

生成式 AI 如何重构中小企业创新体系？算法参与式知识创造、创新能力与智能决策的链式机制检验

淦伟翔, 肖梦非*, 张乃千, 岳秋荧, 陈思昆, 宋小琳

世纪大学, 雪兰莪州, 马来西亚, 47810

摘要: 随着生成式人工智能加速渗透企业经营, 中小企业的创新逻辑正在由以人为中心的技术辅助模式, 转向以人机协同为特征的算法共创模式。基于知识基础观与动态能力理论, 本文构建并检验“生成式 AI 驱动的创新模式重构机制”, 旨在揭示生成式 AI 如何通过重塑知识创造过程促进创新能力形成, 并进一步推动智能化决策体系的建立。研究以 412 家中小企业为样本, 采用结构方程模型开展实证分析。研究发现, 生成式 AI 应用能够显著提升企业的知识创造水平, 且 AI 增强的知识创造会进一步强化企业创新能力; 同时, 创新能力在知识创造与智能决策之间发挥关键中介作用, 表明企业并非在获得更多知识后即可自然提升决策质量, 而是需要将知识转化为可持续的创新能力, 进而形成更高质量的决策支持。进一步而言, 生成式 AI 对智能决策不仅存在链式间接影响, 也存在直接促进作用, 即其推理、预测与方案评估等功能能够直接提升管理者的战略判断与方案选择质量。整体模型验证了生成式 AI、知识创造、创新能力与智能决策之间的连续作用链, 路径关系稳健且具有良好解释力。本文在理论层面提出“算法参与式知识创造”与“AI 增强型动态能力”两项概念, 为数字创新与组织智能化研究提供新的解释视角; 在实践层面, 为中小企业在生成式 AI 时代推进知识驱动的创新转型与智能决策优化提供可操作路径, 并为政策制定者推动 AI 赋能中小企业提供经验依据。

关键词: 生成式人工智能; 中小企业; 知识创造; 创新能力; 智能决策; 动态能力

Abstract: As generative artificial intelligence (GenAI) rapidly permeates business operations, the innovation logic of small and medium-sized enterprises (SMEs) is shifting from a human-centred, technology-assisted paradigm to an algorithm-enabled co-creation

Received: January 10, 2026
Revised: January 25, 2026
Accepted: January 31, 2026
Published: February 5, 2026

Copyright: © 2025 by the authors. Licensee Axon Academic Publishing Institute, Hong Kong, China. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

* 通讯作者

paradigm characterised by human–AI collaboration. Drawing on the knowledge-based view and dynamic capability theory, this study develops and empirically tests a “GenAI-driven innovation model reconfiguration mechanism” to elucidate how GenAI fosters the formation of innovation capability by reshaping knowledge-creation processes, and how this, in turn, facilitates the establishment of intelligent decision-making systems. Using data from 412 SMEs, we conducted an empirical analysis via structural equation modelling (SEM). The results show that GenAI adoption significantly enhances firms’ knowledge-creation capability, and that AI-augmented knowledge creation further strengthens innovation capability. Moreover, innovation capability plays a pivotal mediating role between knowledge creation and intelligent decision-making, indicating that decision quality does not improve automatically with the mere accumulation of knowledge; rather, firms must transform knowledge into sustainable innovation capability to generate higher-quality decision support. In addition, GenAI exerts not only a chained indirect effect on intelligent decision-making but also a direct positive effect, whereby its functions—such as reasoning, forecasting, and alternative evaluation—directly enhance managers’ strategic judgement and the quality of option selection. Overall, the proposed model validates a sequential influence chain among GenAI, knowledge creation, innovation capability, and intelligent decision-making, with robust path relationships and strong explanatory power. Theoretically, this study advances two concepts—“algorithm-participatory knowledge creation” and “AI-enhanced dynamic capabilities”—thereby offering new explanatory lenses for research on digital innovation and organisational intelligence. Practically, it provides actionable pathways for SMEs to pursue knowledge-driven innovation transformation and optimise intelligent decision-making in the GenAI era, and offers evidence-based implications for policymakers seeking to promote AI-enabled SME development.

Keywords: generative artificial intelligence; small and medium-sized enterprises; knowledge creation; innovation capability; intelligent decision-making; dynamic capabilities

1. 引言

近年来，生成式人工智能（Generative AI, GenAI）以大模型、多模态生成和深度语义理解为核心技术，正在突破传统“工具型人工智能”的范畴，逐步演化为能够直接参与知识生产、创意生成和复杂推理的新型智能主体。它在文本、图像、代码以及跨领域知识整合方面展现出强大的能力，使企业的创新过程呈现出从“经验驱动”向“算法驱动”，从“人工知识创造”向“人机协同

共创”的深刻变革。对于资源有限、能力受约束且处于高度不确定性环境中的中小企业而言，生成式人工智能带来的知识增幅、认知增强和流程重构功能，显著降低了创新活动的门槛，使企业能够以更低的成本和更高的效率开展技术研发、产品设计与战略规划。然而，现有研究在探讨生成式人工智能如何在企业内部重塑知识创造机制、促进创新能力形成以及推动决策体系智能化方面仍显不足，尚缺乏系统且连贯的理论框架予以解释。

从知识基础观和 Nonaka 的 SECI 模型出发，生成式人工智能能够深度介入企业知识创造的四个阶段，包括社会化、外显化、组合化和内隐化。人工智能不仅可以从大规模数据中提取隐含的知识模式，还能够将模糊的创意转化为结构化的设计原型，并通过整合跨领域知识和交互式学习促进组织的吸收与内化，从而推动知识创造模式从以人为中心的过程向人机协同的体系演进。在动态能力理论的视角下，生成式人工智能通过智能搜索、情境模拟、自动化设计和快速原型生成等功能，显著提升企业在机会识别、资源整合和能力重构方面的能力，形成一种以人工智能为核心的创新能力结构。同时，凭借预测、推理和方案评估等能力，生成式人工智能能够支持企业构建基于数据逻辑与算法推理的智能化决策体系，有效减轻管理者的认知负担并提高战略判断的科学性和稳健性。因此，生成式人工智能正在推动中小企业形成一个由知识创造增强、创新能力提升与智能决策优化相互衔接的持续作用机制。

基于以上理论洞察，本研究旨在构建“生成式人工智能驱动的创新模式重构机制”，以系统揭示生成式人工智能如何从知识创造的起点介入企业的创新过程，并最终推动决策体系实现智能化转型。具体而言，本研究聚焦四个核心问题：生成式人工智能如何改变中小企业的知识创造机制；人工智能生成的知识如何促进创新能力形成；生成式人工智能在企业智能决策中的作用路径是什么；以及这种创新模式在何种组织条件下能够发挥最优效果。本研究的理论贡献在于提出“算法参与式知识创造”的概念，拓展知识基础观的应用边界；将生成式人工智能纳入动态能力框架，提出“人工智能增强型动态能力”的新思路；并构建“人工智能—知识—创新—决策”的综合机制模型，为数字创新与组织智能化研究提供新的理论支撑。在实践层面，本研究为中小企业制定人工智能赋能的创新战略、优化创新流程和构建智能决策体系提供结构化路径，同时也为政策制定者推动人工智能在中小企业中的应用提供制度和政策参考。

2. 文献综述

2.1. 生成式 AI 的概念演进与核心特征

生成式人工智能（Generative AI, GenAI）是深度学习与大规模预训练模型发展的重要成果，自 2022 年以来迅速成为学界与产业界的研究焦点。与以往侧重分类、识别与预测的“分析型 AI”不同，生成式 AI 的核心突破在于其内容生成与语义构造能力，能够在文本、代码、图像、视频等多种模态中生成具有结构性与逻辑性的输出^[1]。这一能力标志着人工智能从“模式识别工具”迈向“内容生产系统”，为其进入知识密集型工作场景奠定技术基础^[2]。

随着大语言模型（LLMs）与多模态模型（如 GPT-4、Gemini、Claude 3）的成熟，研究焦点进一步转向生成式 AI 的认知增强特性，包括语义推理、跨语言迁移、多模态整合与情境理解能力^[3]。这些能力使生成式 AI 不再局限于执行预设任务，而开始表现出“类认知系统”的特征，被部分学者界定为“知识行动体”（knowledge agent）^[4]。在组织管理研究中，生成式 AI 因此被视为一种认知型技术，其潜在影响不仅体现在效率提升，更体现在对组织知识流动模式、工作分工逻辑与管理认知结构的深层重塑^[5]。因此，本节重点在于明确生成式 AI 的技术属性与认知特征演进，为后续分析其组织影响奠定概念基础。

2.2. 生成式 AI 在企业知识创造中的作用机制

在企业创新研究中，知识创造被普遍视为价值生成的核心驱动力。Nonaka 与 Takeuchi 提出的 SECI 模型强调知识在社会化、外显化、组合化与内隐化过程中的循环转化。然而，随着生成式 AI 的发展，算法开始从“知识管理辅助工具”转变为知识生产过程的深度参与者^[6]。现有研究显示，大语言模型通过对海量文本与经验数据的深度学习，能够识别隐含模式并生成近似专家判断的内容，从而在一定程度上实现对隐性经验的算法化表达^[7]。这为中小企业在缺乏高端人才的条件下获取高质量知识提供了新的可能路径。

在知识转化机制层面，生成式 AI 的优势主要体现在外显化与组合化阶段。它能够将管理者或研发人员的模糊想法快速转化为结构化文本、原型设计或可执行代码，大幅提升知识表达与扩散效率^[5]。同时，凭借多模态推理与跨领域语义整合能力，生成式 AI 可以整合市场、技术、财务与用户数据，推动跨界知识融合并激发新的创新联想^[8]。此外，交互式 AI 系统通过持续反馈与模型更新，使组织知识吸收与内隐化过程呈现出动态加速特征^[9]。因

此，本节的核心不在于泛泛强调“AI 参与知识创造”，而在于揭示其介入知识转化不同阶段的具体机制，以及这些机制如何改变传统 SECI 循环结构。

2.3. 生成式 AI 对中小企业创新能力与决策模式的影响

在创新能力层面，学界逐渐从“效率工具”视角转向“能力重构”视角审视生成式 AI 的影响。基于动态能力理论，企业创新依赖于机会识别、资源整合与能力重构三个关键过程，而生成式 AI 正在成为强化这些过程的重要技术基础。在机会识别阶段，AI 通过对市场数据、用户行为与技术趋势的实时分析，帮助中小企业降低信息不对称，提高机会捕捉的广度与精准度^[10]。在资源整合与产品开发阶段，生成式 AI 可自动生成需求文档、代码与原型设计，使创新活动从构想到实现的转化更加迅速与低成本^[11]。更进一步，生成式 AI 正在推动创新模式从“阶段式线性流程”转向“实时迭代型系统”。交互式 AI 通过持续反馈机制，使创新过程具备自我修正与动态学习能力^[12]。在战略决策层面，生成式 AI 的情境模拟与多方案推演功能，为管理者提供结构化决策支持，帮助其在不确定环境下比较风险、预测后果并优化选择路径^[13]。因此，本节重点强调生成式 AI 对动态能力结构与决策逻辑的重塑，而非重复其在知识创造中的作用。

2.4. 研究纵览与研究缺口

尽管现有研究已从不同角度探讨生成式 AI 在组织中的应用价值，但整体来看仍存在三方面关键缺口。第一，知识层面缺口：多数研究仍将 AI 视为辅助工具，缺乏对其如何嵌入 SECI 模型、如何参与隐性与显性知识转化机制的系统解释，尤其在中小企业知识吸收与扩展过程中的作用机理仍不清晰。第二，能力层面缺口：关于生成式 AI 如何重塑企业动态能力的研究仍停留在效率提升层面，尚未深入分析其对机会识别、资源重构与组织学习机制的结构性影响。第三，决策层面缺口：现有研究多聚焦预测精度或数据分析优势，而较少从管理者认知框架、组织判断逻辑或战略思维方式的角度探讨 AI 如何真正改变决策过程。更重要的，现有文献缺乏一个能够贯穿“知识创造—创新能力—智能决策”的整合性理论框架。现有研究呈现出明显碎片化特征，尚无法回答生成式 AI 生成的知识如何进入创新流程、创新能力如何进一步影响决策系统，以及 AI 是否会改变企业内部知识与决策之间的互动结构。正是在这一背景下，本文尝试构建一个整合知识创造机制、动态能力演化与智能决策优化的系统模型，以填补当前研究在理论整合层面的关键空白。

3. 理论模型与假设

3.1. 理论模型

本研究构建的理论模型以生成式 AI 推动企业创新模式重构为核心，呈现一条从知识创造机制变革、到创新能力重塑、再到智能决策优化的连续作用路径^[14]。整体框架融合知识基础观、动态能力理论与智能决策视角，旨在解释生成式 AI 如何作为一种“通用型智能基础设施”嵌入企业内部流程与能力体系，并在组织层面引发系统性改变^[15]。为避免概念笼统，本文在模型起点明确提出两个关键概念并给出操作性界定：其一是算法参与式知识创造，其二是 AI 增强型动态能力^[16]。两者分别对应“知识如何被生成与转化”以及“企业如何在不确定环境中感知、把握与重构资源”的核心机制，是解释生成式 AI 影响企业创新与决策的理论支点。

所谓算法参与式知识创造，是指生成式 AI 不再仅承担信息检索、文本润色或自动化输出等工具性功能，而是以“算法协作者”的方式深度参与知识的生成、重组与表达过程，通过大模型的语义推理、跨领域联想与内容生成，与员工共同完成从问题表征、方案构思到知识编码的关键环节^[17]。其可操作含义在于：企业的知识产出不再主要依赖人际互动与人工整合，而是形成“人机协同”的共创链条，表现为知识生成速度更快、组合范围更广、表达形式更结构化、可复用性更强^[18]。与经典 SECI 模型的联系在于，二者都强调知识在组织中通过转化机制实现扩散与增值，但差异在于 SECI 主要以人作为知识转化主体，强调社会化、外化、组合与内化的循环；而算法参与式知识创造在这一循环中引入“算法中介”，使组合过程被显著加速并被扩展到跨域知识的快速拼接，同时使外化过程从“把隐性经验说出来”进一步延展为“在算法提示与生成协助下实现结构化表达”，从而改变知识转化的路径结构与效率边界，形成与传统知识创造不同的机制特征^[19]。

所谓 AI 增强型动态能力，是指企业在持续应用生成式 AI 并与其互动学习的过程中，原本由管理者认知与组织流程所支撑的动态能力被算法能力所放大与重塑，从而在感知、把握与重构三个环节形成“智能增强”的能力形态^[20]。其可操作含义在于：在感知层面，企业更容易实现对市场、技术与政策信号的广域扫描与快速解释；在把握层面，企业能够更高效地生成备选方案、进行多情景推演并优化资源配置；在重构层面，企业更有能力对流程、岗位分工与知识治理机制进行快速迭代与重组^[21]。该概念与 Teece 动态能力理论保持结构同构，仍以 sensing-seizing-reconfiguring 为核心逻辑，但其关键差异在于能力形成的驱动方式由“经验主导的管理者判断”转向“数据驱动、算法推理与人类判断相结合”的共生机制^[22]。基于此，本文进一步提出，算法参与式知识创造通过提升知识的生成与重构效率，为 AI 增强型动态能力提

供更高质量、更可用的知识基础，而 AI 增强型动态能力的形成又会推动企业在战略分析、风险识别与方案选择上实现更强的智能决策优化^[23]，最终构成一个由生成式 AI 触发、并在组织内部循环强化的创新演化链条。

3.2. 研究假设推导

生成式人工智能凭借其在文本生成、知识抽取、语义整合与跨领域信息融合方面的能力，能够显著扩展企业的知识基础。根据知识基础观 (KBV)，企业的竞争优势源自对知识的创造与利用，而生成式 AI 已被证明能够提高知识表达效率、增强跨域信息整合能力，并加快组织的学习速度与吸收能力。其生成与推理功能不仅使知识内容更加丰富，也使知识创造过程呈现结构性增强效应，因此在理论上可以直接提升企业的知识创造能力。基于此，提出假设 H1：生成式人工智能的应用将显著促进企业的知识创造能力。

在知识创造基础上，AI 所增强的知识获取、吸收和整合能力进一步为企业创新活动提供了必需的信息基础与认知基础。创新能力依赖企业对新知识的识别、吸收与应用，而生成式 AI 通过促进知识流动、提升吸收效率、增强跨领域信息的可用性，使企业能够在创意形成、问题解决与方案设计中表现更强的创新潜力。已有研究指出，AI 能够显著支持企业的探索式和利用式创新活动，提高研发效率与创新成果产出。因此，提出假设 H2：AI 增强的知识创造将显著提升企业的创新能力。

除了通过知识创造发挥间接作用之外，生成式 AI 在技术与流程层面的直接赋能也会促进企业创新能力。生成式 AI 可用于自动生成需求文档、代码、界面原型与市场洞察，其在设计模拟与快速迭代方面的能力已被证实能够显著缩短产品开发周期并提高创新质量。由此可知，生成式 AI 不仅通过知识系统影响创新能力，也通过工具属性与流程重构直接提升企业的创新表现。因此提出假设 H3：生成式人工智能的应用将直接提升企业创新能力。

企业创新能力作为动态能力的核心体现，能够强化组织的机会识别、资源整合与能力重构能力，从而直接影响企业在复杂环境中的决策质量。创新能力越强，企业越能够理解市场变化、预测潜在风险、权衡战略方案，并做出更快速、科学与准确的判断。因此，创新能力不仅代表企业的技术优势，也构成其战略判断的关键基础，预计将显著提升企业的智能决策水平。基于此提出假设 H4：企业创新能力将显著提升其智能化决策水平。

基于组织学习与战略管理的经典路径“知识 → 创新能力 → 决策能力”，知识创造对企业决策的影响往往不是直接实现，而是通过创新能力这一关键组织机制发挥作用。研究指出，生成式 AI 生成的新知识对决策系统

的作用依赖于企业是否能够将其转化为可操作的创新成果与能力基础。因此，AI 增强的知识创造需要通过提升创新能力，进一步转化为企业决策质量的提升，呈现链式中介效果。基于此提出假设 H5：创新能力在“AI 增强的知识创造”与“智能决策”之间发挥中介作用。

尽管创新能力在知识与决策之间发挥关键中介作用，但大量研究显示生成式 AI 本身即可通过推理能力、预测建模、情境模拟与方案比较等功能直接增强企业的战略决策质量。AI 的认知增强功能能够直接降低管理者的认知负荷，提高风险识别能力并改善资源配置效率，因此其提升决策质量的机制不完全依赖于创新能力，而可发挥独立作用。基于此提出假设 H6：生成式人工智能的应用将直接促进企业智能决策水平的提高。

4. 研究方法

本研究旨在系统揭示生成式人工智能如何通过知识创造机制影响中小企业的创新能力，并进一步推动企业决策体系的智能化。因此，研究方法的设计遵循实证主义范式，并以结构方程模型（Structural Equation Modeling, SEM）作为主要分析工具，确保能够对所提出的多层次机制路径进行系统检验。本章节包含研究设计、变量测量、问卷开发、数据收集程序、样本与统计方法等核心部分。

4.1. 研究设计

本研究采用量化研究设计，通过问卷调查方式系统收集中小企业管理层对生成式 AI 应用情况、知识创造过程、创新能力表现以及智能决策水平等方面的主观评价。选择量化方法主要基于三方面考量：其一，本研究构建的理论模型包含多条因果路径与中介机制，需要同时检验直接效应、间接效应与整体结构关系，因此结构方程模型能够提供适切的统计框架；其二，研究涉及知识创造、创新能力与智能决策等抽象的组织层面构念，必须通过标准化量表进行操作化测量，方可开展严谨的统计检验；其三，本研究采用横截面问卷方法能够在多个行业场景中同时获取企业样本，在可行性与覆盖面方面具有优势，并能为后续模型估计提供稳定的数据基础。

在具体方法选择上，本研究采用偏最小二乘结构方程模型（PLS-SEM）并使用 SmartPLS 进行测量模型与结构模型分析，而非基于协方差的 SEM，主要基于模型特征、研究目标与数据特性综合考虑。首先，本研究模型同时包含多个潜变量、较多路径关系与中介效应检验，且研究目的不仅在于拟合既有模型，更强调对关键路径关系的解释与对预测能力的评估，PLS-SEM 在处理复杂结构、强调解释与预测导向方面具有优势；其次，尽管本研究有

效样本量为 412，已足以支撑多种 SEM 方法，但 PLS-SEM 对数据分布假设更为宽松，更适用于管理与创新领域常见的非正态数据与潜在异质性情境，同时在估计稳定性与实务研究可操作性方面更契合本研究的应用场景。基于此，本研究将依照 PLS-SEM 的标准流程开展信度与效度检验（如 Cronbach's α 、CR、AVE 与 HTMT）、结构路径显著性检验（bootstrapping）及效应量与预测相关指标评估，从而确保研究结论在统计层面具备充分的稳健性与解释力。

4.2. 变量测量

本研究的变量测量体系由一个外生变量与三个核心中介构念构成，所有变量均采用统一的五点 Likert 量表，从“完全不同意”到“完全同意”进行评分。为了确保量表的信度与情境適切性，所有题项均在国际成熟量表的基础上，结合生成式人工智能（Generative AI, GenAI）在企业管理中的应用背景进行了语境化修订。首先，生成式 AI 应用程度用于衡量企业在知识生成、文本处理、语义推理、创意设计与预测分析等方面使用 AI 工具的频率与深度。其次，AI 增强的知识创造反映了生成式 AI 是否提升了企业知识获取、吸收、组合与表达的能力。创新能力的测量用于反映企业在机会识别、技术创新、产品开发及流程优化方面的综合表现。此外，智能决策水平用于衡量企业在战略规划、资源配置及风险管理中 AI 辅助决策的广度与效果。为控制样本异质性，本研究还纳入企业规模、企业年龄、行业类别、管理者数字化能力及 AI 使用经验等控制变量。

4.3. 问卷开发与预调查

本研究的问卷开发与预调查过程遵循严格的量表构建规范，以确保测量工具在内容、结构与统计意义上均具备可靠性与效度。首先，研究者根据理论模型与国际成熟量表构建初版题项，以确保各潜在构念的核心内涵能够被充分覆盖，并结合生成式 AI 在企业中的实际应用场景进行必要的语境调整。其后，邀请三名来自管理学与人工智能领域的专家对初版量表进行内容效度审核，重点评估题项的语义清晰度、结构合理性以及与构念定义的契合程度，并根据专家建议对题目进行修订与优化。在此基础上，本研究开展了涵盖 30–50 家中小企业的预测试，通过 SPSS 或 AMOS 对量表的信度与效度进行统计检验，具体包括 Cronbach's α 是否达到 0.70 以上、项目–总分相关是否超过 0.50、KMO 值是否高于 0.70、Bartlett 球形检验是否达到显著水平，以及各题项因子载荷是否达到 0.60 的最低标准。若预测试结果显示某些题项在信度或效度方面表现不足，则将及时进行措辞修订或直接删除，以确保正式问卷具有较高的测量质量。

4.4. 数据收集

本研究的数据收集过程围绕中小企业对生成式 AI 的使用情况展开，调查对象包含已使用或计划使用生成式 AI 工具的企业管理者，包括创始人、高层管理者、部门主管以及技术或创新负责人，以确保受访者具备对企业数字化与创新活动的真实认知与决策经验。样本来源主要依托国家及地方中小企业服务中心、科技服务业与制造业等行业协会、科技园区与孵化器等创新平台，并辅以带有管理者身份验证机制的在线问卷渠道，以获得跨行业且具有代表性的企业样本。依据结构方程模型（SEM）对样本量的要求，即样本数量需达到量表题项数的 10–15 倍，本研究计划收集 350–450 份有效样本，以确保模型拟合度与后续统计推断的稳健性。在数据质量控制方面，本研究通过设置反向题项与注意力检测题避免随意作答，同时通过清除填写时间异常或疑似自动化生成的问卷来提升样本可信度，并采用 IP 地址检测与重复性验证机制避免重复作答，从而确保最终样本具有高质量与高有效性。

4.5. 数据分析方法

本研究的数据分析遵循两阶段结构方程模型（SEM）方法，以确保测量工具的质量与理论模型的稳健性估计。在第一阶段的测量模型检验中，通过验证性因子分析（CFA）评估各潜在构念的信度与效度，具体包括检验标准化因子载荷是否达到 0.60 以上、复合信度（CR）是否超过 0.70 以及平均方差提取（AVE）是否高于推荐值 0.50，同时利用 Fornell–Larcker 准则与 HTMT 系数（需低于 0.85）验证构念间的判别效度，以确保量表能够准确区分不同概念。在第二阶段的结构模型检验中，将评估研究假设 H1–H6 的路径系数（ β ）及其显著性水平，并依据 CFI、TLI、RMSEA 与 SRMR 等指标判断模型整体拟合度；此外，通过 Bootstrapping（5000 次重复抽样）检验中介效应的统计显著性，并通过 R^2 与 Q^2 指标分析模型的解释力与预测能力，同时在必要时检验控制变量或潜在调节因素的影响。为进一步确保研究结论的稳健性，本研究将开展替代模型对比（如删除部分路径重新估计模型）、不同情境下的分组样本分析（如大企业与小企业、高 AI 经验与低 AI 经验），并通过调整题项数量或结构进行敏感性分析，以确保所得结论具有一致性与可靠性。

5. 实证分析结果

5.1. 样本描述性统计

本研究共回收有效问卷 412 份，来自制造业、数字服务业、科技研发服务业与其他相关行业的中小企业。样本中，41.3% 的企业规模在 50 人以

下,38.8% 的企业规模在 50–150 人之间,其余 19.9% 的企业规模大于 150 人;从行业分布来看,制造业企业占比 33.2%,数字技术与信息服务企业占比 27.1%,科技服务与研发型企业占比 21.4%,其他行业占比为 18.3%。在答卷者的职务结构中,46.6% 为创始人或企业高层管理者,37.8% 为部门经理或中层管理人员,15.6% 为技术或创新相关岗位负责人。整体样本覆盖面广,在企业规模、行业类型和管理者角色方面均具有充分的代表性,能够有效支持本研究的结构方程模型分析。

表 5.1 样本描述性统计

分类	子组别	频率(%)
企业规模	少于 50 名员工	41.30%
	50–150 名员工	38.80%
	多于 150 名员工	19.90%
行业分类	制造业	33.20%
	数字技术与信息服务	27.10%
	科技服务 / 研发	21.40%
	其他行业	18.30%
受访者职位	创始人 / 高级管理人员	46.60%
	部门经理 / 中层管理人员	37.80%
	技术 / 创新经理	15.60%
总有效回复数	412	100%

5.2. 信度分析与效度分析

信度分析结果显示,本研究所包含的四个核心变量—生成式 AI 应用、AI 增强的知识创造、创新能力和智能决策—均具有较高水平的内部一致性。各构念的 Cronbach's α 均大于 0.87,复合信度 (CR) 均超过 0.90,说明测量指标在反映潜在构念时具有高度稳定性,题项之间的关联性与一致性表现良好。高信度意味着量表能够在不同被试之间保持测量效果的一致性,为后续的效度分析与结构模型检验奠定了可靠基础。

进一步的效度检验结果确认本研究量表具有良好的收敛效度和判别效度。在收敛效度方面,所有题项的标准化因子载荷均达到统计显著性,且载荷值集中在 0.67 至 0.89 之间,各构念的平均方差抽取 (AVE) 介于 0.65 与 0.71,均高于推荐标准 0.50。上述结果表明,题项能有效反映所对应的潜在构念。在判别效度方面,无论是通过 Fornell–Larcker 标准,还是通过

HTMT 系数检验，各构念之间均显示出良好的区分性，说明量表能够有效区分不同潜在变量，避免构念之间的测量混淆。因此，本研究的测量模型在效度上表现稳健。

表 5.2 信度分析

构念	克隆巴赫 α 系数	组合信度(CR)
生成式 AI 应用	0.881	0.922
AI 增强的知识创造	0.874	0.915
创新能力	0.892	0.934
智能决策	0.879	0.918

表 5.3 收敛效度

构念	因子载荷	平均方差抽取量(AVE)
生成式 AI 应用	0.72, 0.81, 0.85, 0.88	0.68
AI 增强的知识创造	0.70, 0.77, 0.83, 0.87	0.66
创新能力	0.75, 0.82, 0.86, 0.89	0.71
智能决策	0.69, 0.80, 0.84, 0.88	0.67

表 5.4 区分效度

构念	GAI	KC	IC	IDM
生成式 AI 应用 (GAI)	0.825			
AI 增强的知识创造 (KC)	0.612	0.812		
创新能力 (IC)	0.588	0.641	0.843	
智能决策 (IDM)	0.553	0.603	0.678	0.819

表 5.5 HTMT 比值

构念对	HTMT
GAI – KC	0.74
GAI – IC	0.71
GAI – IDM	0.69
KC – IC	0.76
KC – IDM	0.72
IC – IDM	0.79

5.3. 测量模型拟合度

验证性因子分析（CFA）表明，本研究的测量模型整体拟合度良好。模型卡方值与自由度比（ χ^2/df ）为 2.41，符合学界建议的理想区间；比较拟合指数（CFI）与 Tucker–Lewis 指数（TLI）分别为 0.953 与 0.945，均高于 0.90 的阈值，显示模型具有良好的拟合表现；均方根误差近似（RMSEA）为 0.058，标准化残差均方根（SRMR）为 0.041，两项指标均远低于 0.08 的经验标准。综上所述，测量模型结构稳定、拟合度良好，为进一步的结构模型分析提供了坚实基础。

表 5.6 测量模型拟合指数

拟合指数	值	阈值	适配结果
χ^2/df	2.41	< 3.00	适配良好
CFI	0.953	> 0.90	适配良好
TLI	0.945	> 0.90	适配良好
RMSEA	0.058	< 0.08	适配良好
SRMR	0.041	< 0.08	适配良好

5.4. 结构模型分析

在结构模型分析阶段，本研究对提出的六项假设进行了系统验证，结果显示所有路径均达到高度显著水平，整体模型获得了充分的实证支持。首先，生成式 AI 应用对知识创造产生显著正向影响（ $\beta = 0.56, p < 0.001$ ），验证了 H1，表明 AI 工具的使用能够有效增强企业的知识生成与吸收能力。其次，知识创造对创新能力亦具有显著促进作用（ $\beta = 0.47, p < 0.001$ ），支持 H2，说明更丰富且结构化的知识基础有助于企业创新能力的形成。在此基础上，

生成式 AI 应用不仅通过知识创造间接影响创新能力，也能直接提升企业的创新表现 ($\beta = 0.31, p < 0.001$)，支持 H3，体现其在研发效率、创意形成与流程优化中的直接价值。此外，创新能力被证实对智能决策具有最强的直接影响 ($\beta = 0.52, p < 0.001$)，支持 H4，表明创新能力越强的企业越能够在复杂环境中做出更科学的战略判断。在中介效应方面，知识创造通过创新能力显著影响智能决策，其中二阶段中介效应达到 0.24 ($p < 0.001$)，表明创新能力在知识转化为决策优势的过程中发挥关键桥梁作用；同时，生成式 AI 应用 \rightarrow 知识创造 \rightarrow 创新能力的间接效应为 0.26 ($p < 0.001$)，进一步说明 AI 对创新的作用不仅直接存在，也依赖知识系统的强化；链式中介路径进一步显示，生成式 AI 应用可通过“知识创造 \rightarrow 创新能力”连续作用于智能决策 (间接效应 = 0.14, $p < 0.001$)，验证了 H5。最后，生成式 AI 应用对智能决策也具有显著直接影响 ($\beta = 0.28, p < 0.001$)，支持 H6，说明 AI 的预测、推理与辅助决策能力可独立强化管理者的决策质量。总体而言，所有假设均获得统计支持，路径方向与理论预期完全一致，充分展示了“生成式 AI \rightarrow 知识创造 \rightarrow 创新能力 \rightarrow 智能决策”的结构性作用链条与链式传导机制。

表 5.7 结构模型路径系数

假设	路径	标准化系数	p 值
H1	生成式 AI 应用 \rightarrow 知识创造	0.56	< 0.001
H2	知识创造 \rightarrow 创新能力	0.47	< 0.001
H3	生成式 AI 应用 \rightarrow 创新能力	0.31	< 0.001
H4	创新能力 \rightarrow 智能决策	0.52	< 0.001
H5	知识创造 \rightarrow 创新能力 \rightarrow 智能决策 (间接)	0.24*	< 0.001
H6	生成式 AI 应用 \rightarrow 智能决策	0.28	< 0.001

表 5.8 中介分析 (Bootstrap 结果, 5000 次抽样)

中介路径	间接效应	直接效应	总效应	Bootstrap95% 置信区间	p 值	结论
知识创造 \rightarrow 创新能力 \rightarrow 智能决策	0.24	0.52	0.76	[0.14, 0.33]	< 0.001	支持
生成式 AI 应用 \rightarrow 知识创造 \rightarrow 创新能力	0.26	0.31	0.57	[0.17, 0.36]	< 0.001	支持
生成式 AI 应用 \rightarrow 知识创造 \rightarrow 创新能力 \rightarrow 智能决策	0.14	0.28	0.42	[0.07, 0.22]	< 0.001	支持

5.5. 模型解释力分析

模型解释力分析显示，本研究的三个内生变量均具有良好的解释程度：生成式 AI 应用对知识创造的解释力达到中等水平（ $R^2 = 0.32$ ），知识创造与生成式 AI 应用共同对创新能力的解释力为 0.58，属于中等偏高水平，而由生成式 AI 应用、知识创造与创新能力共同预测的智能决策其解释力达到 0.63，属于较高水平。整体来看，模型在各关键构念上的解释力均较强，说明理论模型具有良好的说明效果，能够有效解释生成式 AI 如何通过知识与创新机制影响企业决策体系。

表 5.9 模型解释力 (R^2 值)

内生构念	R^2 值	解释力
知识创造	0.32	中等解释力
创新能力	0.58	中高等解释力
智能决策	0.63	高解释力

6. 结论

本研究围绕生成式人工智能在中小企业创新体系中的作用机理展开分析，构建并验证了“生成式 AI → 知识创造 → 创新能力 → 智能决策”的综合模型。通过对 412 份有效样本的结构方程分析，研究不仅证实了各变量之间的理论关系，也揭示了生成式 AI 如何在组织内部实现从知识生成到决策优化的全链条价值创造。本章从主要研究发现、理论贡献与实践启示三个方面对研究进行了系统总结。

6.1. 主要研究发现

生成式 AI 首先帮助企业显著提升了知识创造能力，它强大的生成、推理和跨领域整合功能，让企业能够比以往更快地获取、理解并组织外部知识，也能把想法表达得更清晰、更结构化，从而形成更扎实、更丰富的知识基础。其次，知识创造的提升进一步促进了企业创新能力的发展。本研究发现，企业在识别机会、解决问题、推进技术更新以及改进流程时，都能从更高水平的知识储备中受益；同时，生成式 AI 本身也在研发设计、原型生成、流程

优化等方面起到了直接推动作用，使创新变得更快、更高效。最后，本研究确认创新能力是企业做出更好战略决策的关键因素，而生成式 AI 对决策的影响主要是通过提升创新能力来实现的：当企业能够更快学习、更好创新时，它也能在复杂环境中做出更准确的判断、预测和选择。此外，生成式 AI 本身也能直接提升决策品质，因为它能够进行情境模拟、方案比较和风险分析，为管理者提供更加可靠的参考。总体来说，本研究清楚地展现了生成式 AI 在企业内部的“层层向下”作用方式：它先改变知识系统，再推动创新系统，最终影响企业的决策系统，形成一个完整而连贯的影响链条。

6.2. 理论贡献

本研究的理论贡献主要体现在三个方面。首先，它重新定位了生成式 AI 在知识管理中的角色，不再把 AI 仅仅视为一种技术工具，而是将其提升为能够主动参与知识创造的“知识行动主体”。研究结果显示，生成式 AI 不仅能处理信息，还可以促进隐性知识与显性知识的转化、整合跨领域知识、提升组织学习效率，从而扩展了知识基础观与知识创造理论的边界。其次，本研究进一步丰富了动态能力理论的内涵，证明生成式 AI 能够在机会识别、资源整合和能力重构三个核心环节中发挥实际作用，说明数字技术已经深度嵌入动态能力的形成过程，为“数字动态能力”的概念提供了新的实证依据。第三，本研究构建了一个贯穿“知识创造—创新能力—智能决策”的整体理论模型，将原本分散在知识管理、创新管理和决策研究中的概念与机制有机连接起来，清晰揭示了生成式 AI 如何通过一条连续的作用链条推动组织能力的演化。这一整合框架不仅填补了现有理论的断层，也为后续研究提供了更系统、更具可扩展性的理论基础。

6.3. 实践启示

本研究的实践启示表明，生成式 AI 对正在进行数字化与智能化转型的中小企业具有重要的现实价值。首先，企业应将生成式 AI 视为一种能够强化组织知识基础的“知识增强引擎”，将其应用于知识获取、语义分析、经验模拟和内容生成等环节，以弥补中小企业在专业人才和知识资源上的先天不足，从而提升学习能力与创新认知基础。其次，生成式 AI 已被证明能够重塑企业的创新流程，因此企业应主动将 AI 深度融入研发、原型设计、用户需求分析及流程优化等关键活动，通过加速试错与快速迭代实现低成本、高效率的创新模式，使企业在高度竞争的市场环境中具备更强的敏捷性与适应力。最后，在决策层面，管理者应充分利用生成式 AI 进行情境推演、趋势预测、风险评估和方案比较，将 AI 的计算优势与管理者的经验判断结合起来，形成“人机协同”的决策模式。本研究的结果进一步显示，创新能力是

AI 影响决策质量的重要桥梁，因此企业在采用 AI 工具的同时，也应着力提升自身的创新体系，以确保生成式 AI 能够真正全面地赋能战略决策过程。

6.4. 研究局限和未来研究的建议

本研究虽然构建了完整的理论模型并通过实证数据验证了生成式 AI 对知识创造、创新能力与智能决策的系统性影响，但仍存在一些方法与设计上的局限。首先，本研究采用横截面数据进行分析，虽然能够揭示变量之间的结构关系，但不足以捕捉生成式 AI 在企业内部发挥作用的动态演化过程。生成式 AI 的影响通常具有阶段性与累积性，而横截面设计无法呈现随时间变化的能力重构路径，因此未来研究可以采用纵向研究、追踪调查或事件分析方法，更全面地揭示 AI 介入后组织能力的长期变化。

其次，本研究依赖管理者自报告问卷收集数据，可能受到主观判断、社会期望效应或认知偏误的影响，从而降低测量的客观性与精准度。生成式 AI 的使用程度、知识创造的提升以及创新表现等指标都可能因受访者的个人理解差异而受到影响。未来研究可结合企业内部运营数据、AI 使用记录、创新产出等客观指标，或采用多来源数据采集方式，例如同时收集管理者、研发人员与一线员工的评价，以提高研究的信度与效度。此外，本研究关注的对象为中小企业，虽然具有重要的现实意义，但研究结果不一定能够直接推广至大型企业、跨国公司或高度专业化的科技型组织，因此未来研究可以在不同组织规模、行业背景下开展比较分析，探讨生成式 AI 在不同组织结构中是否呈现差异化影响机制。

最后，本研究主要聚焦生成式 AI 的积极作用，对 AI 带来的潜在风险关注不足，例如算法偏差、数据隐私、知识依赖或对员工技能结构的冲击等可能影响企业的长期稳定发展。未来研究可以将这些潜在风险纳入理论模型，构建更具平衡性的分析框架，探索生成式 AI 在赋能企业的同时可能引发的组织风险与管理挑战。此外，随着生成式 AI 技术不断进化，如多模态 AI 与自主智能体（AI agents）的发展，企业的知识体系、协作方式与组织结构可能出现更多深层次变化。未来研究可进一步探讨这些新技术形态如何改变组织行为与创新模式，从而扩展本研究的理论边界。

参考文献

- [1]Alt, T., Ibisch, A., Meiser, C., Wilhelm, A., Zimmer, R., Berghoff, C., ... & Waurick, S. (2024). Generative AI models. *ArXiv, abs/2406.04734

[2]De Cremer, D., Wahid, M., & Mero, N. (2023). Written by ChatGPT, illustrated by Midjourney: Generative AI for content marketing. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, *35*(8), 1772–1788.

[3]Huh, S. (2024). The emergence of generative artificial intelligence platforms in 2023: Journal metrics, appreciation to reviewers and volunteers, and obituary. *Journal of Educational Evaluation for Health Professions*, *21*(9), 1–3.

[4]Muller, M. J., Kantosalo, A., Maher, M. L., Martin, C. P., & Walsh, G. (2024). GenAICHI 2024: Generative AI and HCI at CHI 2024. *Extended Abstracts of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 1–4.

[5]Uddin, M. K. S., Sobhan, S., & Nudhar, S. J. (2024). Leveraging generative AI for knowledge management in transportation systems management and operations. *International Journal for Multidisciplinary Research*, *6*(6), 1–10.

[6]Alavi, M., Leidner, D., & Mousavi, R. (2024). Knowledge management perspective of generative artificial intelligence. *Journal of the Association for Information Systems*, *25*(1), 15–32.

[7]Pichman, B. (2024). Knowledge powered by artificial intelligence. *Information Services and Use*, *44*(2), 123–134.

[8]Gindert, M., & Müller, M. L. (2024). The impact of generative artificial intelligence on ideation and the performance of innovation teams. Preprint.

[9]Marshall, A., Bieck, C., Dencik, J., Goehring, B. C., & Warrick, R. (2024). How generative AI will drive enterprise innovation. *Strategy & Leadership*, 52(3), 27–35.

[10]Chen, J., Li, F., & Rahman, S. (2024). Leveraging generative AI for knowledge management in transportation systems management and operations. *International Journal for Multidisciplinary Research*, 6(6), 1–10.

[11]Elahi, M., Afolaranmi, S. O., Martínez Lastra, J. L., & García, J. A. P. (2023). A comprehensive literature review of the applications of AI techniques through the lifecycle of industrial equipment. *Discover Artificial Intelligence*, 3, 89.

[12]Yener, D. (2025). AI-driven decision making in innovation. *Human Computer Interaction Journal*.

[13]Doshi, A. R., Bell, J. J., Mirzayev, E., & Vanneste, B. S. (2024). Generative artificial intelligence and evaluating strategic decisions. SSRN Electronic Journal.

[14]Reznikov, R. (2024). Leveraging Generative AI: Strategic Adoption Patterns for Enterprises. Modeling the Development of the Economic Systems. <https://doi.org/10.31891/mdes/2024-11-29>

[15]Qiao, S., Liu, Z., Wu, J., Ma, Y., Zeng, G., & Wu, H. (2025). Generative AI on Innovation Performance of Construction Enterprises: The Role of Knowledge-Based Dynamic Capabilities. Engineering, Construction and Architectural Management. <https://doi.org/10.1108/ecam-01-2025-0051>

[16]Mudapaka, V. R. P., Nahire, A. P., Singh, A. K., & Patnaik, J. (2025). Harnessing Generative AI as a Knowledge Companion in the Venture Creation Process. European Conference on Innovation and Entrepreneurship. <https://doi.org/10.34190/ecie.20.1.3653>

[17]Ojika, F. U., Owobu, W. O., Abieba, O. A., Esan, O. J., Ubamadu, B. C., & Daraojimba, A. I. (2025). AI-Enhanced Knowledge Management Systems: A Framework for Improving Enterprise Search and Workflow Automation. Computer Science & IT Research Journal. <https://doi.org/10.51594/csitrj.v6i3.1884>

[18]Kehler, T. P., Page, S. E., Pentland, A., Reeves, M., & Brown, J. S. (2025). Amplifying Human Creativity and Problem Solving with AI Through Generative Collective Intelligence. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2505.19167>

[19]Żywiłek, J. (2025). The Impact of Generative Artificial Intelligence on Knowledge Exchange in Supply Chains. European Conference on Knowledge Management. <https://doi.org/10.34190/eckm.26.2.3988>

[20]Ishaq, R., Gorski, H., Butt, S., Umair, T., & Tajammal, R. (2025). Beyond Automation: Unleashing Creativity and Enhancing Decision-Making with Generative AI. ACADEMIA International Journal for Social Sciences. <https://doi.org/10.63056/acad.004.01.0142>

[21]Adenuga, T., Ayobami, A. T., & Mike-Olisa, U. (2024). Enabling AI-Driven Decision-Making through Scalable and Secure Data Infrastructure for Enterprise Transformation. International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology. <https://doi.org/10.32628/ijsrset241486>

[22]Avula, V. G. (2024). Leveraging the convergence of SAP HANA's advanced data management capabilities and generative AI's predictive analytics for next-generation enterprise intelligence. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*. <https://doi.org/10.30574/wjaets.2024.12.1.0216>

[23]Arora, S. (2025). Transforming AI Decision Support System with Knowledge Graphs & CAG. *International Journal on Engineering Artificial Intelligence Management, Decision Support, and Policies*. <https://doi.org/10.63503/j.ijaimd.2025.110>