

人工智能在战略管理研究中的应用现状与未来展望^{*}

□ 杨 治 张瑞辰

摘 要：人工智能（AI）以其自主学习与复杂分析的类智能特征，打破了战略管理研究中技术仅为辅助工具的传统观念，使 AI 在战略管理研究领域的角色形成了从“分析工具”到“视角情景”到“机制动因”再到“理论范式”的多元形态，进而引发“AI 如何系统性重塑战略管理研究？”的追问。本文基于 AI 在战略管理研究中的多重角色，构建了一个四维分析框架，阐述 AI 介入战略管理研究后形成的四类应用形态：（1）作为一套分析工具，AI 支持新变量开发，将多模态数据转化为可量化的实证构念；（2）作为一种总体现象，AI 提供新研究情景，催生数据战略、算法化学习、人机协作等全新战略议题和底层假设；（3）作为一个具体变量，AI 驱动新机制探索，有助于揭示其在企业战略情境下的前因与后果；（4）作为一类研究范式，AI 构建了新的理论生成路径，催生了数据驱动和多方法融合的理论构建范式的兴起。然后，从理论创新方式的视角切入，本文进一步分析论证了以上四类应用形态之间如何相互关联，及其层层递进关系，共同推动 AI 时代的战略管理研究从新技术应用和情景拓展向机制深化和范式变革的演进。最后，本文探讨了 AI 在战略管理研究中应用的未来发展方向。

关键词：人工智能；战略管理；AI 的多重应用角色

一、引言

人工智能（AI）已成为当下管理学，尤其是战略管理研究领域的核心议题之一（von Krogh et al. , 2023；Raisch & Krakowski, 2021）。然而，AI 对战略管理研究带

^{*} 本文得到国家社会科学基金重大项目“‘双链’协同区域科技创新中心的培育路径与治理体系研究”（22&ZD110）和国家自然科学基金项目“谁是我的标杆？企业非典型性特征、自我评价动机及需求端信息对参照标杆选择的影响”（72172050）的资助。

来的强烈冲击，并非仅仅停留在应用层面，如开发更高效的预测模型或分析更大规模的数据集，其更深远的影响在于，AI正在系统性地重塑战略管理学者赖以认识世界、提出问题、构建理论和验证假设的整个知识生产链条。其直接起因在于，当代AI，尤其是生成式AI，在处理非结构化数据、识别复杂模式、模拟人类认知乃至辅助战略决策等方面，展现出超越传统技术工具的能力（Raisch & Krakowski, 2021）。这使AI在战略管理研究中的角色，正经历着从被动的“分析工具”到主动的“现象本身”，再到内嵌于企业内部的“关键因素”，乃至驱动理论革新的“研究范式”的深刻转变。

现实中，AI已经开始以不同的“角色”融入企业的战略管理情景中。作为一套技术工具，机器学习算法可以帮助企业分析消费者行为数据以优化市场进入战略，AI赋能的商业智能工具能够将复杂多维数据转化成深刻的商业洞察，辅助管理者制定和执行战略决策。同时，AI技术本身作为一种颠覆性现象，也促使企业重新审视自身的竞争优势来源。例如当AI驱动的自动化生产技术成为制造业的核心生产要素时，它便使生产流程中产生的数据转化为影响企业成本结构与价值链配置的关键资源；当AI深度融入企业战略决策过程中时，管理者作为决策主体的能动性和创造性将会被强化还是会被削弱？这种多角色身份反映出，AI已从传统的分析技术上的“辅助者”，演变为一个多维度的、能够深刻影响战略研究对象与研究过程的能动力量。这种转变使得战略管理领域必须回答一个根本性问题：“我们应如何系统地理解和归纳AI对本领域研究议程、方法论和理论基

础所带来的全方位影响？”此问题的意义不仅在于对现有AI相关研究进行分类，更触及战略管理学在AI时代的核心身份与未来发展方向。因此，我们对AI在研究中角色的认识，不能停留在零散的案例或方法应用层面，而是需要对其多重角色背后的逻辑和机理作进一步的系统性考察。

在传统的战略管理研究中，技术通常被视为一个外生变量或一种企业内部资源。在波特的五力模型中，技术是影响产业结构的外部力量；在资源基础观（RBV）中，技术是企业可以获取并构建竞争优势的一种资源或能力（Helfat et al., 2023）。相应地在学术研究中，分析技术（即便是常规的机器学习技术）也通常被视为中性的、客观的工具，并不具备所谓的主体性。在这种“技术工具论”的视角下，技术本身不改变理论的核心逻辑，也不会成为独立的、值得被研究的商业现象。然而，具有高度智能的AI技术的出现打破了这一传统框架。当AI能够自主制定并执行商业决策、与人类决策者协同形成人机混合的战略制定主体时（Anthony et al., 2023），我们能否还将其仅仅视为一个被动的分析工具？当市场竞争由企业间的行为博弈转变为算法间的数字博弈时（Krakowski et al., 2023; Rady et al., 2026），传统的竞争战略理论是否依然适用？对这些问题的回答，迫使我们必须重新审视AI在战略管理研究中的角色。

与将AI仅仅视为工具的观点相对立，越来越多的学者开始以更加多元的方式将AI应用于战略管理研究中。一些研究聚焦于AI的技术工具属性，利用AI技术来分析具有大规模、非结

构化、多模态特征的数据，并对战略管理中特定的概念（构念）进行量化（Harrison et al., 2023; Choi et al., 2021; Choudhury et al., 2019; Luo et al., 2024; Hyde et al., 2024）；另一些研究则将 AI 催生的资源优势变化、能力结构变革、行为模式调整等作为新的研究情境，探究 AI 技术情景如何对现有的战略管理理论进行验证和挑战（Helfat et al., 2023; Choi et al., 2025; Balasubramanian et al., 2022; Gaessler & Piezunka, 2023; Chattopadhyay et al., 2025），或把 AI 相关的变量作为直接的研究对象，探究 AI 融入企业战略活动的前因机制及后果机制（Wu et al., 2025; Han et al., 2025; Dubey et al., 2020; Bag et al., 2021）。还有学者基于 AI 技术探索新的研究范式，通过数据驱动和多方法融合的方法实现战略管理理论的生成和构建（He et al., 2020; Sen & Puranam, 2022; Tidhar & Eisenhardt, 2020）。这些不同视角的研究共同指向一个结论：AI 不仅代表着分析工具的进步，更以技术革命的方式重新定义了战略管理研究的宏观情景、微观视角乃至基本范式，进而为战略管理研究开拓了新的可能性。

当前，管理学者已经开始注意到 AI 在管理学研究中的不同角色（仲为国等，2024；魏炜等，2025），但现有讨论往往是碎片化的、不系统的（von Krogh et al., 2023），缺乏一个能够整合方法论、经验情境与理论创新的统一分析框架。它们虽然都与 AI 和管理学研究相关，但其研究的出发点和理论贡献的层面却截然不同，这种研究现状凸显了构建一个整合性框架的必要性与紧迫性。因此，本文的核心目标在于构建并阐述一个分析 AI 在战略管理研究中应用的

四重框架。该框架将 AI 在战略管理研究中的角色系统性地划分为四个既相互区别又层层递进的维度：（1）作为一套分析工具，AI 支持战略管理研究中新变量的开发与测量；（2）作为一种总体现象，AI 为战略管理研究提供全新的研究情境与挑战；（3）作为一个具体变量，AI 驱动企业战略管理研究中新机制的探索；（4）作为一类研究范式，AI 推动战略管理中新理论的孕育与创造。

本文预期达到两个目的：其一，通过这个四重框架，系统性地梳理和整合当前战略管理研究中 AI 主题的呈现方式，为 AI 在该领域的应用现状提供一个清晰的分析坐标。其二，本文试图将这四个维度联系起来，揭示 AI 对战略管理研究从“术”（方法）到“象”（情境），再到“理”（机制），最终到“道”（理论）的逐层深入的影响路径。我们期望这一框架能够激发学界同仁对 AI 在战略管理研究中多维角色的深入思考，并以此为支点，更加系统性地推进未来的研究议程与理论创新。

二、AI 在战略管理研究中的多重应用方式

在开始讨论之前，有必要对本文中的 AI 给出一个定义：本文所指的 AI 是一个广义概念，泛指基于对组织、战略与环境相关数据的计算处理，以执行传统上需要人类认知能力才能完成的任务的算法、模型及其系统（张佳敏等，2024；Meijerink et al., 2021；Bohr & Memarzadeh, 2020；Lee et al., 2009）。它不仅包括机器学习、深度学习等具体技术，也涵盖了生成

式人工智能、算法治理、人机协同决策等更宏观的应用形态（Chalutz Ben - Gal, 2019; Mariani et al., 2023）。按照 AI 主题在战略研究中的具体表现形式，我们总结出 AI 在战略管理研究中的四类呈现方式。

（一）AI 作为一套分析工具支持新变量开发

人工智能驱动的计算方法正在为战略管理的实证研究带来一场革命。通过处理海量的非结构化数据，这些工具使那些过去被认为无形或因成本过高而无法大规模量化的构念得以操作化和测量。这不仅为现有理论的检验开辟了新路径，更为新理论的开发奠定了坚实的数据基础。AI 作为分析工具支持新变量开发的呈现方式，本质是将人工智能及其相关技术定位为数据分析的赋能引擎。它通过突破传统数据处理方法的认知边界、规模瓶颈与效率限制，显著提升战略管理实证研究的深度与效率，具体表现为以下两类。

1. 测量与编码功能

长期以来，战略管理学科面临着概念（构念）到变量测量的方法论挑战，这一难题严重制约了实证研究的广度和深度。战略管理理论强调知识结构、企业文化、认知模式、人格特质、战略设计等无形资源和内在能力是组织竞争优势的重要来源，价值、绩效、声誉、独特性、合法性等无形目标是组织战略管理核心追求，但由于这些抽象概念难以通过常规测量工具进行量化操作，相关研究往往长期停留在理论探讨层面，缺乏大规模实证数据的支撑。随着 AI 辅助数据分析技术的快速发展，这种“可见但不可测”局面正在发生革命性转变。新一代数据分析技术突破了传统研究的数据限制，

使研究者能够整合文本、语音、视频等多源异构数据，构建更为全面的战略管理概念测量体系。这种技术变革不仅完整保留了理论概念的核心内涵，还显著提升了测量的精确度、丰富了分析维度，并有效降低了人工编码的主观偏差。更重要的是，这种技术突破使得构建基于战略管理概念的大型纵向数据集成为现实，推动了许多基础战略理论从假设推演走向实证检验的关键转变。

在文本数据处理方面，机器学习和大语言模型的应用将自然语言处理（NLP）技术推向了新的高度。不同于早期 NLP 技术局限于关键词频统计和浅层语义分析，现代大语言模型能够深入理解文本的语境特征、情感倾向和语义关联，实现对复杂组织特征和隐形特质的精细量化。例如，Harrison 等（2023）开发了一套基于监督式机器学习的系统方法，该方法能够对数万份公司委托书这类非结构化文本进行智能分析，高效测量 CEO 两职兼任情况以及董事会主席的领导风格倾向（控制型或合作型），从而构建了一个大规模的董事会领导力研究数据库。Choi 等（2021）采用机器学习主题建模技术，从公司年报文本中量化提取企业在产品组合和区域分布上的多元化特征，并系统分析了多元化战略与企业绩效的关联机制。

值得注意的是，AI 技术的应用范围已从文本数据扩展到图像、音频等多种模态的战略数据。Choudhury 等（2019）使用卷积神经网络（CNN）对新兴市场企业 CEO 的视觉媒体资料进行智能分析，成功识别出五种典型的 CEO 沟通模式，并实证检验了这些模式与企业收购监管之间的关联性。Luo 等（2024）的研究表明，

机器学习技术特别适合处理具有全数据融合特征的多模态数据，他们通过分析电商直播视频数据，创新性地量化了“可信度”这一关键战略变量。在此基础上，该研究指出可解释人工智能（Explainable Artificial Intelligence, XAI）方法能够解析不同数据模态对测量结果的贡献度，从而大大提升了研究结论的可信度。Mominaz（2021）采用情感 AI 技术，对 CEO 社交媒体照片进行微表情分析，有效测量了 CEO 的正负情感特质，其测量结果与传统问卷量表具有显著的一致性。Banerjee 等（2023）则运用基于 CNN 的机器学习算法提取艺术家绘画作品的特征向量，从而实现了艺术产品独特性的量化测量。这些研究充分展示了 AI 技术在战略管理测量领域的巨大潜力。

2. 预测与标注功能

作为 AI 技术的一个子集，机器学习（ML）方法被广泛用于识别大型数据集中的非显性关系，从而为战略研究创造新的预测性变量和洞见。AI 在数据分析上的预测功能，即通过训练机器学习模型或调用大语言模型来对某个具有现实滞后性的指标进行前瞻预测，或对某些具有特定特征的研究客体进行标注，从而用于扩大分析窗口或样本构建，便利后续的学术研究并指导商业实践。例如，Hyde 等（2024）利用机器学习模型对管理层的电话会议记录文本进行分析，量化了 CEO 欺诈行为的事前可能性和分析师对 CEO 欺诈行为的怀疑程度，发现分析师更倾向于给存在更高欺诈风险的 CEO 提供更优的投资评级建议，从而有效揭示了分析师对 CEO 欺诈行为的事前反应机制。Masclans 等（2025）利用大型语言模型和神经网络方法定量

捕捉了企业对科学成果商业化潜力的信念，该方法能够预测科学发现的事前商业潜力，从而解决商业潜力的观测具有滞后性这一问题。与之类似，Miric 等（2023）讨论了如何使用有监督的机器学习方法来自动化地将文本文档归类到预先定义的类别中，并基于这种方法，成功识别出属于人工智能技术的专利。Kumar 等（2022）则将机器学习算法应用到组织身份识别领域，通过设计一个动态的网络社群识别算法来判断企业在网络社群中的动态归属。在预测与标注的基础上，现有研究还探讨了 AI 技术在样本匹配、方案评估等方面的应用潜力。例如 Rathje 等（2024）探讨了机器学习技术在两阶段匹配模型中处理样本选择偏差的应用，指出监督式机器学习可以帮助研究者在第一阶段预测和确定匹配所依据的变量，不仅可以增强第一阶段模型预测的稳健性，而且可以减少第二阶段估计中的偏差。Doshi 等（2025）的研究考察了大语言模型与人类专家在商业模式评估上的一致性。他们发现，尽管利用大语言模型开展的战略决策评估具有更低的时间成本和资源成本，但不同的大语言模型在商业模式评估上存在相当程度的不一致性与结果偏差。当对多个大语言模型的评估结果进行汇总分析时，大语言模型的评估结果与人类专家的评估结果表现出较高的一致性。

（二）AI 作为一种总体现象提供新研究情景

AI 作为一种总体现象提供新研究情景，特指将人工智能技术这一现象塑造的系统性环境或情景变革作为研究背景，通过观察该背景下组织或个体的行为演化来揭示新机制。其核心逻辑在于：AI 并非直接的研究变量或工具，而

是通过重构商业情景、颠覆价值网络或重塑制度压力,迫使研究对象在技术颠覆的宏观场域中作出适应性响应,从而暴露出传统战略研究情境中难以观测的行为逻辑与矛盾。这类研究通常不直接观测 AI 技术本身,而是分析与 AI 相关的组织或环境中面临的新问题。将 AI 现象视为一种研究情景,其核心价值在于创造了一个全新的“社会实验室”,在这个实验室中,那些在传统商业环境中稳定存在但隐而不见的战略管理理论假设和因果机制,都在 AI 技术情境下受到了前所未有的压力测试。这种测试主要通过两种路径展开:一是验证理论的“韧性”,即考察理论在 AI 技术冲击下的适用性;二是挑战理论的“根基”,即考察理论在 AI 时代面前的局限性与矛盾性。

1. 对现有理论的假设逻辑在 AI 情境中进行再次验证

这种研究路径的核心逻辑是韧性测试与边界确认。它并不旨在推翻经典理论,而是将 AI 现象视为一个特殊的情景条件,用以检验现有理论的核心因果链条是否依然稳固,以及其解释力能在多大程度上延伸到这个全新的技术环境中。例如, Helfat 等 (2023) 指出, AI 及其相关数字技术的大规模应用使大数据作为一种独特资源的价值被极大地凸显出来,企业拥有的信息或数据本身成为竞争优势的重要来源,具有了资源基础观中 VRIN 资源的特征。然而, AI 情景也给大数据资源的价值利用带来了挑战,企业若要在 AI 时代充分利用大数据资源来构建竞争优势,必须首先解决大数据在价值增长上的可聚合性问题、在市场流通上的可交易性问题、在多维协同上的可整合性问题和在信息共

享上的隐私权限问题。Choi 等 (2025) 研究了人类棋手如何向由 AI 驱动的围棋程序学习以提升其落子决策质量。他们认为,经典决策理论中的有限理性假设在 AI 时代仍然适用,即 AI 技术无法完全克服人类决策者在主观构建倾向、信息处理能力和风险偏好方面的固有缺陷。然而在数据驱动的决策环境下, AI 却可以作为一个强大的辅助决策工具为人类决策者提供深度的因果洞察价值、精准的不确定性预测价值和实时的结果反馈价值,从而指导人类决策者更好地开展经验学习,降低决策谬误与偏差。Balasubramanian 等 (2022) 基于组织学习理论分析了使用机器学习替代人类决策将如何削弱组织学习的丰富性。他们指出,机器学习并非真正的感知学习,其决策依赖于正式的统计分析,无法像人类那样与环境积极互动并形成多样的行为模式。因此,使用机器学习替代人类决策会减少组织惯例的多样性和与惯例形成相关的知识的广度。

可见,借由 AI 情景对现有理论的假设逻辑进行再思考和再验证是一种“守正”的研究姿态,其目的是在新情景下加深对旧理论的理解。这类研究的贡献不在于创造新理论,而在于丰富和巩固了现有理论的边界条件。它回答了“在 AI 时代,我们熟悉的战略管理理论在什么条件下依然有效?”这一问题。这类研究能够证明经典战略管理理论的强大生命力,并精确地描绘出其在 AI 时代的适用范围,防止了学术界在面对新技术时轻易地抛弃宝贵的理论遗产。

2. 通过设置 AI 情景挑战现有理论的假设逻辑

这种研究路径的核心逻辑是范式审视与寻

找异例。它将 AI 情景视为一个现有理论的对立面，旨在发现那些与现有理论的根本假设相悖的现象，从而暴露理论的内在缺陷或盲点，并以此为突破口推动对战略管理理论假设的挑战和修正。例如，Gaessler 和 Piezunka（2023）分析了 AI 技术如何影响经验学习过程中的战略互动。他们指出，经典的学习理论中有三类学习方式——基于已编码知识的非经验学习、基于模拟竞争情景的经验学习和基于实际竞争情景的经验学习。然而这三种方式均存在局限。由于不存在真实的人类训练伙伴，非经验学习和基于模拟竞争情景的经验学习虽然可得性高，但是缺少真实的战略互动。基于实际竞争情景的经验学习虽然能够提供与人类训练伙伴的真实战略互动，但是可得性较低且潜在成本高昂。真实的人类训练伙伴的稀缺使不同个体在不同的社会网络关系中具有不同的学习方式组合，进而导致他们在经验积累和学习效果上的异质性。然而，高性能 AI 的出现对真实的人类训练伙伴形成了替代，经典学习理论中人类训练伙伴的稀缺性假设不复成立，从而降低了基于实际竞争情景的经验学习门槛。这一方面有利于提升整体的经验学习水平，另一方面在某种程度上消解了由独特的社会网络资源产生的竞争优势。再比如，Chattopadhyay 等（2025）基于 AI 创业情景探讨了创始人的学术背景对初创企业市场进入范围（垂直市场数量）的影响。根据经典的市场进入理论，初创企业宽范围的市场进入必须要以更多的互补资产和下游市场的广泛需求为基础。学术背景的 CEO 由于缺乏获得运营知识、分销网络和行业联系等互补资产的机会，可能更倾向于选择较窄的市场进入范

围。然而该研究挑战了这一假设逻辑，发现具有学术背景的 CEO 更倾向于选择较宽的市场进入范围，这是因为 AI 创业情景放大了 CEO 学术背景带来的积极作用而削弱了消极作用。一方面，在 AI 行业中，CEO 可能因其在特定领域的专业知识和对 AI 领域的基础性贡献而处于独特地位，他们更容易产出通用性的 AI 解决方案；另一方面，学术出身 CEO 的典型弱点造成的互补资产获取困境在 AI 行业中并不那么明显，因为 AI 产品的高数字化程度减少了对互补资产的需求，降低了进入下游市场的门槛，AI 技术的跨领域应用特征也使 AI 产品天然具备广泛的下游市场需求。

可见，借由 AI 情景挑战现有理论的假设逻辑是一种“出新”的研究姿态，其目标是激发理论在新技术情景中的变革性创新。这类研究的理论贡献往往是颠覆性的。它通过呈现现有理论无法解释的新现象，暴露出现有理论的局限乃至谬误之处，从而为全新的理论叙事打开空间。它回答了“在 AI 时代，我们需要什么样的新理论逻辑来理解这个新世界？”这一问题。

（三）AI 作为一个具体变量驱动新机制验证

AI 作为一个变量参与新机制验证的呈现方式，指研究者将 AI 技术或其衍生构念作为自变量或因变量，将其嵌入经典战略管理理论框架，通过实证方法检验其对组织战略行为和结果的影响和作用机制。这种方式的本质是将复杂的 AI 现象“降维”或“精炼”，使其成为可以在理论模型中被检验的、清晰的构念。这种研究路径的优势在于能够借助成熟的实证方法，将 AI 叙事纳入主流战略管理理论的对话之中，从而打开 AI 影响企业战略与绩效的“黑箱”。根

据 AI 相关的变量类型，可以进一步细分为以下两种应用方式。

1. AI 作为自变量

当 AI 被视为自变量时，它在研究中扮演着变革驱动力的角色，其核心逻辑在于探究 AI 的引入或使用，会导致什么战略性后果。为了进行实证检验，研究者需要将 AI 概念操作化为可测量的变量，例如通过企业披露的年报文本（李玉花等，2024）、AI 专利（Yang, 2022；安同良和吴致冶，2025）、AI 产品（Domini et al., 2022）、AI 技能员工招聘信息（Babina et al., 2024）等数据来量化企业的 AI 采纳水平，或通过问卷调查与访谈来评估企业的 AI 应用程度、AI 能力或 AI 的感知属性（Law & Shen, 2025；Rana et al., 2022）。此外，通过准自然实验或情景实验来区分或设置不同的 AI 使用场景也越来越多地出现在相关研究中（Zhang & Yang, 2022；Allen & Choudhury, 2022）。在此基础上，研究便可以检验 AI 对企业战略结果或能力、绩效的影响。例如，Wu 等（2025）通过分析员工简历和员工招聘信息测度了企业层面的人工智能分析水平和机器学习技能水平，研究发现人工智能分析技术能够有效缓解企业在 IPO 初期面临的创新产出困境。Rana 等（2022）通过问卷调查发现人工智能集成商业分析（AI Integrated Business Analytics, AI - BA）的不透明性、次优商业决策和感知风险等因素会导致企业运营效率低下和竞争劣势。Han 等（2025）通过从综合招聘数据库中提取的累积 AI 相关技能来衡量企业的 AI 投资水平，并在此基础上使用混合事件法和生产函数分析证明了人工智能能够通过提升企业对受损投入的响应度来增强企业

在自然灾害冲击下的韧性。将 AI 作为自变量的研究路径，其主要理论贡献在于量化了 AI 潜在的战略影响，将关于其重要性或影响力的模糊讨论转化为具体的、有数据支持的因果关系。然而，随着 AI 与战略研究的机制深入和维度细化，当前对于组织层面的 AI 测量方法暴露出定义泛化、精细度不足、反映片面等问题（张佳敏等，2024），制约了战略管理研究对于 AI 如何驱动组织战略变革的进一步理解和探究。未来亟需开发具有更高精准度和更强适用性的 AI 测量方法。

2. AI 作为因变量

当 AI 被视为因变量时，研究视角发生逆转，AI 本身成为了需要被解释的结果，其核心逻辑在于探究“是什么因素决定或预测了企业 AI 战略的成功与否？”。在这种设定下，研究的因变量可以是企业的“AI 采纳速度”“AI 能力发展水平”或所选择的“AI 战略类型”。为了解释这些结果，研究者通常会从成熟的组织与战略理论中寻找预测变量。例如，Dubey 等（2020）基于动态能力理论、权变理论和高层梯队理论，探究了企业的创业导向与环境动态性对企业采用人工智能驱动的大数据分析技术的促进作用。Bag 等（2021）的研究基于制度理论和资源基础观，发现外部制度压力会迫使企业通过配置关键资源（有形资源和员工技能）对大数据驱动的人工智能技术的采用起促进作用，进而帮助企业获得竞争优势。Ransbotham 等（2020）从组织学习理论的视角切入，通过实证研究发现 AI 的成功（是否从 AI 相关的努力中获得财务收益）并非由拥有 AI 技术来预测，而是由与 AI 共同学习的能力来预测，只有

那些建立起“人机双向学习循环”（Mutual Learning Cycle）的企业能够从 AI 技术获取重大收益。这类研究的主要贡献在于揭示了 AI 成功的组织与战略根源，证明了 AI 能力的形成并非简单的技术采用，而是深深植根于企业的战略架构、资源基础、能力结构和制度环境之中。

总体而言，将 AI 作为一个具体变量的研究通常直面管理实践需求，管理启示性强，但由于变量测量与数据可获取性问题，常常无法细粒度捕捉 AI 的技术特征及其衍生效应，且难以隔离 AI 技术效应与组织情境的交互影响。当前将 AI 作为具体变量的研究逐渐从宏观效果检验转向微观机制拆解，实验法占比显著提升，并日益重视 AI 技术的细分类别（如生成式 AI vs. 预测式 AI）及其细粒度技术特征的情境化差异。

（四）AI 作为一类研究范式推动新理论创造

AI 作为一种方法推动研究范式变革的呈现方式，本质是通过机器学习算法对社会科学研究逻辑的根本性重构——它打破传统理论驱动的研究循环，即“假设提出—数据收集—假设检验”的模式，转而构建“数据涌现—模式挖掘—理论生成”的新型知识生产路径，其核心在于利用 AI 的归纳发现能力（如无监督学习、复杂网络分析）从海量非结构化数据中自动识别人类认知盲区中的潜在规律与矛盾。这种变革体现在三个方面。

1. 从验证到探索

以往的战略管理实证研究在很大程度上遵循一种“理论驱动”的演绎逻辑：研究者基于现有理论框架和文献脉络提出理论假设，然后收集数据进行假设验证。这种范式的局限在于，其发现的边界往往被研究者先验的理论框架所

束缚，难以捕捉既有理论预期之外的“未知之物”，使重大的理论创新变得愈发困难和缺乏新意。此外，从方法论上看，基于假设检验的研究范式在探索性研究中存在隐患。由于从预设的假设路径出发展开分析会隐性地导致研究者在样本筛选、变量选择、模型设置等方面的倾向性“决策”和反复“调试”，因此将探索性研究强行套入假设检验的框架（例如设置竞争性假设进行比较式检验）会引发理论验证的不可靠和不可重复问题（Gelman & Loken, 2014; Goldfarb & King, 2016）。而 AI 技术则通过其强大的归纳分析能力，为战略管理中的探索式研究开辟了一条新道路。以主题建模、异常检测和无监督聚类为代表的机器学习技术，能够在没有任何先验假设的情况下，直接从海量的结构化或非结构化数据中自主地发掘出潜在的模式、新兴的主题和意想不到的关联（Choudhury et al., 2021），同时能够有效避免传统方法中的诸多局限性（刘景江等，2023）。例如，He 等（2020）在研究在线社区中的争议治理问题时，首先使用机器学习算法从 GitHub 社区围绕软件许可的海量争议案例识别显著且稳定的模式，发现与有许可证的软件项目相比，讨论组规模较大以及无许可证的软件项目中产生的许可争议更有可能达成解决方案，从而为后续的机制探索提供了因果框架。类似地，Sen 和 Puranam（2022）在研究企业现有的联盟组合是否会阻碍企业新业务实践时将样本一分为二，首先使用机器学习模型来检测样本一中私募股权公司交易联盟的各种特征与附加交易（即新商业实践的采用）之间的稳健模式，然后在样本二中使用标准的计量经济学方法对上述稳健模式的理

论解释进行了检验。这种由算法揭示的、人类研究人员难以察觉的实证规律，构成了新的“经验谜题”，它们的存在本身就对现有理论的解释力构成了挑战，从而倒逼学者去思考和填补理论上的空白。在这一新范式下，理论创新的起点不再仅仅是文献中的一个缝隙，更是数据深处一个由算法点亮的未知大陆，研究议程也因此从“我有一个理论，去找数据验证”转变为“数据呈现出一个新模式，我需要一个新理论来解释”。

2. 从因果到机制

战略管理的核心议题，如竞争优势的来源，本质上是多因素、多路径、动态演化的复杂问题。然而，传统的计量方法往往将这种复杂性简化为少数变量间的相关或因果关系，虽然能够回答“X 是否影响 Y”，却难以揭示其背后的动态作用机制。基于 AI 技术的研究范式，特别是机器学习技术，使研究者能够超越少数变量间的点对点关系，深入系统内部的复杂动态。例如，机器学习技术可以处理数以百计的高维变量，追踪它们在长时间跨度内的相互作用、反馈循环和协同演化，从而揭示出战略决策、组织结构与环境变化之间非线性的、路径依赖的耦合关系（刘景江等，2023）。这种分析能力推动理论解释框架从寻找单一的关键成功因素转向描绘一个由多主体、多层次因素构成的动态系统。理论的解释力不再仅仅体现在一个显著的回归系数上，而在于能否构建一个能够再现和解释由 AI 所揭示的、多变量协同关联的系统性耦合模型。这促使理论本身变得更加精细、动态和系统化，以匹配商业世界真实的复杂性。

3. 从分野到融合

管理学研究长期存在着定性与定量两种方法论之间的壁垒。定性研究（如案例分析）能够提供深入的、有情境的理解和机制洞察，从而可以进行明确的理论构建，但受限于小样本，其结论的普适性可能遭受质疑；定量研究则追求大样本的统计普适性，但往往以牺牲情境细节和意义深度为代价，在以归纳推理为核心的理论构建上适用性不强（Shrestha et al., 2021; Goldfarb & King, 2016; Luoma & Hietanen, 2025）。然而 AI，特别是机器学习技术，正在消融这一壁垒，催生出一一种被称为“计算诠释主义”（Computational Interpretivism）或“大规模定性”（Qualitative Analysis at Scale）的新范式（Chen, 2018）。通过词嵌入、情感分析和网络分析等技术，研究者现在既可以像定性研究学者一样，从诠释主义的视角深入文本的语义和叙事结构，探寻其背后的深层意义，又可以像定量研究学者一样，从实证主义的视角将这种深度分析应用到包含海量信息的大规模样本中，并获得稳健的、可推广的结论。例如，Tidhar 和 Eisenhardt（2020）的研究基于 App Store 上海量的移动应用产品数据，使用了一种基于混合方法的理论构建范式来构建一个关于收入模型与活动系统匹配的理论框架。他们首先使用探索性数据分析来初步识别数据中的模式（如收入模型分布、产品流行度与收入模型的关系），并通过可视化、分段分析等手段，为后续案例选择和理论构建提供方向；其次使用多案例研究法进行理论构建，从 App Store 中选取了 40 个案例，通过基于多数据源的理论抽样选择极端案例和反事实案例，以识别构念、机制和

理论关系，增强理论解释力；最后使用三种互补的机器学习方法进行验证和理论细化——利用惩罚多项式逻辑回归识别变量效应大小和方向、利用决策树方法揭示关系路径、利用随机森林方法评估变量重要性以及防止过拟合，从而优化理论的解释力和稳健性。这种方法论上的融合不仅极大地扩展了战略管理研究的边界，更从根本上重塑了创新性理论认知的合法性标准。同时，这也意味着富有创新价值的理论探索，不再仅仅依赖于少数案例的深度剖析或是基于有限规模数据的相关性检验，而是越来越多地源于算法对社会经济真实图景的大规模、分布式的深度感知与系统性诠释。

三、AI 在战略管理研究中的多重应用交互

人工智能（AI）在战略管理研究中所扮演的四种角色——分析工具、总体现象、具体变量和研究范式——并非相互独立的静态分类，而是构成了一个动态演进、相互强化的有机整体。它们之间的关系可以被理解为一个从具体到抽象、从应用到理论并最终循环加速的螺旋式上升过程。

（一）从“工具”到“现象”的赋能关系

AI 技术的工具化使用是 AI 融入战略管理研究最基础也最广泛的方式。AI 作为一套分析工具，为研究者提供了前所未有的技术能力，去观察和测量那些过去被认为是不可被量化观测的战略构念。例如，利用 AI 赋能的自然语言处理技术，我们可以从海量年报中量化企业文化的特质或战略重心的动态变化。这种“可见即

可研究”的原则意味着，一旦一个战略概念被成功量化，它就从一个纯粹的理论构想转变为一个可以被实证检验的客观现象。AI 研究本身也从这种工具化的使用中受益，没有有效的测量工具来捕捉 AI 这一概念，我们很难系统地研究算法合谋或人机协作等新兴现象。因此，“工具”层面的突破是“现象”和“变量”层面研究得以大规模开展的技术前提，也是“范式”得以建立的技术基础，AI 的工具化应用分别为其他三个维度提供了现象观察的“望远镜”、变量度量的“标尺”和“范式”搭建的地基。

（二）从“现象”到“变量”的深化关系

当 AI 本身或其应用成为一个被广泛研究的客观现象后，学术界的关注点自然会从“是什么”（What）深化到“如何”（How）以及“为什么”（Why）。研究者不再满足于仅仅描述 AI 带来的新现象，而是渴望揭开其背后的“黑箱”，理解 AI 是如何在企业内部运作并产生影响的。这就推动了 AI 的角色从一个外部观察对象，转变为一个嵌入在企业内部、影响核心流程的关键变量。例如，观察到企业大量采用 AI 进行决策的趋势（现象），必然会引导学者去探索 AI 到底如何重塑了高管团队的决策过程、组织的学习机制或动态能力的形成路径（关键变量/机制）。“现象”层面的研究为“变量”层面的探索提供了现实议题和启发式动机。

（三）从“变量”到“范式”的升维关系

随着研究者越来越深入地将 AI 作为一个关键变量来探索其对企业核心机制的影响，他们会逐渐发现，传统的理论框架和研究方法开始失灵。AI 驱动下的内部机制具有高度的复杂性、非线性、涌现性和数据密集性，这些特征是传

统的线性回归模型或小样本案例研究难以捕捉的。这种“解释力赤字”迫使研究者寻求方法论乃至认识论上的根本性变革，从而推动了 AI 作为一种研究范式的崛起。为了解 AI 这个复杂的因素，我们不得不采用一种全新的思维方式——即计算社会科学的视角，用算法的逻辑去理解算法驱动的世界。对复杂因素的解释需求，是催生颠覆性“研究范式”的关键动力。

（四）从“范式”到“工具”的循环增强关系

一旦 AI 作为一种研究范式被确立，它将反过来极大地促进整个研究体系的加速演进，形成一个强大的正反馈循环。新的范式会提出新的方法论要求，从而激励学者去开发更强大、更精密的 AI 分析工具。例如，用于因果推断的机器学习模型、能够理解复杂语境的下一代 NLP 技术。而这些更先进的工具又使得我们能够观察到过去完全无法企及的、更细微、更复杂的客观现象，进而开启新一轮的“现象—因素—范式”的探索。这个循环一旦启动，便会不断地自我增强，持续拓展战略管理研究的认知和理论的边界。

四、AI 在战略管理研究中的应用的未来展望

（一）从 AI 作为工具的角度，关注新技术融合与效能边界

将 AI 视为分析工具，未来的研究需超越当前应用现有模型的阶段，向更深层次的技术融合和效能边界探索迈进。首先，在技术融合与创新应用层面，未来研究应从单一技术应用转

向多模态、生成式 AI 和因果推断 AI 的综合运用。尽管生成式 AI（如大语言模型）被越来越多地应用到战略管理的数据分析中，但相关研究的数量还远少于传统的机器学习方法。即便在少数使用生成式 AI 研究中，其数据分析也主要基于只能进行被动响应式内容生成的预训练 LLM（Large Language Model, LLM）和 LIM（Large Image Model, LIM），而生成式人工智能的更高级形态，如具备自主目标追求或进行自启动推理功能的 AI 智能体（AI Agents）和具备多模块协同和系统规划能力的智能主体 AI（Agentic AI）则极少被涉及（Sapkota et al., 2025）。未来研究可积极探索更高级形态的生成式 AI 工具在数据归纳、文本理解、音视频分析等方面的应用。

此外，在效能边界与适用性方面，使用 AI 技术开展的研究必须从对“是否有效”的简单判断走向对“有效范围”的清晰界定。从学术研究的视角来看，由于 AI 技术在数据输入后的操作环节具有“黑箱”特征，利用机器学习、大语言模型开展指标测度存在过程透明度不足、结果可解释性存疑、统计推断依据不足等一系列问题（Bergeaud et al., 2025; Wobst & Lueg, 2025; Herhausen et al., 2025; Mullainathan & Spiess, 2017; Choudhury et al., 2021; Olaitan et al., 2025），如何确保基于 AI 技术的测量能够真实地、稳健地、可复制地反映战略概念本身成为亟须解决的关键问题。未来研究需要将精力从对“强大的计算方法”和“庞大的数据集”的追逐上转移到思考和评判基于 AI 技术工具的变量测量与战略管理概念的内在关系上。此外，战略管理研究所面临的数据往往是代理

性、高噪音、非结构化且充满主观构建的，未来的研究需要系统性地评估各类 AI 技术在这些不完美数据情境下的表现，回答诸如“当机器学习模型的训练本身就基于代理指标时，如何确保模型输出的结果是对客观现实的反映？”、“用于分析叙述性文本的 NLP 模型，在多大程度上会受到引导性、策略性语言的误导？”和“当 AI 分析得出的数据结果与研究人员的直觉和既有理论的逻辑相反时，如何判断其正误？”等关键问题。

（二）从 AI 作为现象的角度，推进研究问题深化、情景异质性与动态演化

将 AI 视为宏观现象，未来的研究应超越“AI 来了”的笼统观察，转向对具体 AI 现象的深度剖析、对其在不同情景下异质性影响的比较，以及对其动态演化路径的持续追踪。首先，在研究问题深化层面，议题需要从宏观走向微观和具体。例如，对于算法合谋这一现象，未来的研究不应止步于证明其可能性，而应深入探讨其具体形式（是价格合谋还是创新领域的技术默契？）、触发条件（需要什么样的市场结构和算法设计？）以及监管对策。同样，对于人机协作，研究需要打开这个“黑箱”，区分不同类型的协作模式（AI 是作为信息提供者、建议者还是决策伙伴？）、协作层面（个体层面、团队层面还是组织层面的 AI 协作？），并检验它们对决策质量和组织创造力的不同影响。

其次，在情景异质性层面，研究必须强调“情景决定影响”。AI 的战略价值并非普适的，它深受行业、制度和组织内部环境的影响。未来的研究应致力于跨情景的比较分析。例如，在行业层面，比较高度监管的制药行业与快速

迭代的互联网行业，AI 在研发策略创新和商业模式创新中所扮演的角色有何本质不同？在制度层面，诸如欧盟的《通用数据保护条例》（GDPR）等直接作用于 AI 底层要素的制度性政策如何塑造了企业利用 AI 构建客户关系能力和竞争分析能力的战略路径，并与数据政策相对宽松的地区形成对比？在组织层面，一个拥有强大数据驱动文化的企业，与一个依赖高管直觉决策的企业，在部署和吸收 AI 能力的过程中会遇到哪些截然不同的挑战？

最后，在动态演化层面，研究需要采用纵向视角就 AI 带来的战略变革开展进一步探究。AI 作为一种现象不是暂时的、静止的，而是必然与企业战略、组织结构和市场环境长期耦合并共同演化。未来的研究可以追踪企业采用 AI 的整个生命周期，从最初的研发探索和技术采纳到规模化应用，再到 AI 驱动的战略逻辑演变和战略转型结果，揭示这一过程中企业的战略、能力和绩效是如何动态演变的，从而为 AI 驱动的组织变革提供基于过程的理论与实证解释。

（三）从 AI 作为变量的角度，关注独特理论视角、微观机制与多层互动

将 AI 视为一个微观变量，未来的研究必须超越技术决定论，深入挖掘 AI 如何通过影响人的认知与行为，来重塑战略管理的微观基础，并关注其在个体、团队和组织层面的多层互动效应。首先，在独特理论视角层面，研究者需要为 AI 变量赋予更丰富的理论内涵。AI 不应仅仅被视为一个提升效率、改善绩效的技术因素，它还可以被概念化为“高管团队的认知延伸”（增强信息处理能力）、“组织中的非人代理”（与人类员工互动），或是“一种新型的知识资

源”（其内隐性与复杂性决定了它能否成为持续竞争优势的来源）。从这些新视角出发，可以重新审视资源基础观（RBV）、动态能力理论和组织学习理论等经典框架，并提出新的理论命题。

其次，在微观机制层面，研究的核心是打开AI影响战略行为和战略结果的因果链条。AI的宏观效应是通过改变微观行为实现的。未来的关键问题包括：AI决策支持系统如何与高管团队的认知偏见（如过度自信、承诺升级）相互作用？它是加剧了偏见，还是起到了纠偏作用？在战略制定过程中，当AI提供了与人类专家相悖的建议时，权力结构与关系网络将如何影响最终决策？AI如何改变组织内部的知识共享与转化过程？例如，它是否会因为过度依赖显性数据而导致组织对隐性知识的忽视？

最后，在多层互动层面，未来的研究需要考察AI带来的企业战略效应的跨层次传递。例如，个体员工使用AI工具提升了个人效率（个体层面），这在多大程度上并通过何种团队流程（团队层面），才能真正转化为组织层面的资源能力和战略行动（组织层面）？反之，组织层面的AI战略、AI采用和数字文化等又如何向下传导，从而影响团队协作模式和个体员工对AI技术的接受度？这种跨层次的分析将为我们提供一个更完整、更立体的AI战略影响图景。

（四）从AI作为范式的角度，探索方法论融合、理论体系重构与哲学反思

将AI视为一种研究范式，意味着AI技术给战略管理研究带来了最深层次的变革，即战略管理研究不应仅仅工具化地利用AI和探究式地解读AI，更要思考AI及其相关技术如何从根本上改变我们“做研究”的方式和“看世界”

的眼光，甚至重构战略管理的理论内核。首先，在方法论融合层面，未来的研究应致力于创造真正的计算—理论双向驱动范式，即不是单向地“用模型和算法跑数据”，而是让AI驱动的计算分析方法与理论构建深度融合。例如，研究者可以先借助AI技术进行模式发现和模式检测，然后通过人工定性案例研究进行模式解释，提炼出关于某个战略过程的初步机制模型，再利用大规模数据进行模拟和校准，最终发现理论的边界条件和涌现效应（Shrestha et al., 2021; Tidhar & Eisenhardt, 2020）。这种“计算挖掘—定性洞察—大数据验证”的闭环，代表了战略管理研究方法论融合的一个可能的未来方向，兼具理论深度和实证广度。更进一步地，随着AI类人智能水平的不断提高，未来的研究甚至可以尝试用AI替代进行通常必须由人类研究者开展的模式解释与理论构建环节（Choudhury et al., 2021; Shrestha et al., 2021），利用AI实现创造性的理论建构。

其次，在战略管理理论体系重构层面，研究者需要有勇气去挑战本领域的基石性假设。例如，战略管理长期建立在人类个体有限理性的假设之上，但当决策主体变为“人—机混合体”时，这个混合决策主体的理性边界、认知模式和学习机制是怎样的？我们是否需要新的战略决策理论来解释这一混合主体的逻辑和行为？再比如，当竞争优势的来源越来越多地变为拥有自我学习、快速迭代的算法能力和分布式、虚拟态的数据资源时，传统的资源基础观（RBV）中关于资源价值、稀缺、不可模仿、不可替代（VRIO）的判定标准是否依然适用？一个算法的不可模仿性究竟源于其代码复杂性、

训练数据的独特性，还是其与组织流程和战略场景的嵌入深度？这些根本性问题，可能催生出全新的、以算法为核心分析单元的计算战略理论（Computational Theory of Strategy）。

最后，在哲学反思层面，基于 AI 的新研究范式促使我们思考更终极的问题。战略的本质是什么？它是否仍然是人类企业家精神和创造性洞察力的体现，抑或正在演变为一个在高维数据空间中寻找最优解的计算优化问题？当 AI 作为决策主体能够自主制定战略，乃至在一定程度上参与战略的执行时，组织的目标与能动性究竟归属于人类股东、管理者，还是这个具备自主性的智能系统？战略的权责归属又该如何界定？这些由 AI 引发的深刻理论追问乃至哲学思考，实际上将为战略管理这门学科的未来身份和核心议程设定新的坐标。

接受编辑：主编团队

收稿时间：2025 年 11 月 1 日

接收时间：2025 年 12 月 15 日

作者简介

杨治（通讯作者，E-mail: zhiyang@mail.hust.edu.cn），博士，现任华中科技大学管理学院院长、人力资源与组织科学系教授。在香港大学获得战略与经济学博士学位。研究领域包括创新管理、企业战略管理和组织理论，相关研究成果发表在《经济研究》《管理世界》、Journal of International Business Studies、Journal of Comparative Economics、China Economic Review、Industrial Marketing Management、Journal of Business Research、Asia Pacific Journal

of Management 等期刊。

张瑞辰，华中科技大学管理学院博士研究生。主要研究兴趣为技术与创新管理、企业战略管理。

项目资助

本论文获得国家社会科学基金重大项目“‘双链’协同区域科技创新中心的培育路径与治理体系研究”（22&ZD110）和国家自然科学基金项目“谁是我的标杆？企业非典型性特征、自我评价动机及需求端信息对参照标杆选择的影响”（72172050）的资助。

参考文献

- [1] 安同良、吴致冶：《企业人工智能技术水平的分层测度及其创新效应——基于全球知识网络视角》，《中国工业经济》，2025 年第 6 期。
- [2] 李玉花、林雨昕、李丹丹：《人工智能技术应用如何影响企业创新》，《中国工业经济》，2024 年第 10 期。
- [3] 刘景江、郑畅然、洪永森：《机器学习如何赋能管理学研究？——国内外前沿综述和未来展望》，《管理世界》，2023 年第 9 期。
- [4] 魏炜、张坤、徐哲淇：《从通用到垂直：大模型赋能管理学研究的新路径》，《管理学报》，2025 年第 1 期。
- [5] 张佳敏、韩念辰、刘原：《人工智能在个体、组织与产业的多层面研究现状及未来展望》，《管理学季刊》，2024 年第 4 期。
- [6] 仲为国、贾宁、梁屹天等：《人工智能时代的工商管理研究现状与未来》，《中国科学基金》，2024 年第 5 期。
- [7] Allen, R., & Choudhury, P. 2022. Algorithm-augmented work and domain experience: The countervailing

forces of ability and aversion. *Organization Science*, 33 (1), 149 – 169.

[8] Anthony, C., Bechky, B. A., & Fayard, A. L. 2023. “Collaborating” with AI: Taking a system view to explore the future of work. *Organization Science*, 34 (5), 1672 – 1694.

[9] Babina, T., Fedyk, A., He, A., & Hodson, J. 2024. Artificial intelligence, firm growth, and product innovation. *Journal of Financial Economics*, 151, 103745.

[10] Bag, S., Pretorius, J. H. C., Gupta, S., & Dwivedi, Y. K. 2021. Role of institutional pressures and resources in the adoption of big data analytics powered artificial intelligence, sustainable manufacturing practices and circular economy capabilities. *Technological Forecasting and Social Change*, 163, 120420.

[11] Balasubramanian, N., Ye, Y., & Xu, M. 2022. Substituting human decision – making with machine learning: Implications for organizational learning. *Academy of Management Review*, 47 (3), 448 – 465.

[12] Banerjee, M., Cole, B. M., & Ingram, P. 2023. “Distinctive from what? And for whom?” Deep learning – based product distinctiveness, social structure, and third – party certifications. *Academy of Management Journal*, 66 (4), 1016 – 1041.

[13] Bergeaud, A., Jaffe, A. B., & Papanikolaou, D. 2025. Natural Language Processing and Innovation Research (No. w33821). *National Bureau of Economic Research*.

[14] Bohr, A., & Memarzadeh, K. 2020. The rise of artificial intelligence in healthcare applications. In *Artificial Intelligence in healthcare* (pp. 25 – 60). NY: Academic Press.

[15] Chalutz Ben – Gal, H. 2019. An ROI – based review of HR analytics: practical implementation tools. *Personnel Review*, 48 (6), 1429 – 1448.

[16] Chattopadhyay, S., Honoré, F., & Won, S.

2025. Free range startups? Market scope, academic founders, and the role of general knowledge in AI. *Strategic Management Journal*, 46 (4), 1027 – 1079.

[17] Chen, S. H. (Ed.). 2018. *Big data in computational social science and humanities*. Cham: Springer.

[18] Choi, J., Menon, A., & Tabakovic, H. 2021. Using machine learning to revisit the diversification – performance relationship. *Strategic Management Journal*, 42 (9), 1632 – 1661.

[19] Choi, S., Kang, H., Kim, N., & Kim, J. 2025. How does artificial intelligence improve human decision – making? Evidence from the AI – powered Go program. *Strategic Management Journal*, 46 (6), 1523 – 1554.

[20] Choudhury, P., Allen, R. T., & Endres, M. G. 2021. Machine learning for pattern discovery in management research. *Strategic Management Journal*, 42 (1), 30 – 57.

[21] Choudhury, P., Wang, D., Carlson, N. A., & Khanna, T. 2019. Machine learning approaches to facial and text analysis: Discovering CEO oral communication styles. *Strategic Management Journal*, 40 (11), 1705 – 1732.

[22] Domini, G., Grazzi, M., Moschella, D., & Treibich, T. 2022. For whom the bell tolls: the firm – level effects of automation on wage and gender inequality. *Research Policy*, 51 (7), 104533.

[23] Doshi, A. R., Bell, J. J., Mirzayev, E., & Vanneste, B. S. 2025. Generative artificial intelligence and evaluating strategic decisions. *Strategic Management Journal*, 46 (3), 583 – 610.

[24] Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., et al. 2020. Big data analytics and artificial intelligence pathway to operational performance under the effects of entrepreneurial orientation and environmental dynamism: A study of manufacturing organisations. *International Journal of Production Economics*, 226, 107599.

[25] Gaessler, F., & Piezunka, H. 2023. Training

with AI: Evidence from chess computers. *Strategic Management Journal*, 44 (11), 2724 – 2750.

[26] Gelman, A. , & Loken, E. 2014. The statistical crisis in science: Data – dependent analysis—a “garden of forking paths” —explains why many statistically significant comparisons don’t hold up. *American Scientist*, 102 (6), 460 – 466.

[27] Goldfarb, B. , & King, A. 2016. Scientific apoplexy in strategic management research: Significance tests and mistaken inference. *Strategic Management Journal*. 37 (1): 167 – 176.

[28] Han, M. , Shen, H. , Wu, J. , & Zhang, X. 2025. Artificial Intelligence and Firm Resilience: Empirical Evidence from Natural Disaster Shocks. *Information Systems Research*. Forthcoming.

[29] Harrison, J. S. , Josefy, M. A. , Kalm, M. , & Krause, R. 2023. Using supervised machine learning to scale human – coded data: A method and dataset in the board leadership context. *Strategic Management Journal*, 44 (7), 1780 – 1802.

[30] He, V. F. , Puranam, P. , Shrestha, Y. R. , & von Krogh, G. 2020. Resolving governance disputes in communities: A study of software license decisions. *Strategic Management Journal*, 41 (10), 1837 – 1868.

[31] Helfat, C. E. , Kaul, A. , Ketchen Jr, D. J. , et al. 2023. Renewing the resource – based view: New contexts, new concepts, and new methods. *Strategic Management Journal*, 44 (6), 1357 – 1390.

[32] Herhausen, D. , Ludwig, S. , Abedin, E. , Haque, N. U. , & de Jong, D. 2025. From words to Insights: Text analysis in business research. *Journal of Business Research*, 198, 115491.

[33] Hyde, S. J. , Bachura, E. , Bundy, J. , et al. 2024. The tangled webs we weave: Examining the effects of CEO deception on analyst recommendations. *Strategic Man-*

agement Journal, 45 (1), 66 – 112.

[34] Krakowski, S. , Luger, J. , & Raisch, S. 2023. Artificial intelligence and the changing sources of competitive advantage. *Strategic Management Journal*, 44 (6), 1425 – 1452.

[35] Kumar, P. , Liu, X. , & Zaheer, A. 2022. How much does the firm’s alliance network matter? . *Strategic Management Journal*, 43 (8), 1433 – 1468.

[36] Law, K. K. , & Shen, M. 2025. How does artificial intelligence shape audit firms? . *Management Science*, 71 (5), 3641 – 3666.

[37] Lee, D. D. , Pham, P. , Largman, Y. , & Ng, A. 2009. *Advances in neural information processing systems* 22. 23rd Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2009.

[38] Luo, X. , Jia, N. , Ouyang, E. , & Fang, Z. 2024. Introducing machine – learning – based data fusion methods for analyzing multimodal data: An application of measuring trustworthiness of microenterprises. *Strategic Management Journal*, 45 (8), 1597 – 1629.

[39] Luoma, J. , & Hietanen, J. 2025. Reflexive quantitative research. *Academy of Management Review*, 50 (4), 811 – 837.

[40] Mariani, M. M. , Machado, I. , Magrelli, V. , & Dwivedi, Y. K. 2023. Artificial intelligence in innovation research: A systematic review, conceptual framework, and future research directions. *Technovation*, 122, 102623.

[41] Masclans, R. , Hasan, S. , & Cohen, W. M. 2025. Measuring the commercial potential of science. *Strategic Management Journal*, 46 (9), 2199 – 2236.

[42] Meijerink, J. , Boons, M. , Keegan, A. , & Marler, J. 2021. Algorithmic human resource management: Synthesizing developments and cross – disciplinary insights on digital HRM. *The International Journal of Human Resource Management*, 32 (12), 2545 – 2562.

- [43] Miric, M. , Jia, N. , & Huang, K. G. 2023. Using supervised machine learning for large – scale classification in management research: The case for identifying artificial intelligence patents. *Strategic Management Journal*, 44 (2), 491 – 519.
- [44] Momtaz, P. P. 2021. CEO emotions and firm valuation in initial coin offerings: an artificial emotional intelligence approach. *Strategic Management Journal*, 42 (3), 558 – 578.
- [45] Mullainathan, S. , & Spiess, J. 2017. Machine learning: An applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31 (2), 87 – 106.
- [46] Olaitan, O. F. , Adebajo, T. A. , Obozokhai, L. I. , et al. 2025. Dark Data in Business Intelligence: A Systematic Review of Challenges, Opportunities, and Value Creation Potential. *Journal of Economics, Business, and Commerce*, 2 (2), 135 – 142.
- [47] Rady, J. , Townsend, D. , & Hunt, R. 2026. From algorithmic hallucinations to alien minds: Addressing the ideator’s dilemma through entrepreneurial work. *Journal of Business Venturing*, 41 (1), 106550.
- [48] Raisch, S. , & Krakowski, S. 2021. Artificial intelligence and management: The automation – augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46 (1), 192 – 210.
- [49] Rana, N. P. , Chatterjee, S. , Dwivedi, Y. K. , & Akter, S. 2022. Understanding dark side of artificial intelligence (AI) integrated business analytics: assessing firm’s operational inefficiency and competitiveness. *European Journal of Information Systems*, 31 (3), 364 – 387.
- [50] Ransbotham, S. , Khodabandeh, S. , Kiron, D. , et al. 2020. Expanding AI’s impact with organizational learning. *MITSloan Management Review*.
- [51] Rathje, J. , Katila, R. , & Reineke, P. 2024. Making the most of AI and machine learning in organizations and strategy research: Supervised machine learning, causal inference, and matching models. *Strategic Management Journal*, 45 (10), 1926 – 1953.
- [52] Sapkota, R. , Roumeliotis, K. I. , & Karkee, M. 2025. Ai agents vs. agentic ai: A conceptual taxonomy, applications and challenges. *arXiv* 2025. arXiv preprint arXiv: 2505.10468.
- [53] Sen, P. , & Puranam, P. 2022. Do Alliance portfolios encourage or impede new business practice adoption? Theory and evidence from the private equity industry. *Strategic Management Journal*, 43 (11), 2279 – 2312.
- [54] Shrestha, Y. R. , He, V. F. , Puranam, P. , & von Krogh, G. 2021. Algorithm supported induction for building theory: How can we use prediction models to theorize? . *Organization Science*, 32 (3), 856 – 880.
- [55] Tidhar, R. , & Eisenhardt, K. M. 2020. Get rich or die trying... finding revenue model fit using machine learning and multiple cases. *Strategic Management Journal*, 41 (7), 1245 – 1273.
- [56] von Krogh, G. , Roberson, Q. , & Gruber, M. 2023. Recognizing and utilizing novel research opportunities with artificial intelligence. *Academy of Management Journal*, 66 (2), 367 – 373.
- [57] Wobst, J. , & Lueg, R. 2025. Avoiding algorithm errors in textual analysis: A guide to selecting software, and a research agenda toward generative artificial intelligence. *Journal of Business Research*, 199, 115571.
- [58] Wu, L. , Lou, B. , & Hitt, L. M. 2025. Innovation strategy after IPO: How AI analytics spurs innovation after IPO. *Management Science*, 71 (3), 2360 – 2389.
- [59] Yang, C. H. 2022. How artificial intelligence technology affects productivity and employment: Firm – level evidence from Taiwan. *Research Policy*, 51 (6), 104536.
- [60] Zhang, Y. , & Yang, W. 2022. Breakthrough invention and problem complexity: Evidence from a quasi – experiment. *Strategic Management Journal*, 43 (12), 2510 – 2544.