

场景驱动创新模式下 AI 可供性 对制造企业创新绩效的影响研究*

• 赵宏霞 李 雪 杨皎平

(青岛科技大学经济与管理学院 青岛 266061)

【摘 要】场景驱动创新已成为数智化背景下制造企业价值创造的新范式，而 AI 可供性被认为是衡量技术能否有效赋能创新的关键变量。然而，在制造情境下，AI 技术向创新绩效转化的内在机理仍存在“黑箱”，尤其是在不同场景创新模式下，这种转化路径的差异性尚不明确。基于动态能力理论，本文探讨了 AI 可供性对制造企业创新绩效的影响，以及数字敏捷性和场景驱动创新的关键作用。具体而言，本文开发了场景驱动创新模式的测量量表。遵循“技术→能力→绩效”的研究逻辑，本文全面阐明了 AI 可供性、数字敏捷性、场景驱动创新与创新绩效之间的关系，并提出了研究假设。随后，本文开展了实证研究以检验假设并得出结论。研究发现：场景驱动创新包括主动创造型场景驱动创新和被动适应型场景驱动创新；AI 可供性对制造企业创新绩效具有显著的正向影响；数字感知敏捷性和数字适应敏捷性在 AI 可供性转化为创新绩效的过程中发挥了显著的中介作用；主动创造型和被动适应型场景驱动创新模式分别有效调节了上述数字敏捷性的中介作用。异质性分析进一步显示，AI 可供性的促进作用在非国有企业及数字化基础较弱的传统制造行业中表现出更强的边际提升效应。在理论方面，本文通过数字敏捷性的中介效应打开了 AI 可供性影响企业创新绩效路径的理论“黑箱”，同时引入场景视角，丰富了不同场景驱动创新模式下 AI 技术应用机制的理论探讨。在实践方面，本文认为制造企业应重视并培育数字敏捷性，以实现 AI 技术的有效利用；同时，企业应根据外部动态环境和业务需求灵活选择适合的场景驱动创新模式，从而最大化发挥 AI 可供性在推动高水平创新绩效中的驱

* 基金项目：国家社会科学基金一般项目“应用场景驱动下平台赋能型创新联合体的分工、协同及治理研究”（24BGL009）；教育部人文社会科学研究规划基金项目“应用场景驱动下平台型数智创业生态系统共生发展与动态治理”（24YJA630132）；山东省自然科学基金面上项目“平台型数字创新生态系统数据质量协同治理机制及对策”（ZR2024MG043）。

作者简介：赵宏霞（1978—），教授，主要研究数字营销、平台治理、创新战略。李雪（2000—），硕士研究生，主要研究数字化、人工智能、创新管理。杨皎平（1980—），教授，主要研究创新管理、战略管理、人力资源管理。

通讯作者：李雪，E-mail: 2023072010@ mails. qust. edu. cn。

动作用。

【关键词】 人工智能可供性 场景驱动创新 数字敏捷性 制造企业创新绩效
中图分类号：F272；F49 文献标识码：A

1. 引言

场景作为连接用户需求与企业创新的核心载体，正重塑制造企业的价值创造逻辑。场景驱动创新模式被认为是一种能够即时提供精准产品或服务，进而满足用户需求、增强用户体验的新型创新模式（王烽权和江积海，2023；王福等，2025）。AIoT、数字孪生等技术赋予了场景“主动服务”的能力（Frank et al.，2019），尤其是 AI 技术驱动的场景智能化，使企业对产品的创新从“用户指令响应”升级为“需求主动预测”，显著提升创新的精准度（赵慧娟等，2023），但现有研究尚未解析在场景驱动式创新中 AI 技术向创新绩效转化的具体机制。

当前，数智技术正以空前的广度和深度嵌入企业的新产品开发过程中，对企业研发创新与生产运营产生重要影响，但是在不同的场景中数智技术的投入与企业预期收益之间往往存在非线性关系，甚至出现“数字化悖论”（李立威等，2023）。关于数智技术可供性的研究为解释上述悖论提供了新视角，例如马鸿佳（2024）基于技术可供性实现理论，研究了 AI 可供性、智能制造平台价值共创与制造企业数字化转型绩效之间的关系，指出 AI 的自主可供性和交互可供性通过平台价值共创机制显著提升了企业的数字化转型绩效；王原和陈志斌（2025）全面考察了 AI 可供性对企业数字化转型的影响效应，发现 AI 可供性通过缓解融资约束与优化创新要素配置正向影响企业数字化转型。但是，上述研究对 AI 可供性影响创新绩效的内在逻辑的分析仍不够深刻，具体影响过程的“黑箱”尚未打开，从而也无法解释 AI 可供性提升与缓解“数字化悖论”之间的内在关系。

对于制造企业而言，虽然 AI 技术确实可以加速转型升级，进而提升创新绩效（Liu 等，2023），但是，制造企业的创新活动并非依赖于 AI 技术的简单应用，而是涉及组织资源配置与能力建构等复杂机制。例如，李果和白云朴（2024）指出，AI 技术本身无法直接推动创新绩效的提升，而是通过优化企业的资源与能力配置间接实现创新成效；同时，李振东等（2023）基于组态视角的研究也发现，企业特有的资源禀赋与动态能力构成了创新绩效差异的根本来源。循此逻辑，AI 可供性之所以能提升数字化转型绩效与创新绩效，乃至解释并缓解“数字化悖论”，可能是因为具备可供性的 AI 技术能够优化制造企业的资源禀赋并提升其动态能力。相关研究发现，在数智技术广泛应用的环境下，数字敏捷性作为一种动态能力，在维持企业竞争力和驱动创新成功方面发挥着日益重要的作用（Salmela et al.，2022）。因此，本研究引入数字敏捷性作为重要传导路径，实证分析 AI 可供性对制造企业创新绩效的影响机制。

场景驱动创新作为一种新型创新范式，能够帮助企业实现各种生产要素的重新组合，减少企业进行创新活动的障碍（尹西明等，2024），而有效的场景驱动创新离不开 AI 等技术的赋能，需要在 AI 技术的支撑下，实现人、商品、场域的有效链接。基于场景生成方式和创新主体能动性的差异，

根据尹西明等 (2022) 的研究, 场景驱动创新可细分为主动创造型和被动适应型两种模式。由此, 下文将探索在不同场景驱动创新类型下, AI 可供性通过数字敏捷性影响制造企业创新绩效的作用机制。

为揭开“数字化悖论”下 AI 技术赋能企业创新的“黑箱”, 遵循“技术→能力→绩效”理论逻辑, AI 技术的可供性是提升创新绩效的技术基础, 但其价值实现并非直接传导, 而需通过组织内部的数字敏捷性进行转化。更重要的是, 企业实施创新的具体情境将影响这一转化过程的强度与路径。因此, 本研究构建一个有调节的中介模型, 以剖析 AI 可供性对制造企业创新绩效的影响机制。该模型中引入数字敏捷性为中介变量, 场景驱动创新模式为调节变量, 系统探究 AI 可供性影响制造企业创新绩效的完整作用机制与边界条件, 以期厘清 AI 可供性驱动企业创新绩效提升的内在机理与场景驱动创新模式发挥调节作用的具体情境, 为制造企业有效利用 AI 技术提升数字敏捷性和创新绩效提供启示。

2. 文献综述

2.1 AI 可供性

“可供性” (affordance) 概念源于生态心理学, Majchrzak 等 (2016) 将其引入信息系统领域, 强调技术特性与用户实践之间的互动关系。技术可供性理论指出, 数字技术本身并不直接等同于组织绩效, 其关键在于技术为主体实现特定目标提供何种行动潜能, 以及这些潜能如何在具体情境中被识别、激活和实现 (Liu et al., 2020)。在此基础上, AI 可供性被界定为 AI 技术为使用主体实现预期目标所提供的行动潜能, 其本质并非 AI 技术功能的简单罗列, 而是技术客观属性与组织主观能动性交互后所形成的具有目标导向的行动可能性 (马鸿佳等, 2024)。

现有研究主要从数字化转型和数字创新两个方面讨论 AI 可供性的作用。已有文献表明, AI 可供性能够通过优化要素配置、提升信息处理效率和强化协同决策, 赋能企业数字化转型 (马鸿佳等, 2024; 王原和陈志斌, 2025), AI 可供性还能够通过加快创新速度、提高运营效率和增强组织学习能力, 促进企业创新绩效提升 (Trocen et al., 2021; Liu et al., 2023)。近期研究表明, AI 可供性的作用并非仅停留在“技术促进创新”层面, 更可能通过塑造企业的组织敏捷性而发挥影响 (张小娣和戈晓璇, 2025)。具体而言, AI 可供性有助于企业更高效地获取和分析数据、识别市场变化与用户需求, 从而提升数字感知敏捷性 (Malik et al., 2025); 同时, 其在智能决策、流程优化和资源协同方面的潜能也有助于企业快速调整流程、重构资源并及时响应外部变化, 从而提升数字适应敏捷性 (尹西明等, 2025)。

此外, AI 可供性的价值实现具有明显的情境依赖性。AI 只有嵌入具体业务场景, 才能更有效地转化为真实价值 (董雪艳等, 2026)。场景不仅为 AI 提供数据来源、问题导向和反馈闭环, 也决定了 AI 可供性能否从技术潜能转化为组织能力和创新成效 (尹西明等, 2024)。因此, 现有研究表明, AI 可供性不仅可能直接改善企业创新活动, 更可能通过提升企业对外部环境的数字感知与对内部资

源的快速适应能力，间接影响创新绩效（张小娣和戈晓璇，2025）；但这一作用在制造企业中如何经由数字敏捷性发挥，并在不同场景驱动创新模式下表现出差异性，仍有待进一步研究。

2.2 场景驱动创新

Kenny 等（2000）率先将“场景”概念引入管理学领域，用以描述个体所处的特定情境及其所引发的需求与行为。随着数字经济和产业智能化的发展，场景逐渐成为企业识别需求、整合资源和驱动创新的重要起点。现有研究认为，场景不仅是技术应用的载体，更是衔接技术与市场、打通价值实现“最后一公里”的关键路径（王烽权和江积海，2023）。企业通过对具体场景中用户行为和需求变化的持续分析，能够识别隐性需求、捕捉创新机会；与此同时，场景本身也能反向赋能技术创新，即通过持续生成数据和反馈信息，促进技术迭代与能力升级（许晖等，2025；吴小龙等，2024）。

从作用机制看，场景驱动创新的关键不在于单纯提供应用环境，而在于其能够推动技术潜能向组织行动和创新绩效转化。一方面，具体场景为企业界定了清晰的问题边界，使技术应用更具目标性和针对性（尹西明等，2022）；另一方面，场景能够提供来自用户和业务流程的高频反馈与真实需求，推动企业及时修正方案、优化决策并调整资源配置（赵慧娟等，2023）。对于制造企业而言，研发、生产、供应链协同和客户服务等活动都嵌入复杂场景之中（尹西明等，2025），只有当 AI 技术深度嵌入具体场景，AI 可供性所蕴含的感知、分析、预测和决策潜能，才更容易转化为组织对外部变化的快速识别和对内部资源的敏捷调整。

根据场景生成方式与主体能动性的不同，场景驱动创新可划分为被动适应型和主动创造型两种模式（尹西明等，2025）。前者强调对既有需求和现实问题的快速响应，更侧重局部优化，因而更有利于 AI 可供性转化为数字适应敏捷性；后者强调主动塑造新场景、引导新需求，更侧重机会创造和前瞻布局，因而更有利于 AI 可供性转化为数字感知敏捷性（吴小龙等，2024）。由此可见，不同场景驱动创新模式下，企业在需求识别、资源整合和创新响应方面的侧重点存在差异，进而可能改变 AI 可供性向数字敏捷性乃至创新绩效转化的效率与路径。尽管既有研究已揭示了场景驱动创新在促进技术转化与商业模式重构中的重要作用，但在“AI+制造”这一特定情境下，企业如何基于场景精准识别需求、高效转化资源与能力，从而系统提升创新绩效，仍有待深入探讨。

2.3 数字敏捷性

敏捷性的核心在于组织应对环境变化的速度与灵活性。进入数字经济时代，数字敏捷性逐渐成为企业应对市场不确定性、推进数字化转型和提升创新绩效的重要能力。现有研究认为，数字敏捷性不仅体现为技术层面的快速响应，更体现为企业借助数字技术、数据资源和组织协同机制，对外部变化进行及时识别、快速判断和有效应对的综合能力（Overby et al., 2006）。根据既有研究，数字敏捷性主要包括数字感知敏捷性和数字适应敏捷性两个维度（Overby et al., 2006）。前者强调企业借助数字技术识别市场需求、技术趋势和潜在机会的能力（Malik et al., 2025）；后者强调企业在

环境变化发生后快速调整流程、重构资源和优化决策的能力 (Roy et al., 2024)。在制造情境中, 数字感知敏捷性主要表现为对客户需求变化、技术演进和场景变动的及时识别, 数字适应敏捷性则体现为依据场景反馈对生产流程、资源配置和产品方案进行快速调整与迭代 (Masialetti et al., 2024)。二者共同影响企业在复杂环境中的创新响应速度与资源配置效率。

同时, 人工智能等数字技术能够增强企业的数据感知、趋势识别、决策响应和资源协同能力, 为数字敏捷性的形成提供支撑 (Grote et al., 2024)。现有研究虽然尚未充分从“AI 可供性—数字敏捷性—创新绩效”的整合视角展开讨论, 但已有文献分别表明, AI 技术应用会影响企业的感知与响应能力, 而数字敏捷性又与企业创新响应和绩效改善密切相关 (Chakravarty et al., 2013; Roy et al., 2024)。据此, 数字敏捷性可能在 AI 可供性影响制造企业创新绩效的过程中发挥中介作用, 即 AI 可供性通过提升企业的数字感知敏捷性和数字适应敏捷性, 进一步影响创新绩效。

综上, 通过梳理可发现当前研究尚存以下拓展空间: (1) 虽然已经发现 AI 可供性有利于赋能制造企业实现创新绩效提升, 但是 AI 可供性如何影响制造企业创新绩效的理论“黑箱”尚未打开。(2) 企业所采用的场景驱动创新模式作为关键情境因素, 将塑造 AI 可供性向不同维度数字敏捷性转化的侧重点与效率。虽有研究指出场景是技术落地的重要载体, 但较少关注“AI+制造”背景下, 不同类型场景 (主动创造型和被动适应型) 如何影响 AI 可供性的价值实现路径。(3) 虽然现有研究初步认识到 AI 可供性对数字敏捷性有不容忽视的作用, 但数字敏捷性是否在 AI 可供性影响制造企业创新绩效的过程中发挥中介作用, 尚待实证检验。

3. 研究假设

3.1 AI 可供性与企业创新绩效

作为新一轮产业革命的核心技术, 人工智能 (AI) 以其深度学习、自主操控等特征, 在提升制造企业创新绩效方面展现出巨大潜力 (Grote et al., 2024)。AI 可供性, 指 AI 技术特性在特定组织情境下为企业提供的潜在行为可能性, 它强调了技术功能与组织实践之间的互动关系, 涵盖了从技术可及性到价值实现的可能性。基于技术可供性实现理论, 技术潜能只有被组织理解并有效利用, 方能转化为实质性的创新成果 (Issa et al., 2022), AI 可供性主要体现在交互性与自主性两个关键维度。

在交互性维度, AI 可供性强调其在信息收集、传递与分析中的协同潜能, 使企业能够实时感知市场需求与技术趋势, 为创新提供数据支持 (Jaber & Issa, 2025)。例如, 通过 AI 推荐系统、AI 客户反馈机制等工具, 企业能够更敏捷地识别市场机会并优化产品开发流程, 从而提升创新的效率 (Grote et al., 2024)。此外, AI 交互性通过强化企业与外部环境的连接, 助力其动态感知变化并快速响应, 以维持创新过程中的竞争优势 (马鸿佳等, 2024)。在自主性维度, AI 可供性体现在自动化执行和自主决策能力上, 使其在较少人为干预下执行复杂任务, 释放人力资源以聚焦于更高价值的创新活动 (Masialetti et al., 2024)。例如, 具备自学习能力的 AI 设备能够预测设备故障并自主调

整参数，实现生产过程的自我优化，从而降低创新活动中的试错成本与运营不确定性（Goel & Gupta, 2020）。同时，AI 通过促进知识整合与创造，深化人机协同，进而增强企业在创新中的认知与战略决策能力（Grote et al., 2024）。

总体而言，企业对 AI 可供性的有效感知和系统利用，能同时增强其信息处理、环境互动以及自主学习与流程控制水平，从而在新产品开发、流程优化等多个层面提升创新绩效。基于以上分析，提出如下假设：

H1：AI 可供性有利于提升制造企业的创新绩效。

3.2 AI 可供性与数字敏捷性

在数字经济时代，以 AI 为代表的数智技术，既是构建企业数字敏捷性的关键资源，也是驱动其持续增强的核心动力。制造企业数字敏捷性的形成有赖于长期的资源与技术积累，而具有多维度特征的 AI 可供性，正为这一过程提供全方位赋能（Masialetti et al., 2024）。

在数字适应敏捷性方面，AI 可供性通过提供实时数据监控和精准计算能力，能够显著优化制造企业的生产运营、资源调配和决策预测等，这有效提升了企业在应对外部不确定性时的反应速度和决策效率（Sun et al., 2025）。如 Peretz-Andersson 等（2024）发现，AI 驱动的数据分析能帮助制造企业及时识别市场波动并调整生产计划，从而增强组织的适应和响应能力。在数字感知敏捷性方面，AI 可供性通过强大的模式识别与预测分析功能，为企业提供了前瞻性洞察的技术基础。它能帮助企业在复杂的市场环境中敏锐识别潜在趋势与未被满足的需求，从而发现新的商业机会（Grote et al., 2024）。借助 AI，制造企业不仅能够更有效地规避“创新盲区”，还能高效整合内外部资源，实现战略的灵活调整和决策的精准优化。基于以上分析，提出如下假设：

H2a：AI 可供性有利于提升制造企业的数字适应敏捷性。

H2b：AI 可供性有利于提升制造企业的数字感知敏捷性。

3.3 数字敏捷性与企业创新绩效

在高度动态的数字经济环境中，数字敏捷性作为关键的组织动态能力，是制造企业有效应对不确定性、构建和维持竞争优势的重要基础（Tallon et al., 2019；郭润萍等，2024）。该能力使企业能够利用数字技术快速激活、整合与重构内外部资源，从而显著驱动产品服务升级、技术迭代与市场拓展。

首先，数字适应敏捷性强的企业，能够灵活地将 AI 等新技术嵌入原有系统，优化流程并提升产品与服务质量，从而直接促进创新产出（Liu et al., 2023）。基于动态能力理论（Teece et al., 2016），这体现了企业的资源重构能力。数字适应敏捷性使企业能够在不确定环境中，通过动态重组资源来高效应对各类业务场景，成为推动创新实现的关键路径（Tallon et al., 2019）。其次，数字感知敏捷性强的企业能够在早期识别外部环境中的创新信号，为技术布局与产品开发提供前瞻性支持。动态能力理论强调，企业对外部环境的感知与捕获能力是获取并转化新知识的前提（Teece et al.,

2016)。通过建立数字感知机制,企业能深化对新技术、新需求和竞争态势的洞察,从而更精准地布局创新活动,提升创新策略的有效性和成果转化率 (Talaie-Khoei et al., 2024)。基于以上分析,提出如下假设:

H3a: 数字适应敏捷性与企业创新绩效之间存在正相关关系。

H3b: 数字感知敏捷性与企业创新绩效之间存在正相关关系。

3.4 数字敏捷性的中介作用

动态能力理论指出,企业持续竞争优势的形成,源于其对内外资源进行感知、整合与重构,以应对快速的环境变化的能力 (Teece et al., 2016)。这为理解 AI 可供性与企业创新绩效之间的关系提供了关键视角: AI 可供性本质上体现为企业在使用 AI 过程中所获得的数据感知、信息分析、趋势预测和协同决策等行动潜能,但这些潜能并不会自动转化为创新绩效,而需要通过组织能力的形成与发挥实现价值落地 (Peretz-Andersson et al., 2024)。数字敏捷性体现了企业在数字环境中快速识别变化、灵活调整资源并及时采取行动的能力,因此可能成为 AI 可供性影响企业创新绩效的重要中介机制。

一方面, AI 可供性能够提升企业的数字适应敏捷性 (Masialeti et al., 2024)。具体而言,借助实时数据采集、异常识别和智能分析,企业能够更快感知运营过程中的变化,并及时调整生产流程、资源配置和协同机制。在制造情境中,这种能力具体表现为企业能够依据市场波动、用户反馈和供应链变化,迅速优化研发安排、改进产品方案并推进业务流程迭代。由此形成的数字适应敏捷性,有助于缩短创新响应周期、降低试错成本并提高创新执行效率,进而促进创新绩效提升。另一方面, AI 可供性也有助于提升企业的数字感知敏捷性 (Masialeti et al., 2024)。AI 在海量数据处理、模式识别和趋势预测方面的优势,使企业能够更早识别技术变动、需求变化和潜在市场机会。在制造企业中,这种能力表现为企业能够前瞻性地把握客户偏好变化、技术演进方向和场景需求差异,并据此及时调整创新布局与研发重点。由此形成的数字感知敏捷性,有助于提高创新决策的前瞻性与匹配度,减少创新方向偏差,进而提升创新质量和创新产出。基于以上分析,提出如下假设:

H4a: 数字适应敏捷性在 AI 可供性影响企业创新绩效的机制中起中介作用。

H4b: 数字感知敏捷性在 AI 可供性影响企业创新绩效的机制中起中介作用。

3.5 场景驱动创新的调节作用

AI 可供性能否有效转化为组织能力,不仅取决于技术本身,也受到企业所处创新情境的影响 (Akram et al., 2024)。场景驱动创新通过为技术应用提供明确的问题边界、真实需求和持续反馈,影响企业对 AI 技术的嵌入方式及其价值实现过程。因此,场景驱动创新并非单纯的外部背景,而可能影响 AI 可供性向数字敏捷性转化的效率 (金镭等, 2025)。不同场景驱动创新模式下,企业在需求识别、资源整合和创新响应方面的重点不同,进而可能导致 AI 可供性对不同维度数字敏捷性的作用存在差异。

首先，在主动创造型场景驱动创新中，企业更强调以前瞻战略为导向，主动构建新场景、引导新需求并拓展新的价值空间。企业的关键任务不再只是回应既有问题，而是更早识别潜在机会、预判未来趋势并进行前瞻性布局（Masialetti et al., 2024）。因此，AI 可供性在数据分析、模式识别和趋势预测方面的潜能更容易被激活，并进一步转化为企业的数字感知敏捷性，从而强化 AI 可供性通过感知敏捷性对创新绩效的间接影响。其次，在被动适应型场景驱动创新中，企业主要围绕既有需求、现实问题和外部变化进行快速响应，更强调问题解决和局部优化。在这种情境下，企业更需要依托 AI 实现实时监测、快速分析和灵活决策，以便及时调整生产流程、资源配置和协同机制（尹西明等，2025）。因此，AI 可供性在实时响应、流程优化和资源重构方面的潜能更容易转化为数字适应敏捷性，从而强化 AI 可供性通过数字适应敏捷性影响创新绩效的作用。基于以上分析，提出如下假设：

H5a：主动创造型场景驱动创新正向调节 AI 可供性与数字感知敏捷性之间的关系，进而调节数字感知敏捷性在 AI 可供性与企业创新绩效之间的中介作用。

H5b：被动适应型场景驱动创新正向调节 AI 可供性与数字适应敏捷性之间的关系，进而调节数字适应敏捷性在 AI 可供性与企业创新绩效之间的中介作用。

综上，本文构建的理论研究模型如图 1 所示。

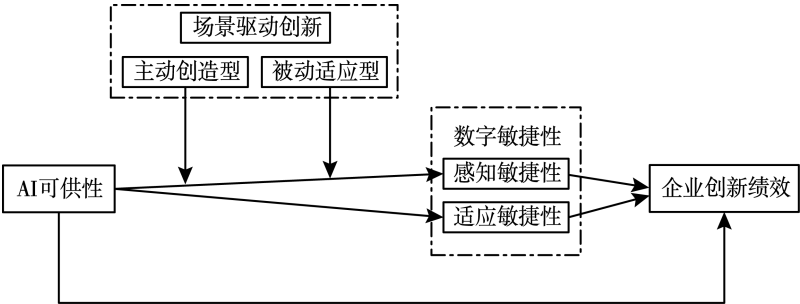


图 1 理论研究模型

4. 研究设计

4.1 场景驱动创新量表开发

虽然相关研究指出场景驱动创新可细分为主动创造型和被动适应型两种模式（尹西明等，2025），但其测量题项尚不清晰。因此，结合访谈与问卷法进行数据收集和分析，提炼场景驱动创新的关键维度和测量题项并进行验证，为后续实证研究提供测量工具。

4.1.1 理论抽样与数据收集

抽样的对象为注重场景创新和重视创新要素整合的制造企业，访谈对象为企业中熟悉场景应用、

参与创新战略制定或了解技术发展的中高层管理者。基于典型性、可借鉴性和数据可得性原则,分别选取如下访谈对象:SL 集团股份有限公司(简称 SL 集团)包括副总裁、研发经理在内的 6 名中高层管理人员,ND 新能源科技股份有限公司(简称 ND)包括总经理、副总经理在内的 5 名中高层管理人员,HR 集团控股股份有限公司(简称 HR 集团)包括智能家居事业部总经理、用户体验官在内的 5 名中高层管理人员,SY 股份有限公司(简称 SY)包括总经理、产业发展事业部经理等 6 名中高层管理人员。

在访谈前,基于文献梳理并与领域内学者讨论确定访谈提纲,提纲共设置了 8 个问题,其中包括“贵公司如何量化场景驱动创新对企业创新绩效的影响?”。访谈对象包括来自上述 4 家企业共 22 名中高层管理者,保证每位访谈对象的访谈时长超过 45 分钟,由 3 名研究人员共同参与。访谈基于提纲进行,并根据受访者反馈动态追问。全程访谈录音经逐字转录、去重与清洗后,得到约 19 万字的有效文本,作为质性分析的数据基础。

4.1.2 数据编码与量表开发

数据编码的过程按照开放性编码、选择性编码和理论编码的顺序进行。(1)在开放性编码阶段,研究团队采用逐句分析方法,严格依据访谈原始语句提取初始概念,以确保客观性并降低主观偏差,最终得到 62 个概念和 15 个范畴。(2)在选择性编码阶段,对 15 个范畴进一步凝练,归纳为包含“被动适应型场景驱动创新”和“主动创造型场景驱动创新”的 2 个核心范畴。(3)在理论编码阶段,形成以被动适应型场景驱动创新和主动创造型场景驱动创新为核心范畴的场景驱动创新范式。被动适应型场景驱动创新指制造企业基于现有技术能力和市场需求,对特定场景进行要素匹配与优化升级,其本质是通过场景任务设计,实现技术研发与场景应用的深度融合。主动创造型场景驱动创新则强调以前瞻性战略为引领,基于对未来技术趋势和需求愿景的洞察,主动突破现有场景边界与要素壁垒,推动颠覆性创新,开辟新的价值空间。

基于编码结果,对每个子范畴分别设计了 2 个初始测量题项,共形成 30 个题项,随后进行了 2 轮题项修正。(1)第一轮题项修正:邀请 3 名本领域学者和 2 名博士研究生组成专家组,重点从理论层面的科学性和逻辑性对题项内容和顺序进行评估。经修正、合并和删减后,题项数量精简至 17 个。(2)第二轮题项修正:邀请来自上述 4 家企业的 12 名中高层管理者(每家企业 3 名),重点从实践层面的可读性和适用性对题项进行评审。经进一步修正与筛选,最终保留 15 个题项,构成用于后续实证研究的正式量表。

4.1.3 探索性与验证性因子分析

为检验量表信效度,进一步通过问卷收集数据。调研对象限定为正在实施场景驱动创新实践的制造企业,受访者均为中高层管理人员。每家企业至少邀请 2 名符合条件的管理者填写问卷。填写者需在该企业任职 2 年以上,并深入了解企业的创新战略与场景创新实践。调研采用企业实名、填写者匿名的方式进行。

通过问卷星平台共发放问卷 180 份,回收有效问卷 154 份,并以此样本进行探索性因子分析。首先,利用 SPSS 软件进行 KMO 和 Bartlett 球形检验,KMO 值大于 0.70, Bartlett 球形检验显著,表

明数据适合进行探索性因子分析。基于特征值大于 1 的标准提取因子，题项“我们通过场景分析快速响应政策要求”与“企业能够基于现有技术优化标准场景应用”因鉴别度不足被删除；题项“我们主动构建跨行业场景融合的生态系统”“战略规划中明确以新场景开发为目标”“通过技术研发支撑前瞻性场景设计”因因子载荷低于 0.5，故予以删除。最终得到一个包含 2 个维度、10 个题项的场景驱动创新量表。由表 1 可知，探索性因子分析结果初步验证了编码结果，共提取 2 个因子，累计解释总方差的 69.378%。信度分析结果显示，场景驱动创新的 Cronbach’s α 系数为 0.850；主动创造型与被动适应型两个维度的 Cronbach’s α 系数分别为 0.888 和 0.885，均高于 0.7 的可接受标准。且删除任一题项均会导致 Cronbach’s α 系数下降，表明量表具有较高的信度。

表 1 探索性因子分析结果（ $N=154$ ）

题 项	主动创造型 场景驱动创新	被动适应型 场景驱动创新
PASDI1 我们基于技术趋势预判，主动设计未来应用场景原型	0.817	
PASDI2 我们通过构建实验性场景，探索用户尚未意识到的潜在需求	0.790	
PASDI3 我们战略性投资技术研发以支撑颠覆性场景的落地	0.837	
PASDI4 我们通过跨领域场景融合，创造全新的商业模式	0.807	
PASDI5 我们将场景创新纳入长期战略目标，并分配专项资源	0.798	
ICSIDI1 我们会针对用户使用场景的变化，及时调整产品或服务		0.818
ICSIDI2 当行业政策或标准更新时，我们能快速适配现有技术方案以满足新要求		0.826
ICSIDI3 我们通过分析用户场景中的痛点，对现有技术进行渐进式改进		0.840
ICSIDI4 我们优先利用已有技术资源解决新出现的场景化需求		0.824
ICSIDI5 外部环境变化会直接触发企业的场景优化创新行为		0.764

为进行验证性因子分析，再次收集数据，发放问卷 400 份，回收有效问卷 367 份。分别建立单因子模型与双因子模型进行拟合优度比较。如表 2 所示，双因子模型各项拟合指标均显著优于单因子模型。其中， χ^2/df 值为 1.284，小于 5；RMSEA 值为 0.028，小于 0.08；CFI 值、TLI 值和 IFI 值均大于 0.90，SRMR 值小于 0.08，都在可接受范围内，表明拟合效果良好，模型结构具有合理性。

表 2 验证性因子分析结果（ $N=367$ ）

模型	χ^2/df	RMSEA	CFI	TLI	IFI	SRMR
双因子模型	1.284	0.028	0.995	0.993	0.995	0.038
单因子模型	23.032	0.247	0.588	0.485	0.590	0.313

进一步分析因子载荷以检验效度，如表 3 所示，各题项的因子载荷介于 0.648 至 0.721 之间（均>0.5），且均在 $p<0.001$ 水平上显著，表明量表具有良好的收敛效度。

表 3 因子载荷与误差 (N=367)

维 度	题项	因子载荷	误差
主动创造型场景驱动创新	PASDI1	0. 694	0. 518
	PASDI2	0. 658	0. 567
	PASDI3	0. 663	0. 560
	PASDI4	0. 709	0. 497
	PASDI5	0. 648	0. 580
被动适应型场景驱动创新	ICS DI1	0. 676	0. 543
	ICS DI2	0. 671	0. 550
	ICS DI3	0. 668	0. 554
	ICS DI4	0. 721	0. 480
	ICS DI5	0. 675	0. 544

4.2 样本选取与数据来源

本部分以实施数字化转型且使用 AI 技术的制造企业为调研对象，通过问卷法进行数据收集。为降低共同方法偏差，调研要求每家样本企业至少由 2 名来自 IT 或数字化部门的中高层管理人员共同填写问卷。填写者需在该企业任职 3 年以上，并熟悉企业的数字化建设、AI 技术应用与创新战略。调研采用企业实名、填写者匿名的方式，以兼顾样本可追溯性与回答真实性。

在正式调研之前，为检验问卷题项的清晰度和情境适用性，我们通过校友网络，选取了位于长春、北京、广州、上海、青岛等 13 个城市的 20 家制造企业进行预调研，共发放预调研问卷 60 份并全部收回。根据反馈对题项表述进行了修订，形成正式问卷。正式调研委托专业市场调查机构执行，本研究对填写者的资历和职位均做出要求，并指定每家企业中 1 名对数字化进程有全面了解的管理人员作为关键信息提供者，由其协助组织本企业符合条件的人员填写。首先通过邮件向受访者说明研究目的并作出保密承诺，征得其同意后，通过问卷星、邮件等多种渠道发放问卷。为提高回复率，两周后对未回复者进行电话或邮件跟进。调研总计回收问卷 411 份。依据以下标准清洗数据：①填写时间过短；②答案呈明显规律性；③存在大量缺失项；④企业基本信息存在逻辑矛盾。最终获得有效问卷 354 份，有效回收率为 86. 13%。样本特征如表 4 所示，涵盖了不同年龄、规模、行业与地区的企业，表明样本具有一定的多样性与代表性。

表 4 样本特征一览 (N=354)

样 本 特 征	样本量	占比 (%)	样 本 特 征	样本量	占比 (%)
1. 企业年龄			2. 年度营业收入		
3 年以下	42	11. 86	500 万元以下	30	8. 47

续表

样 本 特 征	样本量	占比（%）	样 本 特 征	样本量	占比（%）
1. 企业年龄			2. 年度营业收入		
3~5 年	85	24.01	500 万~1000 万元	51	14.41
5~8 年	113	31.92	1000 万~5000 万元	105	29.66
8~15 年	79	22.32	5000 万~2 亿元	136	38.42
15 年以上	35	9.89	2 亿元以上	32	9.04
3. 细分行业			4. 企业所在地区		
轻纺工业	26	7.34	东部地区	177	50.0
资源加工业	39	11.02	中部地区	87	24.58
机械、电子制造业	227	64.12	西部地区	54	15.25
其他	62	17.51	东北地区	36	10.17
5. 企业规模			6. 所有权性质		
50 人以下	19	5.37	国有企业（含国有控股）	98	27.68
50~300 人	63	17.80	民营企业	164	46.33
300~1000 人	143	40.40	中外合资	67	18.93
1000~2000 人	102	28.81	外商独资	25	7.06
2000 人以上	27	7.63			

4.3 变量测量

除自行开发的场景驱动创新量表外，其余变量均采用国内外成熟量表进行测量。通过“翻译-回译”程序确保题项准确性，并结合中国制造企业情境进行适当调整，形成初始问卷。再根据预调研反馈进行修订，最终形成正式问卷。所有题项均采用李克特 7 点量表（1=“完全不同意”，7=“完全同意”）测量。各变量的测度如下：AI 可供性（AIA）参考马鸿佳等（2024）和 Issa 等（2022）的研究设计 13 个题项。数字敏捷性借鉴 Chakravarty 等（2013）和 Malik 等（2025）的研究，将其划分为数字适应敏捷性和数字感知敏捷性两个维度：数字适应敏捷性（DAA）的测度包括 4 个题项，数字感知敏捷性（DSA）的测度包括 4 个题项。企业创新绩效（EIP）的测量，参考付丙海等（2024）的研究设计 8 个题项。此外，参考以往研究，选取可能影响企业创新绩效的以下因素作为控制变量：企业年龄（ C_1 ）、年度营业收入（ C_2 ）、细分行业（ C_3 ）、所在地区（ C_4 ）、企业规模（ C_5 ）及所有权性质（ C_6 ）。

4.4 信度及效度检验

各变量 Cronbach’s α 系数在 0.831 至 0.953 之间，表明量表具有较高的内部一致性信度。通过验

证性因子分析检验区分效度，结果显示五因子模型的拟合优度最佳： χ^2/df 值 = 1.066，RMSEA = 0.014，CFI=0.995，TLI=0.994，SRMR = 0.033，各指标均优于其他备选模型，表明变量间具有良好的区分效度。为进一步检验共同方法偏差存在的可能性，采用“单一方法潜因子法”在模型中加入共同方法因子。该模型与五因子模型的各项拟合指标变化均小于 0.05，表明加入共同方法因子后，模型并未得到明显改善。因此，共同方法偏差不严重。

5. 实证检验

5.1 相关性分析

使用 SPSS 软件进行描述性统计和相关性分析，并计算容差和方差膨胀因子（VIF）以检验多重共线性。结果显示，各变量的 VIF 值介于 1.082 与 4.801 之间，均小于 5，容差介于 0.208 与 0.924 之间，均大于 0.2，表明模型不存在严重的多重共线性问题。描述性统计与相关性分析结果如表 5 所示。

表 5 变量描述性统计和相关系数（N=354）

变量	均值	标准差	1	2	3	4	5	6	容差	VIF
1. AIA	3.936	1.061	(0.780)						0.468	2.135
2. DAA	2.991	1.190	0.548 ***	(0.831)					0.208	4.801
3. DSA	3.069	1.108	0.631 ***	0.626 ***	(0.830)				0.209	4.789
4. PASDI	3.918	0.992	0.057	0.411 ***	0.358 **	(0.766)			0.560	1.787
5. ICSDI	3.989	1.036	-0.003	0.132 ***	0.136 **	0.267 ***	(0.781)		0.924	1.082
6. EIP	3.923	0.943	0.477 ***	0.474 ***	0.543 ***	0.256 ***	0.255 ***	(0.717)		

注：* 表示 $p<0.10$ ，** 表示 $p<0.05$ ，*** 表示 $p<0.001$ ；（）内数值为各变量的 AVE 平方根。下同。

AI 可供性与企业创新绩效显著正相关（ $r=0.477$ ， $p<0.001$ ）。AI 可供性与数字适应敏捷性（ $r=0.548$ ， $p<0.001$ ）和数字感知敏捷性（ $r=0.631$ ， $p<0.001$ ）显著正相关。数字适应敏捷性（ $r=0.474$ ， $p<0.001$ ）和数字感知敏捷性（ $r=0.543$ ， $p<0.001$ ）与企业创新绩效显著正相关。因此，相关性分析结果为前述研究假设提供了初步支持。

5.2 假设检验

5.2.1 主效应检验

采用分层回归分析检验假设，以仅包含控制变量的模型为基准，随后依次引入自变量、中介变

量及调节变量，具体模型设定与结果如表 6 所示。

表 6 主效应检验回归分析结果

变 量	EIP				
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
C_1	-0.047	-0.073	-0.034	-0.045	-0.051
C_2	0.161 *	0.174 **	0.132 *	0.092	0.117 *
C_3	0.143 *	0.105	0.096	0.073	0.071
C_4	-0.038	-0.063	-0.004	-0.047	-0.040
C_5	0.000	0.015	0.003	0.044	0.032
C_6	0.052	0.039	0.083	0.076	0.072
AIA		0.421 ***			0.169 ***
DAA			0.420 ***		0.158 ***
DSA				0.538 **	0.302 ***
R^2	0.046	0.268	0.259	0.317	0.367
调整 R^2	0.030	0.253	0.244	0.304	0.351
F 值	2.820 *	18.112 ***	17.258 ***	22.992 ***	21.182 ***

模型 1 仅包含控制变量。模型 2 加入 AI 可供性后，调整后 R^2 为 0.253；模型 3 与模型 4 分别单独加入数字适应敏捷性（DAA）与数字感知敏捷性（DSA），调整后 R^2 分别为 0.244 与 0.304。模型 5 同时纳入 AI 可供性、数字适应敏捷性和数字感知敏捷性，调整后 R^2 提升至 0.351，表明模型具备较好的解释力。根据主效应检验结果，模型 2 中，AI 可供性对企业创新绩效具有显著正向影响（ $\beta=0.421$ ， $p<0.001$ ），假设 H1 通过验证。这表明企业能够借助 AI 可供性实现降本增效、优化现有产品与业务流程，并探索基于人工智能技术的新产品或服务，从而提升创新绩效。如模型 3 与模型 4 所示，数字适应敏捷性（ $\beta=0.420$ ， $p<0.001$ ）与数字感知敏捷性（ $\beta=0.538$ ， $p<0.05$ ）均对企业创新绩效具有显著正向影响，因此假设 H3a 与 H3b 通过验证。这表明，在动态数字环境下，数字敏捷性能帮助企业快速响应市场和客户需求，加快产品和服务迭代，从而有效提升创新绩效。

5.2.2 中介效应检验

如表 7 所示，AI 可供性对数字适应敏捷性（ $\beta=0.544$ ， $p<0.001$ ）与数字感知敏捷性（ $\beta=0.550$ ， $p<0.001$ ）均具有显著正向影响，因此假设 H2a、H2b 通过验证（模型 6 与模型 7）。为检验数字适应敏捷性（DAA）的中介作用，在包含 AI 可供性的模型 2 基础上加入该变量（模型 8）。结果显示，AI 可供性（ $\beta=0.278$ ， $p<0.05$ ）和数字适应敏捷性（ $\beta=0.263$ ， $p<0.001$ ）对企业创新绩效具有显著正向影响。与模型 2（ $\beta=0.421$ ）和模型 3（ $\beta=0.420$ ）相比，二者系数均有所下降，表明数字适应敏捷性发挥了部分中介作用。同理，为检验数字感知敏捷性（DSA）的中介作用，在模

模型 2 基础上加入该变量（模型 9）。结果显示，AI 可供性（ $\beta=0.210$ ， $p<0.001$ ）和数字感知敏捷性对企业创新绩效具有显著正向影响（ $\beta=0.384$ ， $p<0.001$ ）。与模型 2（ $\beta=0.421$ ）和模型 4（ $\beta=0.538$ ）相比，二者系数下降，表明数字感知敏捷性同样起到了部分中介作用。

表 7 中介效应检验回归分析结果

变 量	DAA	DSA	EIP	
	模型 6	模型 7	模型 8	模型 9
企业年龄	-0.064	-0.038	-0.056	-0.058
年度营业收入	0.085	0.146**	0.152**	0.118**
细分行业	0.064	0.080	0.088	0.074
所在地区	-0.114*	-0.016	-0.033	-0.057
企业规模	0.011	-0.063	0.012	0.039
所有权性质	-0.074	-0.061	0.063	0.062
AIA	0.544***	0.550***	0.278**	0.210***
DAA			0.263***	
DSA				0.384***
R^2	0.321	0.427	0.326	0.350
调整 R^2	0.307	0.415	0.310	0.335
F 值	23.381**	36.809***	20.816***	23.248***

为进一步验证中介效应的稳健性，采用 Bootstrap 法（重复抽样 5000 次）进行检验。如表 8 所示，数字适应敏捷性的间接效应值为 0.147，95%的置信区间为 [0.084，0.211]，不包含 0；数字感知敏捷性的间接效应值为 0.174，95%的置信区间为 [0.109，0.241]，不包含 0。表明中介效应显著，假设 H4a 与 H4b 通过验证。这说明 AI 可供性并非通过直接、单一路径作用于企业创新绩效，而是需要通过提升企业的数字敏捷性来实现其创新赋能效应。

表 8 中介效应的 Bootstrap 检验

变量类型	变量名称	作用路径	间接效应估计值	标准误差	95%的置信区间	
					下限	上限
中介变量	DAA	AIA—DAA—EIP	0.147	0.032	0.084	0.211
	DSA	AIA—DSA—EIP	0.174	0.034	0.109	0.241

5.2.3 调节效应检验

通过检验场景驱动创新的调节效应，进一步考察其对 AI 可供性影响数字敏捷性的调节作用。在构造双因素交互效应之后，逐次加入控制变量、解释变量、调节变量、交互项进行层次回归分析，结果如表 9 所示。在模型 11 中，AI 可供性与主动创造型场景驱动创新（PASDI）的交互项对数字感知敏捷性（DSA）存在显著正向影响（ $\beta=0.237, p<0.001$ ）。在模型 13 中，AI 可供性与被动适应型场景驱动创新（ICS DI）的交互项对数字适应敏捷性（DAA）具有显著正向影响（ $\beta=0.093, p<0.001$ ）。这初步支持了假设 H5a 与 H5b，即不同的场景驱动创新模式分别强化了 AI 可供性对不同维度数字敏捷性的影响（调节效应图见图 2）。

表 9 调节效应检验回归分析结果

变 量	DSA		DAA	
	模型 10	模型 11	模型 12	模型 13
企业年龄	-0.033	-0.025	-0.014	-0.012
年度营业收入	0.074	0.060	0.137 ***	0.133 **
细分行业	0.038	0.031	0.061	0.065
所在地区	-0.101 **	-0.081 **	0.007	-0.002
企业规模	0.018	0.035	-0.058	-0.054
所有权性质	-0.072	-0.049	-0.046	-0.048
AIA	0.522 ***	0.295 ***	0.533 **	0.443 ***
PASDI	0.394 ***	0.150 ***		
ICS DI			0.300 **	0.277 **
AIA×PASDI		0.237 ***		
AIA×ICS DI				0.093 ***
R^2	0.459	0.518	0.528	0.549
调整 R^2	0.447	0.506	0.517	0.537
F 值	36.657 ***	41.120 ***	48.239 ***	46.547 ***

5.2.4 有调节的中介效应检验

采用 Hayes 提出的 Bootstrap 方法（重复抽样 5000 次），检验在主动创造型（PASDI）和被动适应型（ICS DI）场景驱动创新（分别取 $\pm 1SD$ ）的调节下，数字感知敏捷性与数字适应敏捷性的中介效应变化，结果如表 10 所示。

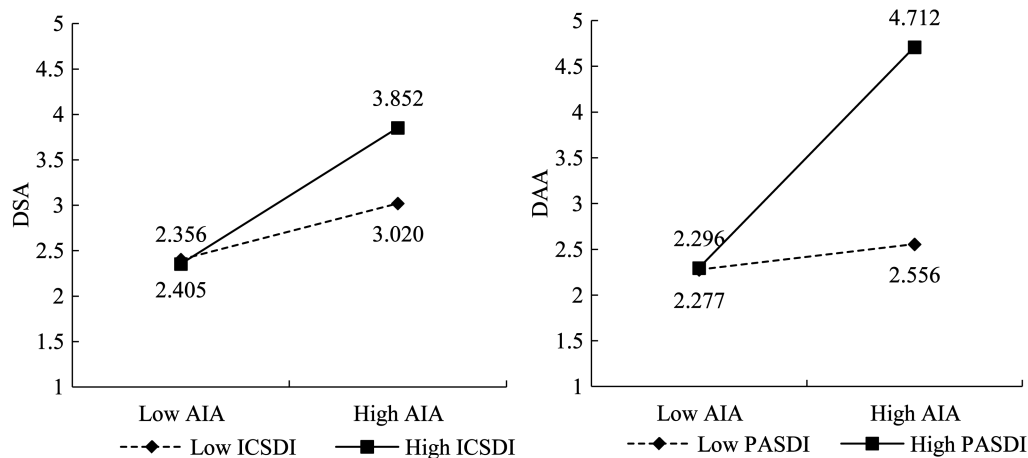


图2 场景驱动创新在 AI 可供性与数字敏捷性关系中的调节效应

表 10

有调节的中介作用检验结果

调 节 变 量	中介效应值	标准误	95%置信区间	
			下限	上限
中介效应 1: AI 可供性→数字感知敏捷性→企业创新绩效				
高 PASDI (+1SD)	0.297	0.058	0.187	0.413
低 PASDI (-1SD)	0.046	0.012	0.026	0.072
高、低分组间差异	0.252	0.050	0.156	0.352
中介效应 2: AI 可供性→数字适应敏捷性→企业创新绩效				
高 ICSDI (+1SD)	0.178	0.041	0.101	0.260
低 ICSDI (-1SD)	0.110	0.027	0.059	0.166
高、低分组间差异	0.068	0.030	0.019	0.130

结果显示，在高 PASDI 水平下，数字感知敏捷性的间接效应值为 0.297（95%CI = [0.187, 0.413]，不包括 0）；在低 PASDI 水平下，间接效应值为 0.046（95%CI = [0.026, 0.072]，不包括 0）。同时，高、低组别的间接效应差异显著（ β diff=0.252，95%CI = [0.156, 0.352]，不包括 0）。因此，假设 H5a 得到验证。具体而言，主动创造型场景驱动创新水平越高，数字感知敏捷性所起的中介效应越强，即主动创造型场景驱动创新模式正向调节了该中介路径的前半段。

同理，对于被动适应型场景驱动创新（ICSDI）的调节作用：在高 ICSDI 水平下，数字适应敏捷性的间接效应值为 0.178（95%CI = [0.101, 0.260]，不包括 0）；在低 ICSDI 水平下，间接效应值为 0.110（95%CI = [0.059, 0.166]，不包括 0）。高、低组别的间接效应差异也达到显著水平（ β diff=0.068，95%CI = [0.019, 0.130]，不包括 0）。因此，假设 H5b 通过验证，表明被动适应型场景驱动创新水平越高，数字适应敏捷性所起到的中介作用越强，即被动适应型场景驱动创新模式正

向调节了该中介路径的前半段。

5.3 异质性检验

考虑到不同类型制造企业在资源禀赋、组织机制与技术应用情境方面存在差异，AI 可供性对企业创新绩效的影响可能具有异质性。基于此，本文分别从企业所有权性质和细分行业两个维度进行分组回归检验。具体而言，在企业所有权性质方面，将样本划分为国有企业（含国有控股）和非国有企业两组；在细分行业方面，将样本划分为机械、电子制造业和其他制造行业两组。

5.3.1 企业所有权异质性

企业所有权性质会影响其资源获取方式、治理逻辑与创新决策机制，进而可能影响 AI 可供性向创新绩效的转化效率。为此，本文将样本划分为国有企业（含国有控股）与非国有企业两组，并分别进行回归检验。由表 11 可知，AI 可供性在两类企业中均对创新绩效产生显著正向影响，但作用强度存在一定差异。其中，在非国有企业样本中，AI 可供性的回归系数为 0.499 ($p<0.001$)；在国有企业样本中，AI 可供性的回归系数为 0.406 ($p<0.001$)。这表明，AI 可供性对非国有企业创新绩效的促进作用相对更强。

这一结果说明，相较于国有企业，非国有企业可能更容易将 AI 技术所蕴含的交互性、自主性和数据处理潜能转化为实际创新收益。其原因可能在于，非国有企业通常具有更强的市场导向和更灵活的组织响应机制，在面对技术变化和场景创新需求时，更倾向于快速调整资源配置并推动 AI 技术嵌入创新活动；而国有企业尽管在资源保障方面具有一定优势，但受治理结构和决策程序等因素影响，AI 可供性的价值释放可能相对更为平缓。

5.3.2 企业行业异质性

不同行业在技术复杂度、数据密度、智能化基础以及场景应用需求等方面存在差异，这也可能影响 AI 可供性的作用发挥。考虑到机械、电子制造业在智能设备嵌入、数据采集和技术迭代方面通常更具代表性，本文将样本划分为机械、电子制造业和其他制造行业两组，并分别进行回归分析。表 11 的结果显示，AI 可供性在两类行业中均显著促进企业创新绩效。其中，在其他制造行业样本中，AI 可供性的回归系数为 0.489 ($p<0.001$)；在机械、电子制造业样本中，AI 可供性的回归系数为 0.469 ($p<0.001$)。整体来看，AI 可供性在其他制造行业中的促进作用略强于机械、电子制造业，但两组差异并不悬殊。

这一结果表明，AI 可供性对制造企业创新绩效的积极作用具有较强的普遍性，并不局限于技术密集度较高的机械、电子制造业。在其他制造行业中，AI 可供性同样能够通过提升信息处理效率、优化业务流程和增强场景识别能力来改善创新绩效；同时，由于这些行业原有数字化基础相对较弱，AI 技术嵌入后所带来的边际提升效应可能更为明显。

表 11 异质性检验结果

变 量	企业所有权性质		企业细分行业	
	国有企业	非国有企业	机械、电子制造业	其他制造业
	(1)	(2)	(3)	(4)
AIA	0.406*** (4.437)	0.499*** (9.154)	0.469*** (7.964)	0.489*** (6.236)
控制变量	Yes	Yes	Yes	Yes
R^2	0.314	0.278	0.246	0.297
调整 R^2	0.269	0.260	0.225	0.262
F 值	6.958***	15.964***	11.934***	8.461***
N	98	256	227	127

注：因变量为企业创新绩效（EIP）；表中报告为标准化回归系数 Beta；括号内为 t 值；*** 表示 $p<0.001$ 。所有权性质异质性检验中控制了企业年龄、年度营业收入、细分行业、所在地区和企业规模；行业异质性检验中控制了企业年龄、年度营业收入、所在地区、企业规模 and 所有权性质。

6. 结论与启示

6.1 研究结论

基于 354 份样本调查数据，本文实证检验了 AI 可供性对企业创新绩效的影响机制、边界条件及其异质性特征，主要结论如下：

第一，AI 可供性正向影响制造企业创新绩效。AI 可供性赋能企业更精准地识别市场机会、提升决策效率并加速产品和服务迭代。通过智能化的数据分析与预测，企业能敏锐地捕捉需求变化与技术趋势，从而优化创新策略、推动持续创新。此外，AI 可供性有助于降低创新过程中的时间和成本，增强企业在复杂环境中的应变能力，从而提高创新成功率和市场适应性。

第二，数字敏捷性在 AI 可供性和企业创新绩效的关系中发挥中介作用。数字敏捷性通过增强企业对市场变化的感知和响应能力，帮助其在动态环境中快速调整战略、优化资源配置，从而更有效地将 AI 技术转化为创新成果。具体而言，数字感知敏捷性帮助企业识别外部机会和潜在威胁，数字适应敏捷性则支持内部资源和策略的灵活调整，二者共同构成 AI 可供性影响创新绩效的关键传导路径。

第三，场景驱动创新模式对数字敏捷性的中介效应具有显著的调节作用，且不同模式的影响路径存在差异。具体而言，主动创造型场景驱动创新不仅正向调节了 AI 可供性与数字感知敏捷性之间的关系，还强化了该路径的中介效应。这表明，当企业主动布局未来、构建新场景时，能够更充分地利用 AI 的感知与预测潜能，通过提升前瞻性洞察能力来驱动创新。被动适应型场景驱动创新则正

向调节了 AI 可供性与数字适应敏捷性之间的关系,并增强了相应的中介作用。这说明,当企业专注于应对外部变化与快速调整时,更依赖 AI 提供的实时响应与重构支持,通过增强运营与资源的灵活性来实现创新。

第四, AI 可供性对制造企业创新绩效的促进作用存在一定异质性。从企业所有权性质来看, AI 可供性在非国有企业中的促进作用强于国有企业,说明相较于国有企业,非国有企业可能更具市场导向性和组织灵活性,能够更快地将 AI 技术潜能转化为创新成果。从企业行业属性来看, AI 可供性在其他制造行业中的促进作用略强于机械、电子制造业,表明 AI 可供性对创新绩效的积极影响并不局限于技术密集度较高的行业,而在原有数字化基础相对较弱的制造行业中,也可能因边际改进空间更大而表现出更明显的促进效应。总体而言, AI 可供性对创新绩效的作用并非在所有制造企业中均匀分布,而是会因企业制度背景和行业情境的差异而呈现不同强度。

6.2 理论贡献

(1) 揭示了 AI 可供性影响企业创新绩效的内在机制,打开了“技术特性如何转化为创新成果”的过程黑箱。现有研究虽然已认识到 AI 技术能够赋能企业创新,但对 AI 可供性如何通过组织能力转化为创新绩效的解释仍相对不足。本研究引入数字敏捷性作为关键中介变量,不仅证实了 AI 可供性驱动企业创新绩效的提升路径,更重要的是揭示了这一过程的核心传导机制,即通过提升组织的数字敏捷性这一动态能力来实现。这直接回应并深化了“技术可供性通过提升组织的动态能力来推动创新”的理论观点 (Tallon et al., 2019; Talaei-Khoei et al., 2024),也构建了“AI 可供性→数字敏捷性→创新绩效”的分析框架,为理解企业如何系统化利用 AI 提升创新能力提供了整合性视角 (李果和白云朴, 2024),同时拓展了有关数字敏捷性在技术驱动创新情境下作用的研究 (Malik et al., 2025; 郭润萍等, 2024)。

(2) 识别了 AI 可供性影响企业创新绩效的关键边界条件,深化了场景驱动创新情境下 AI 赋能创新的理论解释。已有研究多关注技术资源对企业创新的直接影响 (Frank et al., 2019; 李果和白云朴, 2024),对 AI 可供性作用效果何以因具体创新情境而异的讨论仍不充分。本研究通过引入场景驱动创新视角,识别出不同场景模式对数字敏捷性中介路径的差异化调节机制:主动创造型场景强化了数字感知敏捷性的中介作用,而被动适应型场景则强化了数字适应敏捷性的中介作用。该发现说明, AI 可供性的价值实现并非发生于抽象和均质的组织环境之中,而是受到企业所嵌入的具体场景逻辑影响 (Jaber & Issa, 2025; Talaei-Khoei et al., 2024),从而进一步解释了“AI 赋能创新效果为何因情境不同而存在差异”的现实问题 (王烽权和江积海, 2023; Salmela et al., 2022)。此外,本研究开发并验证了一个包含主动创造型与被动适应型双维度的场景驱动创新量表,弥补了该构念测量工具相对不足的问题,为后续研究提供了可供借鉴的测量基础 (赵慧娟等, 2023; 付丙海等, 2024)。

(3) 从企业异质性视角拓展了 AI 可供性作用边界的研究,揭示了其在不同制度背景和行业情境中的差异化表现。与将制造企业视为同质样本的研究不同,本文进一步通过异质性检验发现, AI 可供性对创新绩效的促进作用并非在所有制造企业中均匀分布,而会因企业所有权性质和行业属性不

同而呈现差异。其中, AI 可供性在非国有企业中的促进作用强于国有企业, 说明企业制度背景会影响 AI 技术潜能向创新绩效转化的效率; 同时, AI 可供性在其他制造行业中的促进作用略强于机械、电子制造业, 表明 AI 赋能创新并不局限于技术密集型行业, 在数字化基础相对较弱的制造情境中同样可能产生较为明显的边际改进效应。该发现进一步丰富了 AI 可供性影响创新绩效的理论分析框架, 表明企业类型差异是理解 AI 赋能效果不可忽视的重要维度, 也为后续研究从制度环境、产业属性和组织特征等角度深化 AI 可供性研究提供了新的切入点。

6.3 实践启示

(1) 制造企业在引入 AI 技术时, 应着力挖掘并充分利用其可供性, 以推动创新绩效持续提升。具体而言, 企业应积极利用 AI 的实时数据分析、智能决策和自动化方面的能力, 通过智能化系统提升创新效率与迭代速度。同时, 还应推动 AI 技术与现有业务流程、组织体系和管理机制的深度融合, 打破数据孤岛, 促进内外部资源与信息的高效协同, 以增强创新活动的灵活性、连续性与市场适应性。此外, 企业还需重视员工 AI 应用能力和数字素养的提升, 通过培训、激励和组织支持机制, 增强员工利用 AI 技术参与创新的能力, 从而为企业持续创新奠定基础。

(2) 制造企业应着力培育数字敏捷性, 强化 AI 可供性向创新绩效转化的能力基础。一方面, 应增强对外部环境信息的感知敏锐度, 借助 AI 工具及时识别市场趋势、客户需求和技術变革, 提高创新决策的前瞻性和准确性。另一方面, 应强化内部资源、流程和结构的快速重构能力, 通过优化组织结构、提升决策效率、加强跨部门协作和建立柔性管理机制, 增强企业对外部变化的快速响应和创新执行能力。此外, 企业还应持续加大数字技术投资, 完善数字基础设施建设, 并通过人才培养和组织学习不断提升整体数字化素养与创新能力, 从而为数字敏捷性的形成和发挥提供坚实支撑。

(3) 制造企业应依据战略目标和外部环境, 选择和构建适配的场景驱动创新模式, 以放大 AI 可供性的创新效应。对于需要前瞻布局、主动塑造需求的创新任务, 应重视面向未来的新场景设计, 增强对潜在需求和新兴机会的识别与引导能力; 对于需要快速应对外部变化、优化现有业务的创新任务, 则应聚焦具体问题和现实约束, 借助 AI 提升响应速度、流程调整能力和资源重组效率。只有把 AI 应用放到具体场景中去组织和推进, 技术价值才能更稳定地转化为创新绩效。

(4) 制造企业应结合所有权性质和行业特征, 实施差异化的 AI 应用与创新推进策略, 以提升 AI 可供性的价值释放效率。不同类型企业在资源条件、组织机制和行业环境上存在差异, 因而在推进 AI 赋能创新时应采取差异化策略。非国有企业可更多发挥其决策灵活和市场响应快的优势, 加快 AI 在产品开发、服务改进和场景拓展中的应用; 国有企业则可依托其资源整合和组织协同能力, 加强顶层设计、制度保障和跨部门联动, 提升 AI 应用的系统性与稳定性。在行业层面, 技术基础较强的制造企业可进一步深化 AI 与复杂制造场景的融合应用, 而其他制造行业则可优先从流程改进、质量提升、需求识别和服务优化等环节切入, 逐步释放 AI 应用价值。企业只有立足自身条件推进 AI 应用, 才能提高资源配置效率并增强创新实效。

6.4 不足与展望

本研究仍存在一定局限。首先,在理论层面,AI 可供性和场景驱动创新均属于较新的研究领域,其概念体系与测量工具有待深化。这可能导致本研究对其内在作用机理的揭示在深度与精度上尚有提升空间。未来研究可进一步厘清并统一核心概念,开发更精准的测量工具,并探索 AI 可供性在不同情境下更为复杂与多元的作用路径。其次,在方法论上,本研究基于横截面问卷调查数据,虽然有助于获取广泛样本,但难以捕捉变量间动态的因果联系与演进过程,结论的稳健性有待通过更多元的方法加以验证。未来研究可采用纵向案例研究或追踪调查等方法,对相关变量进行动态监测和深入分析,以更全面地揭示其在企业创新历程中的动态作用机制。

◎ 参考文献

- [1] 董雪艳,陈锋,赵健宇,等. AI 技术可供性驱动国有企业财务数智化价值创新的过程机理——基于中石化的探索性案例研究 [J]. 管理世界, 2026, 42 (3): 198-228.
- [2] 付丙海,张庆明,孙秀梅. 场景驱动创新、组织复原力与制造业企业创新绩效——跨界二元学习的调节作用 [J]. 管理学刊, 2024, 37 (4): 96-109.
- [3] 郭润萍,龚蓉,陆鹏. 战略学习、组织敏捷性与机会迭代——基于数字化新创企业的实证研究 [J]. 外国经济与管理, 2024, 46 (7): 22-37.
- [4] 金镭,赵媛媛,尹西明. 制造业专精特新中小企业如何通过场景驱动技术创新: 爱博诺德 2010—2024 年纵向案例研究 [J]. 中国软科学, 2025 (5): 41-54.
- [5] 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.
- [6] 李立威,成帆,黄艺涵. “数字化悖论”的内涵、产生机制与跨越路径: 文献综述 [J]. 科技管理研究, 2023, 43 (12): 128-136.
- [7] 李振东,梅亮,朱子钦,等. 制造业单项冠军企业数字创新战略及其适配组态研究 [J]. 管理世界, 2023, 39 (2): 186-208.
- [8] 马鸿佳,林樾,苏中锋,等. 人工智能可供性、智能制造平台价值共创与制造企业数字化转型绩效 [J]. 中国工业经济, 2024 (6): 155-173.
- [9] 马鸿佳,王亚婧. 制造企业平台化转型如何打破“数据孤岛”? ——基于人-数交互理论的混合方法研究 [J]. 管理世界, 2024, 40 (4): 176-200.
- [10] 王烽权,江积海. 跨越鸿沟: 新经济创业企业商业模式闭环的构建机理——价值创造和价值捕获协同演化视角的多案例研究 [J]. 南开管理评论, 2023, 26 (1): 195-205.
- [11] 王福,桑一凡,刘俊华,等. 场景互联赋能农业产业链商业模式创新机制 [J]. 科研管理, 2025, 46 (3): 181-192.
- [12] 王原,陈志斌. 人工智能可供性对企业数字化转型的影响 [J]. 西南民族大学学报 (人文社会

- 科学版), 2025, 46 (1): 104-114.
- [13] 吴小龙, 肖静华, 吴记, 等. 人与 AI 协同对组织学习的影响机制研究——探索与利用学习的视角 [J]. 管理科学学报, 2024, 27 (9): 11-28.
- [14] 许晖, 龙杨, 李阳, 等. 人机联合认知视角下制造企业如何实现智能决策 [J]. 中国工业经济, 2025 (4): 174-192.
- [15] 尹西明, 苏雅欣, 陈劲, 等. 场景驱动的创新: 内涵特征、理论逻辑与实践进路 [J]. 科技进步与对策, 2022, 39 (15): 1-10.
- [16] 尹西明, 武沛琦, 钱雅婷, 等. 场景驱动型数智技术创新赋能新质生产力: 理论逻辑与实践进路 [J]. 中国软科学, 2024 (10): 18-31.
- [17] 尹西明, 武沛琦, 钱雅婷, 等. 人机场三元协同如何赋能新质生产力: 范式逻辑与实践进路 [J]. 科研管理, 2025, 46 (2): 43-52.
- [18] 赵慧娟, 刘璐, 杨皎平, 等. 制造企业需求端场景深耕对服务创新绩效的影响 [J]. 科技进步与对策, 2023, 40 (23): 22-31.
- [19] 张小娣, 戈晓璇. 人工智能可供性对中小企业数字化转型的影响机制 [J]. 科技管理研究, 2025, 45 (15): 193-204.
- [20] Akram M. U. , Islam N. , Chauhan C. , et al. Resilience and agility in sustainable supply chains: A relational and dynamic capabilities view [J]. Journal of Business Research, 2024, 183 (114855).
- [21] Bresciani S. , Ferraris A. , Santoro G. , et al. Opening up the black box on digitalization and agility: Key drivers and main outcomes [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2022, 178 (121567).
- [22] Chakravarty A. , Grewal R. , Sambamurthy V. Information technology competencies, organizational agility, and firm performance: Enabling and facilitating roles [J]. Information Systems Research, 2013, 24 (4): 976-997.
- [23] Frank A. G. , Mendes G. H. S. , AYALA N. F. , et al. Servitization and industry 4.0 convergence in the digital transformation of product firms: A business model innovation perspective [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2019, 141 (1): 341-351.
- [24] Goel R. , Gupta P. Robotics and Industry 4.0 [M]. Cham: Springer International Publishing, 2020.
- [25] Grote G. , Parker S. K. , Crowston K. Taming artificial intelligence: A theory of control-accountability alignment among ai developers and users [J]. Academy of Management Review, 2026, 5 (12).
- [26] Issa H. , Jabbouri R. , Palmer M. An artificial intelligence (AI) -readiness and adoption framework for AgriTech firms [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2022, 182 (121874).
- [27] Jaber J. , Issa H. Unraveling the unintended consequences of AI in agriculture: A netnographic analysis and tri-phasic framework for enhanced uncertainty management [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2025, 218 (124209).

-
- [28] Kenney D. , Marshall J. F. Contextual marketing: The real business of the Internet [J]. Harvard Business Review, 2000, 78 (6): 119-125.
- [29] Liu Y. , Dong J. , Mei L. , et al. Digital innovation and performance of manufacturing firms: An affordance perspective [J]. Technovation, 2023, 119 (102458).
- [30] Majchrzak A. , Markus M. L. , Wareham J. Designing for digital transformation [J]. MIS Quarterly, 2016, 40 (2): 267-278.
- [31] Malik M. , Andargoli A. , Tallon P. , et al. An organizational sensemaking theorizing of how firms construct digitally enabled strategic agility [J]. Information & Management, 2025, 62 (4): 104130.
- [32] Masialeti M. , Talaei-Khoei A. , Yang A. T. Revealing the role of explainable AI: How does updating AI applications generate agility-driven performance? [J]. International Journal of Information Management, 2024, 77 (102779).
- [33] Overby E. , Bharadwaj A. , and Sambamurthy V. Enterprise agility and the enabling role of information technology [J]. European Journal of Information Systems, 2006, 15 (2): 120-131.
- [34] Peretz-Andersson E. , Tabares S. , Mikalef P. , et al. Artificial intelligence implementation in manufacturing SMEs: A resource orchestration approach [J]. International Journal of Information Management, 2024, 77 (102781).
- [35] Roy V. , Schoenherr T. , and Jayaram J. Digital enabled agility: Industry 4.0 unlocking real-time information processing, traceability, and visibility to unleash the next extent of agility [J]. International Journal of Production Research, 2024, 62 (14): 5127-5148.
- [36] Salmela H. , Baiyere A. , Tapanainen T. , et al. Digital agility: Conceptualizing agility for the digital era [J]. Journal of the Association for Information Systems, 2022, 23 (5): 1080-1101.
- [37] Sun Z. , Zhao L. , Mehrotra A. , et al. Digital transformation and corporate green innovation: An affordance theory perspective [J]. Business Strategy and the Environment, 2025, 34 (1): 433-449.
- [38] Talaei-Khoei A. , Yang A. T. , Masialeti M. How does incorporating ChatGPT within a firm reinforce agility-mediated performance? The moderating role of innovation infusion and firms' ethical identity [J]. Technovation, 2024, 132 (102975).
- [39] Tallon P. P. , Queiroz M. , Coltman T. , et al. Information technology and the search for organizational agility: A systematic review with future research possibilities [J]. The Journal of Strategic Information Systems, 2019, 28 (2): 218-237.
- [40] Teece D. , Peteraf M. , Leih S. Dynamic capabilities and organizational agility: Risk, uncertainty, and strategy in the innovation economy [J]. California Management Review, 2016, 58 (4): 13-35.
- [41] Trocin C. , Hovland I. V. , Mikalef P. , et al. How Artificial Intelligence affords digital innovation: A

cross-case analysis of Scandinavian companies [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 173 (121081).

**Research on the Impact of AI Affordance on Innovation Performance of
Manufacturing Enterprises Under Scenario Driven Innovation Mode**

Zhao Hongxia Li Xue Yang Jiaoping

(School of Economics and Management, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao, 266061)

Abstract: AI technology is an important technical guarantee for enterprises to carry out scene driven innovation. Availability is considered to be an important variable to measure whether AI technology can effectively enable innovation. However, the mechanism of AI affordance adapting to scene innovation and improving innovation performance is still not clear. Following the research logic of “technology capability performance”, this paper takes digital agility as the intermediary variable and scenario driven innovation mode as the moderator variable to explore the impact of AI affordance on innovation performance of manufacturing enterprises. The results show that AI affordance has a significant positive impact on enterprise innovation performance, in which digital perceptual agility and digital adaptive agility play a mediating role, and active innovation and passive adaptive scenario driven innovation modes adjust the above intermediate roles respectively. Heterogeneity analysis further shows that the promoting effect of AI affordance on innovation performance is relatively stronger in non-state-owned enterprises and other manufacturing industries. This paper takes manufacturing enterprises as the research object, enriches the discussion on the role mechanism of AI technology in the scenario driven innovation mode, and has important implications for Chinese manufacturing enterprises on how to use AI technology to achieve high innovation performance at the practical level.

Key words: AI Affordance; Scene Driven Innovation; Digital Agility; Innovation Performance of Manufacturing Enterprises

责任编辑: 路小静