引用格式：王黎萤，王恬恬，余佩玲，等. 基于DSG框架的人工智能影响企业创新绩效机理研究[J]. 技术经济，2026，45(8)：50-61.
Wang Liying，Wang Tiantian，Yu Peiling，et al. Research on the mechanism of artificial intelligence's impact on enterprise innovation performance based on the DSG framework[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(8)：50-61.

人工智能发展与安全治理

基于DSG框架的人工智能影响企业创新绩效机理研究

王黎萤[1]，王恬恬[2]，余佩玲[2]，包成达[2]，张 焱[2]
（1. 浙江工业大学中国中小企业研究院，杭州 310023；2. 浙江工业大学管理学院，杭州 310023）

摘 要：在当前全球人工智能技术快速演进与治理挑战并存背景下，统筹人工智能发展与安全治理的DSG框架为企业在“人工智能+”时代提升创新绩效提供了新的理论视角与实践框架。以2014—2023年沪深A股上市公司为研究对象，基于DSG框架探讨统筹人工智能发展与安全治理对企业创新绩效的影响机理。研究发现，基于DSG框架，人工智能的影响效应表现在企业越重视人工智能安全与治理的统筹发展，越有利于人工智能技术显著促进企业创新绩效提升。其影响机理体现在人工智能发展通过资源结构化、资源能力化、资源杠杆化对企业创新绩效产生显著正向影响。异质性分析表明，非民营企业、大规模企业、高科技行业企业更重视统筹人工智能发展与安全治理，表现出对创新发展更为显著的促进作用。研究为企业落实“人工智能+”提供了统筹人工智能发展与安全治理的理论支撑，为企业创新发展过程中统筹人工智能发展与安全治理提供了实践启示，为全球应对人工智能治理困境推动智能向善贡献了来自中国实践的智慧与方案。

关键词：DSG框架；人工智能发展；人工智能安全；人工智能治理；创新绩效；资源编排理论
中图分类号：F273.1 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)08-0050-12
DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26022718

一、引言

在当前全球人工智能技术快速演进与治理挑战并存的背景下，以大模型、生成式AI为代表的颠覆性技术正以前所未有的速度重塑生产力与产业生态，为全球经济与社会发展注入强劲动能[1-2]。从2017年《新一代人工智能发展规划》到2025年《关于深入实施“人工智能+”行动的意见》，人工智能不仅成为中国重要战略，且在全球范围内占据核心地位[3-4]。人工智能技术快速发展也放大了伴生风险——从数据隐私与算法偏见，到深度伪造与自主系统失控，再到劳动力市场结构性冲击与全球治理规则缺位，亟须强化统筹人工智能发展、安全与治理(development、security and governance，DSG)框架的战略部署和实践。各国先后出台了统筹人工智能发展与安全治理战略、伦理指南和监管法律。欧盟的《人工智能法案》构建了严格的人工智能风险分级监管。美国的《人工智能权利法案蓝图》强调技术伦理与行业自律。2026年《政府工作报告》中强调统筹发展和安全，深化拓展“人工智能+”，完善人工智能治理。“人工智能+”加速向各产业渗透，推动企业智能化转型的同时，人工智能技术发展红利与安全风险挑战伴生而行[5-6]。广大中小企业面临技术门槛高、治理能力弱的现实困境，使得人工智能应用充满不确定性[7]。这些风险不仅可能中断创新进程，更会侵

收稿日期：2026-02-27
基金项目：国家社会科学基金重大项目“技术标准与知识产权协同推进数字产业创新的机理与路径研究”(19ZDA078)；浙江省高校重大人文社科攻关计划项目“重大任务牵引的科研创新联合体构建、模式改革与实施路径研究”(2024GH060)
作者简介：王黎萤(1973—)，博士，浙江工业大学中国中小企业研究院副院长，特聘教授，博士研究生导师，研究方向：中小企业创新创业；王恬恬(2001—)，浙江工业大学管理学院硕士研究生，研究方向：中小企业创新创业；(通信作者)余佩玲(1994—)，浙江工业大学管理学院博士研究生，研究方向：中小企业创新创业；包成达(2001—)，浙江工业大学管理学院硕士研究生，研究方向：中小企业创新创业；张焱(2000—)，浙江工业大学管理学院博士研究生，研究方向：中小企业创新创业。

蚀企业绩效与市场信任[8]。人工智能技术内生的隐秘性与不透明性，使其风险释放和社会影响难以被准确预判[9]。具体而言，在数据和算法层面，人工智能系统可能引致隐私泄露、算法歧视及因决策过程不透明而导致的信任危机，这些负面效应最终将传导至企业层面，对其稳健发展造成冲击[10]。此外，现行监管体系和立法制度在人工智能安全与治理领域不完善，可能导致人工智能安全责任归属不明的“责任真空”问题[11]。人工智能广泛应用也会面临成本负担[12]、伦理道德等诸多方面的挑战[13]。当企业安全认知不足、治理体系缺位时，技术赋能便难以持续。正是基于这一现实困境，统筹人工智能发展与安全治理的DSG框架成为引导企业在“人工智能+”浪潮中实现创新发展的内生需求。DSG框架强调在人工智能发展同时，同步有机统筹人工智能安全与治理，旨在推进可信、可靠、可控的人工智能向善可持续发展体系。企业在创新发展过程中，人工智能技术运用是建立在统筹发展和安全的基础上，企业在运用人工智能技术提升创新绩效的同时，亟须在发展效率与应对风险之间寻求权衡[14]。人工智能技术应用带来的创新赋能效应并非一定发生，其强度与可持续性受到组织内外部复杂情境因素的深刻调节。企业是否秉持并践行前瞻性、系统性的人工智能发展、安全与治理理念构成了一个至关重要的边界条件。

既有研究较多探讨了人工智能技术应用对企业创新绩效的影响，但仍缺乏从统筹人工智能发展、安全与治理的视角深入揭示人工智能发展与安全治理对企业创新绩效的深刻影响，存在以下关键问题亟待进一步剖析。第一，已有对人工智能安全和人工智能治理研究的视角多为国家宏观层面的制度和框架研究，鲜有从企业微观视角深入剖析人工智能发展与人工智能安全治理的伴生关系，以及对企业创新绩效的影响机理。第二，现有研究大多是从人工智能技术应用单一视角对企业创新绩效影响开展研究，鲜有从人工智能发展、人工智能安全、人工智能治理统筹发展的多元整合视角探讨对企业创新绩效的影响效应。第三，现有研究鲜少探讨统筹人工智能发展与安全治理如何影响企业异质性资源编排，进而影响企业创新绩效的内在机理，尤其忽视人工智能合规风险、伦理安全等复杂资源编排对企业创新优势提升的关键影响。本文创新性导入统筹人工智能发展与安全治理的DSG框架，以2014—2023年沪深A股上市公司为研究对象，深入探讨统筹人工智能发展与安全治理对企业创新绩效的影响机理。可能的边际贡献有：第一，验证了DSG框架下人工智能发展有利于提升企业创新绩效，强调企业在发展人工智能技术的同时，需要主动强化人工智能安全与治理。第二，阐释了人工智能发展通过资源结构化、资源能力化、资源杠杆化来影响企业创新绩效的内在机理，强化统筹人工智能发展与安全治理的资源编排能力构建的重要性。第三，指出在DSG框架下非民营企业、大规模企业、高科技企业表现出对创新发展更为显著的促进作用，并为深化人工智能治理提供了可借鉴路径。本文为企业落实“人工智能+”提供了统筹人工智能发展与安全治理的理论支撑，为企业创新发展过程中统筹人工智能发展与安全治理提供了实践启示，为全球应对人工智能治理困境推动智能向善贡献了来自中国实践的智慧与方案。

二、理论基础与研究假设

（一）DSG框架

统筹人工智能发展、安全与治理的DSG框架，是指企业在利用人工智能技术应用追求创新速度的同时关注安全与治理问题，避免“先发展、后安全与治理”导致的风险积累与信任危机，实现“快而稳”的可持续增长。在“人工智能+”战略的宏观政策引导下，人工智能技术已广泛渗透至企业微观主体的管理流程、生产制造及价值创造等核心环节，应用场景持续深化[15]。然而，企业在积极推进人工智能技术采纳与应用的同时，对人工智能安全风险防控及治理机制构建的系统性考量仍显不足。DSG框架将安全与发展统筹纳入战略核心，推动企业从“被动合规”走向“主动治理”，成为人工智能时代企业可持续发展的关键命题。在DSG的框架下，人工智能安全与治理对发展发挥着重要的调节作用。通过明确的安全标准、伦理规范和合规要求，降低技术失控、滥用或偏离社会价值的风险，人工智能安全与治理为人工智能的发展提供保障；同时，它也塑造了创新绩效的实现路径。有效的安全与治理机制能够提升技术落地的可信任度，增强用户与市场的接受意愿，从而让创新成果更快转化为真实绩效。反之，若安全与治理滞后，发展可能因突发事件或信任崩塌而中断，创新绩效也难以持续。因此，DSG框架有助于企业建立健全统筹人工智能发展、安全与治理的体系

架构,推动企业在推进人工智能创新应用的同时,有效防范技术风险,落实主体责任,实现人工智能赋能经营活动的向善发展。

(二)DSG框架下人工智能对企业创新绩效的影响效应

人工智能被定义为"在机器中创造类似人类行为,用于感知、推理和行动"的系统,该系统依托复杂的算法模型与海量数据分析,最终实现对人类智能的仿效与延伸,并在此基础上达成高水平的自动化决策与智能化运作[16]。而创新是增长和获利的关键驱动力,能使企业获得超群的增长[17]。面对这一趋势,企业唯有主动将人工智能技术与业务全流程深度耦合,才能在数字化转型的洪流中抢占先机,实现创新绩效的根本性跃升[18]。现有研究多将人工智能定位为重要的技术创新资源,认为其通过与研发活动的互补效应[19]及异质性知识的整合能力[20],构成企业创新绩效提升的重要驱动力。伴随人工智能技术在企业经营管理中的纵深推进,其赋能创新的路径与效应日趋复杂。在此背景下,人工智能技术应用与管理能力的协同配合,成为控制技术应用成本、规避创新风险的关键所在。对企业创新绩效发挥正向作用[21]。从技术层面来看,在人工智能+的背景下,人工智能技术更可以与企业的生产融合[22]。人工智能与产业技术融合能通过加快产品创新速度、驱动工艺创新,进而提升企业产品创新绩效[23]。人工智能技术的迭代升级特性,能够持续触发企业创新行为,进而有效推动企业创新水平的提升[24]。从管理层面看,人工智能将通过提升知识创造的速度和加快技术溢出,提高学习能力、增加研发和人才投资来促进技术创新[25]。人工智能算法通过高效分析大规模数据集,助力企业识别潜在机会与探索性问题,进而激发更具创造性的产品构思与创新路径[26]。

在传统信息技术时代采取"先污染后治理"的模式,业务转型与风险管理遵循串行逻辑,即先开发上线,再进行安全加固与合规整改。在"人工智能+"时代背景下,统筹人工智能发展、安全与治理已成为全球亟待解决的重要议题。中国作为全球人工智能应用最活跃、场景最丰富的市场之一,人工智能原生企业和人工智能平台企业率先探索基于智能向善的DSG统筹发展路径,正成为全球人工智能治理与应用的新范式[27]。当企业积极统筹人工智能安全与治理水平时,其在人工智能应用过程中同步构建的安全防护机制与治理规则体系,能够显著降低因数据泄露、算法偏见或合规缺陷所引发的运营风险与声誉损耗,从而减少创新过程中的不确定性。一方面,保障了技术迭代的连续性与稳定性,使企业更敢于在核心业务中深化人工智能融合、拓展应用场景;另一方面,通过构建可信、可靠、可控的技术应用环境,增强了内外部利益相关者对创新成果的接受度与信任感,加速了创新产品的市场化与规模化。因此,统筹人工智能安全与治理水平不仅缓解了企业发展可能带来的后续阻力,更通过前瞻性的风险管控与伦理嵌入,提升了人工智能技术应用的韧性和可持续性,使技术创新能够更顺畅、更稳健地转化为产品创新、流程创新乃至商业模式创新,显著提升企业的创新绩效。

基于上述探讨,本文提出假设:

DSG框架下人工智能发展正向影响企业创新绩效(H1);

DSG框架下人工智能安全与治理水平正向调节人工智能发展与创新绩效的关系(H2)。

(三)人工智能发展对企业创新绩效的影响机理

在完成人工智能基础建构后,人工智能实现从"被动执行"向"主动引导"进阶。企业借助人工智能的实时感知、前瞻预测与自主决策能力,进化为资源的管理者与赋能者。同时,以DSG框架为指引,从图1可以看出,确保这一转型过程安全可控、治理有效,最终驱动创新绩效的指数级增长[28]。在资源基础理论视角下,企业智能化水平的提升能够有效推动资源共享机制的建立。资源共享通过促进知识整合与资源协同,对企业创新绩效产生正向驱动作用[29]。资源编排理论在资源基础观的基础上进一步深化,强调资源的价值实现依赖于动态配置。该理论将配置过程解构为三个阶段:通过资源的结构化(获取、积累、剥离)构建资源基础,通过能力化将资源转化为组织能力,通过杠杆化实现价值的释放与创造[30]。人工智能对企业资源结构化的影响,体现在其实现了资源精准识别与高效配置[31],重塑了企业资源识别、获取与组合的范式。传统的资源结构化过程依赖于管理者的有限理性与经验判断,而人工智能凭借其强大的感知与数据处理能力,能够主动、实时地扫描内外部环境,精准识别并量化那些原先难以捕捉或评估的隐形数据资源与市场机遇[32]。在资源编排的视角下,人工智能技术应用先通过提升全要素生产率,推动了企业资源的结构化整合

与捆绑。进而将整合后的资源转化为运营、生产与决策等方面的组织能力[33]。这些能力的协同效应最终释放出多维度的创新绩效，使企业在动态竞争环境中持续提升品牌价值与创新能力，实现长期可持续发展。这一过程完整呈现了企业如何通过资源与能力的杠杆化实现价值创造。人工智能对企业资源能力化的影响，体现在对资源进行捆绑和重组，转化为可生产的能力，强化响应与竞争力[34]。一方面，人工智能技术能够提升企业捕获外部机会的能力，促进内外部资源互补与整合，通过构建独特的资源束，强化企业对市场机会的识别与响应能力[35]；另一方面，人工智能技术将研发人员从烦琐劳动中解放，促使人力资本结构向更高阶的创造性、策略性分析任务升级。人工智能技术应用帮助企业构建了一种“人机协同”的新型能力生成范式，使得企业在探索式与利用式双元创新活动中都具备了更强大的执行力与适应性，进而带动企业创新绩效的提升。人工智能对企业资源杠杆化的影响，体现在其实现了资源的跨界流动与价值放大[36]。人工智能平台可以无缝连接企业内部不同部门，以及企业与外部供应商、研究机构乃至客户之间的资源，促进创新资源在更大范围内的流动与共享。通过对生态内多元主体数据的实时感知与分析，人工智能可以预测并协调跨主体的资源需求与供给，主动引导创新资源的配置流向最具潜力的组合与市场机会[37]。人工智能通过实现资源杠杆化的智能化与自动化，显著拓展了企业创新价值创造的边界、速度与规模，最终驱动创新绩效的指数级增长。

基于上述分析，本文提出假设：

资源结构化在人工智能发展与企业创新绩效关系中起中介作用（H3a）；

资源能力化在人工智能发展与企业创新绩效关系中起中介作用（H3b）；

资源杠杆化在人工智能发展与企业创新绩效关系中起中介作用（H3c）。

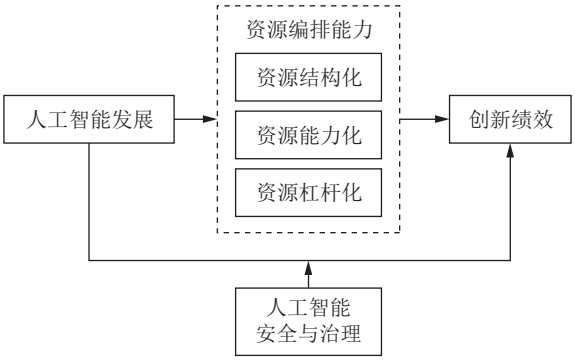


图 1　理论框架

三、研究设计

（一）样本选择和数据来源

选取 2014—2023 年沪深 A 股上市公司作为初始研究样本，数据来源涵盖国泰安（CSMAR）数据库、中国研究数据服务平台（CNRDS）。在数据预处理阶段，依次执行以下操作：剔除 ST（special treatment）、* ST 及其他非正常上市状态的样本；排除金融行业企业；删除关键变量数据缺失的观测值；为消除极端值影响，对连续变量在上下 1%水平上进行缩尾处理。经过上述筛选，最终获得 27935 个公司-年度观测样本。

（二）变量定义

1. 被解释变量

被解释变量为企业创新绩效（*inv*）。借鉴黎文靖和郑曼妮[38]的研究思路，将企业申请的发明专利视为实质性创新的核心表征，因其更能体现技术突破与高质量创新的内涵。参考既有文献的通行做法，采用发明专利申请量加 1 的自然对数来度量企业创新绩效。

2. 解释变量

人工智能发展（*AID*）的衡量，遵循吴非等[39]的范式，统计出包括人工智能、商业智能、图像理解、投资决策辅助系统、智能数据分析、智能机器人、机器学习、深度学习、语义搜索、生物识别技术、人脸识别、语音识别、身份验证、自动驾驶、自然语言处理等上市公司年报文本中预定义人工智能特征词，通过词频测算企业对人工智能技术的应用强度作为人工智能发展水平的代理变量。

3. 控制变量

为避免企业自身特征及行业、地区因素的干扰，在借鉴现有研究成果的基础上，模型中控制了下列变量：产权性质（*SOE*）、营业收入增长率（*Growth*）、权益乘数（*EM*）、托宾 *Q* 值（Tobin*Q*）、四大会计师事务所哑变量（*Big*4）、总资产净利润率（*ROA*）、董事会规模（*Board*）、公司规模（*Size*）、第一大股东持股比例（*Top*1）。

4. 调节变量

企业在利用人工智能追求创新速度的同时，应关注安全与治理问题，避免“先发展、后安全与治理”导致的风险积累与信任危机，实现“快而稳”的可持续增长。为研究企业在关注人工智能发展的同时是否兼顾安全与治理问题，本文构建统筹人工智能安全与治理水平词库，测算企业统筹人工智能安全治理水平得分。

采用基于文本挖掘的五阶段人工智能安全治理词库构建方法：一是通过采集政策与标准文件建立语料基础；二是运用 Jieba 分词进行高频词初筛；三是通过上下文分析验证并优化关键词；四是补充完善形成自定义词典；五是基于该词典对所有样本进行分词，并从安全、治理及总词频三个维度量化人工智能安全治理相关表述的文本占比。

$$SG_{it}=\frac{100}{R_{it}}\sum_{w=1}^{R_{it}}\{1[w\in Keywords^{\sup}]\} \tag{1}$$

其中：SG_{it} 为企业 i 在年份 t 的人工智能安全治理得分；R_{it} 为企业 i 在年份 t 的年报总词汇数；w 为年报中的一个词汇，求和遍历所有词汇（共 N_{it} 个，通常 $N_{it}=R_{it}$）；$Keywords^{\sup}$ 为预定义的人工智能安全治理关键词词典；“$1[\cdot]$”为指示函数，条件成立时取 1，否则取 0。

5. 中介变量

本文从资源编排理论的三个维度分别选取代理变量：

资源结构化，参考 Shao 等[40]的研究，采用 SA 指数为代理指标，该指数越小，表明企业资源结构化能力越强；资源能力化，借鉴 Li 等[41]的做法，以运营效率（即资源配置效率）作为代理变量；资源杠杆化，依据 Sirmon 等[29]的理论观点，企业能否有效动员管理层与长期股东直接影响资源配置效率，这一效率最终体现为代理成本的下降。本文采用资产周转率（营业收入/总资产）衡量资源管理效率。

（三）模型设定

为探究 DSG 框架下人工智能发展与企业创新绩效的关系，构建如（1）所示的模型，检验假设 H1。

$$inv_{it}=\alpha_0+\alpha_1 AID_{it}+\alpha_n X_{it}+\mu_i+\varepsilon \tag{2}$$

其中：i 为企业；t 为年份；inv_{it} 为企业 i 在 t 年的创新绩效；AID_{it} 为企业 i 在 t 年的人工智能发展水平；X_{it} 为一系列控制变量；α_0 为截距项；α_1 为解释变量 AID_{it} 的回归系数；α_n 为控制变量 X_{it} 的回归系数；ε 为随机扰动项；u_i 为个体固定效应。

四、数据分析与假设检验

（一）描述性统计分析

描述性统计分析的结果见表 1，*AID* 最大值为 6.497，均值为 1.072，表明企业之间人工智能发展水平存在较大差异。*inv* 的均值为 2.164，标准差为 1.568，表明不同企业之间创新绩效水平差异较大。

表 1 描述性统计

变量	样本量	均值	标准差	最小值	最大值
inv	27935	2.164	1.568	0	6.637
AID	27935	1.072	1.293	0	6.497
SG	27935	0.202	0.123	−1.077	1.698
SOE	27935	0.335	0.472	0	1.000
Tobin*Q*	27935	2.058	1.363	0.795	17.676
Growth	27935	0.335	0.913	−0.926	11.188
ROA	27935	0.032	0.069	−0.578	0.220
*Big*4	27935	0.062	0.241	0	1.000
Board	27935	2.105	0.195	1.609	2.708
*Top*1	27935	0.334	0.145	0.076	0.755
Size	27935	22.365	1.291	19.478	26.452
EM	27935	2.082	1.254	1.043	10.789

（二）基准回归分析

由表 2 的（1）列～（4）列可知，*AID* 的系数均在 1%的统计水平上显著为正。在纳入一系列控制变量并控制个体固定效应之后，该系数为 0.1075，通过 1%水平的显著性检验。实证结果表明，人工智能的发展对企业创新绩效具有显著的促进作用，研究假设 H1 得以验证。究其机制，人工智能发展主要通过降低创新活动中的试错成本与信息不对称，提升企业知识重组与技术迭代的效率。具体而言，首先，人工智能强大的数据分析能力有助于企业精准把握技术前沿动态与市场需求，从而优化研发决策。其次，其模拟仿真功能能够加速研发实验进程，缩短周期，提升复杂技术的落地效率。最后，人工智能驱动的智能管理平台能够优化资源在创新项目中的配置，并通过改善跨部门协作，增强组织的知识吸收能力，最终合力提升企业创新绩效。

表 2　基准回归结果

变量	（1）	（2）	（3）	（4）
	inv	*inv*	*inv*	*inv*
AID	0.3289***	0.2649***	0.3245***	0.1075***
	（0.0154）	（0.0128）	（0.0135）	（0.0123）
SOE			−0.1558***	−0.0103
			（0.0501）	（0.0538）
Tobin*Q*			0.0572***	0.0099
			（0.0112）	（0.0065）
Growth			−0.0982***	−0.0122
			（0.0148）	（0.0077）
ROA			0.7410***	−0.2762**
			（0.1877）	（0.1077）
*Big*4			−0.0396	0.0289
			（0.1068）	（0.0890）
Board			−0.0281	−0.1083
			（0.0982）	（0.0700）
*Top*1			−0.4992***	−0.3094*
			（0.1411）	（0.1715）
Size			0.5481***	0.6518***
			（0.0211）	（0.0240）
EM			−0.1287***	−0.0537***
			（0.0173）	（0.0109）
_cons	1.8113***	1.8800***	−10.0020***	−12.0910***
	（0.0273）	（0.0138）	（0.4702）	（0.5760）
个体固定效应	不控制	控制	不控制	控制
N	27935	27935	27935	27935
adj. R^2	0.074	0.753	0.232	0.781

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的统计水平上显著；括号内为 *t* 值。

（三）内生性检验

鉴于创新绩效与人工智能发展可能存在反向因果关系，即高创新企业往往具备更强的技术采纳能力，本文采用工具变量法、考虑滞后效应、Heckman 两阶段模型三种方法缓解内生性问题。

1. 工具变量两阶段模型

采用工具变量法进行检验，可以解决反向因果可能导致的内生性问题。选取的工具变量为同一省份、同一行业、同一年份企业人工智能技术应用词频的均值，记为“*AI* 工具变量”。该变量反映了特定区域内同行业企业人工智能技术的平均应用水平及技术示范强度。从相关性来看，企业在区域竞争压力与行业标杆效应的驱动下，其人工智能应用决策必然受到所处环境的显著影响，以满足技术追赶与市场竞争的需求，故工具变量满足相关性假设。从外生性来看，该变量作为宏观环境变量，可以通过影响企业本身的人工智能应用水平，不能直接作用于特定企业的创新绩效，进而影响其自主创新能力与研发效率，最终传导至创新产出，故满足外生性假设。从（2）列和（3）列可以看出，第一阶段回归结果显示回归系数为 0.224（$t=14.89$，$p<$

0.001),表明二者存在显著正相关;且 F 统计量高达 221.65,远大于经验阈值,可拒绝弱工具变量原假设。基于工具变量的第二阶段回归结果进一步验证了基准回归的稳健性。

2. 考虑滞后效应

人工智能发展对企业创新绩效的影响可能存在时滞,将核心解释变量进行滞后一期处理(*L_AID*)后重新进行回归,以进一步缓解反向因果带来的内生性偏误。从表 3 的(1)列可以看出,*AID* 滞后项的系数仍显著为正。这一结果验证了本文的基准回归结论具有较好的稳健性,同时也表明人工智能发展会对企业创新绩效有持续性的长期赋能效应。

3. Heckman **两阶段模型**

使用 Heckman 两阶段模型来检验,此模型可以消除样本选择偏误可能引发的内生性问题。第一阶段以企业是否应用人工智能技术的虚拟变量(*AI_dummy*)为被解释变量,引入高管团队的研发背景(*TECH_TMT*)作为外生变量。该变量的设定依据在于:若首席执行官(CEO)、首席财务官(CFO)或董事长中至少有一人具备研发职业背景,企业对人工智能技术的关注度更高,应用可能性也随之提升。从(4)列和(5)列可以看出,*TECH_TMT* 的系数为 0.170(即 1%水平显著),表明外生变量的选取具有合理性。第二阶段将逆米尔斯比率(*IMR*)纳入模型以修正样本选择偏差,结果显示 *IMR* 在 1%水平上显著为正,证实了样本选择偏误的存在。在控制该偏误后,人工智能发展的系数为 0.303(即 1%水平显著),表明基准回归结果依然稳健。

表 3　内生性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	inv	第一阶段	第二阶段	第一阶段	第二阶段
		AID	*inv*	*TECH_TMT*	*inv*
L_AID	0.0794***				
	(0.0085)				
AI 工具变量		0.224***			
		(0.015)			
AID			0.685***		
			(0.084)		
AI_dummy				0.170***	
				(0.016)	
IMR					0.303***
					(0.026)
控制变量	是	是	是	是	是
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制
观测值	27935	27935	27935	27935	27935

注:*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的统计水平上显著;括号内为 t 值。

(四)稳健性检验

为进一步确保研究结论的可靠性,分别从替换核心变量、调整固定效应两个方面进行稳健性检验见表 4。

(1)替换核心变量。针对可能的变量测度偏误问题,将被解释变量进行替换。利用发明专利授权量(*inv*_1)来衡量企业创新,将发明专利授予量加 1 取对数处理。由于专利申请至授权之间存在时间差,将人工智能发展滞后 1 期处理(*L_AID*)。

(2)调整固定效应。针对可能的模型设定偏误,增加企业-行业固定效应,*AID* 系数仍显著为正,表明结果依然稳健。

表 4　稳健性检验结果

变量	(1)	(2)
	*inv*_1	*inv*
	更换因变量	增加企业-行业固定效应
AID	0.304**	0.103***
	(0.103)	(0.012)
L_AID	0.937***	
	(0.007)	
控制变量	是	是
个体固定效应	控制	控制
N	27935	27935
adj. R^2	0.739	0.783

注:*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的统计水平上显著;括号内为 t 值。

（五）异质性检验

1. 企业产权异质性

为考察人工智能发展对企业创新绩效的影响是否因所有权性质而异，本文依据企业所有制类型将样本划分为民营企业和非民营企业两组进行回归分析。不同所有制企业在战略导向、资源约束及组织架构上的固有差异，可能导致其在技术应用与创新转化过程中表现出不同的行为模式。从表 5 的（1）列和（2）列可以看出，两组样本中人工智能发展的系数均在 1%水平上显著为正，表明人工智能发展对两类企业的创新均有促进作用。值得注意的是，非民营企业组的估计系数明显高于民营企业组。这一差异可能源于非民营企业在资金储备、数据基础设施及政策资源获取方面具有天然优势：雄厚的资本实力能够支撑人工智能应用所需的长周期、高投入；稳定的战略预期有助于技术消化与系统整合；政策倾斜则进一步强化了其在创新转化中的规模效应与协同效应。反观民营企业，尽管组织灵活性较高，但普遍面临更强的融资约束与短期业绩压力，在一定程度上限制了其对人工智能技术的深度采纳与持续迭代。

2. 企业规模异质性

为了检验人工智能发展对不同规模制造企业创新绩效的差异化影响，进一步考察企业规模的异质性调节效应，依据样本企业规模的中位数将全样本划分为大规模企业与中小企业两组。从（3）列和（4）列可以看出，人工智能发展水平的系数在两组样本中均在 1%水平上显著为正，但大规模企业组的估计系数明显高于中小企业组。这一差异的内在机理在于：大规模企业凭借其充裕的资金储备、完善的数据基础设施及高水平的研发人才梯队，能够实现人工智能技术的系统性部署与全流程嵌入，推动技术与现有生产体系、管理架构及创新生态的深度融合，从而释放出显著的规模经济效应与技术协同优势。反观中小企业，尽管其在决策灵活性方面具备一定优势，但受制于资源禀赋约束与技术消化能力的局限，其人工智能应用往往停留在局部优化与单点突破层面，难以实现对整体创新系统的重构与重塑，因此技术赋能效应相对较弱。

3. 行业异质性

为探究人工智能发展效果是否因行业技术密集度而异，依据 2012 年修订的《上市公司行业分类指引》，将样本企业分为高科技行业企业和非高科技行业企业进行分组回归。实证结果表明，两组中人工智能发展的系数均在 1%水平上显著为正，但高科技行业企业的系数绝对值更大，说明人工智能发展对其创新绩效的促进作用更为强劲。这种差异根植于行业禀赋的不同：高科技行业企业拥有更扎实的研发积累、更强的技术吸收能力及更完善的数字化基础设施，使得人工智能能够与现有创新体系深度融合，形成技术协同效应；而非高科技行业企业在技术基础与人才储备方面相对薄弱，人工智能的应用场景多局限于流程优化与效率提升，难以在突破性创新层面产生同等量级的推动作用。

（六）调节效应检验

上述回归结果验证了人工智能发展对企业创新绩效有显著的促进作用。进一步结合企业统筹人工智能安全和治理的水平，从异质性视角考察人工智能发展水平与企业创新绩效的关系。本文通过词频分析各企业年报，测算出各企业统筹人工智能安全和治理水平值，并按其中位数将样本划分，表 6 的（1）列为统筹人工智能安全和治理水平较低组，（2）列为统筹人工智能安全和治理水平较高组，二者回归系数显著为正且显示在统筹人工智能安全和治理水平较高组，在统筹人工智能安全和治理水平较低的组系数较小，且组间系

表 5　异质性检验结果

变量	（1）	（2）	（3）	（4）	（5）	（6）
	民营企业	非民营企业	大规模企业	中规模小企业	高科技产业企业	其他产业企业
AID	0.067***	0.194***	0.122***	0.071***	0.153***	0.068***
	（0.014）	（0.021）	（0.017）	（0.015）	（0.020）	（0.015）
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	18580	9355	14093	10954	10871	17064
adj. R^2	0.741	0.842	0.821	0.701	0.738	0.774

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的统计水平上显著；括号内为 t 值。

数差异显著。这意味着人工智能发展对企业创新绩效的促进作用主要体现在统筹人工智能安全和治理水平较高的企业。

表6　调节效应检验结果

变量	(1)	(2)
AID	0.091***	0.113***
	(5.33)	(6.52)
控制变量	是	是
个体固定效应	控制	控制
N	13241	12935
adj. R^2	0.836	0.828
组间系数差异 *P* 值	−0.022*	

注：*、**、*** 分别表示在10%、5%、1%的统计水平上显著；括号内为 *t* 值。

(七)中介效应分析

采用逐步检验方法验证资源编排能力对人工智能发展、统筹安全与治理水平影响创新绩效的内在机制。从表7可以看出，(1)列中人工智能发展对 *SA* 指数的系数为−0.030，(2)列中 *SA* 指数对企业创新绩效的系数为−0.714，两者在1%水平上显著，说明人工智能技术可以通过将海量数据与隐性知识转化为标准化、可调度的核心资产，并驱动业务流程的智能重构，从而系统性地赋能企业对内外部资源进行高效识别、优化配置与动态利用，增强企业自主创新能力，进而提升企业创新绩效。因此，假设H3a得到验证。(3)列中人工智能发展对企业资源配置效率的系数为0.016，(4)列中企业资源能力化对企业创新绩效的系数为0.106，且二者在1%水平上显著，说明人工智能技术可以通过动态分析与学习，将企业的数据、资产与知识等静态资源，转化为能够自主优化、敏捷响应市场变化并持续创造价值的核心竞争能力，不断提升企业创新绩效。因此，假设H3b得到验证。(5)列中人工智能发展对企业资源杠杆化的系数为0.016，(6)列中企业资源配置效率对企业创新绩效的系数为0.106，且二者在1%水平上显著。人工智能通过构建连接内外部资源的智能平台，放大核心资源的辐射与整合效应，以数据与算法为杠杆，撬动并协同更广泛的生态资源，实现企业创新绩效不断攀升。

表7　中介效应检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	SA	*inv*	*EFF*	*inv*	*AC*	*inv*
AID	−0.030***	0.086***	0.016***	0.106**	0.016***	0.106***
	(0.002)	(0.012)	(0.003)	(0.012)	(0.003)	(0.012)
SA		−0.714***				
		(0.092)				
EFF				0.091***		
				(0.047)		
AC						0.091**
						(0.047)
控制变量	是	是	是	是	是	是
个体固定效应	控制	控制	控制	控制	控制	控制
N	27935	27935	27935	27935	27935	27935
adj. R^2	0.884	0.782	0.808	0.781	0.806	0.781

注：*、**、*** 分别表示在10%、5%、1%的统计水平上显著；括号内为 *t* 值。

五、结论与政策建议

本文基于DSG框架探讨统筹人工智能发展与安全治理对企业创新绩效的影响机理。研究表明：人工智能发展对企业的创新绩效有推动作用。在“人工智能+”的背景下，人工智能技术的应用推进科技创新和制度创新的“双轮驱动”，促进各类优质生产要素向新质生产力流动，实现高质量发展。同时，人工智能安全治理水平对人工智能发展与创新绩效的关系起正向调节作用。人工智能安全治理水平的提升可以通过前瞻性的制度设计与伦理嵌入，显著增强人工智能发展的稳健性与生命力，使企业创新活动能够在更规范、更可持续的轨道上平稳运行。机制分析表明，资源结构化在人工智能发展与企业创新绩效关系中起部分中介作用。在发展人工智能的同时统筹安全与治理，更有利于企业通过主动识别、获取、整合和重新配置内外部资源，最终将其转化为可见的创新产出。异质性分析表明，国有企业通常拥有更雄厚的数据积累与算力基础设施，在需要长期投入、战略性布局的人工智能创新领域具备更强的资源支撑能力。与大规模企业相比，中

小企业在资源约束下往往难以同步兼顾技术引入与治理体系建设，从而削弱了人工智能赋能的整体效果。高科技行业企业的人工智能创新效应更为显著，这些行业长期处于严格监管与快速技术迭代的双重压力之下，更容易将统筹人工智能发展与安全治理的理念转化为内部组织能力，从而在技术应用与风险管控的协同中实现创新绩效的跃升。

本文研究结论为践行 DSG 框架提供了政策启示并提出以下对策建议：

第一，推动企业人工智能高质量发展。企业应将统筹人工智能发展与安全治理的理念融入人工智能发展战略，通过构建“开源赋能、标准引领、协同共治”三位一体的 DSG 标准规范体系，完善数据治理与知识产权应用规则，为人工智能技术创新与应用提供制度保障。此举旨在激发企业人工智能研发活力，加速技术成果转化，促进人工智能与生产、产品深度融合，从而提升企业核心竞争力，实现人工智能领域的可持续发展。

第二，筑牢人工智能安全防线。企业贯彻统筹人工智能发展与安全治理的理念，通过强化数据安全管理和知识产权保护，建立覆盖人工智能全生命周期的安全防护机制，有效应对数据泄露、算法歧视、模型滥用等安全挑战。这些措施不仅保障了人工智能系统的可靠性与隐私合规性，还缓解了技术应用中的伦理风险与法律隐患，确保人工智能在安全可控的轨道上运行，为产业创新营造可信环境。

第三，健全人工智能治理体系。企业将 DSG 框架融入组织架构与人员配置，设立统筹人工智能发展与安全治理的专门机构，并完善管理体系与治理机制，有助于解决人工智能治理中权责模糊、协调不畅、监管缺位等问题，推动形成透明、责任明确的决策流程。通过强化治理机制建设，企业能够实现技术发展与风险防控的动态平衡，为人工智能的长期稳健应用提供组织保障和制度支撑。

第四，完善 DSG 框架治理的标准规范。加快制定并推广融合 DSG 的技术标准与治理规范，通过开源创新与标准化的双轮驱动，使 DSG 框架从单一企业的实践上升为行业共识与生态规则，最终实现人工智能技术赋能创新绩效的可持续增长与广泛共享。建立覆盖算法研发、数据处理、模型部署全流程的标准化治理框架。推动行业领军企业联合标准化组织，将资源结构化、能力化、杠杆化过程中的统筹人工智能发展与安全治理的经验提炼为可复制、可认证的行业标准。

第五，提升 DSG 框架中治理的监管能力。政府监管部门构建“原则性监管与底线约束相结合”的治理体系。出台前瞻性的人工智能治理顶层设计，明确数据产权、算法责任与伦理红线，为企业提供稳定的制度预期。建立分级分类的监管机制，对高科技行业等创新能力强、治理经验丰富的领域采取“监管沙盒”等包容审慎模式，对资源薄弱的中小企业则加强合规指导与风险预警，为企业在“人工智能+”背景下不断提升创新绩效提供坚实保障。

参考文献

[1] 谢伏瞻. 论新工业革命加速拓展与全球治理变革方向[J]. 经济研究，2019，54(7)：4-13.

[2] 孙丽文，李少帅. 人工智能赋能对创新绩效的影响路径研究——基于模糊定性比较分析[J]. 科技管理研究，2021，41(23)：11-19.

[3] 刘潇，李家宝. 人工智能创新生态系统中的技术互补与协同创新[J]. 科技进步与对策，2025，42(3)：14-26.

[4] BRYNJOLFSSON E，MCAFEE A. Artificial intelligence，forreal[J]. Harvard Business Review，2017，1：1-31.

[5] 孟凡生，徐野，赵刚. “智能+”对制造企业创新绩效的影响机制研究[J]. 科研管理，2022，43(9)：109-118.

[6] JOHNSON，MILLER K. Un-making artificial moral agents[J]. Ethics and Information Technology，2008，10(2)：123-133.

[7] 叶阳平，马文聪，吴小节，等. 人工智能与产业技术融合对制造业企业产品创新绩效的影响研究[J]. 中国工业经济，2025(11)：150-168.

[8] LIU J，CHANG H，FORREST Y J，et al. Influence of artificial intelligence on technological innovation：Evidence from the panel data of China's manufacturing sectors[J]. Technological Forecasting & Social Change，2020，158：120142.

[9] 庞祯敬，薛澜，梁正. 人工智能治理：认知逻辑与范式超越[J]. 科学学与科学技术管理，2022，43(9)：3-18.

[10] 杨德桥. 人工智能算法的专利保护困境及专利政策的因应调适[J]. 科技管理研究，2025，45(23)：105-113.

[11] 李开阳. 弱具身、具身认知与具身 AI[J]. 自然辩证法研究，2025，41(3)：81-87.

[12] 杨瑾，吴晓琳，刘亦扬，等. 人工智能何以赋能企业实现颠覆性创新——基于组态视角的研究[J]. 技术经济，2025，44(7)：93-105.

[13] PREM E. Artificial intelligence for innovation in Austria[J]. Technology Innovation Management Review，2019，9(12)：5-15.

[14] 陈劲，陈钰芬. 开放创新体系与企业技术创新资源配置[J]. 科研管理，2006(3)：1-8.

[15] GUO X C，LI M M，WANG Y L，et al. Does digital transformation improve the firm's performance? From the perspective of digitalization paradox

and managerial myopia[J]. Journal of Business Research, 2023, 163: 113868.
[16] 徐鹏, 徐向艺. 人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架[J]. 管理世界, 2020, 36(1): 122-129.
[17] 李小青, 杨晴晴, 边君茹. 推手还是掣肘: 人工智能应用对企业战略变革的影响——基于资源编排理论视角[J]. 研究与发展管理, 2026, 38(1): 26-38.
[18] 钱锡红, 杨永福, 徐万里. 企业网络位置、吸收能力与创新绩效——一个交互效应模型[J]. 管理世界, 2010, 26(5): 118-129.
[19] AGRAWAL A, MCHALE J, OETTL A. Artificial intelligence and scientific discovery: A model of prioritized search[J]. Research Policy, 2024, 53(5): 104989.
[20] LEONI L, GUELI G, ARDOLINO M, etal. AI-empow-ered KM processes for decision-making: Empirical evidence from worldwide organisations [J]. Journal of Knowledge Management, 2024, 28(11): 320-347.
[21] 杨祎, 刘嫣然, 李垣. 替代或互补: 人工智能应用管理对创新的影响[J]. 科研管理, 2021, 42(4): 46-54.
[22] 何玉长, 方坤. 人工智能与实体经济融合的理论阐释[J]. 学术月刊, 2018, 50(5): 56-67.
[23] LI C, XU Y, ZHENG H, et al. Artificial intelligence, resource reallocation, and corporate innovation efficiency: Evidence from China's listed companies[J]. Resources Policy, 2023, 81: 103324.
[24] 黎常, 金杨华. 科技伦理视角下的人工智能研究[J]. 科研管理, 2021, 42(8): 9-16.
[25] 何筠, 熊孜贤. 人工智能技术应用对制造业企业创新绩效的影响[J]. 科研管理, 2025, 46(5): 13-22.
[26] 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.
[27] 王黎萤, 余佩玲, 陈劲, 等. 智能何以向善: DSG 治理框架与推进路径[J]. 清华管理评论, 2025(6): 12-21.
[28] 赵瑞彤, 胡海晨. 人工智能的双重角色与企业突破式创新——基于资源编排理论的实证研究[J]. 科技进步与对策, 2025, 42(23): 12-22.
[29] SIRMON D G, HITT M A, IRELAND R D, et al. Resource orchestration to create competitive advantage: Breadth, depth, and life cycle effects [J]. Journal of Management, 2011, 37(5): 1390-1412.
[30] 彭正龙, 王海花, 蒋旭灿. 开放式创新模式下资源共享对创新绩效的影响: 知识转移的中介效应[J]. 科学学与科学技术管理, 2011, 32(1): 48-53.
[31] DITTA-APICHAI M, GRETZAL U, KATTIYAPORNPONG U. Platform empowerment: Facebook's role in facilitating female micro-entrepreneurship in tourism[J]. Journal of Sustainable Tourism, 2024, 32(3): 540-559.
[32] CHATTERJEE S, CHAUDHURI R, VRONTIS D, et al. Digital workplace and organization performance: Moderating role of digital leadership capability[J]. Journal of Innovation & Knowledge, 2023, 8(1): 100334.
[33] 乔朋华, 杜鑫, 韩先锋. 生成式人工智能如何提升制造业企业韧性?[J]. 科学学与科学技术管理, 2026, 47(6): 96-114.
[34] 曲冠楠, 陈凯华, 陈劲. 面向新发展格局的意义导向"创新链"管理[J]. 科学学研究, 2023, 41(1): 134-142, 180.
[35] 陈衍泰, 吕祖庆, 胡旭辉, 等. 大数据分析能力、动态能力与制造企业商业模式创新——来自资源编排视角[J]. 科技进步与对策, 2024, 41(24): 107-117.
[36] 苏敬勤, 张雅洁. 制造企业如何构建数字平台能力——基于"数字—业务"能力融合视角[J]. 科学学研究, 2025, 43(3): 584-593.
[37] 侯晓康, 于亢亢, 程国强, 等. 新兴市场跨国企业如何融入全球粮食供应链? ——基于资源编排理论的多案例探索性研究[J]. 管理世界, 2025, 41(8): 40-61.
[38] 黎文靖, 郑曼妮. 实质性创新还是策略性创新?: 宏观产业政策对微观企业创新的影响[J]. 经济研究, 2016, 51(4): 60-73.
[39] 吴非, 胡慧芷, 林慧妍, 等. 企业数字化转型与资本市场表现——来自股票流动性的经验证据[J]. 管理世界, 2021, 37(7): 130-144, 10.
[40] SHAO Y M, XU KL, SHAN Y G. Leveraging corporate digitalization for green technology innovation: The mediating role of resource endowments [J]. Technovation, 2024, 133: 102999.
[41] LI G, LI N, SETHI S P. Does CSR reduce idiosyncratic risk? Roles of operational efficiency and AI innovation[J]. Production and Operations Management, 2021, 30(7): 2027-2045.

Research on the Mechanism of Artificial Intelligence's Impact on Enterprise Innovation Performance Based on the DSG Framework

Wang Liying[1], Wang Tiantian[2], Yu Peiling[2], Bao Chengda[2], Zhang Yan[2]

(1. China Institute for SMEs, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China; 2. School of Management, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: In the current context where global artificial intelligence technology is rapidly evolving while governance challenges abound, the DSG framework for coordinating the development of artificial intelligence and security governance offers a new theoretical perspective and practical framework for enterprises to enhance their innovation performance in the "artificial intelligence +" era. Using the listed companies in the Shanghai and Shenzhen stock markets from 2014 to 2023 as the research subjects, the mechanism was explored by which coordinating the development of artificial intelligence and security governance affects the innovation performance of enterprises based on the DSG framework. It is found that the impact effect of artificial intelligence under the DSG framework is manifested as the more enterprises attach importance to the coordinated development of artificial intelligence security and governance, the more conducive it is to significantly promoting the improvement of enterprise innovation performance. The influence mechanism is manifested in that artificial intelligence development has a significant positive impact on enterprise innovation performance through resource structuring, resource capability enhancement, and resource utilization. Heterogeneity analysis shows that non-private enterprises, large-scale enterprises, and high-tech industry enterprises pay more attention to such coordination. A more significant promoting effect on innovation development is demonstrated by these enterprises. Theoretical support is provided for enterprises to implement "artificial intelligence +" through coordinating artificial intelligence development and security governance. Practical insights are offered for coordinating artificial intelligence, security, and governance in the innovation and development process of enterprises. Chinese practices and solutions are contributed to address global artificial intelligence governance challenges and to promote intelligence to be beneficial.

Keywords: DSG framework; development of artificial intelligence; safety of artificial intelligence; governance of artificial intelligence; innovation performance; resource orchestration theory