
10	片段10	95		0.3%
11	片段11	242		0.7%
12	片段12	36		0.1%
13	片段13	81		0.2%
14	片段14	229		0.6%
15	片段15	146		0.4%
16	片段16	359		1.0%
17	片段17	87		0.2%
18	片段18	103		0.3%
19	片段19	96		0.3%
20	片段20	117		0.3%
21	片段21	65		0.2%
22	片段22	83		0.2%
23	片段23	97		0.3%
24	片段24	93		0.3%
25	片段25	151		0.4%
26	片段26	116		0.3%
27	片段27	16		0.0%
28	片段28	42		0.1%
29	片段29	98		0.3%
30	片段30	67		0.2%
31	片段31	117		0.3%
32	片段32	100		0.3%
33	片段33	84		0.2%
34	片段34	260		0.7%
35	片段35	89		0.2%

36	片段36	99			0.3%
37	片段37	41			0.1%
38	片段38	221			0.6%
39	片段39	188			0.5%
40	片段40	41			0.1%
41	片段41	161			0.5%
42	片段42	177			0.5%
43	片段43	41			0.1%
44	片段44	125			0.4%
45	片段45	131			0.4%
46	片段46	41			0.1%
47	片段47	122			0.3%
48	片段48	118			0.3%
49	片段49	41			0.1%
50	片段50	115			0.3%
51	片段51	52			0.1%
52	片段52	90			0.3%
53	片段53	119			0.3%
54	片段54	41			0.1%
55	片段55	102			0.3%
56	片段56	80			0.2%
57	片段57	103			0.3%
58	片段58	94			0.3%
59	片段59	68			0.2%
60	片段60	95			0.3%
61	片段61	86			0.2%
62	片段62	88			0.2%
63	片段63	89			0.2%
64	片段64	101			0.3%
65	片段65	41			0.1%
66	片段66	95			0.3%
67	片段67	72			0.2%
68	片段68	72			0.2%
69	片段69	41			0.1%

70	片段70	80	<div><div></div></div>	0.2%
71	片段71	132	<div><div></div></div>	0.4%
72	片段72	57	<div><div></div></div>	0.2%
73	片段73	41	<div><div></div></div>	0.1%
74	片段74	124	<div><div></div></div>	0.3%
75	片段75	83	<div><div></div></div>	0.2%
76	片段76	127	<div><div></div></div>	0.4%
77	片段77	41	<div><div></div></div>	0.1%
78	片段78	72	<div><div></div></div>	0.2%
79	片段79	16	<div><div></div></div>	0.0%
80	片段80	128	<div><div></div></div>	0.4%
81	片段81	129	<div><div></div></div>	0.4%
82	片段82	196	<div><div></div></div>	0.5%
83	片段83	178	<div><div></div></div>	0.5%

原文内容

人工智能应用、要素流动与企业产学研合作

傅东平^[footnoteRef:0], 陈思思² [0: 作者简介: 傅东平 (1971—), 男, 湖南常德人, 经济学博士, 贵州财经大学新结构经济学研究院教授, 博士生导师, 研究方向为宏观经济理论与政策; 电子邮件: 641503210@qq.com; 通讯地址: 贵州省贵阳市花溪区田园南路276号贵州财经大学东区;

陈思思 (2003—), 女, 贵州安龙人, 贵州财经大学经济学院硕士研究生, 研究方向为宏观经济理论与政策; 电话号码: 18885942407, 电子邮件: 3436996717@qq.com; 通讯地址: 贵州省黔西南州安龙县]

(1. 贵州财经大学新结构经济学研究院, 贵州 贵阳 550025; 2. 贵州财经大学经济学院, 贵州 贵阳 550025)

摘要: 推动企业产学研合作, 促进创新驱动发展, 是形成以企业为主体、市场为导向、产学研深度融合的技术创新体系的重要微观机制。人工智能正在成为推动企业协同创新、助力产学研深度融合的重要驱动因素。基于2010—2024年中国上市公司数据, 采用固定效应模型检验人工智能对企业产学研合作的影响。研究发现, 人工智能应用显著增加了企业产学研合作, 结论经过一系列内生性处理与稳健性检验后依然成立。机制分析表明, 人工智能主要通过数据要素利用、技术扩散效应以及人才集聚效应三条路径推动企业产学研合作; 调节效应显示, 媒体关注显著强化了人工智能应用效果, 而管理者过度自信显著降低了人工智能应用效果。异质性分析进一步发现, 人工智能对产学研合作的影响在企业产权性质、企业类型以及企业生命周期方面存在显著差异。本研究从要素流动的视角分析了人工智能对企业产学研合作的影响, 为理解人工智能影响企业合作决策的内在机制提供了微观证据, 对加快建设全国统一大市场、推动创新要素自由流动与高效配置具有重要的政策启示。

关键词: 人工智能应用; 产学研合作; 数据要素利用效应; 技术扩散效应; 人才集聚效应

中图分类号: F49; TP18 文献标识码: A

一、引言

《中共中央关于制定国民经济和社会发展第十五个五年规划的建议》明确提出“强化企业科技创新主体地位, 推动创新资源向企业集聚, 加强企业主导的产学研融通创新”。作为创新要素跨主体流动的核心载体与高效协同模式, 企业产学研合作能够打通创新链堵点, 促进技术跨组织流动与科研人才跨体制共享, 实现多元创新主体的优势叠加与资源整合。然而, 跨组织的

双向要素流动长期面临障碍，进一步引发要素供需错配、科技成果转化乏力、人才双向失衡等问题（黄璐等，2026）^{[[endnoteRef:0]]}。这一困境抑制了企业参与产学研合作的内生动力，阻碍了创新资源优化配置，也制约了全国统一大市场建设中要素自由流动格局的形成。在此背景下，如何有效破解这些难题，已成为当前推动产学研深度融合、释放创新驱动发展动能的重要议题。^[0:]

人工智能作为一种具有通用技术属性的新兴技术，为系统性破解上述难题提供了新的技术路径。一方面，企业利用人工智能的自然语言处理、数据挖掘与机器学习技术，实现市场信息的自动采集、清洗与实时推送，降低信息获取与供需匹配成本（史明聪等，2026）^{[[endnoteRef:1]]}。另一方面，凭借人工智能强大的数据分析与协同计算能力，企业可实现跨部门、跨区域数据共享与协同分析，让决策兼顾局部利益与整体效益，消除传统决策中因信息不对称形成的组织间信息壁垒（王松等，2026）^{[[endnoteRef:2]]}。最后，企业与人工智能的深度融合，推动集中式算力与规范化数据平台的建立，打破企业与科研机构、高校间的数据壁垒，在保障安全的前提下推动数据、知识等创新要素的有序流动，缩短技术转化周期（孙猛和林建鑫，2026）^{[[endnoteRef:3]]}。那么，人工智能应用带来的信息收集、处理能力和创新要素的流动是否会促进企业产学研合作呢？^[1:]^[2:]^[3:]

有关产学研合作的研究主要围绕两方面展开：一是产学研合作的困境及影响因素。宏观层面，战略导向模糊、创新资源碎片化及基础研究与产业应用脱节导致企业产学研协同效率不足（张丹和李冲，2026）^{[[endnoteRef:4]]}。微观层面，跨组织合作固有的信息不对称问题、进入壁垒与资源约束增加企业搜寻合适伙伴的交易成本，加剧合作过程中的协同难度，进而削弱企业的合作意愿与效率（江唐洋等，2024；赵新宇等，2026）^{[[endnoteRef:5]]}^{[[endnoteRef:6]]}。二是产学研合作作用成效。从企业技术创新层面来看，合作有助于企业接触前沿科学知识、解决生产中的技术难题，使企业跳出渐进式工艺改良的路径依赖，推动激进式产品创新（刘斐然等，2023）^{[[endnoteRef:7]]}。从企业价值层面来看，合作创新推动企业扩充知识宝库，积累技术资产，提高市场竞争地位与商誉（Lian等，2023）^{[[endnoteRef:8]]}，实现创新价值与经济价值的同步提升。随着数字化转型的持续推进，人工智能对企业创新活动的影响受到更多关注。既有研究普遍证实，人工智能的应用显著提升了企业创新绩效（Rammer等，2022）^{[[endnoteRef:9]]}、创新效率（赵剑波和刘钊，2025）^{[[endnoteRef:10]]}、创新管理（Zeljko和Johann，2023；Kakatkar等，2020）^{[[endnoteRef:11]]}^{[[endnoteRef:12]]}、创新韧性（刘斌和潘彤，2020）^{[[endnoteRef:13]]}以及创新宽度（王钰和唐要家，2024）^{[[endnoteRef:14]]}。同时，部分学者基于动态能力理论视角，提出人工智能应用通过提高企业的吸收、适应与创新能力，促进企业创新绩效（李果和白云朴，2024）^{[[endnoteRef:15]]}。也有研究发现，人工智能应用借助数字化平台实现供应链创新风险的动态监测与协同响应，优化了创新环境，激发供应链上下游合作伙伴的创新积极性（关鑫和郑文丽，2026）^{[[endnoteRef:16]]}。此外，人工智能的深度学习平台通过为企业提供了数据、算法与算力等关键基础设施，有力支撑了企业的整体技术进步，促进开源式创新（解学梅和郭潇涵，2024）^{[[endnoteRef:17]]}。然而，这些研究大多仅关注了人工智能与企业创新的结果，较少关注产学研合作过程。尽管有部分学者注意到人工智能有助于企业协同创新活动的开展（权小锋和李静蕾，2025）^{[[endnoteRef:18]]}，但较少聚焦人工智能与产学研合作的研究。人工智能影响企业产学研合作的内在路径与微观机制尚未被清晰揭示，基于要素流动视角检验人工智能破解合作困境作用机制的研究不深入，作用效果需要更多的经验证据支持。同时，人工智能的通用性可能导致技术方案趋同和数据安全问题，削弱创新异质性（Raisch和Krakowski，2020；Chen，2023）^{[[endnoteRef:19]]}^{[[endnoteRef:20]]}。这为本文提供了重要的研究空间。^[4:]^[5:]^[6:]^[7:]^[8:]^[9:]^[10:]^[11:]^[12:]^[13:]^[14:]^[15:]^[16:]^[17:]^[18:]^[19:]^[20:]

相较于现有文献，本文可能的边际贡献在于：（1）从要素流动角度构建理论分析框架。区别于既有研究多从制度或组织维度分析产学研合作，本文构建“技术—要素—战略”的系统性分析框架。该框架把人工智能应用定位为驱动创新要素流动的关键赋能变量，以要素流动作为连接技术应用与合作决策的核心中介，将产学研合作提升至企业技术创新战略层面，揭示人工智能赋能企业产学研合作的内在逻辑与作用机理。（2）揭示人工智能应用赋能产学研合作的作用机制。将人工智能应用赋能企业产学研合作的关键变量，映射为数据要素利用效应、技术扩散效应和人才集聚效应三大作用机制，精准对应并系统性地破解了企业产学研合作中面临的核心难题：产学研数据孤岛割裂、技术成果转化梗阻、高端创新人才供需错配。通过实证分析，为上述三大机制的实际运行及其内在传导路径提供了经验证据支撑。（3）探究了外部治理与内部认知两个维度对人工智能赋能企业

技术战略转化的作用。研究发现，媒体关注与管理者过度自信在人工智能影响企业产学研合作的过程中分别呈现显著的正向与负向调节效应。这一发现不仅丰富了企业技术创新战略的情境化研究，也为企业优化外部治理环境、完善内部决策机制提供了重要启示。（4）识别了人工智能应用对企业产学研合作的异质性影响。基于不同的企业产权性质、企业类型以及企业生命周期，进一步识别和评估人工智能对企业产学研合作作用的异质性，深化了对人工智能赋能边界条件的理解，也为针对不同类型企业制定差异化的产学研促进政策提供了经验依据。

二、理论分析与研究假设

（一）人工智能与企业产学研合作

产学研合作是指通过创新要素在企业、大学和研究机构等合作主体间双向流动，共同开展科学研究、技术开发、人才培养的协同创新模式。然而，在传统模式下，企业产学研合作往往受到进入壁垒、协同效率偏低以及合作信任缺失等多重约束，难以在复杂技术环境中实现持续性发展。首先，进入壁垒高直接阻碍企业参与产学研合作的通道。企业对于合作方的资质审核复杂，对接渠道狭窄，前期的搜寻与投入成本高（Franco和Pinho，2018）[[endnoteRef:21]]，尤其是资源储备不足、知识吸收能力偏弱的中小微企业，更是难以触及优质科研资源并跨越产学研合作的门槛。其次，协同效率偏低是制约合作价值落地的瓶颈（Chen等，2025）[[endnoteRef:22]]。合作主体间的文化差异导致协同成本高。管理者往往容易因不同的教育背景与组织文化特征而产生较大的价值观和行为方式差异，由此引发主体间的沟通障碍、目标冲突甚至文化对立，降低了合作效率与效果（贾侃等，2026）[[endnoteRef:23]]。最后，信任缺失会破坏合作关系的稳定性。在缺乏有效监督与保障机制的情况下，信任缺失会引发知识泄漏、技术盗用等风险，最终导致合作关系破裂（李常洪等，2025）[[endnoteRef:24]]。上述约束相互作用，使企业产学研合作难以形成稳定的合作预期，从而制约合作广度与深度。 [21:] [22:] [23:] [24:]

人工智能技术的兴起，为企业系统性地破解上述难题提供了全新路径。其核心在于通过数据智能技术促进要素流动，贯穿于企业产学研合作的全流程，从而系统性增强企业产学研合作的积极性，提升产学研合作效率。首先，人工智能依托算法迭代与数据穿透能力，重构传统生产要素配置规则，推动创新要素的高效流动、匹配与动态调度（余煌等，2026；夏雨，2026）[[endnoteRef:25]][[endnoteRef:26]]，促进创新合作主体间的知识溢出与资源互补，从而推动企业与科研机构实现协同创新。其次，智能匹配算法在供需两端实现多维度精准对接，将传统人工筛选模式下数周甚至数月的匹配周期压缩至实时响应，显著降低要素搜寻的信息成本与时间成本（Jiafang等，2021）[[endnoteRef:27]]，为企业提供优质科研资源获取渠道，打破产学研合作的信息壁垒与匹配瓶颈。最后，人工智能通过大数据分析 with 共享技术，优化了协同网络，提升了合作主体间沟通与资源配置效率（陈鼎祥和刘帮成，2022；Rong和Wu，2026）[[endnoteRef:28]][[endnoteRef:29]]，增强合作过程的透明度与可追溯性，降低了信息不对称程度，从而解决产学研合作主体间的信任不足问题，提高合作的积极性与可持续性。 [25:] [26:] [27:] [28:] [29:]

此外，人工智能对企业产学研合作的赋能并非绝对正向，其过度依赖可能引发“算法黑箱”、“路径锁定”与“数据安全风险”三重困境，进而制约人工智能的技术赋能效果。一方面，过度依赖人工智能所导致的算法黑箱会削弱合作主体间的信任基础，增加合作方对于数据使用合规性与科学性的顾虑；另一方面，过度依赖既有算法筛选机制，容易导致分析路径固化，抑制创新要素的多元化流动；同时，企业在集中处理数据时面临严峻的隐私风险（Qin等，2026）[[endnoteRef:30]]，限制了数据的安全共享与高效利用。人工智能系统的复杂性可能扩大数据暴露面，增加数据泄露与恶意攻击风险，一旦发生安全事件，将严重损害产学研合作方之间的信任关系，导致创新要素流动陷入停滞，最终弱化人工智能对企业产学研合作的赋能效果。 [30:]

基于上述分析，本文提出假设1：人工智能的应用能够显著促进企业产学研合作。

（二）机制分析

资源基础理论认为企业是各种资源的集合体，由于各企业所拥有的资源具有异质性，所以企业之间的竞争力存在明显差异（黄勃等，2022）[[endnoteRef:31]]。然而，在开放式创新与跨组织合作情境下，企业竞争优势的构建不仅依赖于内部资源的异质性配置，也取决于外部资源的有效整合与流动。因此，资源的有效流动是企业构建核心竞争力、实现可持续创新的核心根基（Ze等，2018）[[endnoteRef:32]]。具体而言，产学研合作的本质是知识的跨组织转移和溢出（刁海璨，2025；Franco和

Pinho, 2018) [[endnoteRef:33]][[endnoteRef:34]]。高校、科研院所掌握前沿知识、核心技术与专业人才等创新资源，企业拥有市场需求、产业化场景与资金资本，二者资源禀赋存在天然的互补性。然而，这种互补性仅停留在静态的资源集聚层面，无法直接转化为企业产学研合作的创新效能。因此，要素流动成为打通资源壁垒、实现资源优化配置的关键纽带，也是产学研合作实施并落地见效的核心前提。 [31:] [32:] [33:] [34:]

本文将要素流动分为数据要素、技术要素以及人力要素的流动。数据、技术和人才三类要素不仅各自具有价值创造功能，还通过相互赋能共同促进企业产学研合作。具体而言，数据要素为产学研合作提供数据储备，构筑强大的合作网络数据，优化资源配置,从根源上降低合作交易成本；依托数据要素的共享，技术要素通过专利知识在产学研主体间流动、溢出、模仿与迭代，促进企业的合作创新；人才要素是合作主体实现长效性发展的核心，为数据的精准投入和技术的突破创造增值空间，夯实产学研合作的人才保障。三类要素互为支撑，共同构成提升产学研合作的基础架构。然而，在实践中三类要素的跨区域流动常面临流动低效、壁垒高、错配严重、溢出受阻的障碍。人工智能作为新一代数字技术的核心载体的核心载体，在促进要素流动方面具备独特优势：通过优化要素流动环境，激活数据要素潜在价值；通过技术智能识别与重构知识网络，加速技术知识外溢；通过需求拉动与供给培育，夯实人才基础。基于此，为系统识别人工智能应用对产学研合作的作用路径，从数据要素利用效应、技术扩散效应和人才集聚效应三个方面探讨中介机制。

数据要素利用效应

数据要素利用效应是指企业依托人工智能技术实现算力与算法的双重支撑，从利用广度与利用深度两个层面优化企业数据要素运行环境，拓宽数据流动边界、深化数据价值挖掘，从而推动多主体数据资源整合、流转与共享，破除产学研合作过程中的数据壁垒，激活数据要素潜在价值，最终有效推动企业开展产学研协同合作的过程。

数据要素利用广度层面，企业能够通过人工智能技术搭建开放共享的数据平台，推动不同主体间的数据要素整合与业务联动，形成跨层级、跨区域、跨部门的协同治理聚合效应（张邦辉和李一博，2026） [[endnoteRef:35]]，打破数据壁垒，从而促进数据要素从企业内部流动拓展至跨部门、跨区域的更大范围，增强企业的数据要素利用能力。数据要素利用深度层面，算法通过数据挖掘实现隐性知识的显性化与编码化（刘香港和史占中，2026） [[endnoteRef:36]]，将分散、非结构化的隐性知识转化为可流通、可复用的数据资源，实现数据无缝对接与高效流转（Zhou等，2024） [[endnoteRef:37]]，助力高校与科研院所梳理实验数据、前沿研发成果等核心资源，打通数据流通壁垒，最终实现产学研各方数据资源的高效对接与共享复用。 [35:] [36:] [37:]

技术扩散效应

技术扩散效应是指企业通过人工智能提升技术识别能力与重构企业知识网络，加速技术知识外溢，增强产学研主体间的技术匹配效率与知识转移效能，从而有效推动企业开展产学研协同合作的过程。

技术匹配层面，人工智能算法能够通过扫描全球专利库、学术文献与技术报告，对大量相关的技术信息进行语义分析与关联挖掘，从而有助于企业实现精准定位、明确自身研发方向相匹配的高校技术成果，从而加速企业技术知识外溢。在此基础上，合作双方可以围绕共同感兴趣的技术领域开展定向合作，打破技术要素流动壁垒，避免合作方向模糊与资源错配，提升产学研合作的匹配效率。在知识网络构建层面，人工智能辅助的知识管理平台能够将外部复杂技术知识进行结构化处理与可视化呈现，将分散、非结构化的技术知识转化为易于理解的知识图谱，帮助企业快速掌握核心技术要点，进而强化企业关键技术供给的内生能力（Liu和Tian，2026） [[endnoteRef:38]]。进一步地，当企业依托上述能力形成突破式创新后，它便可能因为技术价值的信号释放而迅速成为技术领域的“明星企业”，进而吸引更多外部主体主动与之建立技术关联（王群勇和武文杰，2026） [[endnoteRef:39]]。 [38:] [39:]

人才集聚效应

人才集聚效应是人工智能通过需求拉动与供给培育，优化人力资本结构、强化科研人才与智能技术的双向互动协作，加速创新人才要素在企业与高校、科研院所间的流动，从而有效推动企业开展产学研协同合作的过程。

从需求层面出发，人工智能应用推动人机协同、人智协同等数智化岗位演变为当前就业市场的主流形态，在带动本地劳动收入份额稳步提升的同时，显著增强了企业对高素质脑力劳动者的吸引能力（文文和顾成敏，2025） [[endnoteRef:40]]。同时

，人工智能技术倒逼企业加大前沿技术攻关力度，增强企业的技术研发创新能力，从而催生出大量复合型研发人才与创新型技术人才需求，加速人才要素的流动，优化人力资本结构，进而强化企业对高校高质量科研人才的吸纳与集聚能力。在供给层面，企业依托人工智能的数据分析技术深度分析并完善企业人才培育体系，对现有员工开展数字技能培训，提升劳动力与人工智能的互补性（钱学锋和何咏雪，2026）[[endnoteRef:41]]，从而系统性增强企业内部人才储备与外部人才承接能力，有效促进人才要素跨主体高效流动，持续深化校企、院企之间高端科研人才的常态化交流与协同协作。 [40:] [41:]

基于以上分析，提出研究假说2：人工智能通过激活企业数据要素利用效应、强化技术扩散效应以及夯实人才集聚效应，促进企业产学研合作深化。

（三）媒体关注和管理者过度自信的调节效应

人工智能对产学研合作的赋能效应并非固定不变的，而是受到企业内外部情境因素的影响。本文从外部治理环境与内部认知特征两个维度，分别考察媒体关注与管理者过度自信的调节作用。

媒体关注的调节效应

在网络信息时代，媒体关注已然成为企业非市场战略的核心治理维度（孙英杰等，2026）[[endnoteRef:42]]。产学研合作本质上属于企业重要的非市场战略布局，是企业优化资源配置的核心决策。本文认为，媒体关注主要通过两条路径正向调节人工智能应用对产学研合作的促进作用。 [42:]

媒体作为监督社会舆论的主流力量，是企业与利益相关者之间传递信息的主要渠道（BEDNAR，2012）[[endnoteRef:43]]。一方面，媒体关注通过信号传递发挥“信息放大器”功能。根据信号传递理论，媒体作为重要的信息中介，能够有效降低资本市场的信息不对称程度（关旭和王军法，2026）[[endnoteRef:44]]。当企业应用人工智能技术开展产学研合作时，媒体的报道能够将这一战略行为快速传递至资本市场，提高企业行为的可见性，进一步增强人工智能在降低信息搜寻成本、精准匹配合作伙伴方面的赋能效应。这种信息透明度的提升，使企业能够高效识别并锁定与自身技术需求相匹配的高校或科研机构，从而显著提升产学研合作的达成概率与协同深度。另一方面，媒体关注通过声誉机制发挥外部监督功能。高水平的媒体关注能够通过提高社会关注度，使企业处于更透明的社会监督之下，从而有效约束管理层的机会主义行为，引导其避免短视决策并关注长期价值创造（孙叶萌和张晓霞，2026）[[endnoteRef:45]]。在这种监督压力下，企业利用人工智能技术开展产学研合作的决策将更加严谨，促使人工智能的应用不再是“表面合作”的装饰，而是推动实质性协同创新、实现长期声誉增值的战略工具。

[43:] [44:] [45:]

管理者过度自信的调节效应

过度自信是一个心理学术语，指高估自身成功概率的心理偏差（梁上坤，2015）[[endnoteRef:46]]。这种心理偏差揭示了个体在自我评价、对成功的预期、对不确定性的评估及对成果归因方面的扭曲认知，从而显著影响了企业管理层的决策制定过程（夏寒池和杨晨，2025）[[endnoteRef:47]]。而企业的产学研合作作为企业重要的战略性决策，同样由管理层主导并推进，不可避免地受到其认知偏差的深刻影响。因此，本文认为，管理层过度自信主要通过三条路径反向调节人工智能应用对产学研合作的促进作用。 [46:] [47:]

首先，管理层过度自信不利于企业的财务稳健与双元创新，进而削弱人工智能应用在产学研合作中的赋能基础。一方面，当管理者过度自信时，企业容易进行扩张性投资，增加企业陷入财务困境的风险（杨洁等，2022）[[endnoteRef:48]]。财务困境会挤压企业在技术应用方面的资源投入，使其难以有效部署人工智能技术，从而阻碍了与高校、科研机构开展数字化驱动的产学研合作。另一方面，过度自信的管理者不愿意使用外部资源，而将企业主要的资源投入固有模式的开发性创新，拒绝进行探索性创新的尝试，导致企业在双元创新配置上严重失衡，创新效率降低（朱滔和彭华涛，2024）[[endnoteRef:49]]。这种创新模式的失衡削弱了企业借助人工智能技术识别、对接前沿科研成果的能力，进而降低了产学研合作的协同深度与创新潜力。其次，企业管理者的过度自信会导致投资效率低下，进而削弱人工智能应用在产学研合作中的促进作用。过度自信的管理者会过高估计企业预期收益，而低估企业的风险投资（范宝学和刘昭，2022）[[endnoteRef:50]]，从而导致其在投资决策中缺乏理性，使得企业难以聚焦人工智能产学研合作的核心需求，资源错配直接压制了技术融合与合作创新的推进效率。最后，在管理者的晋升、绩效奖励与当期经济绩效挂钩的情境下，管理者更注重个人在组织内的利益诉求，过度自信的管理者维护自身利益

的动机更强（陈永恒等，2023）[[endnoteRef:51]]。这类管理者倾向于将企业规模扩张视为提升个人话语权的核
心途径，即便扩张缺乏战略必要性，仍会盲目投资，而非聚焦人工智能产学研合作这类长期价值显著的战略项目。
[48:] [49:] [50:] [51:]

基于上述分析，本文提出假说如下：

假说3：在其他条件不变的情况下，媒体关注正向调节人工智能应用对企业产学研合作的作用。

假说4：在其他条件不变的情况下，管理者过度自信负向调节人工智能应用对企业产学研合作的影响

三、研究设计

（一）数据说明

本文以2010—2024年中国A股上市企业为研究对象，考察人工智能应用对企业产学研合作的影响。数据主要来源于CSMAR数据库2010 - 2024年中国A股上市公司财务数据和国家知识产权局专利数据库。为确保数据精准性，本文参考既有研究，对相关数据进行如下处理：（1）剔除样本期内ST、ST*企业；（2）剔除财务数据严重缺失或异常样本；（3）为避免极端值的影响，对企业数据进行上下1%的缩尾处理。经过上述筛选，最终得到42938个企业一年度观测样本。针对部分变量的少量缺失数据，本文采用线性插值法进行填补。

（二）模型设定

为检验人工智能应用对企业产学研合作的影响，并缓解因不可观测的固有特征与共同时间趋势所导致的遗漏变量偏误，本文构建如下双向固定效应模型：

（1）

其中， i 和 t 分别表示企业和年份。被解释变量为企业 i 在 t 年是否开展产学研合作的虚拟变量。核心解释变量为企业 i 在 t 年的人工智能发展水平。系数反映了人工智能应用对企业学研合作的平均处理效应，若 >0 ，表明人工智能应用显著促进了企业产学研合作。为公司和城市层面的控制变量，用以捕捉经济发展水平、创新环境等宏观因素对企业产学研合作的外部影响。代表个体固定效应，用于控制所有不随时间变化的企业个体特征。代表时间固定效应，用于控制所有企业共同面临的时间趋势冲击。为随机误差项。模型同时控制时间固定效应 t 和个体固定效应 i ，以排除共同时间趋势和个体异质性的影响，所有回归均在企业层面进行聚类，以控制潜在的异方差和序列相关问题。

（三）变量选取

1. 被解释变量

企业产学研合作（IUR）。本文以企业在当年是否拥有产学研合作成果衡量其企业产学研合作。参考已有研究（刘斐然等，2020）[[endnoteRef:52]]，从联合专利申请的视角测度企业产学研合作情况。具体而言，本文依据上市公司名称，从中国国家知识产权局网站检索各上市公司在样本期间的专利申请数据，并将上市公司与高校及科研院所联合申请的发明专利和实用新型专利界定为产学研合作成果。在此基础上，构建产学研合作虚拟变量（IUR）：若企业在当年存在产学研合作成果，则赋值为1，否则赋值为0。 [52:]

2. 解释变量

人工智能应用。本文的核心解释变量为企业人工智能（AI）应用水平。借鉴已有研究（姚加权等，2024）[[endnoteRef:53]]的研究，采用文本分析的方法进行度量。为控制文本长度差异，最终构建的指标为：将企业年报中人工智能的词频数加1再取自然对数为人工智能应用的衡量指标。该连续型指标能够有效捕捉企业在战略性论述中对人工智能技术的关注与融合程度。 [53:]

3. 控制变量

本文控制了以下变量：（1）企业层面：第一大股东持股比例（Top1），控制该变量有利于控制股权集中度对企业创新决策的影响；管理层持股比例（Mshare），有助于缓解代理问题对企业合作创新的潜在干扰；资产收益率（ROA），该指标反映了企业盈利能力，控制该变量有助于排除企业盈利差异对创新资源投入的干扰；董事会规模（Board），用以控制公司治理结构对合作决策的影响；资产负债率（Lev），控制该变量有卒于企业避免融资条件不同对产学研合作决策形成干扰；现金流水平（

CashFlow），用以控制企业内部资金保障对创新合作的支持。（2）城市层面，本文选取以下变量：经济发展水平（pgdp），用以控制城市创新基础设施和宏观环境的影响；金融发展水平（Finance），用以控制企业面临的融资环境；人力资本水平（Human），用以控制高校资源对产学研合作的供给效应；政府干预程度（Gov），用以控制地方政府政策支持对创新合作的引导作用。所有回归均在企业层面进行聚类调整，以控制潜在的异方差和序列相关问题。对于缺失数据，本文采用线性插值法进行处理。各变量具体定义见表1。

表1 主要变量定义

变量类型	变量	变量符号	变量说明
被解释变量	企业产学研合作		虚拟变量，企业当年与高校或科研院所联合申请专利则赋值为1，否则为0
解释变量	人工智能应用	AI	人工智能词频加1取自然对数
控制变量	前一大股东 持股比例	Top1	前一大股东持股数量 / 总股本数量
	管理层持股比例	Mshare	董监高持股数量 / 总股本数量
	总资产净利润率	ROA	净利润 / 总资产
	董事会规模	Board	董事人数取自然对数
	资产负债率	Lev	年末总负债 / 年末总资产
	现金流水平	CashFlow	经营活动产生的现金流量净额 / 总资产
	经济发展水平	pgdp	人均地区生产总值（取对数）
	金融发展水平	Finance	年末金融机构存贷款余额 / 地区生产总值
	人力资本水平	Human	普通高等学校在校学生数 / 年末总人口
	政府干预程度	Gov	地方财政一般预算内支出 / 地区生产总值

4. 描述性统计

本文以2010—2024年中国A股上市公司为初始研究样本，在剔除关键变量缺失的观测值并对连续变量进行上下1%缩尾处理后，最终获得包含42938个公司一年度观测值的非平衡面板数据。表1报告了主要变量的描述性统计结果。由表可知，样本期内产学研合作的均值为0.120，表明约有12%的企业参与了产学研合作；其标准差为0.325，说明不同企业间的产学研合作行为存在一定差异。人工智能水平的均值为0.854，标准差为1.188，表明企业间人工智能发展水平存在显著差异，这为本文考察人工智能对企业产学研合作的影响提供了良好的研究基础。其余控制变量的取值均在合理范围内。

表2 主要变量描述性统计

变量	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
	42938	0.120	0.325	0.000	1.000
AI	42938	0.854	1.188	0.000	4.454
Top1	42938	0.335	0.149	0.075	0.758
Mshare	42938	0.149	0.202	0.000	0.705
ROA	42938	0.034	0.061	-0.219	0.182
Board	42938	2.107	0.200	1.609	2.708
Lev	42938	0.409	0.207	0.054	0.882
CashFlow	42938	0.045	0.068	-0.151	0.223
pgdp	42938	11.497	0.520	10.042	12.338
Finance	42938	4.285	1.646	1.357	7.976
Human	42938	0.033	0.024	0.005	0.100
Gov	42938	0.154	0.051	0.075	0.356

四、实证结果分析

（一）基准回归

表3汇报了人工智能应用对企业产学研合作影响的基准回归结果。第（1）列仅加入时间与企业固定效应，人工智能应用的回归系数为0.007且在1%水平上显著，这一结果表明人工智能应用显著促进了企业产学研合作。第（2）列进一步控制企业层面的变量，人工智能应用系数依然在1%水平上显著为正且数值有所上升，说明企业层面的特征对估计结果存在一定影响。第（3）列加入城市层面的变量，人工智能应用系数在1%水平上显著为正，且数值较为稳定，反映了人工智能对企业产学研合作的促进效应具有独立性和稳健性。第（4）列将标准误聚类至城市层面以缓解组内相关性问题，人工智能应用系数仍在1%水平上显著为正，进一步验证了基准结果的可靠性。第（5）列在控制双向固定效应的基础上，进一步加入行业与年份的交互固定项，以吸收行业层面随时间变化的不可观测冲击，人工智能应用系数依然在1%水平上显著为正，表明在考虑更严格的宏观环境干扰后，核心结论仍未发生改变。综上，人工智能应用对促进企业产学研合作具有显著且稳健的积极作用。由此，假说1得到验证。

表3 基准模型回归结果

企业产学研合作 (1) (2) (3) (4) (5)

AI 0.007*** 0.008*** 0.008*** 0.008*** 0.009***

(0.003) (0.003) (0.003) (0.003) (0.003)

Top1 0.012 0.012 0.012 0.020

(0.029) (0.029) (0.029) (0.029)

Mshare 0.051** 0.050** 0.050** 0.056***

(0.020) (0.020) (0.020) (0.021)

ROA 0.082*** 0.082*** 0.082*** 0.062*

(0.031) (0.031) (0.029) (0.032)

Board 0.003 0.002 0.002 0.005

(0.016) (0.016) (0.020) (0.016)

Lev -0.011 -0.011 -0.011 -0.016

(0.016) (0.016) (0.018) (0.016)

CashFlow -0.038* -0.039* -0.039 -0.030

(0.023) (0.023) (0.027) (0.023)

经济发展水平 -0.007 -0.007 -0.010

(0.019) (0.022) (0.019)

金融发展水平 -0.002 -0.002 -0.001

(0.004) (0.006) (0.004)

人力资本水平 0.258 0.258 0.201

(0.362) (0.417) (0.355)

政府干预程度 0.011 0.011 -0.012

(0.115) (0.144) (0.118)

公司层面 不控制 控制 控制 控制 控制

城市层面 不控制 不控制 控制 控制 控制

个体固定效应 控制 控制 控制 控制 控制

时间固定效应 控制 控制 控制 控制 控制

行业×年份 不控制 不控制 不控制 不控制 控制

常数项 0.114*** 0.100*** 0.179 0.179 0.208

(0.002) (0.035) (0.220) (0.236) (0.219)

观测值 42886 42886 42886 42886 42874
拟合优度() 0.432 0.433 0.433 0.433 0.437

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

(二) 内生性检验

1. 测量误差

为应对潜在测量误差所导致的内生性问题，本文从以下三个方面进行稳健性检验：一是替换解释变量，参考已有研究（王梦凯等，2025）[[endnoteRef:54]]，本文采用文本分析法的扩展词汇数目构建人工智能应用的替代指标（AI2）；二是替换被解释变量，本文采用产学研联合申请专利量的自然对数重新度量产学研合作水平；三是更换模型设定，考虑到被解释变量“产学研合作”为二元虚拟变量，本文进一步采用Probit模型进行再估计，以提升前文结论的稳健性。 [54：]

表4汇报了相关检验结果。表4列（1）中替换解释变量后，人工智能（AI2）的系数为0.008，在1%水平上显著；列（2）中替换被解释变量后，人工智能应用的系数为0.096，在1%水平上显著；列（3）中更换为Probit模型后，结果显示人工智能应用水平的边际效应为0.009，同样在1%水平上显著，这表明人工智能水平每提高一个单位，企业进行产学研合作的概率显著提高0.9个百分点。这一结果与基准回归结论高度一致，表明本文核心发现不受计量模型选择的影响，具有较好的稳健性。三列中系数符号均与基准回归一致，且保持统计显著性。因此，在不同变量度量方式与模型设定下，人工智能应用对企业产学研合作的促进效应依然稳健，核心结论未受测量误差的显著影响。

表4 测量误差检验结果

企业产学研合作 (1) (2) (3)

替换解释变量 替换被解释变量 更换模型（边际效应）

AI 0.096*** 0.009***

(0.033) (0.002)

AI2 0.008***

(0.003)

常数项 0.179 0.975

(0.220) (4.236)

控制变量 控制 控制 控制

个体固定效应 控制 控制 控制

时间固定效应 控制 控制 控制

观测值 42886 4485 42938

拟合优度() 0.433 0.666

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

2. 双向因果

为缓解人工智能应用与企业产学研合作之间可能存在的反向因果，本文采用工具变量法进行内生性处理。参考已有研究（孙慧等，2025）[[endnoteRef:55]]的思路，选取企业人工智能与所有年度人工智能均值的差值与地级市人工智能企业数量滞后一期的交乘项（除于1000）作为Bartik工具变量，运用两阶段最小二乘法进行估计。该工具变量的选择基于以下两方面考虑：第一，相关性条件。城市人工智能企业存量越大，区域技术外溢越强，直接促进企业人工智能应用；企业相对技术位置与城市存量的交互项可捕捉差异化技术冲击，两者均与内生变量存在系统性关联。因此，该工具变量与内生变量具有较强的相关性；第二，外生性条件。城市人工智能企业存量采用滞后一期处理，不受当期产学研决策影响；单个企业难以反向影响全市人工智能产业规模；交互项构造主要捕捉城市冲击的相对效应，满足外生性要求。 [55：]

表5汇报了工具变量回归结果。第一阶段回归显示，工具变量与处理变量在1%水平上显著正相关。不可识别检验中，Kleibergen-Paap rk LM统计量为672.855，烈拒绝不可识别的原假设；弱识别检验中，Kleibergen-Paap rk Wald F统计量远高

于常用的弱工具变量临界值16.38，说明工具变量具有较强解释力，不存在弱工具变量问题。第二阶段估计中，人工智能应用的系数在1%水平上显著为正，再次验证了人工智能应用对企业产学研合作的促进效应。这表明在控制内生性后，核心结论依然稳健。

表5 工具变量回归结果

变量 第一阶段回归结果 产学研合作

AI 0.016***

(0.006)

IV 0.006***

(0.000)

Kleibergen-Paap rk LM statistic 672.855

Kleibergen-Paap rk Wald F statistic 1350.488

控制变量 控制 控制

个体固定效应 控制 控制

时间固定效应 控制 控制

观测值 36988 36988

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

3. 样本选择偏误

为缓解由样本自选择可能导致的内生性偏误，本文采用倾向得分匹配法进行稳健性检验，以确保基准回归结果不受样本构成偏误的干扰。具体而言，以企业人工智能水平是否高于年份中位数为处理变量，选取基准回归中的所有控制变量作为协变量，采用Logit模型估计倾向得分。在此基础上，采用1:1最近邻匹配，设定卡尺范围为0.05，并施加共同支撑域条件，为处理组样本匹配得分最为接近的控制组样本。

平衡性检验结果显示，匹配后处理组与控制组在协变量上不存在显著差异（匹配后 P_s $R^2=0.000$ ， $p=0.208$ ， $MeanBias=0.9\%$ ），匹配效果良好，表明匹配后处理组与对照组在可观测特征上已实现良好平衡，说明PSM有效降低了协变量分布差异，满足平衡性假设。在此基础上，本文进一步对匹配后样本重新进行回归分析。结果显示如表6所示，人工智能的系数保持显著为正，且估计值与基准回归结果较为接近，表明人工智能应用对企业产学研合作的促进效应依然成立。综上，人工智能应用对企业产学研合作的促进效应不受样本构成差异或极端值的干扰，结果具有较强的稳健性，支持了人工智能促进企业产学研合作的研究结论。

表6 样本选择偏误检验结果

企业产学研合作 (1) (2)

匹配前 PSM 1:1

AI 0.008*** 0.008***

(0.003) (0.003)

常数项 0.179 0.181

(0.220) (0.220)

控制变量 控制 控制

个体固定效应 控制 控制

时间固定效应 控制 控制

观测值 42886 42883

拟合优度() 0.433 0.432

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

(三) 其他稳健性检验

为检验研究结论的稳健性，本文还进行了其他的稳健性检验：（1）剔除直辖市样本。考虑到直辖市与普通地级市在行政级别、资源配置及制度环境等方面存在显著差异（王林辉等，2022）[[endnoteRef:56]]，这些外部因素可能会使研究结论产生偏差。因此，为避免此类宏观因素对研究结论的干扰，本文剔除直辖市样本进行稳健性检验；（2）剔除特殊年份。考虑到2020年新冠疫情暴发可能对企业经营决策产生冲击，进而影响人工智能应用与产学研合作行为，因此，本文剔除2020年的样本进行稳健性检验；（3）排除政策影响。为剔除其他政策的影响，参考已有研究（权小锋和李静蕾，2025；孙凡和孙泽宇，2025）[19][[endnoteRef:57]]，本文在模型中加入了可能产生干扰的政策变量作为控制变量，包括国家大数据综合试验区试点和国家新一代人工智能创新发展试验区试点，分别以虚拟变量DID和DID2表示。其中，DID衡量企业所在省份是否参与国家大数据综合试验区，DID2衡量企业所在地区是否获批国家新一代人工智能创新发展试验区。（4）加入控制变量二次项。为了检验基准回归结果是否受到模型设定形式的影响，本文在稳健性检验中加入主要控制变量的二次项，以捕捉可能存在的非线性关系。[56:] [57:]

如表7所示，四项稳健性检验中人工智能应用的系数均显著为正，且系数大小稳定在0.007—0.008之间。这一结果表明，人工智能对企业产学研合作的促进效应并非由特定地区、特殊时期、政策环境或模型设定形式所驱动，进一步验证了核心结论的稳健性。

表7 其他稳健性检验结果

企业产学研合作	(1)	(2)	(3)	(4)
剔除直辖市	剔除特殊年份	排除政策效果	控制变量二次项	
AI	0.008**	0.007**	0.008***	0.008***
	(0.003)	(0.003)	(0.003)	(0.003)
常数项	0.238	0.164	0.193	1.537
	(0.278)	(0.223)	(0.221)	(1.294)
控制变量	控制	控制	控制	控制
个体固定效应	控制	控制	控制	控制
时间固定效应	控制	控制	控制	控制
观测值	33497	39622	42886	42886
拟合优度()	0.417	0.436	0.433	0.433

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

五、进一步分析

（一）机制检验

在前文基准回归验证人工智能应用对企业产学研合作的显著促进作用后，进一步的问题在于这一作用究竟是通过何种路径实现的。根据前文的理论分析，人工智能应用能够通过激活数据要素利用、加速技术扩散以及夯实人才集聚三条路径，推动企业产学研合作。为验证这一可能的影响机制，本文通过构建如下模型分析这一可能的作用途径：

（2）

上式中，表示数据要素利用效应、技术扩散效应和人才集聚效应三个机制，其余变量和设定与基准回归模型保持一致。表8汇报了回归结果。

1. 数据要素利用效应

人工智能通过算力与算法技术双重支撑，优化数据要素运行环境，拓宽数据流动边界、深化数据价值挖掘，有效推动了数据要素在产学研主体之间的流动、整合与共享，为产学研合作提供了数据驱动支撑。为验证这一可能的影响机制，本文通过模型（2）对该作用路径进行检验。

在具体的测度上，本文借鉴已有研究方法（史青春等，2023）[[endnoteRef:58]]，采用文本分析方法测度企业数据要素应用水平，对上市公司年度财务报告进行关键词挖掘，统计其披露频次并加总形成指标，数值越大表示数据要素应用程度越高。

由表8列（1）结果可知，人工智能应用对企业数据要素利用的系数在1%水平上显著为正，表明人工智能显著提高了企业数据要素利用水平。这说明企业引入人工智能技术后，会同步提升对内部数据的采集、存储、分析和应用能力，形成“数据—算法—洞察”的良性循环，从而提升企业数据要素利用能力，使企业能够从海量信息中提取有价值的商业洞察和技术机会，为产学研合作提供数据驱动的决策支持。 [58：]

表8 机制检验结果

(1) (2) (3)

数据要素利用效应 技术扩散效应 人才集聚效应

AI 0.611*** 0.087*** 0.069***

(0.011) (0.010) (0.011)

常数项 1.811* -0.111 0.307

(0.998) (1.462) (1.409)

控制变量 控制 控制 控制

个体固定效应 控制 控制 控制

时间固定效应 控制 控制 控制

观测值 29781 34184 40284

拟合优度() 0.859 0.854 0.843

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

2. 技术扩散效应

根据前文的理论分析，人工智能通过算法驱动的知识挖掘与智能分析，精准定位技术成果、降低知识学习成本、加速成果转化进程，推动技术要素在不同创新主体之间扩散与溢出，增强产学研主体间的技术匹配效率与知识转移效能。为验证这一可能的影响机制，本文通过模型（2）对该作用路径进行检验。

具体测度上，本文采用企业发明专利各年他引次数作为代理变量，其值越大表示企业技术扩散强度越强。表8列（2）中人工智能对企业技术扩散的系数在1%水平上显著为正。这说明人工智能应用通过提升技术可编码性、增强技术通用性以及加深创新网络嵌入，显著加速了企业的技术扩散，使企业知识被更广泛地引用和传播，从而扩大产学研合作机会。

3. 人才集聚效应

根据前文的理论分析，人工智能通过智能化的人才匹配与知识网络构建，加速人才要素在企业与高校、科研院所之间的流动与集聚，从而促进企业产学研合作。为验证这一可能的影响机制，本文通过模型（2）对该作用路径进行检验。

具体测度上，本文采用企业具有硕士研究生及以上学历人数衡量，作为人才集聚的代理变量，反映高层次研发人才的绝对规模。表8列（3）结果显示，人工智能应用的系数为0.069，在1%水平上显著为正。这表明人工智能应用提升了企业技术前沿性和创新活跃度，增强了企业对高学历人才的吸纳与培育能力，夯实高学历人才向人工智能应用企业集中的人才集聚效应，从而为企业储备了充足的研发人力资本、强化了高端知识处理能力，使企业有能力精准识别、高效对接高校和科研机构的前沿技术成果；同时，高学历人才通常与学术圈保持密切联系，充当产学研合作的桥梁，降低产学研合作中的信息不对称和沟通成本。因此，人才集聚效应的增强为企业开展产学研合作提供了充足的高端人力资本储备。

综合上述分析，假说2得以验证，即人工智能通过激活企业数据要素利用效应、强化技术扩散效应以及夯实人才集聚效应，长效促进企业产学研合作深化。

（二）调节效应

为深入考察人工智能应用影响企业产学研合作的边界条件，本文从外部治理与内部认知两个维度，分别引入媒体关注与管理者过度自信作为调节变量，系统检验二者在人工智能应用促进产学研合作过程中的调节作用。具体模型设定如下：

(3)

上式中，表示媒体关注与管理者过度自信，其中，表示企业媒体关注、管理者过度自信与人工智能应用的交互项，其余变量和设定与基准回归模型保持一致。在模型中，其核心参数为交互项系数。若显著为负，则表明削弱了人工智能的应用效果，反之增强了人工智能的应用效果。其中，媒体关注作为重要的外部监督力量，通过声誉机制和信息传递影响企业决策；管理者过度自信则反映核心决策层的认知偏差，通过意愿与能力的错配制约技术红利释放。表11报告了相应的调节效应检验结果。

(1) 媒体关注调节效应。媒体关注是一种重要的信息传播媒介和外部治理力量，能够通过监督、声誉及市场压力等机制发挥治理作用（王福胜等，2022）[[endnoteRef:59]]。本文参考已有文献（袁业虎和熊笑涵，2021）[[endnoteRef:60]]，采用各公司全年媒体报道数量（除以1000处理）作为其代理变量，以考察其在人工智能赋能产学研合作中的调节效应。表11列（1）显示，人工智能应用与媒体关注交互项的系数在5%水平上显著为正，表明媒体关注在人工智能赋能产学研合作的过程中发挥了显著的正向调节作用。具体而言，高水平的媒体关注不仅能够加速人工智能技术信息的传播，缓解企业与外部创新主体之间的信息不对称，还能通过市场监督机制有效约束管理者机会主义行为，提升企业信息透明度；同时，借助声誉机制增强企业的技术公信力与创新形象，提升其对高校及科研机构的合作吸引力。二者形成协同效应，共同强化了人工智能应用对企业获取创新资源、建立长期稳定合作关系的赋能效果，推动了产学研深度融合。 [59:] [60:]

(2) 管理者过度自信调节效应。过度自信管理者因高估收益、低估风险的认知偏差，在决策层面表现出强烈的投资意愿。然而，这一认知偏差同时加剧企业融资约束，导致资源匮乏、投资能力被抑制。投资意愿与投资能力的结构性断裂，最终体现为投资效率损失。参考已有研究（叶志伟等，2023）[[endnoteRef:61]]，本文采用管理层前三名薪酬占管理层总薪酬度量管理层的过度自信水平，管理者相对薪酬比例越高，则认为其过度自信程度越强，反之越弱。表11列（2）中，交互项的系数在5%水平上显著为负，这表明管理者过度自信显著弱化了人工智能技术在产学研合作决策中的积极作用。具体而言，企业内部的认知偏差导致管理者过度依赖主观经验，忽视人工智能的决策支持价值，从而阻碍技术能力向合作行动的转化。 [61:]

综上所述，人工智能对企业产学研合作的促进作用受到外部治理与内部认知的双重调节。媒体关注通过声誉机制与信息传递，为技术红利释放提供外部助力；管理者过度自信则因意愿与能力的错配，制约技术能力向合作行动转化。这一发现系统揭示了人工智能赋能企业产学研合作的差异化实现条件，即外部监督强化技术红利释放，内部认知偏差制约技术落地效率，也为企业如何在人工智能驱动下优化合作决策、突破认知局限、善用外部治理机制提供了重要管理启示。由此验证了假说3和假说4，即在其他条件不变的情况下，较高的媒体关注与适度的管理者认知理性，将强化人工智能应用对企业产学研合作的促进效应。

表11 调节效应检验结果

(1)	(2)
媒体关注	管理者过度自信
AI	0.007** 0.012***
(0.003)	(0.003)
媒体关注	-0.004
(0.003)	
AI×媒体关注	0.004**
(0.002)	
管理者过度自信	-0.000
(0.005)	
AI×管理者过度自信	-0.009**
(0.003)	
常数项	0.181 0.183
(0.220)	(0.220)
控制变量	控制 控制
个体固定效应	控制 控制

时间固定效应 控制 控制

观测值 42313 42798

拟合优度() 0.431 0.433

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

六、异质性分析

(一) 行业异质性

根据本文的理论分析，人工智能通过数据要素利用效应、技术扩散效应以及人才集聚效应三条路径影响企业产学研合作；较高的媒体关注与适度的管理者认知理性，将强化人工智能应用对企业产学研合作的促进效应。然而，不同行业类型的企业在数字化基础、技术密集程度及人才吸纳能力方面存在显著差异，这可能导致人工智能应用赋能效果呈现出异质性特征。因此，本文进一步从行业技术属性维度进行分组检验，考察人工智能应用对企业产学研合作的异质性影响，结果报告于表12。

从行业技术属性来看，人工智能应用在高科技行业中显著。表12列（1）中，高科技行业组系数在1%水平上显著为正，而列（2）中在非高科技行业中不显著。这表明人工智能应用对企业产学研合作的促进效应主要集中在高科技行业。可能的原因在于：一方面，从数据要素利用能力来看，高科技行业本身具有高数字化特征，这促使企业在研发、生产、运营各环节中积累了丰富的数据资产。基于此，人工智能的数据贯通与算力支撑功能在高数据网络的环境中能够发挥最大效能，为产学研合作提供数据驱动的决策支持；在技术扩散过程中，由于高科技行业技术密集、研发活跃、专利储备丰富，为人工智能的知识挖掘与智能分析提供了充足的“原材料”。在此背景下，人工智能的应用能够更加高效地促进技术要素的流动，从而扩大产学研合作机会；在人才集聚层面，高科技行业本身对高学历人才具有天然吸引力。人工智能应用能够进一步提升企业的技术前沿性和创新活跃度，形成技术领先和人才涌入的正向循环，从而夯实产学研合作的高端人力资本。此外，高科技行业为调节变量的正向作用创造了有利条件。从媒体关注来看，高科技行业是媒体和资本市场的重点关注对象，这类企业的技术应用与创新行为更容易获得正面报道和广泛传播。因此，该行业的特殊属性有效地放大企业人工智能应用的市场信号，提升企业声誉和可见度，吸引更多高校和科研机构主动寻求合作；从管理者过度自信层面来看，高科技行业管理者通常具备更强的技术敏感性与创新自信，对人工智能的潜在收益与固有风险有深刻认知。这种明确利弊的理性判断，使其能够突破惯性思维，在把握机遇的同时规避盲目投入，从而高效推进产学研合作。另一方面，非高科技行业数字化程度相对较低，数据整合能力不足。人工智能的数据贯通与算力支撑功能缺乏足够的数据基础，这使得企业难以提取有效商业洞察；从技术扩散层面来看，非高科技行业技术活动相对较少，突破性技术成果有限，可扩散的知识存量不足。人工智能的技术匹配和价值挖掘功能缺乏足够的施展空间，难以精准定位可转化的技术成果，知识学习成本高昂，技术扩散受阻；在人才集聚层面，非高科技行业对高学历人才的需求相对较弱，导致企业人才储备较为薄弱。即便企业引入人工智能技术，也缺乏足够的高素质人才来支撑技术消化、吸收和再创新。此外，非高科技行业中调节变量的作用空间相对较小。从媒体关注来看，非高科技企业竞争大部分靠成本、渠道、规模，创新不是必须的，其媒体压力不足传递到研发层。媒体关注企业的人工智能应用行为难以获得充分的报道和传播，从而导致信息传递效率不足。从管理者过度自信层面来看，非高科技行业的管理者对新兴技术的敏感性和认知深度相对有限，对于潜在的技术风险的认知不足。在此情境下，过度自信难以转化为对人工智能技术机遇的积极捕捉，反而可能导致对不熟悉领域的盲目投资或资源配置失误，无法正向调节人工智能对产学研合作的促进作用。

这一异质性结果从正反两方面佐证了本文提出的理论框架，揭示了人工智能应用促进产学研合作的边界条件，即行业技术属性是影响人工智能赋能效果的关键因素。

表12 企业异质性检验结果

(1) (2)

高科技行业 非高科技行业

AI 0.011*** 0.004

(0.004) (0.004)

常数项 0.193 0.255

(0.324) (0.312)

控制变量 控制 控制

个体固定效应 控制 控制

时间固定效应 控制 控制

观测值 26287 16531

拟合优度() 0.416 0.480

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

(二) 企业生命周期异质性

根据生命周期理论，不同发展阶段的企业在资源禀赋与战略导向方面存在系统性差异，这可能导致人工智能应用对处于不同发展阶段的企业的作用效果呈现差异化特征。因此，有必要从企业生命周期的差异出发，考察人工智能应用在不同能力环境下的异质性表现。为刻画企业生命周期差异，本文参考已有研究（尹闪，2009）[[endnoteRef:62]]，使用现金流法将全样本划分到成长、成熟以及衰退三个阶段。结果报告于表13。[62：]

从企业生命周期异质性层面来看，人工智能应用的促进效果在成熟期与成长期更为显著。表13列（1）显示，在成长期企业中，人工智能系数在10%水平上显著为正；列（2）显示，在成熟期企业中，人工智能系数在1%水平上显著为正；列（3）显示，在衰退期企业中，人工智能系数不显著。导致这种结果的原因可能是：一方面，成熟期企业凭借稳定的现金流、规范的治理结构与多元的资源基础，降低数据利用成本，借助人工智能的数据处理与分析能力提升企业的数据要素效率。成长期企业前景良好但内部治理不完善，导致这类企业对数据洞察的需求强烈，依赖人工智能实现精准决策与高效扩张；在技术扩散层面，成熟期企业兼具稳定的资源基础与成熟的合作网络，能够充分地吸收和转化人工智能带来的技术溢出。成长期企业需要通过技术突破实现弯道超车，对外部知识的需求同样迫切。这使两类企业主动寻求与高校、科研院所的合作，扩大了技术扩散的广度和深度。从人才集聚层面来看，成熟期和成长期企业都需要不断引入高端人才来支撑技术研发和创新活动，对高学历人才的吸纳意愿强烈。而人工智能应用所释放的技术前沿信号，增强了企业对人才的吸引力与利用效能，从而强化了人才集聚效应。此外，从媒体关注来看，成熟期企业行业地位稳固，公众认知度高，媒体报道更倾向于技术升级、社会责任以及创新转型。基于此，企业的人工智能应用与产学研合作行为被广泛报道，进一步放大市场信号，提升企业在高校、科研院所中的可信度与合作吸引力，实现产学研高效协同。从管理者过度自信来看，成熟期企业已有成熟技术体系与稳定的盈利模式，过度自信的管理者容易产生技术优越感，对于现有的路径依赖和过度自信会促使企业拒绝外部知识整合。成长期企业处于追求快速扩张与短期回报的敏感地位，过度自信的管理者认为产学研的周期长，灵活性低，从而不愿意将资源投入外部协同。另一方面，衰退期企业面临着收缩与风险收敛压力，其资金使用更偏向内部调整与稳健经营，人工智能应用所需资金短缺的现象导致企业内部数据处理难以实现高效利用。进入衰退期企业的短期生存导向抑制了企业创新投入意愿，外部合作的吸引力下降，而引入人工智能技术应用加剧企业的经营成本，促使企业不愿或无力承担技术适配与改造的成本。从人才集聚层面来看，衰退期企业难以提供有竞争力的薪酬与发展空间，对高学历人才的吸引力匮乏，内部知识断层严重，导致即便高校或科研机构提供成果，企业也缺乏“承接与转化”的能力。此外，从媒体关注层面来看，衰退期企业的媒体曝光不足，市场预期较弱、资源吸引力下降，导致媒体关注的信号效应与治理效应难以发挥。从管理者过度自信来看，管理者过度自信往往倾向于高风险投资，加之此类企业资源基础薄弱、抗风险能力差的特殊属性，导致企业韧性不断降低，最终使人工智能赋能产学研合作失去认知基础与资源支撑。

这一结果表明，人工智能的赋能效应具有显著的生命周期异质性，企业在推进产学研合作时应结合自身阶段特征制定差异化策略。

表13 生命周期异质性检验结果

(1) (2) (3)

成长期 成熟期 衰退期

AI 0.007* 0.020*** 0.007

(0.003) (0.007) (0.006)

常数项 0.385 -0.513 -0.288
(0.295) (0.427) (0.454)
控制变量 控制 控制 控制
个体固定效应 控制 控制 控制
时间固定效应 控制 控制 控制
观测值 28466 4242 7489
拟合优度() 0.462 0.556 0.554

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

（三）产权异质性

国有企业与民营企业在制度环境、激励约束、资源获取渠道等方面存在差异。因此，具有不同产权性质企业的人工智能赋能效果可能存在差异，为检验这一可能的影响差异，本文进一步从企业产权维度进行分组检验，考察人工智能应用对不同产权性质企业产学研合作的异质性影响。依据企业实际控制人性质将全样本划分为国有企业和民营企业两组进行分组检验。结果报告于表14。

结果显示，人工智能对产学研合作的促进作用在民营企业中更为显著。具体而言：在国有企业中，人工智能的系数不显著；在民营企业中，人工智能的系数为0.01且在1%水平上显著。导致这种结果的原因可能是：一方面，从数据要素利用视角来看，民营企业具有更强的市场敏感性和数据驱动决策文化，能够更高效地将人工智能技术嵌入数据采集、清洗、分析与应用全流程，从而激活数据要素在产学研合作中的价值。国有企业虽然拥有丰富的数据资源，但其数据治理往往受制于层级化的管理结构和风险规避倾向，导致企业数据要素的跨组织流动与利用效率较低，从而削弱了人工智能对产学研合作的赋能效果；从技术扩散视角来看，民营企业在技术引进、消化吸收与再创新方面具有更高的灵活性和决策效率，能够快速将人工智能技术转化为产学研合作中的实际应用场景。而国有企业的技术决策时间较长，其往往基于多维度考虑决策的可行性，决策成本高昂，时效性较低，导致人工智能技术在产学研合作中的扩散速度较慢、转化效率不高，难以发挥研发技术赋能的乘数效应；在人才集聚层面，民营企业通常采用更具市场竞争力的内部管理机制，能够有效吸引和留住高新技术人才。而国有企业的内部管理模式较为固定，人才供需相对有限，在高端人才引进和激励机制灵活性方面相对不足，导致人工智能相关人才的集聚效应较弱，进而限制了技术赋能产学研合作的深度和广度。此外，相较于国有企业，民营企业的资源缺口更大、融资约束强，加之企业倾向于实现研发技术的高效迭代，投入成本大，面临产学研合作研发的风险较大。在此背景下，企业更需要媒体关注所带来的社会认可与政策支撑，媒体的“补短板”效应往往更强。而国有企业本身具有较高的体制内可见性，媒体关注的调节作用相对有限；从管理者过度自信层面来看，民营企业的资源约束较强、试错成本较高，过度自信导致企业资源的盲目投入与浪费。同时，民营企业产学研合作更缺乏信任与契约治理。管理者过度自信会导致合作主体间的信任不足，导致合作沟通成本高，从而弱化企业与合作主体间的知识共享与长期契约治理，从而加剧合作中的机会主义行为。

这一结果表明，产权性质是影响人工智能赋能产学研合作的重要制度性因素。民营企业在数据要素利用、技术扩散、人才集聚及媒体关注响应等方面具有相对优势，使其能够更有效地将人工智能技术转化为产学研合作绩效；而国有企业的制度性约束在一定程度上降低了人工智能赋能效果。

表14 企业产权异质性检验结果

(1) (2)
国有企业 民营企业
AI 0.009 0.010***
(0.006) (0.003)
常数项 0.198 0.111
(0.505) (0.222)
控制变量 控制 控制

个体固定效应 控制 控制
时间固定效应 控制 控制
观测值 13617 29202
拟合优度() 0.476 0.407

注：括号中为聚类稳健标准误，***、**和*分别表示1%、5%和10%的显著水平。

七、结论与政策建议

本研究基于2010—2024年的上市企业面板数据，系统分析了人工智能应用对企业产学研合作的影响，同时，基于要素流动视角考察了两者之间的传导路径。研究结果表明，人工智能应用能够显著促进企业产学研合作，这表明人工智能通过赋能创新要素的精准识别、智能筛选与高效流动，系统性地破解了企业参与产学研合作面临的“进入壁垒高”与“协同效率偏低”双重困境，从而推动合作实现提质增效。机制分析表明，人工智能应用通过数据要素利用效应、技术扩散效应和人才集聚效应三条路径促进企业产学研合作。调节效应分析显示，媒体关注能够有效增强人工智能对企业产学研合作的促进作用，为企业产学研合作提供了良好的外部治理保障。然而，基于企业内部认知因素的约束，研究发现，当管理者过度自信时，人工智能应用对企业产学研合作的促进效应会被显著削弱。异质性分析进一步揭示，人工智能应用在不同的企业类型、生命周期以及企业产权性质背景下存在显著差异，突出表现为在高科技企业、成长期、成熟期企业以及民营企业中更为明显。

基于以上结论，提出如下政策建议：

（1）加快推进企业的人工智能化应用，赋能产学研合作。一是深度嵌入创新链条。企业应推动人工智能从辅助工具向核心驱动跃升，将人工智能深度融入企业的研发协作、知识产权管理以及技术成果转化全过程，并依托智能算法实现创新资源的精准匹配与高效配置，提升产学研协同效能。二是主动对接制度资源。企业应积极融入产学研创新联合体建设，主动对接高校学科专业布局，在交叉学科领域布局合作方向，夯实技术攻关的人才与学科基础。三是防范技术应用风险。企业应避免盲目跟风部署人工智能，防止为智能化而智能化的形式主义；注重数据安全与算法公平，防范信用评价失准与技术依赖导致的核心能力空心化，同时强化数据安全与知识产权保护，筑牢合规底线，确保人工智能赋能行稳致远。

（2）提高要素流动效率，激发企业产学研合作活力。一是主动融入技术扩散网络，打破技术供给与需求的时空错配，抢占技术溢出红利。依托人工智能搭建产学研信用监管与技术对接平台，智能匹配企业技术痛点与高校前沿成果，动态优化对接流程，缩短技术搜寻周期，提升合作迭代效率。二是构建人才集聚生态，打造人机协同的创新合作模式。企业应借助大数据与人工智能算法精准识别并靶向引进高端人才，构建多元化人才储备库；依托数字平台建立动态合作机制，以项目制、课题制打破实体壁垒，推动人才跨域流动与协同集聚，激发创新活力，提升团队协作效能。三是激活数据要素价值，释放数据驱动核心效能。企业应加快构建全流程数据资源管理体系，推进研发、生产、合作等环节数据的标准化采集与规范化治理；依托产学研合作的大数据智能平台，打通与高校院所的数据共享通道，实现创新资源的动态匹配与高效配置，提升产学研合作的精准化与智能化水平。

（3）改善企业内外部环境，增强人工智能对于企业产学研合作的效能。一方面，发挥媒体监督与信息披露的外部治理功能，支持正规媒体对企业创新行为、合作动态与智能化转型进展进行客观报道，降低信息不对称，强化外部约束与激励；另一方面，引导企业完善内部治理结构，优化管理层决策机制，同时加强企业家能力培训，弱化管理者过度自信带来的投资偏差与合作短视行为，推动企业在智能化背景下更理性、持续地开展产学研合作。

（4）实施差异化推进策略，精准助力各类企业跨越“技术鸿沟”。一是深化制度环境改革，分类优化产学研激励政策。对于民营企业，破除市场准入、融资等制约，落实研发税收优惠，鼓励使用人工智能技术共建研发平台，激发其潜在的创新活力；对于国有企业，深化治理改革、优化智能决策流程，建立创新容错与人才激励机制，发挥其在关键核心技术攻关中的引领作用，带动产学研主体协同创新。二是立足企业类型差异，分类引导人工智能赋能。针对非高科技企业，应着力推动人工智能从“工具赋能”向“系统重构”跃升，嵌入研发、生产、转化全链条，依托信用监管平台实现资源动态匹配。三是聚焦企业发展阶段，精准对接合作资源，抢占高端合作先机。成长期与成熟期企业应依托经营与创新优势，扩大人工智能赋能试点，精准捕捉技术痛点与市场空白，发起定向攻关邀约、搭建创新联盟，抢占合作先机。

参考文献:

- 黄璐,任航,刘明熹,等.融合大语言模型与动态图神经网络的产学研知识流动测度方法研究[J/OL].中国管理科学,1-16[2026-03-22].
- 史明聪,惠宁,卢山冰.人工智能如何驱动制造企业关键核心技术创新?[J].现代财经(天津财经大学学报),2026,46(03):3-20.
- 王松,徐政,江小鹏.数字时代的新质生产力:“十五五”时期数据要素化与产业范式重构战略研究——学习贯彻党的二十届四中全会精神[J].重庆大学学报(社会科学版),2026,32(01):29-40.
- 孙猛,林建鑫.人工智能创新发展试验区政策赋能企业创新成效:驱动机制与溢出效应[J/OL].科技进步与对策,1-13[2026-03-16].
- 张丹,李冲.政产学研合作如何激发企业新质生产力发展——基于新一代信息技术产业的组态分析[J/OL].企业经济,2026,(03):62-72[2026-03-17].
- 江唐洋,于洋,聂军.数字化转型会促进企业产学研合作创新吗?[J].中南财经政法大学学报,2024,(02):29-39+148.
- 赵新宇,黄江龙,王方.“逆向混改”对民营企业双元创新的影响研究——基于产学研合作与融资约束的双路径分析[J/OL].商业研究,1-13[2026-03-17].
- 刘斐然,胡立君,范小群.产学研合作如何影响企业的市场绩效?[J].科研管理,2023,44(01):155-163.
- Lian J ,Huang X ,Wu X . How green bonds promote firms' green collaborative innovation? [J]. Corporate Social Responsibility and Environmental Management, 2023, 31 (3): 2109-2126.
- Rammer Christian,Fernández Gastón P.,and Czarnitzki Dirk.“Artificial intelligence and industrial innovation: Evidence from German firm-level data.”Research Policy 51.7(2022):
- 赵剑波,刘钊.人工智能渗透率对企业创新效率的影响研究[J].经济学动态,2025,(05):55-69.
- Zeljko T ,Johann F . Managing innovation in the era of AI [J]. Technology in Society, 2023, 73
- Kakatkar C ,Bilgram V ,Fuller J . Innovation analytics: Leveraging artificial intelligence in the innovation process [J]. Business Horizons, 2020, 63 (2): 171-181.
- 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,2020,37(10):24-44.
- 王钰,唐要家.人工智能应用如何影响企业创新宽度?[J].财经问题研究,2024,(02):38-50.
- 李果,白云朴.人工智能应用如何影响制造企业创新绩效?[J].财经论丛,2024,(12):102-112.
- 关鑫,郑文丽.企业人工智能应用对供应链合作伙伴创新的影响[J/OL].经济与管理,1-18[2026-04-22].
- 解学梅,郭潇涵.人工智能深度学习平台如何实现开源式创新[J].中国工业经济,2024,(08):174-192.
- 权小锋,李静蕾.人工智能与企业协同创新——基于国家新一代人工智能创新发展试验区的准自然实验[J].经济研究,2025,60(08):72-93.
- Raisch Sebastian,Krakowski Sebastian.Artificial Intelligence and Management: The Automation-Augmentation Paradox[J].Academy of Management Review,2020.
- Chen R .The Current Status, Problems, and Policy Recommendations of AI Data Utilization in China[J].Modern Law Research,2023,4(4):
- Franco M ,Pinho C .A case study about cooperation between University Research Centres: Knowledge transfer perspective[J].Journal of Innovation & Knowledge,2018,4(1):62-69.
- Chen Y ,Zhang B ,Li R , et al.AI-Empowered Industry-Education Integration: Overcoming Challenges and Reconstructing Collaborative Pathways in Applied Undergraduate Institutions[J].Frontiers in Educational Research,2025,8(12):

- 贾侃,吴亮,覃大嘉. 高管校友关系能否促进企业创新?——基于产学研合作视角 [J/OL]. 科学学与科学技术管理, 1-29[2026-03-22].
- 李常洪,王海艳,郭嘉琦. 区块链应用能否促进产学研合作——来自中国制造业上市公司的经验证据[J]. 科技进步与对策, 2025, 42(10):38-47.
- 余煌,杨子璇,张景秋. 人工智能背景下虚拟集聚对城市产业链创新链融合的影响研究 [J]. 科技进步与对策, 2026, 43(01): 57-69.
- 夏雨. 人工智能创新应用与国内国际双循环: 基于人工智能创新应用先导区的准自然实验 [J]. 管理现代化, 2026, 46(01): 14-24.
- Jiafang P ,Shixiao T ,Xingpeng R , et al.Technical study and experimental research on the cloud collaboration model of Soften-standardized[J].Journal of Physics: Conference Series,2021,1820(1):012091-.
- 陈鼎祥,刘帮成. 人工智能时代的公共部门人力资源管理: 实践应用与理论研究 [J]. 公共管理与政策评论, 2022, 11(04): 38-51.
- Rong Y ,Wu H .Artificial Intelligence applications and enterprise new quality productivity: Empirical evidence from China' s high-tech industry[J].Finance Research Letters,2026,97109777-109777.
- Qin L ,Yao C ,Li Y .Dynamic Adaptive Collaboration for Personalized Federated Learning[J].Intelligenza Artificiale,2026,20(1):80-92.
- 黄勃,李海彤,江萍,等. 战略联盟、要素流动与企业全要素生产率提升 [J]. 管理世界, 2022, 38 (10): 195-212.
- Ze R ,Kun Z ,Boadu F , et al.The Effects of Boundary-Spanning Search, Network Ties, and Absorptive Capacity for Innovation: A Moderated Mediation Examination[J].Sustainability,2018,10(11):3980-3980.
- 刁海璨. 企业基础研究与新质生产力培育 [J]. 数量经济技术经济研究, 2025, 42 (03): 91-110.
- Franco M ,Pinho C .A case study about cooperation between University Research Centres: Knowledge transfer perspective[J].Journal of Innovation & Knowledge,2018,4(1):62-69.
- 张邦辉,李一博. 生态环境治理效能提升的智能驱动: 机理、瓶颈与路径 [J]. 重庆社会科学, 2026, (02): 48-63.
- 刘香港,史占中. “数字+算法”融合驱动的智能制造研究述评与展望 [J/OL]. 外国经济与管理, 1-17[2026-03-28].
- Zhou J ,Xu T ,Chiao Y , et al. Interorganizational Systems and Supply Chain Agility in Uncertain Environments: The Mediation Role of Supply Chain Collaboration [J]. Information Systems Research, 2024, 35(1): 184-184.
- Liu Y ,Tian H .Generative artificial intelligence, knowledge search patterns, and circular supply chain dependence reconstruction: A dual path model for performance improvement[J].Technology in Society, 2026, 86103308-103308.
- 王群勇,武文杰. 与星同行: 突破式创新、网络结构与技术扩散 [J]. 经济与管理研究, 2026, 47 (02): 55-71.
- 文文,顾成敏. 人工智能应用、研发要素流动与区域创新生态系统竞争力 [J]. 中国软科学, 2025, (07): 109-119.
- 钱学锋,何咏雪. 人工智能应用对企业劳动收入份额影响研究——基于机器学习方法的实证分析 [J]. 亚太经济, 2026, (01): 14-34.
- 孙英杰,吴丽敏,李美颐. 以耐心资本引领制造强国的现代化产业体系建设: 基于供应链韧性提升视角 [J/OL]. 财经理论与实践, 1-8[2026-03-20].
- BEDNAR K M . WATCHDOG OR LAPDOG? A BEHAVIORAL VIEW OF THE MEDIA AS A CORPORATE GOVERNANCE MECHANISM [J]. Academy of management journal, 2012, 55 (1): 131-150.
- 关旭,王军法. 专精特新企业认定能缓解资产误定价吗——来自“小巨人”上市公司的经验证据 [J/OL]. 金融经济研究, 1-17[2026-03-20].

孙叶萌, 张晓霞. 超越风险缓冲: 财务柔性对企业可持续发展绩效的影响——来自中国A股上市公司的经验证据 [J/OL]. 南方金融, 1-17[2026-03-20].

梁上坤. 管理者过度自信、债务约束与成本粘性 [J]. 南开管理评论, 2015, 18 (03): 122-131.

夏寒池, 杨晨. 管理者过度自信、管理自主权与企业投资效率 [J]. 科学学研究, 2025, 43 (08): 1748-1760.

杨洁, 马从文, 刘运材. 数字化转型对企业创新的影响 [J]. 统计与决策, 2022, 38 (23): 180-184.

朱滔, 彭华涛. 网络导向二元创新对可持续创业绩效的影响 [J]. 云南师范大学学报(哲学社会科学版), 2024, 56 (01): 99-112.

范宝学, 刘昭. 管理者过度自信、控股股东股权质押与投资效率 [J]. 哈尔滨商业大学学报(社会科学版), 2022, (02): 85-96.

陈永恒, 苏涛永, 毛宇飞. 异质性绩效反馈对合作创新数量与质量的影响研究 [J]. 管理学报, 2023, 20 (11): 1660-1669.

刘斐然, 胡立君, 范小群. 产学研合作对企业创新质量的影响研究 [J]. 经济管理, 2020, 42 (10): 120-136.

姚加权, 张银澎, 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, 40(02):101-116+133+117-122.

王梦凯, 李英, 王金东. 人工智能应用、高管认知水平与企业ESG表现[J]. 北京工商大学学报(社会科学版), 2025, 40(05):46-58.

孙慧, 罗添, 夏学超. 人工智能如何影响企业创新质量[J]. 产业经济评论, 2025, (02):5-26.

王林辉, 姜昊, 董直庆. 工业智能化会重塑企业地理格局吗 [J]. 中国工业经济, 2022, (02): 137-155.

孙凡, 孙泽宇. 公共数据开放何以改善资本市场定价效率 [J]. 经济管理, 2025, 47 (01): 166-189.

史青春, 牛悦, 徐慧. 企业数据要素利用水平影响投资效率机理研究——利用数据要素激活冗余资源的中介作用 [J]. 中央财经大学学报, 2023, (11): 105-115.

王福胜, 王也, 刘仕煜. 媒体关注、管理者过度自信对盈余管理的影响研究 [J]. 管理学报, 2022, 19 (06): 832-840.

袁业虎, 熊笑涵. 上市公司ESG表现与企业绩效关系研究——基于媒体关注的调节作用 [J]. 江西社会科学, 2021, 41 (10): 68-77.

叶志伟, 张新民, 胡聪慧. 企业为何短贷长投——基于企业战略视角的解释[J]. 南开管理评论, 2023, 26(01):29-44.

尹闪. 企业生命周期的实证度量——基于现金流组合视角的分析 [J]. 中南财经政法大学研究生学报, 2009(4):52-57.

Artificial Intelligence Application, Factor Flow and Enterprise Industry-University-Research Cooperation
FU Dongping¹, CHEN Sisi²

(1. New Structural Economics Research Institute, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang, 550025, China; 2. School of Economics, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang, 550025, China)

Abstract: Promoting industry-university-research collaboration among enterprises and fostering innovation-driven development serve as crucial micro-level mechanisms for establishing a technology innovation system characterized by enterprise-led initiatives, market orientation, and deep integration of industry, academia, and research. Artificial intelligence (AI) has emerged as a pivotal driver for enhancing collaborative innovation among enterprises and facilitating deeper integration of industry, academia, and research. Based on data from China's listed companies between 2010 and 2024, this study employs a fixed-effects model to examine the impact of AI on enterprise-industry-academia-research collaboration. The findings indicate that AI applications significantly boost such collaboration, a conclusion reinforced by a series of endogeneity tests and robustness checks. Mechanism analysis reveals that AI primarily promotes

collaboration through three pathways: utilization of data as a factor of production, technology diffusion effects, and talent aggregation effects. Moderating effects demonstrate that media attention substantially amplifies the impact of AI applications, whereas managerial overconfidence markedly diminishes their effectiveness. Heterogeneity analysis further reveals significant variations in AI's influence on collaboration across different corporate ownership structures, enterprise types, and life cycles. This study analyzes AI's impact on enterprise-industry-academia-research collaboration from the perspective of factor mobility, providing micro-level evidence for understanding the underlying mechanisms through which AI influences corporate collaboration decisions. The findings offer important policy implications for accelerating the development of a unified national market and facilitating the free flow and efficient allocation of innovation factors.

Keywords: Artificial Intelligence application ; Industry-University-Research Collaboration; Data Element Utilization Effect; Technology Diffusion Effect; Talent Agglomeration Effect

说明:

- 1、支持中、英文内容检测;
- 2、AI特征值=AI特征字符数/总字符数;
- 3、红色代表AI特征显著部分, 计入AI特征字符数;
- 4、棕色代表AI特征疑似部分, 未计入AI特征字符数;
- 5、检测结果仅供参考, 最终判定是否存在学术不端行为时, 需结合人工复核、机构审查以及具体学术政策的综合应用进行审慎判断。



关注微信公众号