



2025 生成式AI

企业应用实务报告

周伟华 周忠信 等著

2025 生成式 AI 企业应用实务报告



| 总编辑 |

周伟华

浙江大学数据分析和国际研究中心 主任

周忠信

东海大学软体工程与技术中心 主任
鼎捷数智股份有限公司前沿创新研究院 院长

| 编写组 |

徐薇洁

浙江大学数据分析和国际研究中心

周增瑞

鼎捷数智股份有限公司

| 参编人员 |

许旭正、杨李荣、杨雅芬、黄信明
黄浩炜、陈威弟、沈暄祐、李义训
钟美玲、李锦堤、郭兆富、孙振宁
谢伟、秦璐健、刘晖、金江

目录

2025 生成式 AI 企业应用实务报告	1
前言	3
一、AI 技术成熟度与发展趋势	5
二、生成式 AI 在企业应用的机遇	11
三、数据：从人工处理到自主生成	25
四、知识：从知识检索到知识生成	37
五、流程：从规则驱动到生成驱动	43
六、商机：从信息汇总到行动生成	49
七、报价：从犹豫不决到快速生成	59
八、设计：从人工变型到文生设计	65
九、项目：从人为管理到生成主导	71
十、售服：从解释原因到解决问题	78
十一、决策：从依靠经验到自主闭环	84
十二、运营：从查询分析到商业洞察	92
十三、未来展望	98

前言

生成式 AI 技术正以惊人的速度演进，重塑着全球商业竞争格局。在这一变革浪潮中，企业应用生成式 AI 的紧迫性前所未有。率先实现技术落地的组织将获得显著的竞争优势。本报告旨在为企业提供系统性的生成式 AI 应用指南，助力决策者把握这一技术革命带来的战略机遇。当然，在积极拥抱机遇的同时，我们也必须正视生成式 AI 在输出结果绝对准确性上（如“幻觉”现象）的固有挑战。然而，这不应成为企业探索创新的绊脚石。通过区分并针对性管理生成式 AI 在“对不对”（准确性）和“好不好”（质量效益）两个层面的应用表现，企业能有效驾驭这一变革性技术，化挑战为机遇，充分释放其潜能。

生成式 AI 正从两个维度重构企业生产力：一方面通过“创新·生产力”实现效率提升，显著降低运营成本；另一方面通过“创·新生产力”催生范式突破，创造全新的生产力和商业价值。这种双重变革力量正在重塑从产品服务到商业模式的各个层面。基于对技术趋势的深入观察，本报告构建了以多模态大模型为核心的企业应用架构，通过“数据-知识-决策-应用-数据”的闭环系统，全面赋能企业运营管理。

报告首先剖析了 AI 技术成熟度与发展趋势，介绍了生成式 AI 应用的发展现状，特别关注 AI Agent 的演进对企业工作流的深刻影响。随后，报告聚焦数据、知识、流程、商机、报价、设计、项目、售服、决策、运营等十大核心模块，采用“痛点分析-解决方案-案例研究-价值定位”的框架，为企业提供切实可行的落地路径参考。

值得关注的是，技术的突破需要匹配管理模式的革新。我们提出 GIGA 协同模式，包含共志（Co-Goal）、共智（Co-Intelligence）、共治（Co-Governance）和共致（Co-Achievement）四个关键维度，为企业构建人机协同的新型组织范式提供系统指导。这一模式强调，企业需要超越工具思维，在战略愿景、智能协作、治理机制和价值创造等层面实现全面转型。

随着生成式 AI 技术的持续突破和应用模式的不断成熟，一个更智能、更高效、更具创造力的商业新时代正在到来。要在这一变革浪潮中占据领先地位，企业必须积极推进数智化转型，即在数字化基础上，通过数据与智能的深度融合，实现运营模式和业务能力的全面升级与革新。这一转型的核心引擎，正是“数智驱动”，它代表了企业数智化运营的最高形态，其关键特征在于“数据自决”（在日常业务运行中，系统自主处理数据并决策，自动推进任务执行）与“智能生成”（在更复杂的业务场景中，利用 AI 自主创造解决方案和内容，实现决策规划和执行的自动化与智能化）。能够培养并内化这种“数智驱动思维”的企业，将进化为真正的 AI 原生组织，它们不仅将生成式 AI 视为效率工具，更将其作为重塑商业模式的核心引擎，从而赢得决定性的竞争优势。本报告期望通过系统的分析框架和丰富的实践案例，帮助企业跨越从技术认知到商业价值的鸿沟，在生成式 AI 赋能的道路上实现可持续的创新引领，在这场转型中赢得先机。

一、AI 技术成熟度与发展趋势

(一) AI 技术成熟度与发展趋势

人工智能（Artificial Intelligence, AI）正驱动新一轮的产业变革，深刻影响着企业的未来发展路径。在这一背景下，“数智化转型”成为企业构建核心竞争力的关键。数智化转型，是企业数字化转型的更高级阶段，它不仅依托信息化和数字化成果，更通过数据与智能的深度融合，推动企业运营的全面升级。

驱动这一深层变革的核心力量，便是“数智驱动”。在《企业数智驱动白皮书》中，我们将“数智驱动”定义为以“数据自决”与“智能生成”为核心特征的企业数智化运营最高形态。“数据自决”指依托知识图谱，由数据自主推动企业执行运营管理任务；而“智能生成”则是在更复杂场景下，借助生成式 AI 乃至未来通用人工智能的力量，帮助企业自主生成解决方案，并协助快速制定关键战略。无论是“数据自决”的精准高效，还是“智能生成”的创新突破，都高度依赖于 AI 技术的发展。

因此，深入洞察 AI 技术的发展阶段显得尤为关键。正如英伟达 CEO 黄仁勋多次强调，人工智能时代已经全面开启，他认为 AI 将成

为新一代基础设施，深刻改变各行各业。随着 AI 的不断发展，一个关键问题摆在我们面前：AI 技术究竟已经成熟到什么阶段？它将如何有效地推动企业实现前述的数智化转型，并显著增强其运营效率和市场竞争力？

Gartner 的 Hype Cycle 为我们提供了评估 AI 技术成熟度的框架。Hype Cycle 作为一种广泛应用于评估新兴技术成熟度、市场接受度及其商业前景的工具，展示了技术从初步概念验证到广泛应用的过程。如图 1-1 所示，Hype Cycle 包括五个阶段，每个阶段代表着技术在市场中的不同表现：

根据 2024 年 Gartner 的 AI 技术 Hype Cycle（图 1-2），整体来看，AI 技术正逐步从期望膨胀期向泡沫破裂低谷期过渡，但不同的 AI 技术成熟度差异较大。随着技术不断进步，AI 在企业中的应用已从初期的实验阶段转向更实用、更具效益的应用。

其中，机器视觉技术已经进入成熟期，并广泛应用于制造、医疗、零售等多个行业，成为许多企业运营中的关键组成部分。



图 1-1 Gartner Hype Cycle 的新兴技术成熟度五个阶段

智能应用、知识图谱和自动驾驶技术则正处于稳步复苏期。虽然这些技术的应用场景逐步扩展，但仍面临着技术成熟和商业落地的挑战。随着研发的深入，预计这些技术将在接下来几年内继续增长和普及。

生成式 AI（GenAI）正在逐步从期望膨胀期走向实际应用阶段，企业开始探索其在内容创作、客户服务、个性化推荐等领域的应用，尤其在提高生产效率和优化用户体验方面展现出巨大的潜力。

生成式 AI 正在加速自主 AI 的发展。自主 AI 指的是能在几乎没有人为干预的情况下，独立运行并不断自我完善的智能系统。与传统的 AI 不同，自主 AI 不仅可以完成预设任务，还能在复杂的环境中作出决策、解决问题，并且随着时间的推移不断优化其决策过程。在 Gartner 2024 年新兴技术成熟度曲线中，自主 AI 被视为关键颠覆性技术之一¹。

生成式 AI 与自主 AI 的结合正逐步推动企业的智能化转型。尽管当前的生成式 AI 尚未具备完全自主能力，但随着技术的不断进步，

这两者的结合将大大提升 AI 在企业中的应用价值，不仅限于数据生成或内容创作，还将扩展到自动化决策和自我优化系统。例如，AI 可以在复杂业务的环境中，分析大量实时数据，独立做出决策并推动流程自动化。

随着生成式 AI 与自主 AI 的不断进步，企业将进入更加智能化、高效的运营阶段，从而推动企业战略决策和运营模式的深刻变革。

（二）AI 技术的企业宏观应用趋势

随着 AI 技术的不断成熟，企业在应用的广度和深度上也在不断拓展。根据 2024 年麦肯锡全球 AI 调查的数据²，AI 的使用率呈现爆发式增长。如图 1-3 所示，过去几年中，全球范围内企业的 AI 使用率（至少在一个业务职能中使用 AI）维持在 50% 左右，但到 2024 年，这一数字跃升至 72%。几乎每个地区的企业都在积极推进 AI 应用，这一趋势反映了企业对 AI 应用价值的逐步认可与加速推进。

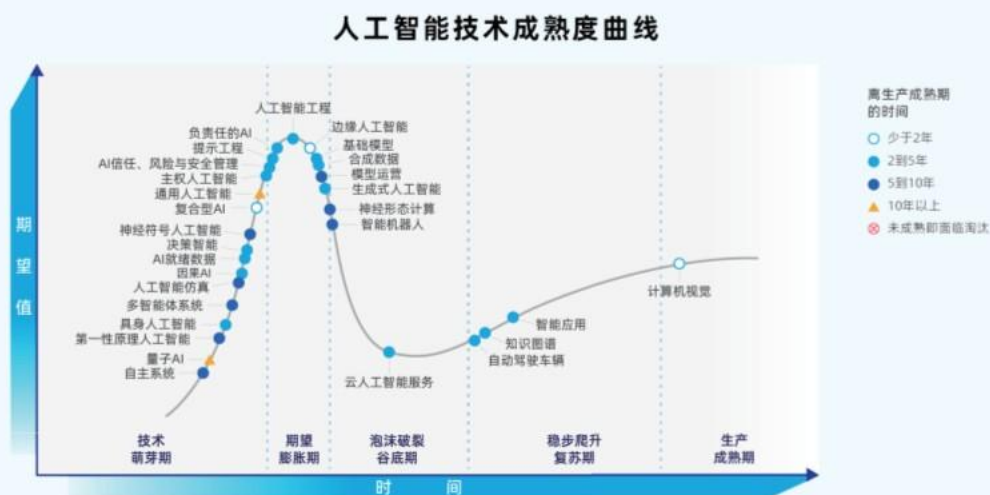


图 1-2 Gartner 2024 年 AI 技术成熟度曲线

1. Gartner. Gartner 发布 2024 年新兴技术成熟度曲线 [EB/OL]. (2024-08-30)[2025-02-08]. <https://www.gartner.com/cn/newsroom/press-releases/2024-emerging-tech-hc>.
 2. McKinsey. The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value[EB/OL]. (2024-05-30)[2025-02-07]. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai#/>.

其中，生成式 AI 使用率的增长尤为显著。65% 的受访者表示，他们的企业已经经常性使用生成式 AI，这一比例几乎是 2023 年的两倍。这表明生成式 AI 在企业中的迅速普及，并为企业带来了切实的商业价值。AI 技术的快速应用正在深刻改变企业的运营模式，推动效率提升、决策精确化和创新解决方案的实现。

1.AI 已广泛渗透至各行各业

随着 AI 技术的成熟，AI 已经不再局限于实验性应用，而是广泛渗透到各行各业，推动行业数字化转型。尤其在医疗健康、制造业、金融业、零售与电商等领域，AI 技术正成为企业核心竞争力的一部分。

AI 与自动化的结合在制造业中展现了巨大的潜力。例如，一些制造业企业已经部署了基于 AI 的智能生产线，通过自动化检测系统、

机器人操作以及预测性维护，大幅提高生产效率和产品质量。

在金融领域，AI 的应用已经扩展到了风控、自动化交易以及客户分析等方面。部分银行通过 AI 驱动的风控系统实时分析交易数据，能及时识别潜在的欺诈行为，显著提高了交易的安全性和资金流转效率。同时，AI 通过精准的客户数据分析，帮助金融机构定制个性化金融产品，提升客户体验。

零售和电商行业同样在 AI 的推动下迎来了数智化转型。通过机器学习算法，电商平台能够根据用户的浏览记录和购买行为提供个性化推荐，从而提高转化率和客户满意度。AI 在库存管理和供应链优化中的应用，使得这些企业能更精准地预测库存需求，降低过剩库存和缺货风险。



图 1-3 全球企业 AI 使用率和生成式 AI 使用率大幅上升

2.AI 已深度融入企业核心业务场景

AI 技术已从初期实验阶段逐步进入企业核心业务，特别是在医疗健康、市场营销、研发、自动化、安防和物联网等垂直领域。根据国际金融论坛（IFF）的报告，超过 40% 的 AI 企业已将 AI 技术应用于这些领域，并取得了显著成果³。这些企业通过将 AI 技术转化为实际应用场景，不仅提升了业务运作效率，也为全球经济的数字化转型和智能化升级提供了有力支持。从销售和营销到客户运营、研发生产，再到供应链管理和中后台支持^{4,5}，AI 已经深入到各个职能（见图 1-4），推动了企业运营效率的提高和决策的智能化。

在销售和营销领域，AI 通过客户数据分析和行为预测，帮助企业实现精准营销和个性化推荐。亚马逊通过 AI 驱动的个性化推荐系

统，显著提升了客户转化率和销售额。该系统基于用户的历史浏览记录、购买行为以及商品详情页的停留时间等数据，精准预测用户需求并推荐相关商品。这种个性化推荐不仅提高了用户体验，还为亚马逊带来了约 35% 的销售额增长。

在研发和生产领域，AI 不仅能优化产品设计过程，还能通过计算机视觉、传感器融合等大幅提高生产效率。全球动物营养行业领导者安迪苏的南京工厂在设备维护领域的探索树立了行业标杆。该工厂利用 AI 算法分析设备运行数据，实现了超过 90% 的故障预测准确率。这一创新不仅提高了设备的可靠性，还显著减少了因设备故障导致的生产中断。

供应链管理领域，AI 的智能优化算法正在帮助企业实现从采购到分销的全程监控。通



图 1-4 企业各职能的 AI 典型应用场景

3. 新浪财经 . IFF 发布《全球 AI 竞争力指数报告》：全球 AI 企业竞争格局与趋势深度洞察 [EB/OL]. (2024-11-22)[2025-02-07]. <https://finance.sina.com.cn/hy/hyz/2024-11-22/doc-incwxaas0743889.shtml>.
4. Stanford University. Artificial Intelligence Index Report 2025[EB/OL]. (2025-04-07). [2025-05-07]. https://hai-production.s3.amazonaws.com/files/hai_ai_index_report_2025.pdf.
5. 微盟研究院，爱分析 . 2024 年企业 AI 应用趋势洞察报告 [R]. 2024-06-26[2025-02-07].

通过分析历史价格数据、市场趋势以及供应链中的实时信息，AI 系统能够精准预测价格变化，帮助企业在最佳时机进行采购，从而大幅降低运营成本。例如，联合利华利用 AI 技术预测全球原材料价格波动，优化采购策略，成功将采购成本降低了 12%。

尽管生成式 AI 的应用仍处于起步阶段，但它在多个领域已经展现出巨大的潜力。根据麦肯锡的分析，2024 年是生成式 AI 开始大规模应用并为企业带来商业价值的一年。生成式 AI 的应用不仅限于内容创作和数据处理，还在推动企业在以下几个关键领域实现变革：

（1）营销和销售领域：

自动生成广告文案、优化营销内容，基于客户行为和市场趋势自动生成个性化营销材料，提升营销效率；

（2）产品和服务开发：

广泛应用于新产品设计和服务创新，能够根据市场需求、用户反馈等数据，自动生成创新性的产品设计方案，提升研发效率；

（3）IT 部门的自动化：

推动“低代码”和“无代码”平台的使用，提高 IT 部门的自动化程度，降低人力资源成本。

3. 企业 AI 应用将呈指数级增长

企业的 AI 应用正逐步从实验阶段过渡到实际效益阶段。全球对 AI 的投资也将持续增长。根据 IDC 2024 年 10 月的预测，到 2028 年，全球在人工智能领域的支出将突破 6320 亿美元，较当前水平翻倍，年均复合增长率将达到 29.0%。

在 AI 技术的应用趋势中，生成式 AI 无疑将继续主导未来几年的发展。自 2022 年底，ChatGPT 的发布引发了大众对生成式 AI 的广泛关注，至 2024 年，Microsoft 365 Copilot 等企业级工具的出现，进一步推动了这一技术的商业化应用。2025 年春节前夕，DeepSeek R1 推理大模型的技术突破，更大幅提升生成式 AI 的实际效益。生成式 AI 正成为许多企业提升效率、创新服务和优化客户体验的核心竞争力，预计这一进展将在未来几年内对商业模式和企业运营带来深刻变革。

那么，究竟什么是生成式 AI？它如何通过创新的算法与技术推动商业变革？又有哪些最新进展和未来趋势值得关注呢？



二、生成式 AI 在企业应用的机遇

(一) 生成式 AI 简介

1. 生成式 AI 是什么

生成式人工智能（Generative AI, Gen AI）是近年来人工智能领域最具突破性的技术之一，也常被简称为“生成式 AI”或“GAI”。生成式 AI 是指能够自主创造新内容的人工智能系统，包括文本、代码、图像等多种形式。与传统 AI 仅能分析已有数据不同，它具备“创造”能力，可以撰写市场分析报告、生成产品设计方案，甚至编写软件代码。这种能力正在重塑企业的运营范式，推动商业运营从“数据驱动”向“智能生成”转变。

生成式 AI 的革命始于自然语言处理领域。其核心技术语言模型（Language Models, LMs）的本质是学习人类语言的概率分布，通过分析海量文本数据，掌握了人类语言的深层规律。就像人类通过阅读积累语感，这些模型能够精准把握词语关联、语法结构和语境表达。这种学习能力经历了从早期基于固定规则的问答程序，到统计学习模型，再到如今基于深度学习的智能模型的演进过程。

现代生成式 AI 的核心是大语言模型（Large Language Model, LLM），其革命性突破源于 Transformer 架构的创新设计。这种架构通过“注意力机制”实现了对上下文的全方位理解，使模型能够像人类一样通盘考虑信息关联。在企业运营管理中，LLM 能够理解复杂的业务语义（比如区分“营收

增长放缓”与“季节性波动”）、保持上下文一致性（比如在长达万字的分析报告中不偏离主题，保证逻辑连贯）和适应多场景需求（如同一模型可灵活适应客服对话和财务报告生成等多元场景）。

与此同时，参数规模更小的小语言模型（Small Language Model, SLM）正在特定商业领域展现独特价值。这类轻量级模型在证券实时监控、医疗辅助诊断等对响应速度和数据安全要求严苛的场景中，提供了更高效经济的解决方案。而 OpenAI o1、DeepSeek R1 等推理模型的崛起，则标志着生成式 AI 开始具备商业决策能力，不仅能生成内容，更能进行逻辑推演、多因素权衡，并提供可追溯的决策依据。

这些技术的进步，印证了生成式 AI 正从概念验证阶段迈向实际价值创造阶段。企业不再满足于技术演示，而是寻求能直接提升投资回报的解决方案。这也解释了为何生成式 AI 能引发全球范围内的应用热潮，它正在从实验室里的黑科技，转变为可量化、可部署的商业生产力工具。

2. 生成式 AI 在企业的应用模式

生成式 AI 在企业落地应用的关键，在于如何将通用技术转化为业务价值。在企业实践中，这种转化主要通过以下三种应用模式来实现，它们分别对应着不同的技术实现路径和商业应用场景。

提示工程（Prompt Engineering）是生成式 AI 在企业最基础的应用模式。就像与专业顾问沟通时需要清晰表达需求一样，通过精心设计的提示词（prompt），可以引导 AI 模型输出更符合预期的结果。这种方法不需要修改模型本身，而是通过优化输入方式来提升输出质量。典型的应用场景包括：在客户服务中设定多轮对话框架、在数据分析中明确指标计算的逻辑、或在文案创作中指定风格要求等等。优秀的提示工程，能够使大语言模型快速适应特定业务场景，大幅降低技术使用门槛。

检索增强生成（Retrieval-Augmented Generation, RAG）解决了生成式 AI 的知识更新难题。传统语言模型的训练数据往往存在时效局限，而 RAG 技术通过实时检索企业知识库、行业数据库等内外部信息源，为模型提供最新、最相关的背景知识。这种方法特别适合需要结合实时数据的业务场景，如基于最新市场动态的竞品分析、依据当期财报数据的投资建议等。RAG 架构既保持了预训练模型的强大生成能力，又确保了输出内容的准确性和时效性。

模型微调（Fine-Tuning）是企业实现深度应用的重要模式。通过在特定领域数据上继续训练，可以显著提升模型在专业场景下的表现。例如，使用医疗文献微调的模型，在诊断建议方面更加精准；基于金融数据优化的模型，在风险评估时更具洞察力。不同于前两种方法，微调直接改变了模型参数，使其“内化”了领域专业知识。随着参数高效微调技术的发展，企业现在可以用相对较小的成本，打造出高度定制化的专属模型。

这三种应用模式并非相互独立，而是能够相互协作。在企业实践中，通常先采用提示

工程快速验证技术价值，再引入 RAG 模式增强数据实时性，最后通过渐进模型微调实现深度整合，满足复杂业务需求。这种阶梯式的技术应用路径，既控制了初期投入风险，又为企业后续的智能化升级预留了空间。

尽管当前生成式 AI 在事实准确性上仍然存在“幻觉”（即可能生成看似合理但不准确甚至完全虚构的信息），但这并不应成为企业拥抱生成式 AI、探索创新应用的绊脚石。关键在于理解生成式 AI 输出结果的多面性，并采取针对性的策略加以管理和利用。

从企业应用的实际成果来看，可以将生成式 AI 的输出大致归为两大类：“对不对”与“好不好”。

“对不对”主要涉及结果具有明确真伪判断标准、对事实准确性要求极高的应用场景。例如，在财务报告分析、法律文书审阅、医疗诊断辅助等领域，信息的准确性是不可妥协的底线。对于这类应用，生成式 AI 输出的潜在不准确性至关重要。此时可以通过关联关键数据对生成的内容进行事实核查与佐证，来提升输出的可靠性；或是进行人机协同确认，在关键节点引入人工审核与交互机制，由领域专家或业务人员对生成式 AI 的输出进行最终确认、修正或指导。

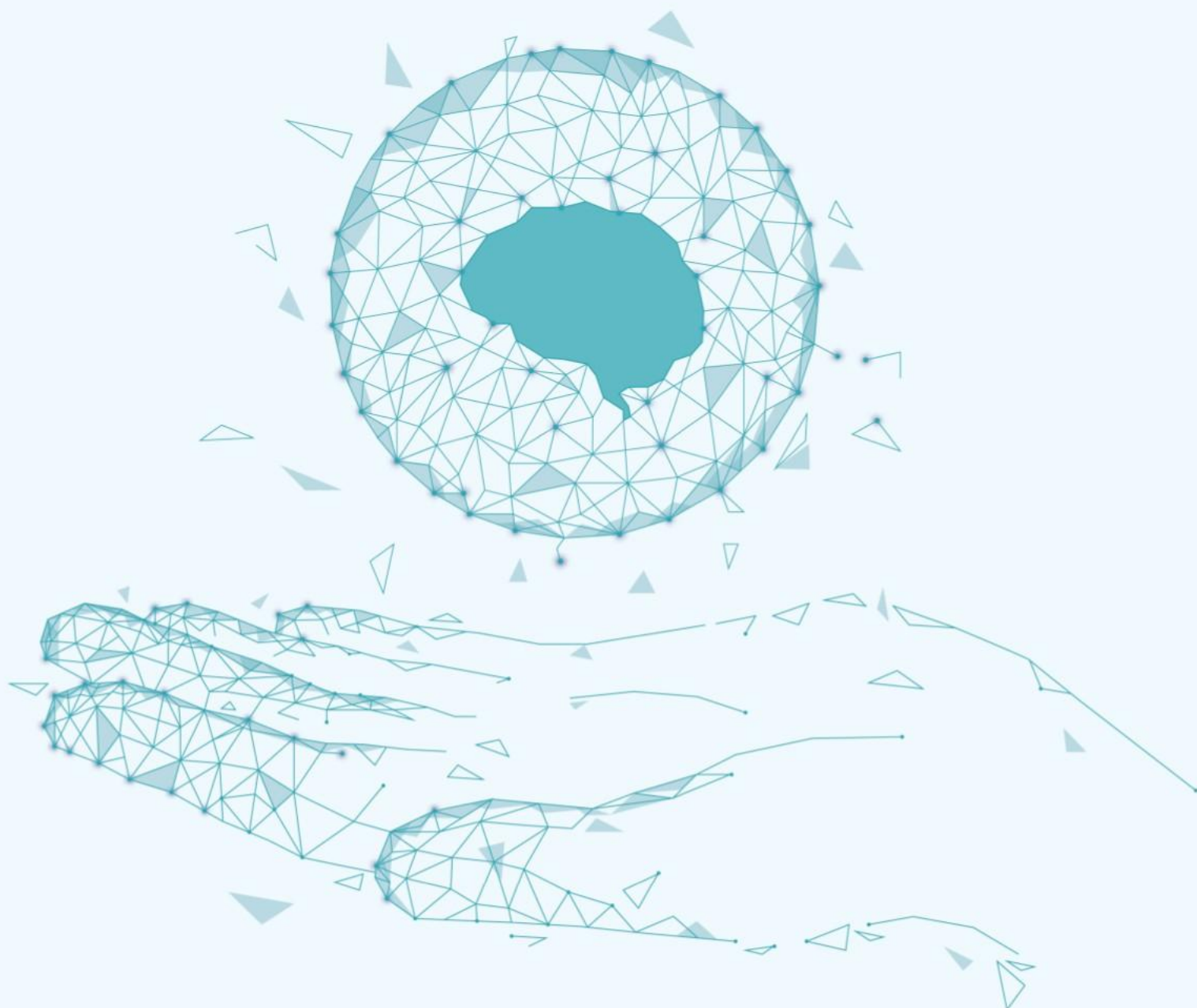
与“对不对”相对的，是更为普遍存在的“好不好”问题。这类应用的结果更多关乎效果、创意、效率、用户体验或主观满意度，而非绝对的、二元的对错。例如，在营销文案的创意生成、产品设计的初步构想、代码化内容推荐、内部报告的初稿撰写等方面，生成式 AI 的价值更多体现在提升工作的质量和效率，或提供新颖的

视角。对于这类追求“好不好”的应用，我们可以采取迭代优化的策略，发展或利用另一个专门的生成式 AI 模型，结合特定领域的知识、行业标准或预设的评估指标，来对主生成式 AI 生成的内容进行初步的质量检核；对于未达到预设标准或用户期望的输出，可以通过反馈机制促使生成式 AI 进行再次生成或优化，逐步迭代，直到产出符合目标的高质量结果。

整体来看，虽然“正确性”（对不对）在许多场景下是基础和前提，但在当前的生成式 AI 应用浪潮中，大量且极具潜力的应用场

景的价值更侧重于提升“质量”与“效益”（好不好）。因此，企业在引入生成式 AI 时，不应因其“幻觉”问题而因噎废食、裹足不前。

更具建设性的做法是，积极探索生成式 AI 的应用潜力，并基于不同应用的特性图是更侧重“对不对”还是“好不好”，来设计和实施差异化的管理策略和技术路径。通过这种方式，企业不仅能够有效控制风险，更能充分释放生成式 AI 在驱动创新、提升效率和优化体验方面的潜能，从而在数智化时代占据先机。



3. 生成式 AI 在企业应用中的代表性产品

当前全球生成式 AI 技术已形成完整的产业应用矩阵，国内外科技企业通过差异化布局推动技术持续突破。从技术架构来看，呈现通用大模型专业化、垂直领域精细化、智能体 (agentic AI) 平台普及化等三大趋势。

(1) 国内代表性产品

在国内市场，基础大模型领域呈现深度创新格局。DeepSeek 在多模态理解以及推

理分析上取得突破性进展，同时通过模型架构创新、工程优化以及训练方法的突破，大幅降低算力需求，加速生成式 AI 在企业级场景的大规模落地；阿里云 Qwen3 系列通过全系开源策略进一步降低企业部署门槛；Kimi 和智谱 AI 则专注多模态与专业场景适配。视频生成赛道竞争白热化，快手的可灵 2.0 能够实现物理运动模拟，腾讯混元视频大模型达到工业级游戏内容生产标准。智能体平台建设尤为突出，字节跳动扣子、腾讯元器等产品已实现从智能体开发到分发的全链路支持，中国移动灵犀智能体更开创了运营商级 AI 服务新模式。

表 2-1 国内代表性生成式 AI 企业应用产品（截至 2025 年 5 月）

类型	产品	公司
大语言模型	DeepSeek	深度求索
	通义千问 (Qwen)	阿里
	豆包 (Doubao)	字节跳动
	Kimi	月之暗面
	智谱清言 (Zhipu Qingyan) / GLM 系列	智谱 AI
	混元大模型 (Hunyuan)	腾讯
AI 视频生成	可灵 (Kling)	快手
	混元视频大模型 (Hunyuan Video)	腾讯
	PixVerse	爱诗科技 (PixVerse / Aishi Technology)

多智能体平台	扣子 (Coze)	火山引擎 (字节跳动)
	腾讯元器 (Tencent Yuanqi) / 腾讯云智能体开发平台 (TCADP)	腾讯
	文心智能体平台 AgentBuilder / 千帆 AppBuilder	百度
	AutoGLM 家族 / AutoGLM 沉思	智谱 AI
	Kimi+ 智能体商店	月之暗面
	灵犀智能体 / 中国移动能力中台 / 聚智智能体平台	中国移动
其它重要 AI 应用	Whee	美图
	即梦 (Dreamina)	字节跳动 (剪映)
	LiblibAI	奇点星宇
	天工 AI 搜索	昆仑万维
	百度 “AI 搜”	百度
	百度网盘听记	百度
	通义听悟 (Tongyi Tingwu) / 阿里云通义 “效率” 工具	阿里云
	Kimi PPT 助手	月之暗面
	AiPPT	饼干科技
	讯飞智文	科大讯飞
	腾讯文档	腾讯
	清言 PPT	智谱 AI
	钉钉 AI	阿里
	飞书	字节跳动
	CodeQwen	阿里

(2) 国外代表性产品 I

表 2-2 国外代表性生成式 AI 产品（截至 2025 年 5 月）

类型	产品	公司
大语言模型	GPT-4o / o3 系列 (GPT-4o, GPT-4.1, o3, o4-mini)	OpenAI
	Claude 3.5 Sonnet / 3.7 Sonnet	Anthropic
	Gemini (2.0 Flash, 2.5 Pro/Flash)	Google DeepMind
	Llama 3.3	Meta
AI 视频生成	Google Veo (Veo 2, Veo 3)	Google DeepMind
	OpenAI Sora	OpenAI
	Runway (Gen-3 Alpha, Gen-3 Alpha Turbo, Gen-4)	RunwayML
多智能体平台	OpenAI GPTs / Responses API / Agents SDK	OpenAI
	Microsoft Copilot Studio / Microsoft 365 Copilot Agents	Microsoft
其它重要 AI 应用	Midjourney	Midjourney
	Recraft AI	Recraft
	FLUX.1 Series	Black Forest Labs
	ComfyUI	开源社区 (Comfy-Org 等贡献者)
	Perplexity AI	Perplexity AI
	Microsoft Copilot Search (原 New Bing)	Microsoft
	OpenAI SearchGPT (集成体验)	OpenAI
	Felo AI Search	Sparticle 株式会社
	Gamma.app	Gamma Technologies
	Cursor	Anysphere
	HeyGen	HeyGen
	Napkin.ai	Napkin AI (Pramod Sharma, Jerome Scholler - 前 Osmo 团队)
	World Labs (空间智能 / 大型世界模型)	World Labs (李飞飞联合创办)

(2) 国外代表性产品 II

国际厂商持续引领技术前沿，OpenAI 的 4o 和 o3 系列在多模态理解和推理分析上同样展现出强劲实力，Anthropic 的 Claude 3.5/3.7 通过 Artifacts 功能重塑人机交互范式。视频生成领域，Google Veo 与 Runway Gen 系列在影视级渲染方面建立技术壁垒。值得关注的是，多智能体平台发展迅猛，微软 Copilot Studio 与 OpenAI GPTs 已实现复杂工作流的自动化编排，展现出从单点智能向系统智能的演进趋势。

4. 生成式 AI 未来趋势：AI Agent

AI Agent（人工智能代理，也称为“智能体”）正在成为生成式 AI 技术演进的下一个重要方向。“Agent”（代理）这一概念最初源自哲学，用于描述具备欲望、信念、意图并能够采取行动的实体。在人工智能领域，这一概念被进一步发展，指那些具备自主性、反应性和交互性的智能“代理”系统，能够模拟或代替人类在复杂环境中的行为。

AI agent 的出现标志着人工智能从传统的计算工具转向更复杂、更具动态适应性的智能体。随着 AI 领域的发展，智能代理逐渐演变为可以自我决策并与外界互动的系统，它们能够在复杂的环境中做出响应并完成任务。因此从广义上来说，AI agent 是一种智能系统，它能够自主感知环境、理解任务并做出决策。这些智能系统的核心特征包括自动化执行、智能决策和持续学习能力。

虽然 AI Agent 并非 AI 领域的新概念，但随着大语言模型的出现，AI Agent 得到了前所未有的技术突破。LLM 通过引入强大的自然语言理解能力，使得 AI Agent 具备了更强的理解能力与自我感知能力。这一进展为创建更为广泛和实用的 AI Agent 提供了技术支持，使其在企业运营和管理中展现出更加重要的价值。

要深入理解 AI Agent 的本质特征，可以从人机协同的三种基本模式（见图 2-1）入手：

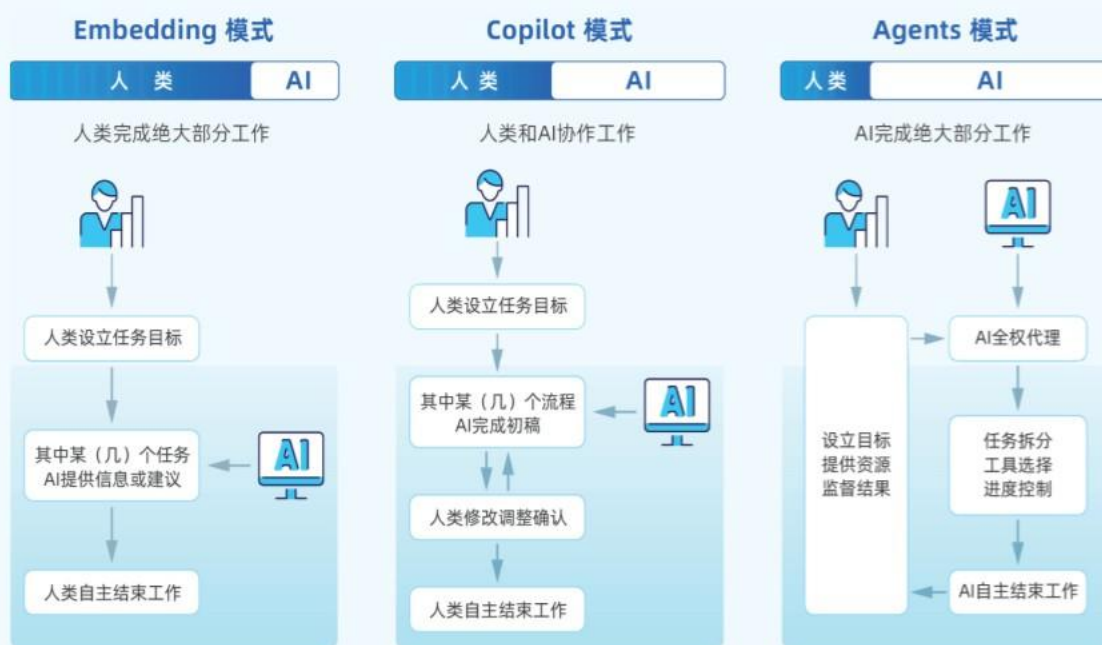


图 2-1 人机协同的三种模式

在 **Embedding**（嵌入式）模式下，AI 主要作为工具嵌入到特定工作环节中。人类工作者仍然主导整个工作流程，仅在需要时调用 AI 能力完成特定任务。例如，设计师使用 AI 生成初始创意方案，但后续的修改完善仍由人类完成。这种模式下，AI 的角色更接近于一个专业工具。

Copilot（副驾驶）模式则代表了更深层次的人机协作。AI 不再局限于单一环节，而是全程参与工作流程，与人类形成互补合作关系。以软件开发为例，AI 不仅能够生成代码片段，还能实时提供优化建议、检测潜在错误，甚至协助完成测试用例。这种模式下，人类与 AI 的关系更像是合作伙伴，各自发挥所长共同完成任务。

而 **Agent** 模式则实现了更程度的自主性。AI 系统能够独立理解任务目标，自主规划执行路径，并在过程中做出关键决策。人类主要承担目标设定和结果评估的职责，具体执行过程则完全交由 AI 完成。

例如在供应链管理中，AI Agent 可以自主监控市场变化，预测潜在风险，并实时调整采购策略，整个过程无需人工干预。这种模式充分体现了 AI Agent 的核心价值——将人类从重复性决策中解放出来，专注于更具创造性的工作。

这三种模式的演进反映了 AI 技术从辅助工具到自主决策者的转变过程。**Copilot** 与 **Agent** 的本质区别在于自主规划能力：前者需要人类持续参与指导，后者则能够独立完成从目标理解到执行的全过程。这种自主性使得 AI Agent 能够处理更加复杂、动态的业务场景，为企业创造更大的价值。

当前，AI Agent 正处于商业化应用的关键转折点。市场正在经历从概念验证到实际落地的过渡期，在这个过程中，AI Agent 的产品形态呈现出多元化发展趋势。值得注意的是，随着技术边界的不断拓展，AI Agent 与 **Copilot** 等辅助型产品之间的界限正在变得模糊，一些高度自动化的 **Copilot** 产品实际上已经具备了 **Agent** 的部分特征。随着技术的不断成熟，我们将见证 AI Agent 从概念走向现实的完整历程。

（二）DeepSeek： 企业级生成式 AI 的破局者

由浙江大学校友梁文锋及其团队创立的深度求索（**DeepSeek**）公司，正凭借自研大模型技术，重塑企业级生成式 AI 应用格局。作为国内生成式 AI 基础技术研究的领先企业，**DeepSeek** 解决了企业级生成式 AI 应用的成本优化、自主可控和数据安全三大难题，让生成式 AI 真正成为可部署、可量产的工业级解决方案。

1. 成本优化，突破“算力霸权”

传统大模型受“扩展定律”（**Scaling Law**）束缚，依赖“大算力、大数据、大模型”模式，导致应用成本高昂，阻碍了企业规模化部署。

DeepSeek 通过算法创新与工程优化打破了这一困境：

（1）在模型架构方面，**DeepSeek V3** 采用混合专家模型设计，借助稀疏激活机制在每次推理时仅需要激活约 370 亿参数，相比传统稠

密模型全量激活 1750 亿参数，大幅降低计算资源消耗，更在 2048 块 H800 GPU（针对中国市场的低配版 GPU）上完成了模型训练，证明了算力规模并非性能的唯一决定因素；

(2) 技术优化方面，引入低秩注意力机制对注意力矩阵进行智能压缩，将显存占用控制在同类模型的 5%-13%，并采用了纯强化学习路径来减少对海量标注数据的依赖，有效缩短了训练周期；

(3) 工程实现上，开发了 FP8 混合精度训练、DualPipe 算法等技术，让 DeepSeek 在有限硬件资源下实现顶级性能，为中小企业提供可负担的 AI 基础设施。

DeepSeek 的这些实践具有重要的行业启示意义：它证明通过算法创新和工程优化，完全可以在不依赖天价算力投入的情况下，实现高质量的 AI 模型训练和应用。这种“小而美”的技术路线，为广大中小企业提供了可负担的 AI 基础设施，让更多企业能够享受到生成式 AI 带来的技术红利。

2. 自主可控，以开源推动普遍智能

在人工智能领域，国际科技巨头长期通过闭源模型构建技术壁垒，将核心算法与训练细节封闭在商业黑箱中，既限制了行业创新，也加剧了技术垄断风险。DeepSeek 则选择全面开源，先后开放大语言基座模型 DeepSeek V3、复杂推理模型 DeepSeek R1 及数学证明模型 Prover-V2，其性能媲美甚至超越全球顶级闭源模型。开源策略在行业内产生了深远影响。众多企业纷纷跟进，甚至倒逼 OpenAI 重启开源计划，引领 AI 开源趋势。

这使得 AI 技术真正变得触手可及，为实现“时时、处处、人人可用的普遍智能”奠定了坚实基础。

DeepSeek 的开源模式为企业应用生成式 AI 提供了真正的自主可控方案。对企业而言，基于 DeepSeek 开源模型，可自主训练优化，摆脱闭源 API 依赖，掌握全流程技术能力，确保业务逻辑与数据安全，自主调整迭代路线。同时，DeepSeek 坚持开放工具链与适配方案，为大企业提供私有化部署定制 AI 能力，帮助中小企业通过标准化 API 快速集成。

产业协同方面，DeepSeek 与国内算力产业链形成了深度合作。三大运营商和华为云、京东云、联通云、天翼云等国内主流云平台纷纷上线 R1 大模型服务，提供多样化的“一键部署”解决方案；中科曙光等基础设施供应商则提供高性能算力集群支持。华为昇腾等国内芯片厂商完成适配，推动国产芯片产业链发展，实现“大模型+国产芯片”创新。各行业也借此实现深度定制，金融、医疗、制造业等领域效率显著提升，共同构建起技术普惠、产业协同、场景落地的 AI 生态。

3. 数据安全，构建企业级 AI 应用的信任基石

在构建企业级生成式 AI 应用时，数据安全是不可逾越的底线。DeepSeek 通过自主研发的国产化技术底座，从根本上确保了关键领域的 data 主权，避免了外部技术依赖带来的潜在风险。企业可以根据实际需求选择全栈本地化部署方案，实现“数据不出域”的安全保障，配合细粒度的访问控制机制，还能实现数据全

更在于通过“创·新生产力”重塑市场格局、推动产品革新并开辟全新营收渠道。在数智驱动的新时代，企业竞争的核心已从效率比拼转向创新能力的较量。只有突破传统生产力的思维局限，才能充分释放生成式 AI 的变革潜能。

当企业构建起人才、技术、流程与合作伙伴的协同生态时，将形成持续创新的正向循环。这种飞轮效应使生成式 AI 的创新动能不断累积，最终实现从工具辅助到自主驱动的质变。率先实现这一转型的企业，将突破渐进式改进的边界，创造指数级的商业价值，从而在行业竞争中建立难以逾越的竞争优势。

2. 生成式 AI 在企业应用的机遇

上述生成式 AI 的“创新·生产力”与“创·新生产力”两种创新方式，需要通过具体的企业应用架构来实现价值转化。当前关于生成式 AI 的企业应用讨论，大多聚焦于制造业、金融业等行业垂直领域的解决方案。而从企业内部运营管理的视角来看，探索生成式 AI 如何赋能不同职能场景同样至关重要。这一视角的选择源于两个关键认知：其一，生成式 AI 的应用正在从单点突破向系统性赋能演进；其二，企业数智化转型需要实现技术应用与管理实践的深度融合。

本报告从企业内部运营管理视角出发，构建了生成式 AI 的企业应用架构体系。如图 2-3 所示，多模态大模型作为核心引擎，在企业数据底座与能力接入、企业知识增强、智能决策与流程优化、业务应用与场景映射四个维度展现出巨大的应用潜力，系统性地革新企业运营管理模式。

当前，以 ChatGPT、DeepSeek 为代表的大语言模型正快速发展，展现出强大的多模态处理能力。这些模型不仅能同时理解文本、音频、图像等多种输入形式，还能生成相应的多模态输出，从而胜任图表分析、PPT 制作、流程图绘制等复杂任务。通过开放的插件机制，多模态大模型还可以与企业现有系统资源（包括数据库、RPA 工具、BPM 流程引擎、ERP、CRM 等信息系统）实现深度集成。

在数据驱动的运营管理时代，企业面临的首要挑战，是如何将物理世界中分散且多源的异构数据转化为可用的数字资产。企业内部数据涵盖 ERP/MES/CRM 等数据、记录，企业的战略文档、组织架构图、业务流程说明，以及设备运行数据等多种异构数据；外部数据则包括政策法规、行业研究报告、市场动态等。多模态大模型不仅能整合这些异构数据，还能通过 API 接口，将 BI 平台、IoT 设备、流程管理系统、数据中台等系统接入数据底座，作为构建支撑数智驱动的企业基石。

当数据转化为知识后，企业面临的第二大挑战是如何高效管理和利用这些知识。传统基于检索的知识管理系统，存在精准度不足、整合效率低下等局限，更难以传承隐性知识。通过构建具有持续学习能力的企业知识图谱（Enterprise Knowledge Graphs, EKG），多模态大模型实现了从被动检索到主动生成的知识应用转变，打造出企业的“知识大脑”。

多模态大模型还能优化企业工作流程、实现智能决策。传统的工作流程执行，一般是基于预设的规则驱动，因而只能处理简单、预定义的任务。多模态大模型能提供流程优化建议，帮助企业实现业务和流程的全面自动化；

在应对非常规问题和面临决策困境时进行智能决策，生成创新性解决方案。基于 AI Agent 的能力，多模态大模型还能实现任务分解、追踪、执行与迭代更新。这种能力使企业决策从预设规则走向智能生成，显著提升了运营灵活性。

最终，这些技术能力将转化为实际的业务价值。多模态大模型正在驱动商机推进、智能报价、产品改型设计、项目管理、智能售后服务以及数据运营等核心业务场景的全面革新，不仅提升了产品及服务质量，更可能催生出全新的商业模式。业务场景的持续迭代还会产生新的数据反馈，这些来自应用层的实战经验将不断反哺至数据底层，优化原始数据质量并扩充能力接入维度，形成“数据 - 知识 - 决策 -

应用 - 数据”的闭环进化。这种从技术能力到商业价值的转化，正是生成式 AI 赋能企业运营管理的本质所在。

当前生成式 AI 在企业中的应用仍然呈现“碎片化创新”特征，尚未能实现系统性转型。本报告的后继章节将聚焦数据、知识、流程、商机、报价、设计、项目、售服、决策、运营等十大核心模块，通过“痛点分析 - 解决方案 - 典型场景应用案例 - 价值定位”的框架，系统性地展现生成式 AI 的应用机遇，助力企业规划切实可行的落地路线。每章特别强调价值创造方式的区分（“创新·生产力”或“创·新生产力”），以期为企业把握不同层级的数智化转型机遇提供指引。



图 2-3 生成式 AI 的企业应用架构图

三、数据：从人工处理到自主生成

（一）企业数据感知与处理的需求与挑战

在现代企业中，数据已成为驱动运营管理和决策制定的关键资源。从手写单据到数字表单，再到多模态数据的整合，数据形式的多样化对企业的运营效率和竞争力提出了新的要求。随着企业数智化运营管理逐步迈入数据驱动和数智驱动阶段，全要素数字化成为企业提升运营能力的必要选择。全要素数字化不仅涵盖了对结构化数据的高效处理，还包括对非结构化数据（如图像、语音、视频等）的智能解析与自动生成，帮助企业构建统一的数据视图，实现从原始数据到可用数据资产的转化，为决策优化、效率提升和客户体验改善提供支持。

在全要素数字化过程中，企业需要处理多元化的数据来源。由人产生的数据，例如客户填写的表单、纸质合同、社交媒体互动记录等，传统上依赖人工整理和录入，效率低下且容易出错。设备生成的数据，如工业物联网设备和生产线传感器记录的实时数据（包括温度、压力、机器日志等），需要智能系统实现自动采集与整合。此外，环境数据（例如监控录像、客户服务录音等）也必须通过专业解析才能转化为可用数据。所有这些数据生成环节，都需要通过智能化手段实现自主处理，才能真正支持企业高效运营。

尽管物理世界数据的全要素数字化能为企业带来巨大的价值，但这一过程并非一帆风顺。图 3-1 展现了企业在实践中主要面临的三大核心挑战：

1. 多模态数据统一解析难

物理世界中的数据载体复杂，包括文字、图像、音频、视频等。例如，企业需要处理扫描件、生产记录、设备传感器的数据等，它们的数据格式和处理方式各不相同。传统人工方式难以实现这些异构数据的统一处理，更无法保证信息转换的准确性和完整性。特别是低质量的原始数据（如褶皱的文档或模糊的图像）更需要专业的修复处理。

2. 语境化语义理解难

物理世界中的数据往往含有复杂的隐含意义，机器需要理解这些语境才能正确分类。例如，在商业合同中，某些条款的含义可能依赖于具体的法律或行业背景；在零售行业，顾客行为数据需要根据不同的情境进行分析（例如客流量下降可能是由于天气、促销等多种因素）。这种高度依赖人工经验的处理模式，既不可持续，也难以保证一致性。

3. 动态结构化与实时分析难

物理世界的数据通常是实时变化的，这与人工处理的滞后性形成矛盾。例如，制造业中的生产线设备状态需要实时监控和分析，传统记录方式难以满足即时决策需求。如何在快速变化的环境中实现数据的自动生成与分析，是企业面临的重要挑战。

为应对这些挑战，企业需要从人工处理转向智能生成的技术手段。生成式 AI 作为智能

技术的典型代表，正以其独特的自适应、自生成、自学习和自定义能力，为企业数据自动生成、迈向全要素数字化提供了全新解决方案。

(二) 生成式 AI 驱动的数据自主生成

在处理多模态数据并进行转化的过程中，生成式 AI 凭借其四大核心能力，有效实现了从人工处理到自主生成的跨越。通过自适应、自生成、自定义和自学习的协同作用，生成式 AI 不仅提升了数据转化的效率和准确性，还为企业应对复杂多变的业务需求提供了灵活的支持。

1. 自适应的多模态数据获取能力

生成式 AI 具备强大的多模态数据获取能力，重新定义了物理世界数据的采集边界。无论是纸质文档、手写笔记、会议录音，还是产品图像、监控视频、设备传感器信号，生成式 AI 能够突破传统数据采集的局限性，快速完成初步数据获取，显著提升数据收集的效率和覆盖范围。

生成式 AI 的多模态能力还能够整合文本、图像、音频等不同模态数据，突破单一数据类

型的限制，将这些数据有机地整合到统一的数据结构中。

2. 自生成的语义理解与语境处理能力

生成式 AI 能自动识别关键数据并理解数据之间的语义关系。也就是说，生成式 AI 能像人类一样理解“什么数据重要”以及“数据之间如何关联”。

例如，在制造业中，一份设备检测报告可能包含手写参数、波形图、潦草备注等多种形式的数字内容。生成式 AI 能够像经验丰富的工程师一样，自动识别并提取关键数据（如轴承型号、振动频率等），忽略无关内容（如装饰性图表或冗余描述），并根据预定义好的格式进行归档。这种能力不仅提高了数据采集的效率，还确保了数据的准确性和完整性。

3. 自定义的动态场景适配能力

生成式 AI 的动态场景适配能力使其能够根据不同业务场景的需求，灵活调整数据处理流程，输出符合场景特征的数据结果。例如，在与 ERP 系统集成时，生成式 AI 能够识别文



图 3-1 物理世界数据向数字世界数据转化的挑战

档类型（如询价单、订单或入库单），并自动调用相应的 API 完成字段填充与格式转换。

这种“场景自适应”的能力不仅支持供应链、仓储、财务等多业务模块的差异化需求，还能根据区域化或部门化特性进行定制优化，确保生成式 AI 在复杂多变的环境中始终保持高效和精准。

4. 自学习的持续优化能力

生成式 AI 通过持续学习和优化，不断增强物理世界全要素数字化的准确性和适应性。在实际应用中，初期生成的数据可能并非完全准确，因此需要通过人工审核进行校验和纠正。

人工审核的反馈结果作为强化学习的信号，帮助生成式 AI 动态调整模型参数，逐步提升数据生成的准确性和规则优化能力。这种基于反馈的持续优化机制贯穿整个全要素数字化流程，确保生成式 AI 能够在不断变化的业务环境中快速响应需求，实现数据处理的高精度和高灵活性。

（三）案例

案例 1

• “生单助理”单据智能生成解决方案

1. 案例背景

ABC 国际贸易有限公司是一家专注于电子产品及零部件进出口的企业。随着业务的快速扩张，该公司每日需要处理数百至上千张单据，尤其在高峰期，单据数量更是激增。然而，单据类型多种多样，包括订单、到货单、装箱单、提单、发票等，且每一种单据类型下，每个客户又有各自独特的单据格式，使得单据的处理变得复杂繁琐。长期以来，该公司一直依赖人工手动识别和转换，将不同格式的单据数据录入系统。

然而，一旦单据数量激增，人工处理的效率瓶颈和错误率问题便愈发凸显，直接导致订单处理的响应速度下降和客户满意度降低。目前，该公司的单据处理主要面临以下三大挑战：

- (1) 效率低下：手动录入单据平均每张需耗时 3 分钟，高峰期每日总处理时间超过 6 小时，严重影响响应速度。
- (2) 错误频发：人工录入易出现数据错误，如数量、价格或客户信息的遗漏与录入错误，直接影响订单准确性和客户满意度。
- (3) 成本高昂：为应对高峰期订单量，公司不得不投入额外人力，这显著增加了运营成本。

因此，该公司亟需一种能够自动识别和处理多样化的单据格式，并将其转化为公司标准化单据数据进行存储的解决方案，以提升单据处理的效率和准确性，同时降低运营成本。

2. 解决方案及成效

为应对上述挑战，ABC 公司引入了鼎捷数智股份有限公司（以下简称“鼎捷”）基于生成式 AI 技术构建的单据智能生成助理（以下简称“生单助理”）系统，与其现有的 ERP 系统无缝集成。以纸质采购单据为例，生单助理通过智能化的数据采集与处理流程，将传统耗时 3 分钟的单据录入缩短至 6 秒，显著提升了单据处理效率，同时降低了人工错误率。图 3-2 展示了生单助理的单据智能生成处理流程，包括自适应、自生成、自学习、自定义四个部分。

(1) 自适应：多模态信息的高效采集

生单助理能够自动识别多种形式的单据，包括手写订单、PDF 文件、图表等。系统快速将这些非结构化数据转化为可解析的文本数据，显著提升了数据采集效率。如图 3-3 至图 3-5 所示，用户在生单助理界面上传了一张来自江宁供应商的到货凭据图片，包含了单据类型、日期、运营区域、供应商、结算公司等数据。

(2) 自生成：生成标准化单据数据

生单助理通过生成式 AI 技术，能够灵活处理不同客户提供的多样化单据格式，并将其转化为公司统一的标准化单据数据。以上传的纸质单据图片为例，系统能够自动识别并提取单据类型、日期、供应商名称等关键数据，同时根据预定义的标准化模板，自动生成与纸质单据内容一致的结构化数据（见图 3-6）。这一过程不仅减少了人工干预，还显著提升了单据处理的精确性和效率，确保所有单据数据符合公司内部的统一标准，便于后续的业务处理 and 数据分析。

(3) 自学习：持续优化处理规则

在单据生成后，生单助理利用人工审核反馈不断优化数据生成规则。每次校正反馈都会帮助系统动态调整模型，使其在后续处理中的准确率不断提高。例如，在初期生成的采购品名称中，生单助理偶尔会遗漏类似“朝阳电池”中的“阳”字。通过人工审核反馈，系统对规则进行了优化，确保后续处理中的识别精度更高，显著提升了准确性。

(4) 自定义：生成电子单据并存入 ERP 系统

针对不同单据类型和业务需求，生单助理能够自动调用 ERP 系统 API，完成字段格式和内容的个性化调整。无论是供应链、仓储还是财务模块，系统均能高效适配特定场景需求，确保数据格式符合系统规范。最终，生成的单据将在生单助理界面反馈给用户，显示对应的单号（见图 3-7），并自动存入 ERP 系统中（见图 3-8），触发后续的仓储、发货等流程。



图 3-2 生单助理的单据智能生成处理流程



图 3-3 激活生单助理



图 3-4 上传单据图片

公司到货凭据							
单号	:						
单据类型	:	到货单					
单据日期	:	2025/02/07	结算公司	:	南京江宁公司		
备注	:	单据备注	收货机构	:	南京江宁工厂		
营运域	:	集中采购域	货币	:	CNY		
供应商	:	江宁供应商	税种	:	增值税		
来源	源单号	源单序号	源单次序号	品名	数量	单位	单价
采购单	3501-250207001	1	1	朝阳电池	9	PCS	10

图 3-5 纸质单据图片数据

到货单

*单据类型：到货单

单号：请输入单号

*单据日期：2025/02/07

*供应商名称：江宁供应商

备注：单据备注

新增行

🔍

🗑️

📷

品号	品名	数量	单价	操作
001	朝阳电池	9	10	删除

图 3-6 自生成数据 -

提取采购单文字内容并生成格式化数据



图 3-7 生单助理生成单据并反馈单号

通过部署生单助理，ABC 公司在单据处理效率、成本和准确性等方面取得了显著成效，实现了单据处理的自动化，避免了人工操作中的错误和延误：

效率提升：以日处理 50 张单据为例，传统手动录入每张单据平均需要 3 分钟，一天需耗时 2.5 小时。而通过生单助理，平均每张单据处理时间仅为 6 秒，一天仅需 5 分钟即可完成单据处理，效率提升高达 96%。

成本降低：在业务高峰期，1000 张单据处理所需人力从 6.25 人降至 0.2 人，大幅节约了人力资源成本。

准确性提高：自动校对功能显著降低了错误率，同时提高了客户满意度。

通过应用生单助理，ABC 公司不仅解决了单据输入环节的低效和易错问题，还通过自动化、智能化的数据处理能力，使企业能够在高峰期维持稳定的运营质量。

查看-维护到货单

+ 新建
复制
修改
删除
打印
附件
业务查询
业务操作
审核
电签

采购域
1

单据类型
到货单

单号
2342-202502070012

供应商
江宁供应商

采购员

部门

单据日期
2025-02-07

到货日期
2025-02-07

结算公司
南京江宁公司

业务
协同交易
财务
其他

收货机构
南京江宁工厂

收货人

币种
CNY

汇率
1

付款条件

供应商联系人

供应商地址

备注
单据备注

供应商单号

运输方式

参考单号

到货明细

序号	商品类型	工程码	品号	品名	规格	特征码	特征码规格	图号	业务数量	业务单位	计价数量	计价单位	库存
1	商品	正式	001	朝阳电池		1	普**通	001	9.0000	PCS(4)	9.0000	PCS(4)	

原币未税金额
90.0000

原币税额
11.7000

原币价税合计
101.7000

本币未税金额
90.0000

本币税额
11.7000

本币价税合计
101.7000

图 3-8 在 ERP 系统内查看对应的电子单据

案例 2

· 文件数据合规检测解决方案

1. 案例背景

AA 电气有限公司是一家集产学研为一体的国家高新技术企业。其主营业务为中高压输配电设备制造，涵盖真空断路器、开关成套设备；智能电控设备研发生产；电力工程技术服务、技术开发转让；以及电力设施承装、承修、承试业务，产品与服务广泛应用于电力系统各领域。在参与主机厂组织的电网配套设备招投标过程中，企业面临投标文件合规性管理的重大挑战。

主机厂招标方基于电网行业特性，对技术参数、测试报告等投标文件内容设置了严格的规范要求。这些要求不仅包含明确的数据区间和格式标准，还涉及大量需要专业判断的隐性规则。在传统人工处理模式下，企业遭遇三重困境：

(1) 规则解析效率低下：

工作人员需要耗费 3-5 个工作日，从数百页招标文件中逐条提取技术要求，过程中极易遗漏关键条款。例如额定电流和绝缘等级之间存在关联性规则，人工识别准确率不足 70%。

(2) 合规校验过程粗放：

面对主机厂复杂的技术标准体系，人工核对时难以全面把握参数间的逻辑关联，导致技术偏差识别错误率高达 15%-20%。这不仅造成多次投标被拒，更严重影响企业在主机厂供应商体系中的评级。

(3) 问题修正环节存在瓶颈：

针对检查发现的不合规项，工程师需要逐一分析原因并制定修改方案，整个过程完全依赖个人经验，既无法保证修正方案的准确性，又严重拖延投标进度。

表 A.1 “接续金具(压缩型)” 电力金具供应商数智制造质量评价要求						
评价环 节	序 号	评价项			数据质量	
原材 料、组 部件检 验	1	铝材 (铝 管、铝 合金 管)	1.1	原材料制造商	数据类型为 String（系统判定）	1.数据上传 实际交货日期 2.数据上传 产工单实际
			1.2	材质	数据类型为 String（系统判定）	
			1.3	牌号	数据类型为 String（系统判定）	
			1.4	入厂检验批次号	数据类型为 String（系统判定）	
			1.5	化学成分分析 Al	1、数据范围：检测结果应大于 0 且小于 100（系统判定） 2、检测信息与入厂复检报告中数据保持一致； 3、原材料出厂检测日期应早于生产工单完成日期； 4、原材料入厂复检日期应早于生产工单完成日期；	
			1.6	化学成分分析 Si	1、数据范围：检测结果应大于 0 且小于 100（系统判定） 2、检测信息与入厂复检报告中数据保持一致； 3、原材料出厂检测日期应早于生产工单完成日期； 4、原材料入厂复检日期应早于生产工单完成日期；	

图 3-9 招标文件某数据质量评价要求示例

2. 解决方案及成效

为突破这一瓶颈，该企业引入鼎捷文件数据合规检测解决方案。该方案基于生成式AI技术，实现了从招标文件规则识别到投标文件修正建议的自主生成。

(1) 招标文件规则识别与信息提取

系统通过RPA技术和生成式AI，智能识别并提取招标文件中结构化与非结构化内容涉及的数据规则要求。如图3-9所示，系统能够准确抓取招标文件中的各类数据质量评价标准。

(2) AI文件解析与智能生成

在此阶段，系统利用生成式AI的语义理解能力，对技术规范进行深度解析，智能区分显性规则与隐性规则。基于企业历史投标数据构建的知识图谱，系统自动生成可执行的校验规则库，形成覆盖多维度技术要求的合规规则矩阵。如图3-10所示，系统实现了规则匹配与规则生成。

(3) 数据合规检测与智能修正

系统通过智能比对企业投标文件与生成的规则矩阵，高效识别技术偏差项。如图3-11

所示，系统对每项数据进行全面检测，并给出详细的检测依据和结果分析。针对发现的问题，系统会自动生成包含问题定位、关联影响和修正建议的完整报告，推荐经过验证的优化方案。

应用成效显示，该解决方案将企业投标文件数据合规检查时间从20分钟缩短至2分钟，同时将检查准确率从80%提升至98%以上。这一智能化转型不仅解决了投标效率瓶颈，更构建了可持续优化的技术标准知识库，为企业的智能化投标工作提供了有力支撑。

案例3

• 铁路轮对回厂检测与报告生成系统

1. 案例背景

作为国内高铁轮对核心供应商之一，某专业制造企业长期为轨道交通行业提供关键部件支持。随着业务规模扩大，企业在轮对回厂检修环节面临两大核心挑战：

(1) 检测复杂度高，漏检风险突出：单次

检修需完成轮径、表面粗糙度等70余项参数检测。由于不同型号轮对需适配西北高寒、东北冻土等差异化运



图 3-10 AI 文件解析与规则生成

行环境，各客户标准存在显著差异。

缺乏统一格式的检修单导致漏检率居高不下，部分关键检测项易被疏忽。

(2) 维修决策效率低下：技术人员需同时查阅 3-4 本厚达数百页的规格手册，既要记忆不同路段和车型的维护标准差异，又要人工比对检测数据与规范要求。这种高度依赖经验的工作模式，使得检修报告与维修工单生成效率成为产能提升的主要瓶颈。

2. 解决方案及成效

企业通过引入生成式 AI 技术，构建了智能检测与报告生成解决方案：

(1) 智能检测体系构建

系统首先将分散的纸质规格手册进行数字化整合，建立基于客户 - 型号 - 路段 - 里程等多维度的规则关联知识库。检修人员只需输入轮对基础信息，系统即可自动匹配对应检测标准，从根本上消除漏检隐患。

(2) 智能决策与报告生成

在维修决策环节，系统能自动匹配检测数据与维修规范，生成包含三类指令的结构化报告：

- 通过项（自动标记合规参数）
- 异常项（精准输出维修方案，比如“轮缘厚度超标，需车削 0.2mm”）
- 注意事项（智能提示区域化等特殊要求，如高寒地区防冻液专项检查）

经人工复核后，维修工单可实时推送至执行终端，实现检测 - 决策 - 执行的检修全流程管理。

该方案实施后取得了显著成效，检测漏检率归零，单套轮对的报告与工单生成时间压缩至 10 分钟，高端技术人力得以从繁琐的手册比对工作中解放，集中投入维修等增值环节。系统还具备自适应学习能力，可自动消化新增技术规范，并通过语音交互等多模态方式提升操作便捷性，持续推动检修效能提升。

AI 检测内容					新增生产试验	
相关字段	检测值	判断	依据条目	结果分析	生产工单: 1514-2411200005	
相对电耐压值	3	不达标	数值应在区间[41,125]内; 数据类型应为double, 保留1位...	数值区间不符合主机厂数据质量范围/精度不符合主机厂数据...	采集规范版本号	123
真空断口耐压值	1	不达标	数值应在区间[41,125]内; 数据类型应为double, 保留1位...	数值区间不符合主机厂数据质量范围/精度不符合主机厂数据...	供应商工单编号	1514-2411200005
抱闸耐压值	1	不达标	数值应在区间[41,125]内; 数据类型应为double, 保留1位...	数值区间不符合主机厂数据质量范围/精度不符合主机厂数据...	供应商编码	1000024694
耐压持续时间	1	不达标	数值应在区间[59,66]内;	数值区间不符合主机厂数据质量范围	规格型号编码	122
额定电流	1	不达标	数值应在区间[630,4000]内;	数值区间不符合主机厂数据质量范围	物资种类编码	qfgf
A相回路电阻值	1	达标	数值应在区间[0,100]内;	数值区间符合主机厂数据质量范围	序列号	fgd
B相回路电阻值	1	达标	数值应在区间[0,100]内;	数值区间符合主机厂数据质量范围	原材料检验批次号	fgdf
C相回路电阻值	1	达标	数值应在区间[0,100]内;	数值区间符合主机厂数据质量范围	原材料批次号	43
A相分闸时间	20	不达标	数值应在区间[0.60]内; 数据类型应为double, 保留1位...	数值区间符合主机厂数据质量范围/精度不符合主机厂数据...	原材料品牌	3
B相分闸时间	10	不达标	数值应在区间[0.60]内; 数据类型应为double, 保留1位...	数值区间符合主机厂数据质量范围/精度不符合主机厂数据...	原材料制造商	3
C相分闸时间	5	不达标	数值应在区间[0.60]内; 数据类型应为double, 保留1位...	数值区间符合主机厂数据质量范围/精度不符合主机厂数据...	原材料产地	3
					原材料规格型号	3
					原材料出厂日期	自动生成
					来料检验日期	自动生成
					采集时间	自动生成
					入数中心时间	自动生成
					工序	自动生成
					感知过程	15
					AI检测	保存并审核
					保存	

图 3-11 数据合规检测示例

（四）数据自主生成

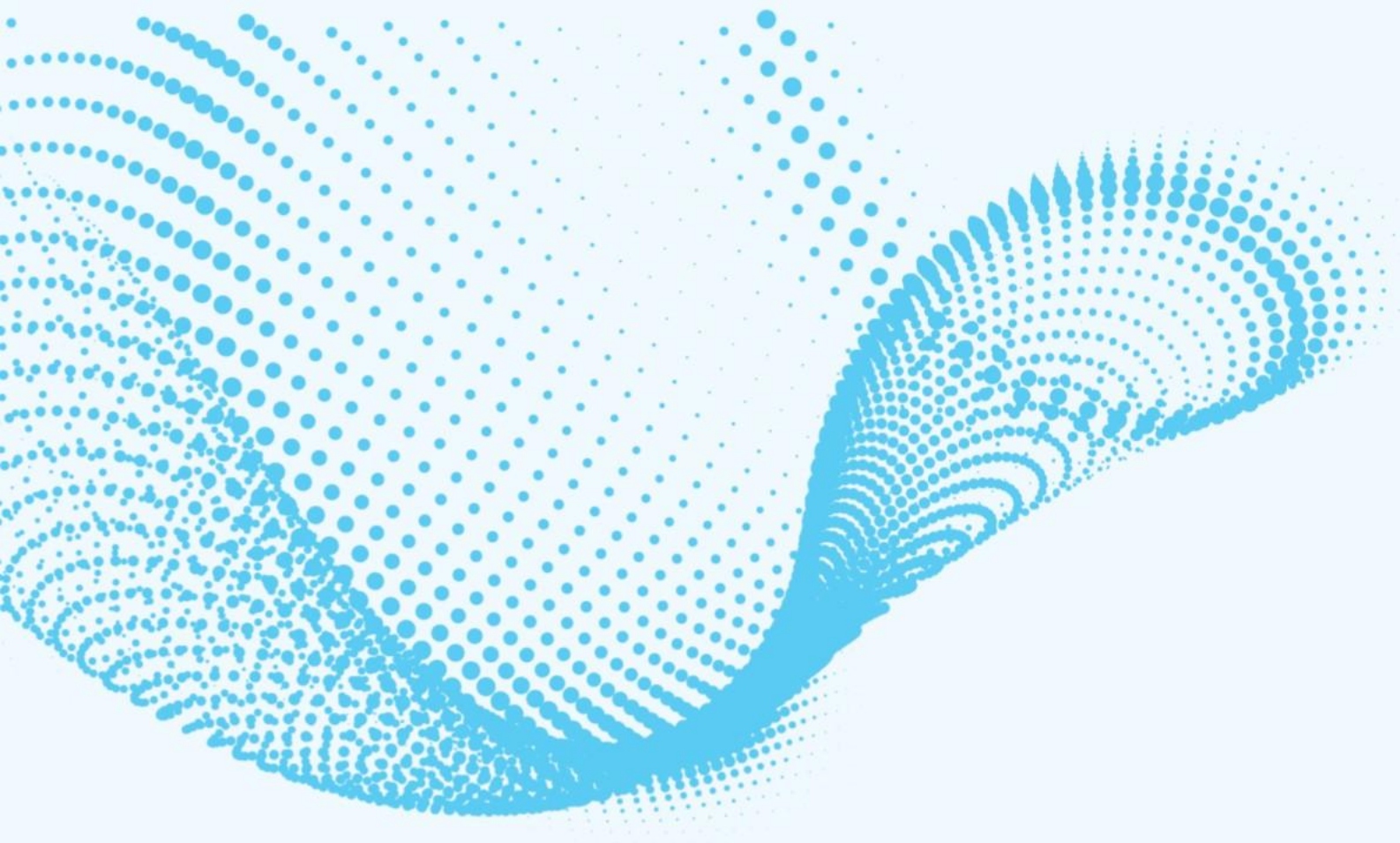
——“创新·生产力”

生成式 AI 在物理世界数据全要素数字化场景中的应用，本质上属于“创新·生产力”的范畴。其核心价值在于通过智能化技术手段，优化和重构企业现有的物理世界数据全要素数字化流程，从而显著提升生产力效率。这种提升并非创造了全新的生产力形态，而是通过技术赋能，使企业在数据驱动的运营环境中实现了降本增效。

在数据生成领域，生成式 AI 解决了企业面临的多模态数据整合、语义理解与语境化处理、动态数据处理与实时分析等核心挑战。具

体而言，生成式 AI 的多模态数据获取能力能够高效处理文字、图像、音频、视频等多种数据形式，将其统一解析为结构化数据；其语义理解与语境化处理能力，能够深入解析物理世界数据中的隐含意义；生成式 AI 的动态数据处理与实时分析能力，使其能够适应物理世界数据的实时变化，支持企业快速响应和决策；其持续优化能力则确保了数据处理质量的不断提升。

展望未来，生成式 AI 将推动企业数据生产模式持续进化。从被动处理到主动生成，企业将建立起真正以数据为核心的运营体系，在数字化竞争中赢得先机。



四、知识：从知识检索到知识生成

（一）传统知识管理的应用场景及痛点

在数智化转型的浪潮中，知识管理（Knowledge Management, KM）逐渐成为企业提升竞争力的核心能力之一。

知识管理一般是指组织如何创造、保留和共享知识。在企业实践中，传统的知识管理主要通过文档的整理、存储和检索来实现，其核心机制依赖于关键词搜索。用户在查找信息时，需要先明确关键词，再从检索结果中筛选出相关文档，并从中找到符合需求的答案。这种模式虽然在一定程度上帮助企业实现了知识的初步管理，但在实际应用中却暴露出诸多痛点：

1. 依赖关键词检索，精准度低

传统知识管理的搜索机制过于依赖关键词进行检索，但关键词的准确性直接影响搜索结果的质量。

在实际应用中，用户可能无法准确归纳关键词，尤其是在面对复杂业务场景或模糊需求时，关键词的不准确会导致检索结果偏离实际需求，进一步影响知识获取的效率和质量。这种依赖关键词的检索方式难以满足企业对精准、高效知识获取的需求。

2. 检索结果零散，需人工整合

即使用户能够准确归纳关键词并找到相关文档，传统知识管理的检索结果往往是大量零散的、可能相关的片段信息。这些信息需要用户手动筛选和理解，才能最终获取所需的知识。这种低效的信息整合方式不仅浪费了大量时间，还可能导致关键信息的遗漏，尤其是在复杂业务场景下，传统知识管理的效率瓶颈更加凸显。

3. 隐性知识难以传承

传统知识管理面临的最大挑战之一，在于难以有效捕获和传承企业中最具价值的隐性知识。隐性知识是指存在于员工头脑中的经验、技能、洞察力和判断力等知识，是企业知识基础的重要因素⁶，通常难以通过文档形式进行显性化表达。研究表明，企业中约有超过70%的关键知识以隐性形式存在。然而，传统知识管理系统主要依赖文档管理，无法有效捕获这些非结构化的隐性知识，导致资深员工离职时经验流失，新员工难以快速掌握最佳实践；同时，跨部门知识共享效率低下，重复劳动频发，企业难以建立持续的知识积累与创新机制。

面对这些挑战，企业迫切需要一种更高效、更智能的知识管理方式。生成式AI的出现为这一需求提供了全新的解决方案。

6. Howells J. Tacit knowledge[J]. Technology analysis & strategic management, 1996, 8(2): 91-106.

(二) 生成式 AI 驱动的知识生成

在传统知识管理面临诸多痛点的背景下，生成式 AI 的出现为企业的知识管理提供了一种新的解决方案。通过大语言模型的强大能力，生成式 AI 能够从“检索”转向“生成”，从根本上解决传统知识管理的低效性和局限性。

1. 生成式 AI 驱动的知识生成场景

在生成式 AI 驱动的知识生成场景中，企业员工可以通过自然语言提问的方式，直接获取所需的知识。这种交互方式与传统知识管理的关键词检索完全不同，用户无需明确关键词，只需描述问题或需求，AI 即可理解并生成整合后的答案。

例如，员工在工作中遇到复杂问题时，只需向 AI 提出问题，AI 会通过以下步骤生成答案：

(1) 理解问题：

AI 通过自然语言理解技术，准确捕捉用户的需求和意图。

(2) 整合信息：

AI 从企业知识库中检索相关信息，并跨文档、跨模态（如文本、图片、音频等）整合关键内容。

(3) 生成答案：

AI 基于整合的信息，生成一个结构化、精准且易于理解的答案。这种场景化的知识生成方式，不仅提高了知识获取的效率，还降低了用户的使用门槛，使知识管理更加智能化和人性化。

2. 知识生成优势

生成式 AI 在知识生成领域的应用，显著提升了知识管理的效率和效果，具体体现在以下方面：

(1) 高效的知识检索与生成：

生成式 AI 通过自然语言处理技术，能够基于语义理解，精准捕捉用户模糊描述的问题本质，快速生成整合后的、更贴合用户需求的答案。这种能力不仅减少了传统知识管理中繁琐的检索和筛选过程，还显著提升了知识检索的准确性和用户的学习效率。

(2) 跨文档、跨模态的信息整合：

生成式 AI 能够同时处理多种类型的文档（如文本、图片、音频等），并从中提取关键信息，直接生成结构化、全面且精准的答案，不再需要人工进行信息整合。这种能力不仅提高了知识获取的效率，还为用户提供了更高质量的知识服务。

(3) 隐性知识的显性化：

生成式 AI 通过分析大量文档和员工经验，能够将隐性知识转化为显性知识，形成可复用、可传承的知识资产。这不仅提升了知识的利用率，还为企业积累了宝贵的智力资本，促进了知识的长期传承与创新应用。

从以上知识获取效率、信息整合能力、隐性知识处理等维度来看，生成式 AI 驱动的知识生成更适用于复杂、模糊的知识需求场景：

表 4-1 传统知识管理与知识生成的对比

维度	传统知识管理	生成式 AI 驱动的知识生成
知识获取效率	依赖关键词检索，精准度低	基于语义理解， 捕捉知识检索问题本质
信息整合能力	检索结果零散，需人工整合	跨文档、跨模态整合， 直接生成结构化答案
隐性知识处理	隐性知识难以传承	隐性知识显性化， 促进知识传承与复用
知识应用场景	适用于结构化、明确的知识需求	适用于复杂、模糊的知识需求

(三) 案例：智能问答知识管理解决方案

1. 案例背景

某汽车企业负责多个知名品牌乘用车的生产和经营。2023 年全球销量达 98.6 万辆，其中新能源车的渗透率接近 40%，位居行业前列。

随着企业业务规模的持续扩张、电动化转型加速与产品矩阵的扩展，企业面临三大核心挑战：

(1) 知识资产碎片化：

技术文档（产品手册 / 设计规范）、工艺参数、售后案例等非结构化数据分散在研发、生产、售后等 20 余个系统中；

(2) 专家经验流失风险：

研发、生产、售后等各环节的专家经验存在流失风险。如资深工程师的隐性知识（如故障诊断逻辑、设计权衡经验）缺乏有效沉淀机制；

(3) 跨领域协同低效：

研发端的技术变更难以及时同步至售后服务体系，导致各环节存在显著信息壁垒。

因而，该车企的工程师在日常工作中需耗费大量时间精力进行跨部门知识检索，售后领域的问题首次解决率也不高，知识复用效率低下已成为制约业务发展的关键瓶颈。

面对以上挑战，该企业迫切需要构建一个覆盖全价值链的知识管理体系，实现从数据沉淀到智能问答应用的闭环。

2. 解决方案及成效

为应对该车企在组织知识管理方面的挑战，鼎捷为其量身定制了一套生成式 AI 驱动的智能知识管理解决方案。该方案以企业知识库为数据底座，结合鼎捷大模型的 AI 能力，构建了汽车智能在线问答平台（该平台的实现原理见图 4-1），实现了知识的高效管理与应用。

智能问答平台的核心功能主要体现在以下两个方面：

(1) 行业词表赋能，准确识别用户提问意图

用户无需具备专业知识背景，也无需提炼关键词，只需用自然语言描述问题即可。平台通过话术解析与特征分析，结合汽车行业专属词表，精准识别用户提问的意图。这种基于行业场景的优化，确保了对模糊问题的理解更加贴合实际需求。同时，平台将用户提问转化为结构化的向量化表达，为后续的知识检索与推理奠定基础。

(2) RAG 增强型知识检索，推理得到答案

平台将企业知识库中的客服和业务知识资料（如产品手册、技术文档、售后案例等）转化为向量集合，实现对 PDF、WORD、PPT 等多种非结构化文档的高效处理。企业知识库还将持续吸收企业新产生的知识，确保知识的时效性和完整性。在此基础上，生成式 AI 通过向量匹配与检索增强生成（Retrieval-Augmented Generation，RAG）技术，实现双重优化：

• 实时检索：

用户提问时，系统从知识库中快速匹配出相关性高的多个文档片段；

• 动态生成：

基于检索内容，大模型生成符合企业术语规范的定制化答案，并对信息进行总结与泛化，最终以自然语言形式反馈给用户。

这一过程不仅确保了知识的时效性与完整性，还避免了通用模型的“幻觉”问题。通过从“问题提出”到“答案生成”的全流程自动化，平台让用户无需专业知识背景，即可快速获得精准解决方案。无论是售后工程师还是研发人员，都能通过自然语言提问，高效获取所需知识。以下是两个典型应用场景：

场景 1：售后技术支持

去年冬天，一位东北车主抱怨：“这车一冷，充电就跟蜗牛爬似的，慢得不行！”售后工程师小张听到后，一时难以确定具体原因，便在智能问答平台上输入了问题：“冬天充电特别慢怎么回事？”

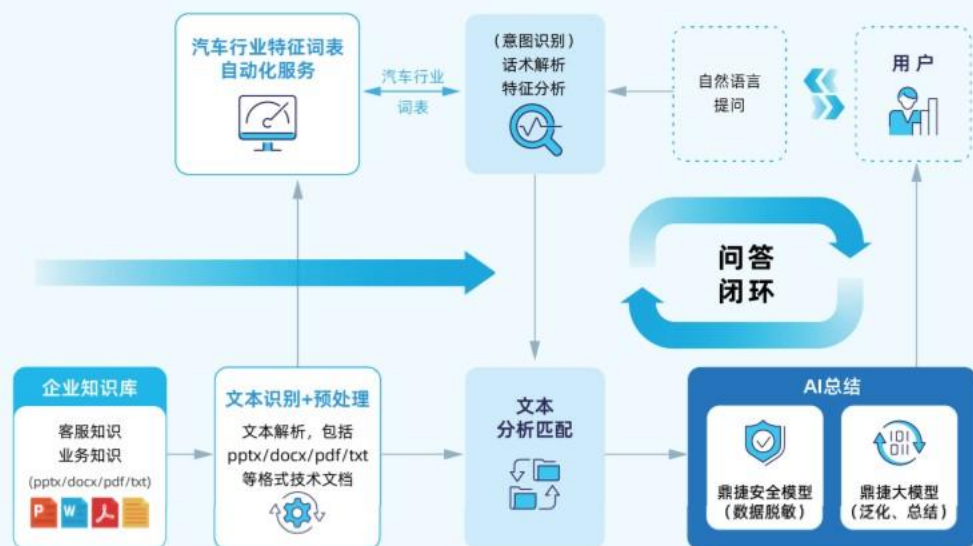


图 4-1 某汽车企业的智能问答平台实现原理

系统立刻理解了问题背后的技术含义：它先是调出电池管理系统的说明书，定位到低温环境下的热管理方案；接着关联到厂家最新发布的技术公告，里面正好有针对这个问题的升级指南；最后自动生成了一份图文并茂的操作指引，先通过手机推送系统升级包，再指导车主到服务站免费检测加热模块。

原本需要两天来回沟通的复杂问题，现在两小时就能搞定，十辆出现同样问题的车里，有九辆都能一次修好。

场景 2：研发团队的智慧接力

当工程师小王接到“让车身更轻”的任务时，他隐约记得以前有人研究过镁合金，但具体细节早已模糊。他在问答平台上提问：“有没有什么材料能让车身轻一点，还耐用的？”

系统立刻理解了需求：它不仅挖出了五年前北美团队做过的镁合金实验记录，还关联到合作供应商最新的防腐技术报告，甚至将不同方案的成本与耐用性做成了对比表格。

这些原本散落在全球各地档案柜里的知识，现在像拼图一样自动组合。原本需要一个月调研的决策，现在十天就能拍板，过去被遗忘的经验也变成了新项目的跳板。

这一创新举措为该企业构建出了一个“更懂车的 GPT”，快速低成本实现了组织知识管理的数智化转型，为企业持续提升竞争力提供了强有力的支撑。

(四) 知识生成 ——“创新·生产力”

在数智化转型进程中，生成式 AI 正推动企业知识管理从传统的“被动检索”向“主动生成”转变。这种变革的本质，在于将分散的知识资产转化为企业的“知识大脑”，它不仅理解不同业务场景的深层需求，更能像人类大脑般主动整合信息、推理答案，为各领域各层级员工提供即时的决策支持。

传统知识管理如同一个静态的图书馆，依赖人工检索与拼凑信息。而生成式 AI 构建的知识大脑，体现了其“创新·生产力”的价值：

- (1) 场景化理解，无需精准描述，系统能通过模糊问题，自动理解并检索到关键因素；
- (2) 打破专业壁垒，系统能调取跨领域知识进行跨维度整合，生成答案；
- (3) 知识创造效率倍增：隐性经验（如老师傅的故障诊断逻辑）被转化为可复用的解决方案模板，知识沉淀效率大幅提升。

生成式 AI 在知识管理中的应用前景广阔。随着技术的持续优化和应用场景的不断拓展，生成式 AI 将进一步提升知识生成的精准度和智能化水平，为企业提供更加高效、灵活的知识服务。未来，知识不再是被管理的对象，而是持续创造价值的企业智慧大脑。

五、流程：从规则驱动到生成驱动

（一）企业流程自动化的难点挑战

当前，企业普遍采用工具（如 RPA、机器学习等）将标准化任务转化为自动化流程，以提升运营效率和业务响应速度。这类自动化技术适用于规则明确、重复性高的场景，例如财务对账、客户服务响应等。然而，传统的工作流程自动化在实际应用中仍面临两大核心挑战，制约了其深度应用与价值释放。

1. 人工决策的效率瓶颈与流程延迟

在跨部门协作流程中，人工审批环节的耗时问题尤为突出。例如，客户投诉处理需经过客服、财务、法务等多个部门的审批，每个环节仍需人工介入。这种人工干预可能导致流程推进中的停滞，从而延长整体处理周期。这不仅降低了客户满意度，还使企业难以快速响应市场变化，错失业务机会。尽管传统自动化工具能够加速单一环节，但由于每个环节仍需人工参与，无法从根本上解决跨职能协作中的系统性延迟问题。

2. 经验依赖与知识断层风险

复杂决策场景（如合同的合规审核、风险评估等）往往涉及众多难以穷尽罗列的判断条件，这些知识通常未能系统化沉淀，导致企业高度依赖专家经验进行判断。以销售合同审批为例，权利义务不对等、客户付款条件、高风险条款（如退货退款等）的评估与判断，均无法以明确的系统化文件作为依据，需要法务人员依靠专业的知识与丰富的经验作出判断。这种高度依赖人工经验的模式，不仅导致审核

结果的不确定性和不一致性，还因个人差异性而产生潜在风险。特别是在人员流动频繁的情况下，专业知识的流失或无法有效传承，将加剧知识断层风险，直接影响企业的合规性与运营稳定性。

这些问题表明，传统的流程自动化手段已经无法满足现代企业对工作流程自动化的需求。随着业务规模的扩大和环境的不断变化，企业亟需引入更为智能、高效的解决方案。

（二）生成式 AI 驱动的工作流程超自动化

传统流程自动化之所以面临上述挑战，是因为其基于“规则驱动”模式。在这种模式下，自动化工具只能处理简单的、预定义的任务（如数据核对、信息录入等）。然而，在面对复杂、动态的决策场景时（如合同合规性审核、风险评估等），这些工具往往显得力不从心。

Gartner⁷ 在 2019 年提出了“超自动化”概念，将其定义为“通过结合人工智能（AI）、机器学习（ML）、机器人流程自动化（RPA）、业务流程管理（BPM）等技术，实现企业业务和 IT 流程的全面自动化。”这一方法不仅限于传统的自动化任务，而是综合运用不同技术的优势，使得企业能够自动化更为复杂、智能的任务。生成式 AI 的出现，进一步推动流程自动化从“规则驱动”模式升级为“生成驱动”模式，真正实现了工作流程的“超自动化”。图 5-1 展示了这一转变带来的两个显著优势：

1. 决策智能生成，实现端到端闭环

通过深度学习和分析多源数据，生成式 AI 能够进行复杂的分析和推理，实时生成决策建议或风险预警。例如，在合同审批过程中，生成式 AI 可以根据合同条款、企业合规标准和外部法规，快速生成审批建议或风险预警。这种方式不仅减少了人工审批的时间，还避免了因信息滞后或理解偏差导致的决策失误，显著提升了流程效率。

这一过程还实现了从需求识别到执行反馈的全流程闭环。从需求识别、跨系统的数据整合、决策生成，到最终的执行反馈，生成式 AI 驱动的工作流超自动化帮助企业打破了传统流程中不同环节之间的界限，将原本分散的任务和流程无缝衔接，形成端到端的自动化管理。这种端到端的闭环管理不仅提升了运营效率，还为企业提供了更敏捷的响应能力，使其能够快速适应市场变化，抓住业务机会。

2. 规则理解与学习，减少专家依赖

与传统自动化工具依赖静态规则不同，生成式 AI 具备动态学习能力，能够根据历史数据和外部环境的变化，持续优化决策逻辑。例如，当新的法律法规出台时，生成式 AI 可以自动更新决策逻辑并调整审核规则，确保流程始终符合最新的合规要求。这种能力不仅减少了对专家经验的依赖，还显著降低了知识断层的风险，使企业能够更灵活地应对复杂多变的业务环境。

通过以上能力，生成式 AI 不仅显著提升了流程效率，还为企业提供了更加智能、灵活的应对方式。它有效解决了传统自动化工具在复杂场景中的局限性，帮助企业突破效率瓶颈、降低运营风险，并减少对专家经验的依赖。这种从“规则驱动”到“生成驱动”的模式升级，不仅重新定义了流程自动化的边界，更为企业实现流程的端到端管理奠定了基础。

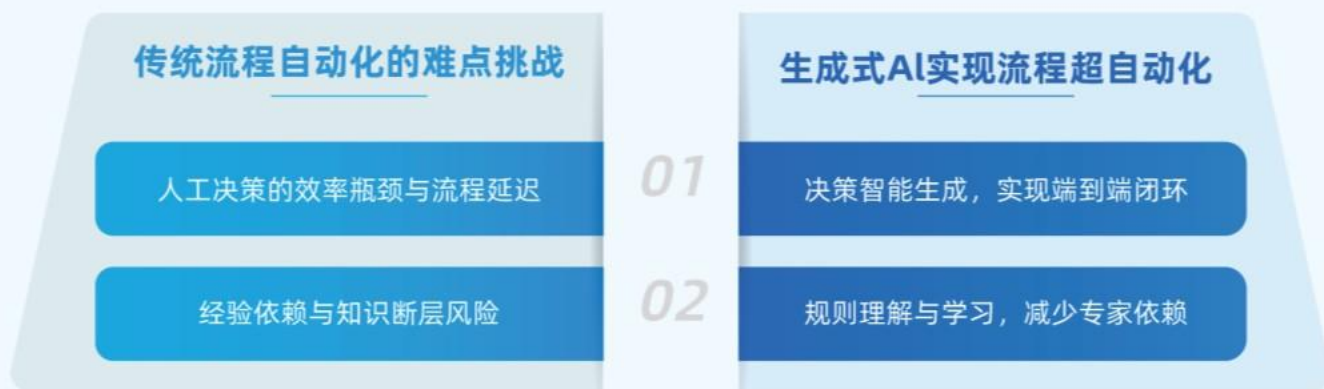


图 5-1 生成式 AI 驱动的流程超自动化的优势

(三) 案例：智能化审批决策系统

1. 案例背景

鼎鼎贸易有限公司是一家从事电子元件进出口贸易的企业。在合同审批过程中，除信息孤岛与数据整合困难外，依赖人工逐一审核的问题也十分突出。人工审核不仅容易受到人员流动和失误的影响，而且在处理大量合同条款时存在明显的效率瓶颈。通过对审批流程的深入分析，鼎鼎贸易有限公司在合同审批中面临着以下几类系统性挑战：

(1) 流程效率低下

合同审批流程涉及 8-10 个部门，整体耗时较长。实际审批时间（包括阅读附件内容、查阅历史审批经验、做出审批决策等）约为 40-50 分钟，但环节间的等待时间（如流程流转后未能及时处理）显著拉长了整体耗时，通常拖延至几天甚至一周。这种低效的流程难以适应快速变化的市场需求和日常运营压力。

(2) 合规与风险管理困难

多国法规（如美国 OFAC 制裁、欧盟 GDPR 等）及地区性政策频繁变化，导致合同条款未能及时对接最新的法规要求，增加了合规风险。此外，合同中的付款条件、税务条款等财务相关内容因判断失误而带来财务风险，如现金流问题或付款延误。在面对复杂法律环境和多重风险源时，人工审核很难做到全面且及时的合规把控。

(3) 知识管理与传承困难

传统审批流程高度依赖经验丰富的专家，其判断和知识往往没有经过系统化的标准化和记录。在人员流动的情况下，专家经验的流失或无法传承，导致知识断层，审批决策过程中的判断存在较大不确定性和潜在错误。

这些挑战使得传统的人工审批流程逐渐暴露出越来越多的瓶颈，亟需引入更加高效、智能化的解决方案来提升审批效率、确保合规性并加强知识管理。



图 5-2 生成式 AI 驱动实现审批决策超自动化

2. 解决方案及成效

为了解决合同审批过程中面临的效率低下、合规风险高等挑战，鼎捷数智为鼎鼎贸易有限公司构建了一个基于生成式 AI 技术的智能化审批决策系统，从根本上提升了审批效率，降低了风险，推动了企业数智化转型。

该审批决策系统涵盖了从接收合同审批需求到最终审批执行的全流程（见图 5-2），具体分为三个关键阶段：

(1) 接收合同审批需求

无论是结构化数据（如 ERP 系统中的订单信息）还是非结构化数据（如合同文本），都可以作为系统的输入，启动审批流程。

(2) 生成式 AI 生成审批决策

生成式 AI 通过以下四个步骤实现智能审批决策：

i. 需求解析：

解析合同文本或订单信息，提取关键条款（如付款条件、交期要求、法务风险等），并将其转化为结构化数据。

ii. 知识检索：

整合企业内部知识库（包括公司章程、接单准则、财务政策等）和外部法律法规信息（如国际制裁清单），同时参考历史审批经验，为决策提供全面依据。

iii. 计划生成：

根据解析结果和检索信息，制定审批计划，明确任务拆解和判断逻辑。例如，判断客户是否在制裁名单中，库存是否满足交期要求，付款条件是否符合财务政策等

iv. 数据整合：

从多个数据源（包括应收账款、客户信用额度、库存水平、生产计划及市场信息等）收集信息，为决策提供精确和实时的数据支持。

(3) 代理执行超自动审批决策

生成式 AI 根据审批决策结果，自动推进流程或返回特定环节，并附上决策依据。根据生成式 AI 在审批过程中需要完成的任务类型和复杂性的不同，其在代理执行超自动审批决策中的角色可以分为以下三类：

• 直接结果型审批：

对于明确条款，AI 快速给出审批结果。例如，检测到客户在制裁清单时，直接决策“不予通过”，并附上相关制裁依据。这种情况下，AI 通过预设规则和实时数据比对，能够实现快速、准确的决策。

• 智慧判断型审批：

在较为复杂的审批场景中，生成式 AI 能够模拟专业人员的判断能力。例如，当合同中出现“商业承兑汇票”作为付款方式时，AI 不仅能够识别出这一条款，还会根据公司财务政策判断其不符合规定。这种情况下，AI 会提示审批不通过，并附上相关财务规定文件。这类判断需要 AI 对付款方式、罚款条约、退货条款、争议解决等复杂条款进行深入理解，不仅仅是简单的比对判断。

• 智能搜索型审批：

对于需要进一步信息支持的合同条款，生成式 AI 会主动进行外部信息搜索。例如，当发现客户信用额度即不足时，AI 不仅会发出预警提示，还会主动搜索客户的市场负面新闻，并将相关信息链接提供给审批人员参考。这种情况下，AI 通过整合内部数据和外部信息，为决策提供更加全面的支持。

通过生成式 AI，鼎鼎贸易有限公司显著提升了合同审批效率和决策质量。原本耗时 50 分钟的审批流程，借助生成式 AI 技术，审批时间缩短至 15 分钟，审批效率提升了约 70%。同时，合规错误率大幅下降，自动化审批与实时数据分析减少了人为失误，避免了大量潜在的法律纠纷和财务风险。此外，AI 通过对专家经验和历史审批案例的学习和积累，逐步形成可复用的决策模型，不仅提高了审批质量，还为未来的业务决策提供了持续支持。

（四）生成驱动的流程超自动化 ——“创·新生产力”

本章深入探讨了生成式 AI 在企业工作流程超自动化中的颠覆性价值。从传统的“规则驱动、人工决策”，到“生成驱动”的智能化决策，生成式 AI 不仅显著提升了效率，更带来了全新的超自动化工作模式，展现了生成式 AI 作为“创·新生产力”的核心价值。

生成式 AI 的价值主要体现在其对规则的理解和学习能力上。借助生成式 AI 的能力，企业不再单纯依赖人工审核，而是可以快速学

习并理解多来源、跨系统的规则与数据，生成相关的决策建议。这种“生成驱动”的模式，使得企业不必依赖人工进行决策，而能够在更短的时间内做出更精准的决策，显著提升了流程效率和决策的准确性。

在这一过程中，生成式 AI 创造了全新的生产力形态。与传统的流程自动化工具（如 RPA）不同，生成式 AI 不再是传统意义上的辅助工具，也不是简单的“自动化流水线工人”，而是成为了企业的“数字员工”，直接参与到复杂的业务流程中。通过减少人工干预，生成式 AI 不仅保证了决策的精准性和高效性，还推动了企业工作流程的全面智能化。

随着生成式 AI 技术的不断进化，超自动化的应用场景将进一步扩展，从传统的审批决策领域延伸至战略决策、产品创新等更高阶的场景。生成式 AI 不仅将成为企业数智化转型的重要引擎，还将推动企业在多个维度上实现创新和突破。未来，生成式 AI 将是企业超自动化发展的核心驱动力。它将为企业带来前所未有的效率提升、风险控制和市场响应能力，成为引领未来商业变革的关键力量。



六、商机：从信息汇总到行动生成

（一）商机推进中的信息沉睡、经验依赖与响应滞后难题

在数字化时代，B2B 销售场景中客户来源复杂多样，企业普遍依赖 CRM 系统（客户关系管理系统）汇总和管理商机信息。商机的高效转化和推进是提升业绩的关键，其流程通常遵循“初步接洽→需求调研→方案呈现→合同签署→持续运营→复购转介绍”的线性模式。业务员需要通过 CRM 系统记录的信息（如行业属性、沟通记录、需求反馈等）来判断在与客户接触过程中应采取的行动。然而，CRM 系统中大量非结构化数据（如业务员与客户的对话记录、邮件内容、会议纪要等）以及碎片化信息（如竞争对手动态、价格敏感点）未能被有效利用，导致商机转化和推进行动长期受限于以下痛点：

1. 信息沉睡，非结构化数据价值难以释放

CRM 系统中大量的客户行为数据为非结构化文本（如“客户对价格敏感，但认可产品性能”），传统数据分析工具难以提炼其语义价值，使得这些数据长期处于“沉睡”状态。根据 Sales Mastery 的研究，40% 的业务员仅将 CRM 用作数据仓库，未能充分发挥其分析功能；更有 14% 的业务员未积极使用 CRM 系统⁸，导致无法从海量沟通记录中识别关键信号（如竞品威胁、客户决策倾向）。这种“信

息沉睡”现象不仅浪费了企业积累的宝贵信息资源，还限制了 CRM 系统在商机转化和推进中的实际价值。

2. 经验依赖，行动生成受限于个体能力

商机推进行动高度依赖业务员的个人经验。例如，面对“客户提出竞品对标”时，资深业务员可结合历史案例快速制定应对方案（如针对性产品演示、案例参观等等），但新手往往因缺乏经验错失机会。这种“经验依赖”模式导致企业商机转化率波动较大，且难以实现行动策略的标准化与规模化复用。经验驱动的决策机制不仅增加了业务团队的管理难度，还使得企业在面对市场变化时缺乏灵活性和一致性。

3. 行动滞后，人工分析拖慢商机推进节奏

传统 CRM 的统计报表需人工解读，无法实时关联行业趋势、客户行为变化（如客户采购周期调整）。业务员需耗费数小时整理 CRM 系统中的信息并制定行动策略，导致商机推进行动延迟，企业错失潜在客户转化窗口。更有研究进一步指出，当前 CRM 的分析和 AI 功能往往陷入两极化困境：要么为业务员提供过量的数据，要求他们具备较强的数据分析能力来解读信息；要么提供的数据过少，导致业务员因信息不足而无法使用或信任系统⁹。

8. Stephen D' Angelo, Bryan Gauch, Audrey Hawks, Matt Ward. Get Your B2B Sales Team Ready for the Power of Generative AI[EB/OL]. (2023-09-11)[2025-03-12]. <https://www.bcg.com/publications/2023/how-genai-can-transform-b2b-sales>.

9. Stephen D' Angelo, Bryan Gauch, Audrey Hawks, Matt Ward. Get Your B2B Sales Team Ready for the Power of Generative AI[EB/OL]. (2023-09-11)[2025-03-12]. <https://www.bcg.com/publications/2023/how-genai-can-transform-b2b-sales>.

这种“数据供给失衡”现象加剧了人工分析的负担，使得动态响应能力进一步滞后。在快速变化的市场环境中，这种滞后性尤为突出，不仅影响了客户体验，还削弱了企业在激烈竞争中的优势。

面对商机推进中的信息沉睡、经验依赖与行动滞后等痛点，企业亟需一种更智能、更高效的解决方案。生成式 AI 的引入，为破解这些难题提供了全新的可能性，重新定义了商机推进的范式。

(二) 生成式 AI 赋能的商机推进行动生成

生成式 AI 的发展及其与 CRM 系统的深度融合，为商机推进带来了变革性的突破，特别是在历史成功经验的总结、AI 驱动的谈判支持以及个性化行动策略的生成等方面¹⁰。这些进步中的每一项都将重新定义 B2B 销售运营的策略和效率。生成式 AI 通过自然语言理解、多模态数据融合与策略推理能力，重新定义了商机管理范式，实现了以下两大核心突破。

1. 历史成功经验的规模化复用

生成式 AI 能够解析 CRM 系统中的非结构化文本记录（如客户沟通日志、邮件内容、会议纪要等），自动生成结构化摘要（如“客户核心痛点：交付周期；价格敏感度：中等”），并关联行业知识库（如竞品动态、市场趋势），形成客户画像的动态标签体系。这种语义化提炼能力为行动策略生成提供了精

准的输入，解决了传统 CRM 系统中“信息沉睡”的问题。

基于历史成功案例（如客户 A 的成交路径），生成式 AI 能够自动提炼行动模板和沟通话术，将资深业务人员的经验转化为可复用的规则。例如，生成式 AI 可以从客户 A 的沟通记录中提取关键信息，为相似客户 B 的推进行动提供参考，显著提升销售效率。这些模板包括但不限于：

- 关键触点：
在客户需求调研阶段，需在 3 天内提供行业标杆案例；
- 风险预判：
若客户提及竞品 X，需优先安排技术团队介入答疑；
- 激励机制：
针对价格敏感客户，建议以“阶梯折扣 + 长周期服务包”组合提升转化。

通过规模化复用经验规则，生成式 AI 不仅降低了新手业务员的学习成本，还实现了行动策略的标准化与一致性，显著提升了团队的整体表现。

2. 个性化策略的实时生成与优化

生成式 AI 结合实时数据流（如客户官网动态、供应链波动、市场趋势变化），能够生成可执行的推进行动计划、谈判步骤和关键注意点，为业务团队提供动态指导，确保在正确的时间与客户进行精准互动¹¹。例如：

10. Charllo BV, Kathiriya S. The Future of B2B Sales: How Generative AI-Driven Tools are Changing the Game[J]. European Journal of Advances in Engineering and Technology, 2023, 10(4): 71-76.

11. Lareina Yee, Richelle Deveau, Steve Reis. An unconstrained future: How generative AI could reshape B2B sales[EB/OL]. (2024-09-16)[2025-03-12]. <https://www.mckinsey.com/capabilities/growth-marketing-and-sales/our-insights/an-unconstrained-future-how-generative-ai-could-reshape-b2b-sales>.

- 时机建议：
“客户 B 已进入需求调研阶段，建议下周安排技术总监参与会议”；
- 竞争应对：
“竞品 C 推出类似产品，需在方案中强化我方交付周期优势”；
- 风险预警：
“客户 D 的预算审批周期延长，需调整签约节奏并准备备选方案”。

此外，生成式 AI 通过分析客户旅程中的各个接触点，生成量身定制的内容、产品推荐和互动策略，为客户提供超个性化的销售体验。这种个性化不仅体现在电子邮件和营销活动中，还延伸到产品演示、定价套餐甚至售后服务，显著提升了客户满意度和长期忠诚度。

(三) 案例

案例 1：某工业设备制造商商机管理转型实践

1. 案例背景

某全球工业设备制造商（年营收约 12 亿美元，主要客户为汽车、能源行业 OEM 厂商）拥有超过 5,000 家活跃客户，其销售流程涵盖“需求确认→技术方案设计→生产排期→交付验收→售后维护”全周期。尽管公司已部署 CRM 系统，但以下问题严重制约商机转化与客户留存：

(1) 新人决策失误率高：

业务新人因不熟悉行业 Know-How（如客户产线改造周期、零部件供应链弹性），导致报价与交付方案匹配度低，首单流失率超 35%；

(2) 经验传承低效：

资深业务的谈判策略（如应对客户紧急扩产需求的“快速交付 + 弹性付款”方案）未系统沉淀，团队平均成交周期波动达 40%；

(3) 续约服务被动：

设备维护合同续约依赖人工经验判断，未能结合设备运行数据预测客户需求，续约率仅为 60%（行业标杆为 75%）。

典型场景：新客拓展中的“信息盲区”

业务新人小李在跟进某能源行业客户 A 时，CRM 系统记录了客户多次提及“希望提升设备能效以符合最新环保政策”的需求，但由于这些信息以非结构化文本形式散落在沟通记录中（如“客户提到能效提升很重要”“环保政策可能影响采购决策”），小李未能从中提炼出关键信号。

同时，由于缺乏经验，小李也未意识到这一需求的重要性，未能及时协调技术团队提供符合补贴标准的设备方案。此外，CRM 系统未主动关联行业趋势（如最新环保补贴政策、竞品技术升级动态），导致小李错失了调整方案的最佳时机。

最终，客户选择了能够提供更高能效解决方案的竞争对手。这一案例凸显了传统 CRM 在新客拓展中的双重局限性：一方面，非结构化数据难以转化为有效洞察；另一方面，业务团队缺乏经验，未能从海量信息中识别关键需求，导致潜在商机流失。

2. 解决方案及成效

该公司引入生成式 AI 与 CRM 系统深度集成的解决方案，通过对 CRM 系统中的非结构化数据进行自动汇整，生成商机推进策略和旧客续约建议。表 6-1 展示了该解决方案的两大核心功能：

该解决方案的实施显著提升了该公司新客挖掘与旧客续约的效率：新客转化效率提升：业务新人首单流失率降至 15%，平均成交周期缩短 30%；客户生命周期价值倍增：设备维护续约率提升至 78%，售后服务收入占比从 20% 增长至 35%；

表 6-1 生成式 AI 赋能的商机推进解决方案

核心功能	功能说明	应用举例
新客商机推进策略生成	解析客户技术文档、沟通记录，生成定制化方案	- 新客挖掘：根据客户需求生成定制化方案，如“模块化设备 + 并行生产”或“JIT（准时制）交付计划”； - 关键触点：提示业务团队在正确的时间采取行动，如“安排技术团队介入答疑”或“组织客户参观”； - 竞争应对：实时监测竞品动态，生成“价值替代方案”或“紧急交付保障”策略，确保竞争优势。
旧客续约策略建议	基于历史合作数据与设备运行情况，生成个性化续约策略和谈判要点	- 策略建议：根据客户过往合作记录与设备使用数据，推荐“延长保修期 + 免费巡检”或“捆绑销售二期设备 + 旧机置换折扣”； - 报价优化：结合客预算与行业趋势，建议提高或降低报价，并提供“分期付款 + 长期维护包”等组合方案； - 签约周期：根据客户需求预测，建议“1 年短约”或“3 年长约”，最大化客户生命周期价值。

代表性案例：生成式 AI 赋能新客拓展， 精准匹配客户需求

业务新人小李通过该系统跟进某能源行业客户 B 时，系统基于客户历史采购数据及行业趋势生成行动策略链：

(1) 需求阶段：

识别客户“提升设备能效以符合环保政策”的需求，推荐“高能效设备 + 政府补贴申请支持”方案；

(2) 方案设计阶段：

自动关联最新环保政策数据，生成符合补贴标准的设备能效参数，并提示技术团队优化方案；

(3) 谈判阶段：

根据客户预算限制，建议“分期付款 + 长期维护包”组合，降低客户 CAPEX（Capital Expenditure，资本性支出）压力。

最终，客户 B 不仅签订了 2,500 万美元的设备订单，还追加了 300 万美元的长期服务协议。这一案例展示了生成式 AI 如何通过精准需求洞察与动态策略生成，帮助业务团队高效拓展新客。

案例 2：业务人员的贴身教练

1. 案例背景

甲公司是一家专注于 ERP 系统开发与实施的企业，其 TO B 销售采用分级商机管理体系：客户商机按照可实现的签约时间分成 A/B/C/D 等不同级别，电话销售或者业务人员会在 CRM 系统中记录了解到的客户的情况，并据此对客户的商机进行判断与分级。C 级及

以上（有明确购买意向且半年内会采购）会交给业务人员跟进，根据项目、对手、自身等情况安排销售动作推动客户签约；D 级及以下商机（短期内无明确采购计划或需求尚不清晰的客户）则由电话销售团队负责维系，通过定期触达，了解客户最新动态，培育商机成熟度。

然而，该体系在实际运行中面临业务团队能力断层、商机信息利用低效的挑战。

(1) 业务团队能力断层：

新手业务员经验不足，常因对客户请求理解偏差而误判商机等级，导致低价值客户被错误归类为更高级别、浪费精力投入，或低估项目推进难度；资深业务员虽能精准判断，但受限于自身项目负荷，难以为新人提供系统化指导，更多依赖碎片化的经验传授。

(2) 商机信息利用低效：

CRM 系统中沉淀了大量历史沟通记录，但因缺乏智能分析工具，这些非结构化数据无法转化为可执行的行动参考，形成“信息沉睡”。

2. 解决方案及成效

生成式 AI 在此过程中扮演教练与主管的角色，能指导业务人员根据当前情况作出客户级别判断、发现业务跟进的问题并形成解决问题的行动计划、解答业务的疑问并提供可行的行动方法。整个过程中犹如一个有丰富经验的教练，手把手指导业务人员，不断判断情况、发现问题、指导行动并最终实现签约的目标。

某日，电话销售人员张淼与某格国际企业沟通后，在 CRM 系统中记录的客户有关信息如下：

客户名称：某格国际企业

主要产品：保健食品

需求：ERP 系统

使用人数：按供应商建议

现状：定制开发

选型原因：有 IPO 计划，原系统无法支持

时间表：今年决策

竞争对手：某友、某蝶。

联络人：陈女士，人力资源专员（育才 / 教育训练）

张淼判断该客户的商机等级为 C 级，他向 AI 教练发起询问：

电话开发人员张淼：

初判商机等级 C，这客户有商机吗？

AI 业务教练：

这客户确实有商机可能，需求已经浮现，但还未进入明确选型阶段（应该是 D 级）。目前的关键是确认需求细节，推动内部决策者形成共识。

目前商机分析：

1. 需求明确：

客户已有 IPO 计划，现行系统无法支持，明确需要 ERP。

2. 决策窗口：

目前对接人是 HR 专员，可能不是关键决策者，需要找出真正的权力人士（财务总监、营运总监或老板）。

3. 竞争压力：

某友某蝶是主要竞争对手，可能已有方案在谈，需掌握其强项与弱点。

4. 预算与范畴未确定：

客户尚未明确使用人数及预算，业务员的角色关键，需确认使用范畴。

5. 时程紧迫：

今年决策，表示有一定紧迫性，但具体决策时间点不明确。

推进策略：

1. 确认决策者与权力核心：

- 直接询问目前 ERP 评估的决策层级找出真正的决策者（建议是财务、营运或总经理）。
- 通过初步访谈，确认他们的期待与担忧。

2. 厘清预算与范畴：

- 询问是否已有 ERP 评估预算？有无内部规划文件可参考？
- 提供不同方案的比较，让客户更容易评估。

3. 建立差异化优势：

- 了解竞争者的方案，找出我们的优势点（IPO 需求支持、未来扩展性、法规符合度等）。
- 提供成功案例，让客户信任我们的经验与能力。

4. 推动决策时间点：

- 了解今年内决策的具体时程，是否有 IPO 时间表影响？
- 设定商机推进计划，例如 1 个月内确认范畴，2 个月内完成提案，3 个月内进入决策阶段。

下一步行动建议：

- 安排与决策者的访谈，确保核心关键人都参与。
- 厘清预算与规模，确认是否需要先导项目或完整导入。
- 准备与竞争对手的优势点，确保在提案时能击中痛点。

结论：这案子有机会，但现在还没到 **C**，应该是 **D**，还需要再推一把。

业务员王飞看到该记录后，继续向 AI 业务教练提问，以下是王飞与 AI 业务教练的聊天记录：

业务员王飞：

电销判断是 **C**，你认为是 **D**，为什么？

AI 业务教练：

我们来拆解一下这个案子，看看它是真的 **C**，还是只是一个被业务美化过的 **D** 级客户？

结论：这案子现在是“伪 **C**”，实际上更像 **D** 级！

最大疑点：

HR 专员来谈 ERP，这明显不太对劲。ERP 通常是财务总监、营运总监，甚至老板关心的问题，如果他们没在里面，这案子还没进到真正决策圈。

缺少关键数据：

没有明确的预算、没有规划范围，表示客户还没有真正做过内部评估。

可能只是“信息收集”：

有些企业会在 IPO 前 收集信息，但不代表要买 ERP，这案子可能还在这个阶段。

商机等级检验表（避免被“伪 **C**”骗）

检验项目	目前状况	评估结果
客户是否有明确痛点？	有，IPO 需求，现行系统撑不住	可能是真的 C
权力人士有在关注吗？	目前对接是 HR 专员	这很可疑，可能是 D 级
有没有明确的时间表？	今年内决策，但没有明确时间点	可能只是嘴上说说
有没有明确的预算？	没有，还说“依系统规划师建议”	这是标准 D 级特征
竞争对手是否已经进场？	对手在谈，但不清楚进度	如果对手已经跑到 C ，那我们更要警觉
客户是否主动来询问？	不是，是业务开发进来的	这大机率是 D 级来客

教练的策略建议（不踩坑、不浪费时间）：

Step 1: 确认真正的决策者

- 询问 HR 专员：“贵公司 IPO 规划是哪个部门主导？目前 ERP 方案有内部项目负责人吗？”
- 如果对方支支吾吾，这案子就是 D 级，直接放生。

Step 2: 判断竞争对手的进度

- 直接问：“对手目前提供的方案有哪些？他们有进入提案阶段吗？”
- 如果对手已经在 C，而我们还在 D，那这案子就更难搞了。

Step 3: 转换为真正的 C

- 要求对方拉内部决策者进来：“建议这个 ERP 评估由 IT 或财务部门一起讨论，是否可以邀请他们一起参与？”
- 如果 HR 愿意拉财务 / 营运进来，那才是真正的 C，不然这案子别浪费时间。

最后结论：

- 如果 HR 只是单纯收集信息，不愿意拉决策层进来，那就是 D 级，这案子不值得投入太多资源。
- 如果能成功约到真正的决策者（财务总监 / 营运总监 / 老板），那才是真正的 C，值得推进。
- 千万别被“今年要决策”这种话骗了，先看他们内部是不是认真对待这件事！

业务员王飞：

请提供经营这个客户的电话访谈的话术、访谈提纲等建议

AI 业务教练：

电话联系客户的话术

（目标：厘清真正决策权，判断商机真伪）

电话开场白（拉近距离，建立对话）

话术：

“您好，请问是陈专员吗？我是 XXX（你的名字），之前我们同事有跟您讨论过 ERP 系统的评估，这边想再确认一下目前内部的进度与决策方向，方便聊几分钟吗？”

目标 1：试探需求热度

话术：

“我们理解贵公司有 IPO 计划，想请教目前 ERP 的导入是内部确定要执行的项目，还是还在评估信息阶段呢？”

目标响应：

“是确定要导入，只是还在选择方案”

→ 这才是真的 C

危险回应：

“目前只是了解一下，还没有确定方向”

→ 这是 D 级，别浪费时间

目标 2：找出真正的决策者

话术：

“通常 IPO 相关的 ERP 项目，会由财务部或营运团队主导，请问这次项目内部是由哪个部门负责？是财务总监、IT 还是营运总监呢？”

目标响应：

“是财务总监 / IT 领导的，我帮你安排时间跟他聊”

→ 这是 C，可以推进！

危险回应：

“我们还没有特定负责人，大家一起参考看看”

→ 这是 **D** 级，慎重考虑要不要继续跟进

目标 3：确认竞争对手的进展

话术：

“我们也听说某友和某蝶这边有提供方案，想请教目前内部有没有参考他们内容？已经到什么阶段了呢？”

目标响应：

“有，他们已经报价了，但我们还没决定”

→ 竞争确实存在，得加快动作！

危险回应：

“还没有特别去研究，只是有听过”

→ 代表内部还没真正开始评估

目标 4：推进下一步，约出决策人

话术：

（如果对方真的有需求）“既然这是 IPO 重要项目，我们这边可以安排一场专业顾问讨论，针对 IPO 需求跟财报透明度做个定制化建议，请问何时方便邀请财务 /IT 一起参加？”

成功条件：

“好，我帮你约一下财务总监 /IT 主管”

→ 这案子是真的 **C** 级，可以推！

失败条件：

“目前还不用到这个程度啦，我们先自己看一看”

→ 这案子还是 **D** 级，继续放养吧

访谈提纲

（如果成功约到关键决策者）

1. 确认 IPO 需求关键点

1. IPO 预计时程是什么时候？

（短期 / 长期）

2. 目前财务报表与内控架构有什么挑战？

（合规需求、审计透明度等）

3. 现有 ERP 或定制系统有哪些痛点？

（手工处理、数据分散、整合困难等）

2. 内部决策流程

4. ERP 选型由哪些部门决定？

（财务、IT、营运）

5. 预计何时决策？（今年？下半年？）

6. 预算范围大概在哪？（这很关键）

3. 竞争对手 & 差异化

7. 目前已经接触哪些 ERP 供货商？

对手的方案有什么优缺点？

8. 最关心的系统功能或价值是什么？

（IPO、库存、财务整合？）

9. 他们最害怕 ERP 换系统的风险是什么？

（这是我们可以主打的关键点）

电话及访谈的重点提示：

- 这通电话不是要“推销”，而是要“过滤真假 C”，判断这案子值不值得投入资源
- HR 只是个窗口，真正的决策者一定在财务、IT 或营运层，一定要挖出来！
- 如果对方只是说“我们再看看”，就别傻傻浪费时间，这案子大机率还是 **D** 级！
- 但如果能顺利约到财务总监 /IT 主管，那就是真的 **C**，这案子就值得进一步经营！

下一步行动建议：

直接打电话，按照话术试探

“有没有真正决策权的人愿意参与”

如果 HR 愿意拉财务总监进来

这案子可推！马上安排进一步访谈

如果 HR 只是自己在搜集资料

这案子还是 D 级，先放养，等他们真的要买时再捡回来

AI 业务教练最后一句忠告：

别再帮 HR 做白工，他们没决策权，只有财务总监 /IT 才是真正的买单者！这通电话打完，你应该能知道这案子是不是值得继续冲！

通过 AI 业务教练的落地应用，该公司成功实现了商机管理的质效双升。系统化的“商机等级检验表”和实时话术指导，不仅提升了分级准确率，有效避免了资源错配，更让新人业务员的独立作业周期大幅缩短，显著加速了团队能力成长。这一创新实践，为传统销售管理注入了智能化转型的新动能。

(四) 商机推进行动策略生成 ——“创·新生产力”

生成式 AI 通过重新定义 CRM 系统数据的价值、打破经验边界与策略生成，在商机推进场景中创造了全新的生产力。其核心创新在于将传统 CRM 的“被动记录”转化为“主动创造”，从海量“沉睡”的非结构化数据中提炼行动策略线索，从历史经验中抽象可复用的规则模板，并通过实时数据融合生成动态决策建议，重塑了商机推进的决策效率。

在这一过程中，CRM 系统数据价值重构是重要的第一步。生成式 AI 将 CRM 中零散的客户沟通记录转化为可执行的行动策略标签，使企业能够从“沉睡信息”中识别隐性需求（如客户未明示的供应链弹性需求），甚至挖掘出传统经验难以覆盖的增量市场机会。

经验能力的复用则大大提升了业务团队的效率。生成式 AI 将资深业务人员的隐性经验（如应对竞品的快速响应机制、客户参观的最佳时间窗口）转化为标准化的行动建议，使新手业务员也能快速生成高匹配度的推进方案。这种能力不仅缩小了团队能力差异，更通过策略组合创新（如“分阶段交付+产能共享”），创造出超越个体经验的竞争优势。

动态业务机会的捕捉是生成式 AI 最大的价值创造。通过实时关联客户行为、市场趋势与供应链数据，生成式 AI 将商机管理从“事后复盘”升级为“事前预判”。例如，通过分析客户官网动态预测采购需求，或根据原材料价格波动生成弹性报价策略，使企业能够在商机萌芽阶段主动介入，将传统 CRM 的“事后记录”转化为“事前创造”。

这种生产力革新不再局限于效率优化，而是使企业能够规模化发掘长尾需求、预测新兴市场机会。未来，生成式 AI 不仅能帮助识别需求，甚至还能通过虚拟顾问、智能谈判代理等角色，直接参与客户决策流程，创造全新的商业交互模式。生成式 AI 正在推动商机管理从“信息沉睡”“经验驱动”的有限游戏，进化为“数据驱动”“行动生成”的无限游戏。

七、报价：从犹豫不决到快速生成

（一）中小企业“小单快报”场景的效率瓶颈

对于具备大规模定制化生产能力的中小企业而言，承接个性化订单本是其核心竞争力的体现。然而，当面对“少量多样、小批量”的定制化需求时，这些企业往往在报价决策环节陷入犹豫不决的困境。这类需求往往侧重于标准品的装配组合或少量工艺调整，报价通常由前端业务人员直接完成，无需经过设计部门讨论。理论上，这类报价应能迅速响应客户需求，但实际业务中却常因决策迟滞导致商机流失。本章将这种中小企业面对零散、个性化订单的快速报价响应场景概括为“小单快报”场景。

在报价决策过程中，企业需要快速估算成本并生成报价。成本主要由三部分构成：物料成本、加工工时成本，以及包括管理费分摊和行业报价规则在内的其他费用。这一流程看似简单，但在实际操作中却面临诸多挑战，成为制约企业业务发展的关键瓶颈。

大量零散订单无法快速报价是企业的核心痛点。传统 MRP 系统依赖标准化的 BOM（物料清单）和预设工时数据，但在处理零散定制订单（如“单件商品+特殊工艺”）时，企业往往需要临时拆解物料、重新估算工时。运行一次 MRP 系统可能耗时数小时，其运行成本非常高。对于企业来说，为“小单”频繁运行系统不划算，但不运行系统又无法精准计算成本，陷入两难境地。而对于那些缺乏

MRP 系统的中小企业来说，问题更加突出。它们完全依赖人工经验报价，但业务员在面对复杂工艺时，往往难以快速、准确地估算成本。最终，报价周期通常需要 2-3 天，客户因等待时间过长而流失订单。

人工报价的经验瓶颈进一步加剧了企业的困境。行业报价规则复杂且动态变化，例如工厂产能饱和度、特殊工艺加价，以及管理费分摊规则等等都可能对最终报价产生影响。这些规则依赖业务员个人经验，容易导致漏算、误判，影响报价的准确性。此外，熟练业务员的培养周期长，但零散订单需求波动大，企业养人成本高。当人力不足时，报价效率进一步下降，无法满足客户快速响应的需求。

除了以上挑战，报价与利润的“黑箱”关系也使得企业在报价时陷入两难。人工报价后，企业往往无法及时验证实际生产成本是否与报价匹配，也无法分析哪些订单利润率虚高或亏损。为抢订单，企业可能盲目压低报价，导致利润率过低；或因报价过高而丢失订单。这种“黑箱”关系使得企业在报价时难以平衡短期利益与长期利润，影响业务发展。

中小企业在“小单快报”场景中，由于 MRP 系统局限性、业务人力不足、经验有限等原因，常常无法快速、准确地生成报价。这不仅导致订单流失，还使得企业在报价与利润之间难以平衡，成为制约其业务发展的关键痛点。

(二) 生成式 AI 驱动的报价生成

生成式 AI 的引入为中小企业在处理“少量多样、小批量”定制订单的询报价环节带来了根本性改变。通过“规则学习 + 动态生成”的方式，生成式 AI 能够快速生成精准的报价单，有效弥合了传统模式下人工与系统之间的断层，显著提升了报价效率与准确性。

生成式 AI 的核心优势在于其强大的规则学习和生成能力。传统 MRP 系统依赖标准化的 BOM 和预设工时数据进行计算，而生成式 AI 则通过分析历史报价单和实际利润率数据，提炼出行业通用的报价规则，例如订单饱和度系数、特殊工艺加价比例等。同时，生成式 AI 也支持人工预设报价规则，如根据不同客户类型调整报价系数，从而确保报价的灵活性和适应性。基于自然语言理解技术，生成式 AI 能够直接从客户的需求描述中提取关键信息，自动拆分“料、工、费”三大成本组成部分，并匹配相应的 BOM 模板和工时参数。结合动态规则，生成式 AI 可以实时调整成本估算，例如根据当前原材料价格波动更新“料”的成本，或根据工厂订单饱和度调整“工”的

成本。这种快速生成方式将报价周期从传统的 2-3 天缩短至分钟级，即使是单件订单也能即时生成报价单，大大减少了客户因等待时间过长而流失的可能性。

此外，生成式 AI 还实现了人机协同与持续优化。在生成报价单的同时，它能同步输出“报价理由”，例如参考历史类似订单的利润率或当前规则的依据，为人工审核提供透明化的辅助决策支持。更重要的是，生成式 AI 具备持续学习的能力。人工修正后的报价数据会反馈至系统，生成式 AI 会自动更新规则库，逐步提升报价的准确性和利润最大化能力。

通过引入生成式 AI，中小企业成功解决了传统模式下无法根据零散订单频繁运行 MRP 系统计算、或因缺乏 MRP 系统而依赖人工报价的难题。它不仅弥补了人工报价在人力不足、效率低下方面的不足，还通过智能化手段提升了报价的精准度和响应速度，为企业在激烈的市场竞争中赢得了更多机会。

个人资讯

姓名*	公司名称*
Betty	秋天家具
电子邮件*	联络电话*
betty@example.com	0571-80000000

您好，

我浏览了贵公司的产品页以后，对贵公司的产品很感兴趣。想了解一下，1.5米和1.8米的乳胶床垫的价格，分别需要3个和1个，1.2米的弹簧床垫需要一个，总共是五块床垫。1.8米床垫想要把床边带换成白底黑色花纹的，透气孔米字型换成金色椭圆形的。1.2米弹簧床垫不需要做拉手。我们会派司机去您工厂载货，这样还需要运费吗？您是否方便报个价呢？

确认发送

图 7-1 客户询价需求示例

（三）案例：报价即时生成系统

1. 案例背景

某床垫制造企业专注于为酒店、学校等客户提供定制化床垫产品。其核心业务模式为“标准品改型和选配”，即基于现有床垫标准品，通过调整尺寸（如长度、宽度）和配置（如填充材料、表面面料）生成定制化方案。如图 7-1 所示，客户经常会向企业发来询价需求，这类需求通常以文字描述为主，且订单量较小，属于典型的“小单快报”场景。

然而，正是这类看似简单的询价需求，却成为企业业务发展的瓶颈。类似的小批量、多样化订单的询价需求，企业每天需处理数十至上百单。传统模式下，业务人员需手动解析客户需求、匹配物料结构表中的必选件与选配件、计算成本，并结合大量人工判断（如客户类型优先级、运输成本分摊规则），最终计算出报价。单个报价需耗时 1-2 天，导致客户响应滞后，订单流失率居高不下。

2. 解决方案及成效

为解决上述问题，企业引入生成式 AI 技术，开发了报价即时生成系统，显著提升了报

价效率与准确性。如图 7-2 所示，该系统中生成式 AI 的核心功能主要包括询价需求解析与数据匹配、成本估算与报价生成两个环节。

（1）询价需求解析与数据匹配

系统通过自然语言理解客户询价描述，自动识别关键参数（如尺寸、材料、数量），根据物料结构匹配必选件（比如床垫框架）和选配件（如高密度海绵、抗菌面料等）。

以图九 -1 所示的询价需求为例，系统将生成以下关键参数：

- **1.8 米乳胶床垫 *1**；床边带：白底黑色花纹；透气孔：金色椭圆形；
- **1.5 米乳胶床垫 *3**；
- **1.2 米弹簧床垫 *1**；拉手取消；
- 无需运送费；

随后，系统将自动识别并匹配对应的物料编号和成本数据，同时与工时数据进行匹配，便于下一步成本估算和生成报价。

（2）报价规则应用与报价单生成

与传统 MRP 系统需要长时间计算成本不同，生成式 AI 能够快速估算物料成本和工时



成本，并结合企业特定的业务报价策略和规则（例如，对高复购率的酒店客户给予 5% 折扣，对运输距离超 500 公里的订单增加 10% 运费分摊等），生成精准且符合业务策略的报价单，并提交人工审核。图 7-3 展示了系统在上述询价需求基础上生成的待审核报价单。

通过报价即时生成系统的实施，该床垫制造企业成功解决了传统模式下无法快速响应零散订单询报价的难题。该方案实施后，企业报价响应时间从 1-2 天缩短至 10 分钟内，单日可处理询价需求提升至 300 单，客户流失率降低 40%，为企业在激烈的市场竞争中赢得了更多机会。

（四）报价生成 ——“创新·生产力”

中小企业在“小单快报”场景中的核心矛盾，本质是业务侧生产力不足。传统系统无法灵活适配零散订单询报价需求，人工经验又受限于效率与准确性。生成式 AI 在这一场景中的应用价值并非颠覆性创新，而是通过规则学习和生成能力，成为企业生产力的延伸，弥补人力和系统的短板。

生成式 AI 显著提升了询报价效率，释放了宝贵业务人力。在传统模式下，业务员需要

手动拆解客户需求、匹配物料、计算成本，整个过程往往耗时 1-2 天。而借助生成式 AI 对历史报价数据的分析和学习，企业可以将人工经验转化为可复用的规则库，再结合自然语言理解技术自动解析客户需求，实现分钟级的报价响应。这种效率提升并不是简单的“提速”，而是通过减少重复劳动，释放人力去服务更高价值的客户。

报价即时生成系统案例的成功，验证了生成式 AI 在“标准品改型与选配”询报价场景中的通用价值。这一模式可以复用于家具、工业零部件等多个类似场景，为中小企业提供了一种轻量化、低门槛的数智化工具。企业无需进行重金投入，就能实现生产力升级。对于那些具备大规模生产制造能力的企业而言，“接得住产能、却接不住订单”的困境将得到显著缓解，这为它们向规模化定制业务拓展创造了条件，进一步释放了生产潜力。

未来，生成式 AI 的价值将进一步延伸。例如，通过分析客户询价行为预测市场需求变化，或者结合产能饱和度优化报价策略。在“小单快报”这一特定场景中，生成式 AI 正成为中小企业从效率竞争转向价值竞争的关键推力，帮助企业以更低的成本实现更高的业务增长。

10/14需完成 报价单审核

客户名称* Betty

公司名称* 秋天家具

电子邮件* betty@example.com

询价单编号* 20241014000001

询价日期* 2024/10/14 15:21:28

报价总额* 177540.0

询价单内容*

您好，
我浏览了贵公司的产品页以后，对贵公司的产品很感兴趣。想了解一下，1.5米和1.8米的乳胶床垫的价格，分别需要3个和

询价单回复*

尊敬的客户您好：
非常感谢您对我司产品的关注与询问，以下是您所需产品的报价说明。报价详情如下：

BOM表 制程表 报价表

床垫报价单

335.0%
EAS-06

报价单编号	20241014000001	报价日期	2024/10/14 21:06			
客户名称	Betty	询价日期				
送货地址		备注				
联系电话		公司或门店名称	秋天家具			
项目	产品编号	品名规格	数量	单价	金额	备注
1	TA-508-2	1.2米弹簧床垫	1	25588	25588	
2	TC-17-5	1.5米乳胶床垫	3	35603	106809	
3	TC-17-6	1.8米乳胶床垫	1	37498	37498	

修改

同意

图 7-3 报价即时生成系统快速生成待审核的报价单

八、设计：从人工变型到文生设计

（一）产品变型设计中的效率与成本困局

对于原始设计制造商（Original Design Manufacture, ODM）¹²，以及采用按订单设计（Engineer To Order, ETO）¹³或按订单生产（Make To Order, MTO）¹⁴模式的制造业企业而言，快速准确地根据客户需求描述生成产品设计图纸，是企业运营效率、响应能力的重要体现。这类企业的生产模式通常以“标准品+定制化适配”为核心，即以标准化基础产品为模板，根据客户需求对产品进行变型设计。这种模式的核心逻辑在于平衡规模化生产与个性化需求之间的矛盾：产品核心模块（约占总部件 70%-80%）保持固定以控制成本，而外围功能或接口模块（约占 20%-30%）则针对不同客户需求进行灵活适配（如调整尺寸、更换材料、优化接口规格等）。

传统订单变型设计主要依赖工程师根据个人设计经验进行人工调整。订单通过业务审核后，由于订单量大且工程师资源有限，变型设计往往需要排队等待人工指派。从技术需求解读、原型图纸查找，到零件定位、尺寸修改、零件替换以及装配干涉检查等一系列流程，即便是一名熟练的研发工程师，单张模型修改也需要耗时 3 分钟左右，一套简单的派生设计通常需要 30-60 分钟。完成上述流程后，还需经过人工提交和审核才能最终定版。

然而，随着市场竞争加剧与客户需求日

益碎片化，传统订单变型设计逐渐暴露出效率低、交付周期长、成本高等痛点，成为制约这类企业发展的瓶颈。

1. 小需求引发大变动，响应速度滞后

客户需求变更需要人工逐条解析，而单一需求的调整往往触发多领域设计变更。工程师需要重新设计图纸、验证可行性，整个过程往往耗时长达数天甚至数周。以某家电代工厂为例，其接到客户需求，需将某款标准电机的功率从 1.5kW 提升至 2.2kW。工程师需手动调整电机尺寸、散热结构、接口参数等 15 项关联设计，耗时 72 小时。若在设计过程中忽略散热片与外壳的匹配关系，还可能导致样机测试失败，进一步延长交付周期。这种低效的响应机制，使企业在面对定制化需求时往往错失市场机会。

2. 研发设计效率低，人力成本高企

在传统模式下，80% 的研发人力耗费在重复性设计任务中（如参数调整、图纸修改），创新性工作难以得到充分开展。于很多企业而言，大量定制化订单中约有 90% 的订单仅涉及局部设计变更。然而，每位工程师平均需花费 3-5 天完成单个订单的设计与验证。这种低效的人力分配模式，不仅增加了研发成本，还限制了企业的创新能力。

传统模式下，局部需求变更需依赖工程

12. ODM 厂商具备自主设计能力，能够根据客户需求提供定制化产品解决方案，涵盖设计、研发及生产全流程，最终产品以客户品牌销售。

13. ETO 模式适用于非标准且高度复杂的定制化生产项目，每个订单均需满足独特的设计要求。

14. MTO 模式针对部分定制化产品，企业在没有成品库存的情况下，收到客户订单后启动生产。其产品是有定制需求（存在标准定制选项）的标准产品，生产加工和装配工艺固定但复杂，单件产品成本价值较高，适合小规模生产。

师经验逐项推导关联设计要素，效率低下且容错率低，严重制约企业响应敏捷性。企业亟需通过技术手段突破效率瓶颈，以应对日益增长的定制化需求。

(二) 生成式 AI 赋能的文生设计

生成式 AI 为“文生设计”的实现提供了技术支撑^②。这是一种基于客户需求自动生成产品变型设计方案的创新模式。通过深度整合产品设计知识与客户需求，生成式 AI 重构了传统产品变型设计流程，摒弃了依赖人工指派工程师手动调整的传统方式，转而直接在标准产品基础上快速生成客户定制版本，实现从需求理解到图纸的自动化生成。这一模式显著提升了企业响应定制化需求的效率与精准度，为大批量定制化生产模式（MCP）的实现在设计端提供了有力保障。

1. 产品知识学习：构建设计规则知识体系

生成式 AI 通过整合产品设计相关规则（如尺寸约束、材料兼容性、物理仿真参数等），构建可调用的产品设计知识体系。例

如，在电机设计中，系统自动学习功率提升需同步调整散热片面积、外壳尺寸等关联规则，形成动态知识库。这种能力突破了传统模式下依赖工程师经验的局限，确保设计方案的合规性与可行性。

2. 需求智能解析：从自然语言到设计要素

生成式 AI 能够将客户自然语言需求（如“功率提升至 2.2kW”）自动转化为设计要素，并识别需调整的关联部件。例如，在接到“功率提升”需求后，系统能自动解析出需调整电机尺寸、散热结构、接口参数等 15 项设计要素，大幅减少人工解析的时间与错误率。

3. 自动化设计生成：从规则到图纸

基于产品设计知识体系，生成式 AI 生成多套可行方案，并通过仿真验证其可行性，最终输出符合工程标准的图纸与 BOM 表。例如，在电机功率提升场景中，系统生成“增加散热片面积”“优化外壳结构”等多套方案，并通过热力学仿真验证其散热效率，确保方案



图 8-1 该公司的主要产品一览

的最优性。

(三) 案例：“文生设计”解决方案

1. 案例背景

某公司成立于 2002 年，是亚洲挂车专用零部件领域的核心供应商，专注于研发、生产和销售德式、美式等标准车桥总成，以及光轴、制动蹄铁总成、机械悬挂、空气悬挂、单点悬挂、轮毂、制动鼓总成及其配套零部件（该公司的主要产品见图 8-1）。经过多年发展，该公司在成长速度、行业份额、品牌价值和水平等多个维度均表现突出，综合实力已跻身车轴行业前列。

该公司的客户主要来自亚洲多个国家和地区。由于不同车型的配套需求各异，客户订单多为非标准化定制，呈现出“多品种、小批量”的特点。随着非标定制需求的不断增加，该公司面临以下两大核心挑战：

(1) 跨标准适配设计效率瓶颈

客户订单需要在德式、美式等不同标准体系之间频繁切换。在传统设计流程中，工程

师需手动检索技术规范并重建三维模型，导致单个订单的变型设计耗时长达 50 分钟，严重制约了设计响应效率。

(2) 非标设计质量成本高

每笔订单需由 3 名工程师协作完成（包括结构设计、工艺校验和图纸输出）。然而，由于人工经验差异以及跨标准参数匹配的复杂性，设计图纸平均发生 1.5 次变更，常见问题包括螺栓孔位偏差、悬挂行程干涉等初级错误。每次设计变更均需重新评审和检查定版，导致工程师 30% 的工作时间消耗在图纸返工和沟通协调上，进一步推高了人力成本。

2. 解决方案及成效

该公司引入鼎捷“文生设计”生成式 AI 解决方案，通过智能解析订单需求、自动生成 3D 模型并完成合规检验，显著提升设计效率与质量，助力快速响应客户需求。图 8-2 展示了“文生设计”解决方案的实现原理。

该方案基于该公司产品特点，构建了完整的产品设计知识体系，涵盖每一类产品的需求准则、设计准则以及绘图准则知识，为实



图 8 2 鼎捷“文生设计”生成式 AI 解决方案

现从订单输入到图纸输出提供了知识基础。

(1) 智能需求解析

“文生设计”能够根据订单合同或需求文本，自动解构客户需求并生成关键需求要素。例如，针对“德式车桥+美式制动”的混合标准订单，系统可精准识别德式标准车桥接口角度与美式标准制动器安装尺寸的适配要求，避免人工检索导致的误差。

(2) 设计规则自动生成

基于该产品的设计准则知识，系统自动生成设计规则并预判参数耦合关系。以“单点悬挂+空气悬挂”的定制需求为例，系统不仅能够识别悬挂类型，还自动关联轮毂安装位置、制动鼓尺寸等关键参数，确保设计方案的完整性与一致性。

(3) 智能图纸输出

系统根据该产品的绘图准则知识，进一

步自动生成符合行业标准的 3D 模型与工程图纸，并同步完成所有合规性检查（包括螺栓孔位公差、悬挂行程空间等），显著降低低级错误发生率。图 8-3 展示了该解决方案实践中的具体应用效果。

通过引入鼎捷“文生设计”生成式 AI 解决方案，该公司成功破解了非标定制设计效率与质量的双重瓶颈，在核心业务指标上实现显著提升：一是设计效率跨越式提升，订单变型设计周期从 50 分钟缩短至 3 分钟，效率提升 94%，极大增强了企业对紧急订单的响应能力；二是设计质量显著优化，订单图纸设计变更率从 1.5 次/单降至 0.3 次/单，降幅达 80%，显著减少了返工与沟通成本；三是人力成本大幅降低，单笔订单的人力投入由 3 人压缩至 0.5 人，降幅达 83%，释放的工程师资源可专注于高价值创新工作，进一步提升了企业竞争力。



图 8.3 鼎捷“文生设计”解决方案应用效果

(四) 文生设计 ——“创·新生产力”

文生设计的核心价值，在于将研发设计工程师的隐性经验转化为可复用的产品设计知识体系，并通过“知识学习—需求解析—设计生成”三大环节，重塑了非标定制设计的生产范式。这一变革不仅突破了传统模式下效率与质量的瓶颈，还使企业能够高效承接碎片化需求，打造敏捷交付的核心竞争力。

在这一过程中，传统业务流程被彻底重构。过去，合同审核通过后需人工指派工程师逐单解析需求、调整设计，不仅耗时耗力，更受限于人力资源的紧张。如今，生成式 AI 接管了变型设计中大量重复性、基础性的工作，实现了变型设计效率与质量的量级提升。企业能够在日益激烈的市场竞争中快速响应客户需求，实现设计方案的高效输出与精准报价，显著提升抢单成功率，推动订单转化率。

同时，工程师得以从繁琐的要素调整与图纸返工中解放，转向高价值创新领域，如新材料应用研究、结构优化等工作。这种人力价值的提升，加速了企业价值创造的过程。

随着生成式 AI 技术的持续迭代与应用场景的不断拓展，文生设计将在按需设计领域释放更大的价值潜力。通过持续学习新增订单数据，产品设计知识体系将不断丰富，成为企业按需设计能力的核心资产。借助文生设计的能力，普通工程师也可以输出接近资深专家的设计质量和效率，进一步降低企业人力成本。这种模式不仅适用于当前的非标定制领域，还可快速复用于其他按需设计场景，如复杂产品定制、个性化需求响应等，推动按需设计行业整体能力升级。文生设计不仅是效率工具，更是“创·新生产力”，其价值将随着技术与业务的深度融合持续释放，为大批量定制化生产制造业智能化转型开辟全新路径。



九、项目：从人为管理到生成主导

（一）项目管理场景核心痛点

项目管理作为推动目标落地的核心引擎，其本质是通过 PDCA 循环（计划 - 执行 - 检查 - 行动）实现资源、进度与风险的高效协同。然而在传统管理模式下，项目管理全流程面临着“规划失准、执行低效、交付失控”三大挑战，严重制约了项目目标的实现效率和质量。

1. 项目规划失准

在项目规划与启动阶段，人工主导的规划模式往往陷入效率与精准度的双重困境。项目整体规划、项目解决方案、项目四算评估等关键规划报告完全依赖人工编制，不仅耗时费力，还可能因为缺乏经验与行业数据支持而导致人力、设备等资源配置出现明显偏差。同时，项目风险预判过度依赖项目经理个人经验，当面对供应链波动、技术兼容性冲突等复杂问题时，经验不足的项目经理往往难以全面识别潜在风险，导致关键预案缺失。更严重的是，企业普遍缺乏系统化的历史数据复用机制，同类项目场景的规划偏差率居高不下，造成资源浪费和进度延误的恶性循环。

2. 项目执行低效

进入项目执行阶段，传统项目管理模式的高成本与低效问题愈发凸显。项目管理团队需从 ERP、MES、CRM 等多个异构系统中提取数据，通过大量跨部门沟通获取有效信息，这一过程不仅耗时漫长，还常常需要额外配置项目助理或专员，导致人力成本增加 10%-

20%。被动响应的工作模式使得问题发现严重滞后，例如物料短缺问题平均需要 36 小时才能触发预警，造成产线停工损失成倍增加。为控制人力成本，部分企业将数据整理、会议报告、跨部门协调等事务性工作全部压给项目经理，使其事务性工作占比高达 50%-60%，严重挤占了本应用于战略决策的核心精力。

3. 项目交付失控

项目收尾保障同样面临挑战。项目交付文档基础要素遗漏、核心规划缺失或行业知识理解错误等问题频发，反映出人工校验的局限性。同时，由于缺乏系统化的问题追踪机制，仅部分历史问题能得到彻底解决，同类问题复发率居高不下。项目结束后，大量宝贵的项目经验以非结构化的会议纪要和邮件形式分散存储，无法转化为可复用的知识资产，继续影响下一个新项目启动时的规划效率。

这三大痛点的交织影响，使得传统项目管理模式在工期、质量和成本控制方面都面临严峻挑战。规划阶段的失准为项目埋下隐患，执行阶段的低效消耗大量资源，而交付阶段的失控则导致价值兑现大打折扣。要打破这一恶性循环，亟需引入新一代智能化的管理手段，重构项目管理的全流程能力。

（二）生成式 AI 赋能的项目管理解决方案

生成式 AI 能为企业项目管理提供从规划到落地的全流程智能化支持，有效实现降本、增效、控风险的核心目标，提升项目管理的精准度和响应速度。

1. 计划阶段

精准规划与方案生成

生成式 AI 能够基于客户需求、历史项目文档、行业知识库等资料，快速生成适配的项目规划方案。通过整合客户提供的基础资料、历史数据以及行业最佳实践，生成式 AI 能够自动匹配业务场景，输出定制化的项目规划报告，涵盖任务分解、资源分配、关键风险预案以及用于成本控制的项目四算报告。这种智能化的方案生成不仅大幅缩短了传统人工调研与方案设计的时间，还能通过持续学习优化模型，使后续项目的规划更加精准。

2. 执行阶段

动态监控与交付物生成

进入项目执行阶段，生成式 AI 的作用进一步凸显，通过动态监控、智能分析与自动化报告生成，实现项目管理的实时优化，为项目经理提供及时准确的项目信息及决策支持。AI 系统能够自动采集结构化数据（如任务进度、资源消耗）和非结构化信息（如会议记录、邮件沟通），并将其转化为可跟踪的待办事项与风险提示。同时，AI 的实时监控功能可自动检测进度偏差或成本异常，并基于历史数据与关联规则分析问题根源，提供可行的解决方案。例如，当项目进度因第三方服务延迟而受阻时，AI 不仅能识别问题，还能模拟不同应对策略的影响，辅助团队做出最优决策。此外，AI 还能自动生成项目进度报告、风险热力图等管理看板，帮助管理层快速把握项目状态，减少人工编制报表的繁琐工作。

3. 交付阶段

交付物审核与闭环验证

生成式 AI 通过自动化验收与闭环验证，

确保交付成果的质量与合规性。系统能够根据项目类型自动匹配验收标准，检查文档、产品、测试报告等交付物的完整性与一致性，并识别潜在的逻辑矛盾或数据缺失。同时，AI 会追踪历史问题的解决状态，生成闭环报告，确保所有风险项得到妥善处理。通过持续优化验收规则库，AI 还能不断提升后续项目的交付效率，减少人工干预的需求。

从以上项目规划到交付的全流程管理中可以发现，生成式 AI 不仅能够自动化处理规则化、高频次的任务，还能通过数据洞察辅助战略决策，智能生成各类项目文档、分析报告和决策建议，使项目管理团队从繁琐事务中解放，更加聚焦于战略决策和价值创造。这种技术赋能的模式，不仅适用于软件开发、系统实施等传统 IT 项目，还可通过模块化设计适配工程建设、产品研发、项目型产品交付等多样化场景，为企业带来更高效、更可靠的项目管理体验。

（三）案例：“项目管理助手”解决方案

1. 案例背景

某装备制造企业每月需对所有在建项目进行进度检视。在此过程中，各项目经理需要整理项目月报，以便管理层全面掌握项目执行状况、评估进度、识别潜在风险，并深入分析问题原因，提出可行的改善对策。

在传统项目管理模式下，这一流程面临诸多挑战，严重影响了工作效率与决策质量。该企业在实际工作中主要遇到以下典型问题：

（1）数据整合效率低：

项目数据分散在多个系统中，人工收集与整理不仅耗时耗力，还容易遗漏关键信息，

导致报告内容不完整或不准确。

(2) 分析深度不足：

人工分析往往局限于表面现象，难以全面挖掘数据背后的深层次问题，导致风险识别滞后，影响项目整体进展。

(3) 报告生成繁琐：

项目报告的生成过程需要反复修改与调整，耗费大量时间与精力。同时，报告质量高度依赖个人经验，缺乏标准化支持，难以确保内容的一致性与专业性。

这些问题不仅增加了管理者的工作负担，还可能导致项目风险未被及时发现，进而影响项目目标的顺利达成。

2. 解决方案及成效

为破解上述痛点，该企业引入生成式 AI 驱动的鼎捷“项目助手”解决方案，显著提升了项目管理的效率与质量。如图 9-1 所示，该方案主要包括三个核心环节：

(1) 提出需求，生成式 AI 进行意图理解

项目经理通过自然语言提出需求，例如“请帮我生成 10 月份的项目总结”“请帮我分析 XX 项目采购延期的原因”“请告诉我目前 XX 项目的生产进度”等。“项目助手”快速理解用户意图，明确任务类型，如项目数据查询、异常分析、计划建议或报告生成等，为后续分析奠定基础。

(2) 分析：需求解读 - 规则提炼 - 数据检索 - 数据分析

“项目助手”依托其掌握的项目管理知识库与规则库，对需求进行深度解读与分析。

“项目助手”的知识库覆盖了从设计、装配、设备、调试到售后等全流程问题知识，为问题分析提供了坚实的依据。“项目助手”内置的管理经验库，包括计划制定准则、异常排除准则、进度追踪准则、问题处理机制及项目检讨机制等，确保分析过程符合项目管理的最佳实践。针对不同项目类型，如定制项目、技改项目、硬件开发项目、装配项目等，“项目助手”还提供了标准化的计划模板库，进一步提升分析的精准性与适用性。

“项目助手”还能从物理世界和非物理世



图 9-1 鼎捷“项目助手”解决方案核心环节

界中获取相关业务数据（如项目信息、WBS 计划、任务报工、项目进度、项目账款、项目成本等），对需求问题进行多维度分析，确保结果的全面性与准确性。

(3) 内容生成，反馈结果

根据分析结果，“项目助手”快速生成所需内容，如项目月报、采购延期原因分析、生产进度报告等。其输出内容不仅结构清晰、数据准确，还能结合管理经验提出针对性建议，为管理者提供决策支持。

生成式 AI 驱动的“项目助手”，不仅有效解决了传统项目管理中的数据整合、分析与报告生成难题，还为项目管理者提供了高效、精准的决策支持工具。其主动式分析与标准化输出能力，显著提升了项目管理效率，降低了执行风险，为项目成功交付提供了有力保障。以下是鼎捷装备 SBU 部门引入“项目助手”后，在实际应用中的具体成效：

(1) 项目报告生成

每到月底，各项目经理只需向“项目助手”提出需求便可生成项目月报。管理者还可以进

一步提出需求，例如“请帮我生成 10 月份的项目总结”，“项目助手”即可快速整理项目月报，并以图表形式直观呈现项目进度、绩效等关键指标，全面洞察部门项目执行状况（如图 9-2 所示）。这一过程不仅大幅缩短了报告生成时间，还确保了报告内容的准确性与一致性，为管理者提供了高效、可靠的信息支持。

(2) 项目辅助分析

基于自动生成的 10 月项目报告，管理者发现 P2024002 项目延期率较高，且采购部门的任务达成率较低。为进一步分析问题原因，管理人员向“项目助手”发起提问。如图 9-3 所示，“项目助手”通过深度分析，精准识别出关键节点延期与采购数量突然增多是导致上述问题的主要原因，并通过梳理根因、数据呈现等方式向管理者反馈分析结果。这一过程不仅帮助管理者快速定位问题根源，还为其制定针对性改善对策提供了科学依据，显著提升了项目执行效率。



图 9-2 “项目助手”自动生成项目报告后汇总分析

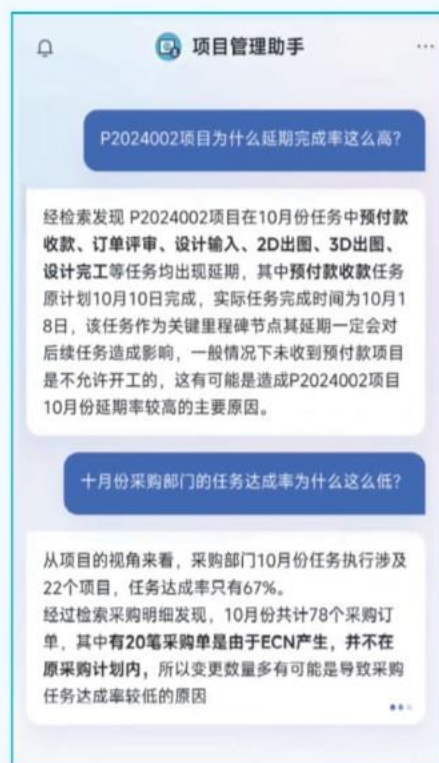


图 9-3 “项目助手”辅助项目分析

(四) 生成主导的项目管理 ——“创新·生产力”

生成式 AI 在项目管理中的应用，不仅是技术工具的创新迭代，更是管理模式的效率革命。其以“创新·生产力”为导向，重构了传统项目管理中人、数据与规则的协作关系，具体表现为以下三个维度。

一是重塑了项目管理的效率，实现了项目管理模式从“人力密集型”到“智能集约型”的转变。生成式 AI 通过自动化处理数据整理、进度监控、分析报告等事务性工作，将原本需要数小时甚至数天完成的任务压缩至分钟级。这种效率的指数级提升，直接转化为生产力的增长。项目管理团队得以用更少的人力投入，完成更高质量的管理输出。

二是优化了运营成本，实现了从简单粗暴的“人力替代”到“价值再分配”的转变。生成式 AI 并非取代项目经理，而是通过替代项目助理等基础岗位的部分职能，显著降低人力成本。这种“替代”并非简单的人力缩减，而是将释放的人力资源配置到更高价值的领域。

项目经理从繁琐的事务性工作中解放后，可将更多时间用于客户需求沟通、风险预判等战略性工作，推动管理价值向更核心的环节延伸。

三是沉淀了项目管理知识规则，推动项目管理从“经验驱动”向“规则沉淀”转变。生成式 AI 的本质是将项目管理的最佳实践转化为可复用的规则体系。这种规则沉淀能力，使得项目管理不再依赖个人经验，而是形成标准化、可迭代的知识资产。

生成式 AI 驱动的项目管理为项目经理开启了一个“上帝视角”，基于多源数据（如设备状态、供应链进度、财务偏差）与知识规则，生成式 AI 不仅能高效处理事务性工作，还能实现跨部门、全流程的透明化监控与分析。随着更多项目的知识规则被生成式 AI 学习内化，AI 将逐步承担规则执行监控、风险预警提示等进阶职能，而项目经理则聚焦于规则优化、客户关系维护等机器难以替代的核心领域。

未来，项目管理将实现“AI 管流程，人类管例外”的协同范式。这种模式下，项目管理部门不再仅是成本中心，而是通过效率提升与资源优化，真正成为企业利润增长的核心引擎。



十、售服：从解释原因到解决问题

(一) 装备设备售服场景的痛点及演进

1. 传统装备设备场景痛点

在装备设备的售后场景中，设备使用方在设备运行过程中常会遇到异常或停机等问题，需要维修支持。由于企业客服无法提供 24 小时服务，使用方通常依赖自身培养的维保人员来应对初步问题。这些维保人员需要花费大量时间和精力学习操作手册、维修手册等专业知识，但即便如此，大部分复杂问题仍然无法独立解决，最终仍需依赖厂家支持。当问题升级到厂家层面时，客服人员由于知识储备有限，往往无法直接判断故障原因，只能安排工程师上门排查。此外，厂家无法提前预判故障，难以有效预防停机问题。

不难发现，传统售服场景主要存在三大痛点：

- (1) 排障效率低下。问题的解决高度依赖个人经验，而厂家客服的知识储备有限，导致设备的运维成本居高不下。

- (2) 沟通成本高昂。客服人员的技术水平参差不齐，无法及时有效地解决问题，进而导致客户满意度降低。
- (3) 远程支持能力薄弱。厂家通常需要派遣工程师上门排查故障，这不仅增加了差旅成本，还延长了停机时间，严重影响了客户的生产效率。

2. 传统 AI 时期的改进与局限

为应对上述痛点，部分企业曾尝试引入 AI 售服系统，并经历了两个阶段的演进。

第一阶段主要是 AI 客服的应用。AI 客服可以用于处理基础查询问题，例如订单查询、保修期查询或操作指南查询等。然而，这一阶段的售后解决率较低，大部分工单仍需转接人工处理，未能从根本上解决售后场景中的复杂问题。

进入第二阶段后，企业开始构建知识库以提升常见故障的解决率。尽管这一改进在一定程度上提高了处理效率，但仍存在明显的局限性。



图 10-1 数智售服相比传统 AI 售服的能力提升

第一，传统 AI 售服系统往往局限于固定场景，仅能处理简单的故障问题，无法应对复杂多变的售后场景。

第二，系统更新滞后。由于依赖人工干预进行优化，知识库的维护耗时且更新不及时，难以满足快速变化的市场需求。

第三，交互模式僵化。传统 AI 售服缺乏智能推理能力，交互方式单一，通常是“单一问题单一回答”的模式，客户体验较差，缺乏灵活性和智能性。

(二) 生成式 AI 驱动的数字售服

与传统 AI 售服相比，生成式 AI 驱动的数字售服实现了从“解释原因”到“解决问题”的转变。图 10-1 展示了数智售服和传统 AI 售服的能力对比。传统 AI 售服只能通过一问一答的方式，基于预设知识猜测问题原因和可能的解法，而生成式 AI 驱动的数字售服在数据应用深度和交互水平上均有显著提升，能够主动侦测数据、诊断问题，实时定位根因，并逐步引导用户解决问题。

生成式 AI 为数智售服带来的核心优势主要体现在以下三个方面：

1、全渠道数据整合

生成式 AI 能够无缝整合来自不同渠道的数据，包括 OT 数据、MES 系统、售后系统等。通过对多源数据的实时分析，它能够主动侦测潜在问题，并提供精准的解决方案，而无需依赖用户明确提问。

2、自适应能力与深度学习

生成式 AI 通过持续学习和反馈机制，基于海量数据进行动态优化。它能自动适应不同客户的需求和行为变化，通过机器学习、强化学习和深度学习等技术，不断优化自身的知识体系和服务能力。

3、更强的互动体验

生成式 AI 支持多轮对话，能够理解上下文和客户意图的变化，从而提供连贯、个性化的服务体验。此外，它还支持语音、图文、视频等多种交互方式，极大地丰富了客户与售后系统之间的互动模式。

生成式 AI 赋能的数字售服不仅显著提升了问题解决的效率，还极大地改善了客户体验，为企业售后服务带来了全新的可能性。



图 10-2 传统 AI 售服面对“模具无法开模或合模”问题的对话示例

(三) 案例：“数智售服”解决方案

1. 案例背景

某企业是一家专注于注塑机研发与生产的装备制造企业，产品广泛应用于汽车零部件、家电外壳等塑料制品领域。其客户主要为中小型塑料加工厂，普遍缺乏专业设备维保经验。当设备出现异常时，客户通常依赖企业提供的售后服务。然而，随着业务规模扩大，传统售后服务模式逐渐暴露出效率低下、成本高昂等问题。

为提升服务效率，该企业曾部署传统 AI 售服系统，但实际应用中存在明显局限。如图 10-2，当客户反馈“模具无法开模或合模”时，系统仅能根据知识库列举可能原因（如液压系统压力不足、导轨卡顿、电磁阀故障等），并提供通用解决方案（检查液压油、添加润滑剂等）。然而，客户因缺乏经验，面对多个猜测性答案时仍无从下手，最终仍需工程师上门排查，导致平均故障处理时间长达 48 小时，客户生产损失严重。

此类回答虽覆盖常见原因，但无法结合设备实际状态提供针对性指导。客户多次尝试后仍无法解决问题，最终只能提交工单等待人工介入，售后成本居高不下。

2. 解决方案及成效

为解决传统 AI 售服的局限，该企业引入鼎捷生成式 AI “数智售服”解决方案。如图 10-3 所示，该方案通过整合鼎捷行业大模型与 GPT 大模型，将设备 FAQ、维修方案等结构化数据，设备图纸、问题图片等非结构化数据，温度、压力、能耗等实时 OT 数据，以及 PLM、售后系统等外部数据，以 API 插件形式集成到数智售服系统中，形成全面的数据支持能力。

当客户提出问题时，系统通过问题理解、数据调取、异常检测、根因分析、方案推荐等步骤，逐步引导客户解决问题。例如图 10-4 所呈现的是数智售服系统针对“模具无法开模或合模”问题的指导过程。系统首先识别设备型号与编号，调取维护记录与实时运行状态，检测到液压压力低于标准值后，引导客户检查



图 10-3 鼎捷生成式 AI 数智售服方案

液压油箱液位、油管接头密封性等，逐步客户定位根因并提供具体操作指导。

通过引入生成式 AI 数智售服方案，该企业显著提升了售后服务效率与客户体验。系统通过多源数据和多模态互动提供动态指导，使故障诊断与维修时间大幅缩短，整体效率提升 80%。

同时，客户自主解决率提升至 80%，减少了厂家售后压力，售后差旅人力和培训成本降低 60%，有效提升了企业竞争力。一位客户反馈：“系统能结合设备实时状态指导操作，比过去盲目排查高效得多。”这一方案不仅解决了传统售服的痛点，还为企业的数字化转型提供了有力支持。

（四）数智售服 ——“创新·生产力”

回顾 AI 售服的发展历程，其角色经历了三个关键阶段的转变：

在第一阶段，AI 主要扮演“AI 助理”的角色，以基础问答和工单记录为主，完成服务数据的初步积累。

第二阶段，AI 售服升级为“知识库服务”，通过结构化知识库解释问题原因并提供标准化解决方案。然而，这一阶段的系统依赖人工预设规则，灵活性不足，难以应对复杂多变的售后问题。

随着生成式 AI 的引入，AI 售服迈入了第三阶段——“数智售服”。在这一阶段，AI 从被动响应问题转变为积极解决问题，成为“排障教练”。它整合设备知识库、实时 OT 数据、历史维修记录等多源信息，动态生成排查步骤。更进一步，数智售服还可通过现场交互设备（如挂载在机器旁的 Pad）直接指导维保人员操作机器检查、定位故障，甚至引导维保人员在现场寻找备件进行替换。在“知识库服务”和“排障教练”阶段，AI 的角色转变为“AI 伙伴”，不仅显著提高了排障效率，还减少了对专业维保人员的依赖，降低了企业的运营成本。



图 10-4 数智售服面对“模具无法开模或合模”问题的对话示例

未来，基于数据驱动和生成式 AI 的生成能力，数智售服还将向更高阶能力演进，成为“售服教练”（见图 10-5）：

(1) 预测与主动服务：

数智售服系统将不再局限于响应客户需求，而是能够基于设备运行数据预测潜在故障风险，并主动推送保养建议或备件更换提醒，从而避免非计划停机。例如，通过对注塑机液压泵磨损趋势的分析，系统可以提前两周通知客户准备更换相关部件。这种预测与主动服务模式能够全面提升设备稼动率和客户满意度，同时帮助企业更好地掌握用户需求，实现定制化推荐，增加设备复购率，从而为企业带来增值收入。

(2) 智能决策支持：

数智售服将结合客户历史行为与设备状态，推荐更具性价比的服务方案。例如，当系

统判断某零件无法维修时，能够直接关联供应商库存并生成采购链接，跳过传统客服的中间环节，为客户节省时间和精力，同时为企业提高运营效率。

(3) 全场景服务延伸：

数智售服将从售后排障向前端延伸，覆盖售前咨询（如根据客户生产需求推荐设备型号）和售后培训（如自动生成设备操作教学视频）等全生命周期场景。这种全场景服务模式将为企业和客户提供更全面、更高效的支持。

通过上述演进，AI 正从“被动响应”的 AI 助理，转变为 AI 伙伴（知识库服务、排障教练），最终成为“主动服务”的 AI 教练（售服教练）。其核心价值在于“创新·生产力”^② 让客户减少盲目排查的时间损耗，让企业降低人力依赖的成本压力，最终实现效率与成本的双重优化，推动行业迈向智能化服务的新时代。



图 10-5 AI 售服的演进

十一、决策：从依靠经验到自主闭环

（一）企业商业管理中的复杂决策困境

在传统商业管理体系中，企业面对非常规问题时常常陷入“决策僵局”。以供应链危机为例，许多企业在面对突发断供事件时，往往需要数周时间才能形成应急方案。这一过程中，创新与应急方案决策困难、跨部门协调效率低下、信息传递滞后等问题普遍存在，导致企业蒙受巨大损失。2021年全球芯片短缺危机中，汽车行业受到严重冲击。数据显示，芯片交付周期从2019年的12周延长至2021年的22.3周，部分关键芯片甚至需等待38周¹⁵。由于企业内部协调不足，部分车企未能及时调整战略规划，导致生产与销售脱节。例如，某车企生产部门被迫暂停部分车型制造，但销售部门未能同步调整交付承诺或与消费者沟通，最终造成订单积压。大众、丰田等头部企业均出现了数月交付延迟的情况¹⁶。

这一现象深刻揭示了企业在应对非常规问题时的决策困境，不仅体现在决策效率低下，更表现为非常规问题应对乏力、认知局限与经验依赖导致的跨部门协作不畅以及战略执行断层等问题，严重制约了企业在复杂商业环境中的竞争力。

1. 非常规问题应对乏力

当企业遇到无先例的突发事件（如新型供应链危机、市场黑天鹅事件）时，往往缺乏有

效的应对机制。由于缺乏数据模型和历史经验支撑，企业不得不依赖高管团队临时组建专项组，跨部门反复论证解决方案。这种人工主导的决策模式不仅耗时耗力，且难以保证方案的科学性与创新性。

2. 认知局限与经验依赖

企业决策往往依赖分散在各部门的专家经验，而这些经验通常局限于特定领域，难以形成系统性解决方案。例如，财务风控模型与生产排程逻辑往往割裂，导致决策过程中出现信息孤岛，无法实现跨领域协同、形成系统性的解决方案。以制定促销策略为例，许多企业的市场部门缺乏实时库存数据支持，导致促销商品在实际执行中缺货，不仅错失了销售机会，还引发了客户投诉。这一现象凸显了企业决策过程中认知局限与经验依赖的普遍问题。

3. 执行层面断层

即便企业制定了战略规划，但在落地执行过程中，往往存在断点与脱节。一方面，企业依赖既定流程，难以根据市场变化快速调整。例如，市场需求突变时，生产计划和供应链安排无法及时响应，导致资源浪费或错失机会。另一方面，战略执行需要多部门协同，但各部门往往各自为政，缺乏统一的信息共享机制，导致执行效率低下。战略规划与落地执行的断层，造成企业市场变化响应速度慢，战略目标与实际执行结果之间存在显著差距。

15. 讯石光通讯网. 芯片短缺愈加严重 部分订单延迟至2024年 [EB/OL]. (2021-10-31)[2025-02-28]. <http://www.iccsz.com/site/cn/News/2021/11/01/20211101093216620537.htm>.

16. 政经. 汽车芯片短缺超预期 全球汽车行业再现停工潮 [EB/OL]. (2021-03-30)[2025-02-28]. <https://www.infzm.com/contents/203769?source=131>.

传统商业管理如同“拼图游戏”^①，依赖人工收集碎片化信息、机械执行既定流程，缺乏应对不确定性的创造性决策能力。这种模式在稳定环境中或许能勉强维持，但在快速变化的商业环境中，已难以满足企业高效决策与创新发展的需求。企业亟需新的技术手段的帮助，来提升其在复杂环境中的竞争力与适应性。

(二) 生成式 AI 驱动的多 Agent 系统：创新方案的自主生成与执行

生成式 AI 技术的突破性发展，为企业构建具备自主决策能力的多 Agent 系统提供了技术支持。通过融合大语言模型的创造性生成能力、动态知识图谱的语义关联能力以及多 Agent 协同机制等多种能力，企业能够突破传统商业管理的决策瓶颈，实现从“人工应对”到“方案自主生成与执行”的转变。

1. 多 Agent 系统的角色分工与协同

在生成式 AI 驱动的多 Agent 系统中，执行者 Agent 与指挥官 Agent 通过分层协作机制，共同完成复杂问题的解决，形成创新方案

生成与执行的完整闭环。

如表 11-1 所示，根据功能定位的不同，生成式 AI 赋能的 AI Agent 可分为执行者 Agent 和指挥官 Agent 两大类。

执行者 Agent 专注于执行标准化流程，例如自动生成采购订单或跟踪物流状态，其核心价值在于提升运营效率。然而，面对复杂、动态的商业环境，企业需要更具创造性和适应性的解决方案，这正是指挥官 Agent 的核心价值所在。指挥官 Agent 调用生成式 AI 进行创新方案设计，动态拆解复杂任务，统筹多 Agent 协同实现商业目标。二者协同下能实现创新解决方案的自主生成与闭环执行：

(1) 自主生成：

指挥官 Agent 通过动态知识图谱（整合场景图谱、数据图谱、历史决策脉络）构建问题上下文，调用生成式 AI 生成多套备选方案。例如，在供应链断供场景中，指挥官 Agent 可同时提出“战略库存调用”“供应商替代”“生产计划重构”等多种策略，并通过模拟推演验证其可行性。

表 11-1 多 Agent 系统的角色分工

Agent 类型	功能定位	生成式 AI 赋能	典型应用场景
执行者 Agent	执行标准化流程、完成特定任务	增强任务理解与适应性	数据采集、报表生成、状态监控
指挥官 Agent	生成创新解决方案、统筹多 Agent 协同	全流程设计与动态调度	供应链优化、危机响应、战略规划

(2) 闭环执行：

方案生成后，指挥官 Agent 自动将子任务分配给执行者 Agent。例如，库存调配指令下达至仓储 Agent，供应商切换指令下发至采购 Agent，同时实时监控执行效果，动态调整任务优先级，确保方案高效落地。

通过执行者 Agent 与指挥官 Agent 的协同，企业能够实现从问题识别到方案生成再到执行反馈的端到端闭环管理，显著提升复杂商业环境中的决策效率与创新能力。

2. 生成式 AI 驱动的多 Agent 实现框架

为了更好地理解执行者 Agent 和指挥官 Agent 在企业运营中的层次化作用及其相互关系，我们提出了图 11-1 所示的多 Agent 系统实现框架。该框架通过图谱信息、交互方式和智能场域等多个维度，描绘了 AI Agent 如何与人类、数据、环境及大语言模型等进行互动，从而实现从方案生成到执行反馈的端到端闭环管理。

(1) 角色层次

在框架的中央，指挥官 Agent 和执行者 Agent 从上至下依次排列，这种分层架构确保了复杂问题的高效解决：指挥官 Agent 生成创新方案，执行者 Agent 精准执行，二者协同实现从“方案生成”到“方案落地”的闭环。

(2) 图谱信息

场景图谱、数据图谱和脉络图谱为 AI Agent 提供了执行任务所必需的输入，帮助其理解当前任务的背景、目标以及相关数据，确保在复杂企业环境中做出精准决策。

• 场景图谱：

反映任务的具体场景和目标，帮助 AI Agent 识别任务所处的环境与要求。例如，在供应链危机中，场景图谱提供供应商关系、物流路径等元数据，帮助指挥官 Agent 快速定位问题核心。

• 数据图谱：

包含企业业务数据（如财务数据、客户信息、生产数据）及外部数据来源，支持 AI Agent 完成数据分析和决策。例如，在制定促销策略时，数据图谱提供实时库存与市场需求信息，确保方案可行性。



图 11-1 生成式 AI 驱动的多 AI Agent 系统实现框架

- 脉络图谱：

记录任务的上下文信息（如历史决策路径、用户交互记录），帮助 AI Agent 理解任务背景，避免重复性工作。例如，在应对供应链中断时，脉络图谱能够提供历史应急方案供指挥官 Agent 参考。

(3) 交互方式

AI Agent 通过两种主要方式与物理世界交互：

- 人类智能（**Human Intelligence**）：

通过自然语言处理（如语言交流、文本输入、语音命令等形式）与用户直接交互，理解任务需求并提供支持。例如，在客户服务场景中，AI Agent 通过对话理解客户需求，生成个性化解决方案。

- 具身智能（**Embodied AI**）：

通过感知和响应物理环境进行互动。这种交互方式使 AI agent 能够在实际物理环境中执行任务，例如操作机械设备、传感器数据处理、视觉识别等。通过具身智能，AI agent 能够处理更多感官信息，并在与物理环境的互动中做出决策，从而提升任务执行的直观性和精准度。例如，在智能生产线中，AI Agent 通过视觉系统监测生产过程，实时识别质量问题并调整生产计划。

(4) 大语言模型（LLM）与 AI agent 的双向作用

LLM 为 AI Agent 提供强大的自然语言处理能力，使其能够理解复杂任务并生成智能建议。例如，在战略规划中，指挥官 Agent 通过 LLM 解析高管团队的模糊需求，生成多套备选方案。同时，AI Agent 的反馈数据（如任务执行结果）不断优化 LLM 的决策能力，形成双向赋能。

(5) 智能场域

智能场域包括物联网（IoT）和智能机器（如生产线、设备、智能终端等），它们为 AI Agent 提供丰富的实时数据，增强其感知能力。例如，在供应链管理中，AI Agent 通过物联网设备实时监控库存水平，动态调整采购计划。这种双向互动使 AI Agent 能够根据现场信息快速响应，提升决策效率。

3. 指挥官 Agent 的工作机制与核心能力

指挥官 Agent 作为生成式 AI 驱动的多 Agent 系统的核心，代表了智能决策和方案生成领域的最高水平。如图 11-2 所示，指挥官 Agent 通过“生成 - 调度 - 监控”闭环机制，



图 11-2 指挥官 Agent 的“生成 - 调度 - 监控”闭环机制

实现从任务解析到方案落地的端到端闭环管理。在此过程中，指挥官 Agent 的核心能力体现在对复杂任务的解构、动态知识的调用以及创新方案的生成与执行上，能够显著提升企业在复杂商业环境中的决策效率与创新能力。

(1) 任务解构与目标拆解

指挥官 Agent 能够将复杂的任务分解为多个可执行的子任务，并根据优先级和资源可用性进行合理安排。例如，在应对供应链中断时，指挥官 Agent 将问题拆解为库存调配、供应商切换、生产计划调整等多个子任务，并生成详细的执行路径。这种能力使企业能够快速响应突发事件，减少决策迟滞带来的损失。

(2) 动态知识调用

通过调用场景图谱、数据图谱和脉络图谱，指挥官 Agent 构建任务执行的上下文环境。场景图谱帮助识别任务背景与目标，数据图谱提供实时业务数据支持，脉络图谱则通过历史决策路径与执行结果，为当前决策提供参考。这种多维度的知识调用能力，使得指挥官 Agent 能够在复杂场景中做出精准决策。

(3) 创新方案生成与验证

在无先例的情境下，指挥官 Agent 能够基于实时数据和历史经验，生成多套解决方案，并通过模拟验证其可行性。

与执行者 Agent 相比，指挥官 Agent 的核心在于“生成”和“规划”，而非“执行”。通过生成式 AI 技术的赋能，指挥官 Agent 能够在复杂、动态的商业环境中自主生成创新方案，并统筹多 Agent 协同执行，实现从问题识别到方案落地的端到端闭环管理。

(三) 案例：AI 采购参谋应对供应商断供危机

1. 案例背景

某制造企业在 Q4 生产计划中面临关键原材料供应商突发断供风险。该供应商占企业采购量的 40%，断供将导致生产线停滞、订单交付延误，预计直接损失超千万元。在传统模式下，采购团队需人工协调各部门信息、评估备选方案、调整采购计划，人工决策模式效率低下，难以快速响应动态变化。具体来说，传统应对方式存在以下问题：

(1) 信息分散：

采购员需从 ERP、仓储、生产系统中手动导出供应商数据、库存状态、生产排期等信息，耗时约 2 小时；

(2) 方案局限：

依赖经验选择备用供应商，缺乏多维度（价格、交期、质量）智能评估，易遗漏最优解；

(3) 执行低效：

需人工生成采购订单、跟踪物流、协调生产调整，每个环节耗时 30 分钟以上，且错误率高达 15%；

(4) 风险滞后：

合同审核依赖人工逐条检查，关键条款风险识别效率低，历史案例复用率不足 20%。

2. 解决方案及成效

为解决上述痛点，该制造企业引入 AI 采购参谋多 Agent 系统，通过生成式 AI 技术实现智能化应对。AI 采购参谋基于大语言模型（LLM）和动态知识图谱，实现了从问题识别到方案执行的全流程自动化解决方案生成与执行。

(1) 语义解析与动态知识调用

在接收到“供应商断供”事件后，AI 采购参谋首先通过语义解析技术，快速识别事件关联的生产计划、库存水位、合同条款等关键背景信息。随后，系统实时调用动态知识图谱，从 ERP 中获取决策所需的供应商历史交货率、市场价格波动、战略库存等数据。同时，指挥官 Agent 参考历史危机处理案例（如 2022 年某供应商延迟交货的应对策略），确保决策的科学性与可操作性。

(2) 创新方案生成与模拟验证

基于动态知识图谱，指挥官 Agent 通过自主思考模型生成三套应急方案：

方案 A：启用战略库存（可支撑 7 天生产），同步启动 3 家备用供应商竞标。

方案 B：调整生产排期，优先完成高毛利订单，延期低优先级订单。

方案 C：与断供供应商协商临时加急供应，并引入物流监控强化履约。

通过模拟推演，系统评估各方案的综合成本与交期可控性，最终选定方案 A 为执行路径。

(3) 智能调度与执行

方案确定后，指挥官 Agent 将任务拆解为“备用供应商选择”“订单生成”“物流监控”等子任务，并调度多 Agent 协同执行：

智能寻源 Agent：

基于质量、价格、交期等多维度评分模型，从候选供应商中推荐得分最高的备用供应商，确保采购方案的最优性。

生单 Agent：

自动生成采购订单，并通过 OCR 技术识别送货单，10 秒内完成 ERP 系统录入，大幅提升订单处理效率。

跟催 Agent：

实时监控物流进度，异常时自动触发提醒，并推送替代运输方案，确保供应链的连续性与稳定性。

(4) 动态风险管控

在方案执行过程中，AI 采购参谋通过智能合同审核功能，自动扫描备用供应商合同，10 分钟内完成 30 项风险条款识别（如

表 11-2 AI 采购参谋实施效果

指标	传统模式	AI 采购参谋	提升效果
方案生成时间	8 小时 (人工会议)	15 分钟	效率提升 32 倍
采购订单处理	30 分钟 / 单	10 秒 / 单	错误率降低 90%
交期达成率	65%	92%	风险成本减少 40%
人力投入	5 人全职处理	1 人监控异常	资源节约 80%

违约金比例、交货标准），风险检出率提升至95%。此外，系统支持实时问答功能，采购主管可通过语音查询“战略库存消耗进度”，AI即时调取数据并生成可视化报告，为动态调整提供决策支持。

通过AI采购参谋的智能调度与执行，企业在多个关键指标上实现了显著提升，体现了企业从传统模式向智能化转型的实质性突破。表11-2是具体实施效果的对比分析：

（四）商业决策自主闭环 ——“创·新生产力”

在传统商业管理中，企业依赖人工经验应对非常规问题（如供应链断供、市场黑天鹅事件），面临响应迟滞、经验局限、执行断层等系统性挑战。生成式AI驱动的多Agent系统，通过突破传统商业管理的决策瓶颈，创造了“创造性生成、系统性调度、闭环执行、持续进化”的新生产力。这种生产力革新不仅体现在效率提升层面，更表现为推动企业决策范式从“经验驱动”到“自主生成”的转变，为企业应对不确定性、实现持续增长提供了战略性支撑。

生成式AI驱动的多Agent系统，正在重塑企业运营的底层逻辑，推动人机协同的新型生产关系。一是人类角色从“操作执行者”转变为“目标定义者”与“规则监督者”。例如，企业高管只需设定“确保90%订单交付”的战略目标，AI即可生成并执行具体路

径。二是AI能力从“单点工具”进化为“决策网络”，通过多Agent协同实现跨系统、跨流程的资源优化。例如，在AI采购参谋应对供应商断供危机的案例中，AI同时调度采购、生产、物流系统，确保资源调配的最优性。三是组织形态的变革，将推动构建“人类-Agent”混合型组织，形成“人类定义战略方向-AI生成落地路径-人机协同动态优化”的新型协作生态。这种模式不仅提升了决策效率，还释放了人力资源用于更高价值的战略规划与创新设计。

随着生成式AI与多Agent系统的深度结合，企业数智化转型将进入新阶段：

(1) 企业的决策知识库不断自主进化。每次危机应对与方案执行的结果，将自动沉淀为脉络图谱，持续优化AI的决策能力。

(2) 战略级AI助手逐步普及。AI将逐步承担中长期战略规划职能（如市场进入策略设计、产能布局优化），与人类高管形成深度协同。

生成式AI通过创造“创造性生成、系统性调度、闭环执行、持续进化”的新生产力，正在重新定义企业核心竞争力。在VUCA（易变性volatility、不确定性uncertainty、复杂性complexity、模糊性ambiguity）时代，驾驭不确定性的能力将成为企业分化的关键壁垒，而生成式AI正是构建这一能力的战略性支点。通过持续生成创新方案并驱动执行完成闭环，生成式AI将为未来商业管理注入全新的活力与可能性。

十二、运营：从查询分析到商业洞察

（一）数据运营场景的能力演进与痛点

企业对业务数据价值的探索历程，可以概括为从“看得见”到“看得清”再到“看得快”的演进过程，既反映了技术的发展，也反映了数据运营理念的转变。

在“看得见”数据的阶段（1980年代），企业通过静态报表系统化呈现销售额、库存量等基础指标。这类固定格式报表帮助管理者全面掌握运营状况，但任何分析维度调整都需要技术团队重新开发，响应周期长达数周。

随着数据规模扩张和决策时效性需求提升，2000年代的可视化分析工具开始赋能数据运营。可视化工具使运营团队能自主构建销售趋势图、库存热力图等分析视图。借助统计方法，运营团队还能主动解析销售波动、库存周转等关键指标的关联性，“看得清”数据之间的关联关系，然而这种能力仍然高度依赖专业分析师的解读。

2010年开始，数据运营进入了自助式分析时代，真正做到了“看得快”结果。业务人员无需技术背景即可通过直观的拖拽操作构建实时看板：电商团队监控大促期间的流量转化漏斗，供应链部门可视化库存周转与采购周期的动态平衡，市场人员自主对比各渠道ROI以优化预算分配。这种敏捷可视化的看板展示，结合内置的机器学习算法，可以让人人都有能力完成趋势预测、客户分群等基础分析，实现业务数据运营分析的民主化。

尽管自助式BI实现了操作层的民主化，却仍然存在三大局限：

1. 自助能力有限

表面友好的交互界面背后，复杂分析仍需要掌握度量值构建、DAX公式编写等技能，本质上是将SQL门槛转化成了BI工具操作门槛。例如当业务人员尝试进行边际效益分析、客户生命周期价值计算等深度分析时，依然需要数据团队预先配置计算逻辑，并没有实现真正的“自助分析”。

2. 分析框架僵化

看板系统的灵活性受限于预设数据模型，无法实时响应突发问题。例如面临突然需要对比竞品数据，或是评估竞品突发促销影响等突发性需求，业务人员无法突破预设的看板模型进行实时探索，被迫回归传统开发流程，导致决策时效性大幅衰减。

3. 洞察输出层次浅

可视化工具能够高效呈现“发生了什么”，但无法自动回答“为什么发生”和“应该如何应对”。例如发现某区域销量异常时，运营团队仍然需要手动整合库存、物流、促销等多维数据进行分析，大量精力耗费在数据准备而非价值挖掘环节。

这三个瓶颈共同构成了当前数据运营的“最后一公里”障碍：企业拥有数据采集和处理能力，却难以快速转化为可执行的业务洞察。

(二) 生成式 AI 赋能的商业洞察

随着生成式 AI 技术与数据科学、决策智能的深度融合，2020 年代数据运营正式迈入第四代演进阶段——智能交互时代。这一阶段的本质突破在于实现了从“看得快”到“看得懂”的转变，通过自然语言解锁了数据价值探索的“最后一公里”。

传统自助式 BI 虽然降低了操作门槛，但业务人员在分析促销效果等复杂场景时，仍需理解数据模型背后的技术逻辑。生成式 AI 通过语义理解与业务知识理解，能够直接将“分析哪些商品促销效果不佳”这类自然语言请求，转化为包含边际效益计算、库存周转评估等多维度的完整分析方案。这种对话式分析体验，使业务人员可以像咨询专家一样与数据系统进行深度交流。

当面临突发性分析需求时，智能交互系统的优势更为显著。例如针对“某区域数码品类销售异常”的归因分析，生成式 AI 能够自动构建分析框架，在分钟级时间内输出包含关

键影响因素权重、数据溯源依据的专业报告。这种动态探索能力，使企业首次具备了应对市场突变的实时决策能力。

更具革命性的是，生成式 AI 赋能的商业洞察系统能够将数据洞察直接转化为可执行的决策建议。例如针对销售异常问题，系统不仅建议立即补货关键 SKU，还会提示注意仓储成本平衡，并推荐长期物流合作方评估机制优化。这种从“问题发现”到“方案落地”的能力，标志着数据运营实现了真正的商业“智能”。

(三) 案例：敏捷问数

1. 案例背景

在制造业运营管理中，成本监控与分析是保障企业盈利能力的核心环节。某制造企业运营团队需要定期监测生产成本，当出现异常波动时需快速定位原因并制定应对措施。然而，运营团队的日常数据分析过程中存在以下挑战：



图 12-1 鼎捷敏捷问数解决方案技术架构

(1) 分析效率低：

运营人员需手动从 ERP 系统导出数据，在 Excel 中进行复杂的数据清洗与加工，单次分析耗时长达 4-6 小时；

(2) 归因能力弱：

人工分析难以系统性评估成本波动的多维影响因素（如订单结构、材料价格、设备效率等），导致决策依据不充分；

(3) 行动滞后：

从发现问题到组织跨部门会议讨论解决方案，平均需要 2-3 个工作日，错失最佳管控窗口期。

因此，该运营团队急需一种能够根据业务数据实时诊断问题并直接生成优化建议的智能分析工具。

2. 解决方案及成效

该企业引入了鼎捷基于生成式 AI 技术构建的敏捷问数解决方案，实现了从数据查询到商业决策建议的全流程智能化转型。如图 12-1，该方案在确保数据安全的前提下，结合第三方基础大模型、鼎捷制造业垂直大模型与垂直领域知识，构建了包含意图理解、智能分析、决策建议在内的敏捷问数与商业洞察分析能力。

(1) 智能交互重塑分析流程

运营人员只需通过自然语言输入查询需求，系统即可自动完成语义解析、数据关联和可视化输出全过程。如运营人员提问“2024 年每个月总成本如何”，系统首先理解“总成本”涵盖直接材料、人工、制造费用等子项，从 ERP 自动提取 2024 年成本数据，并生成



图 12-2 “敏捷问数”快速给出成本趋势图

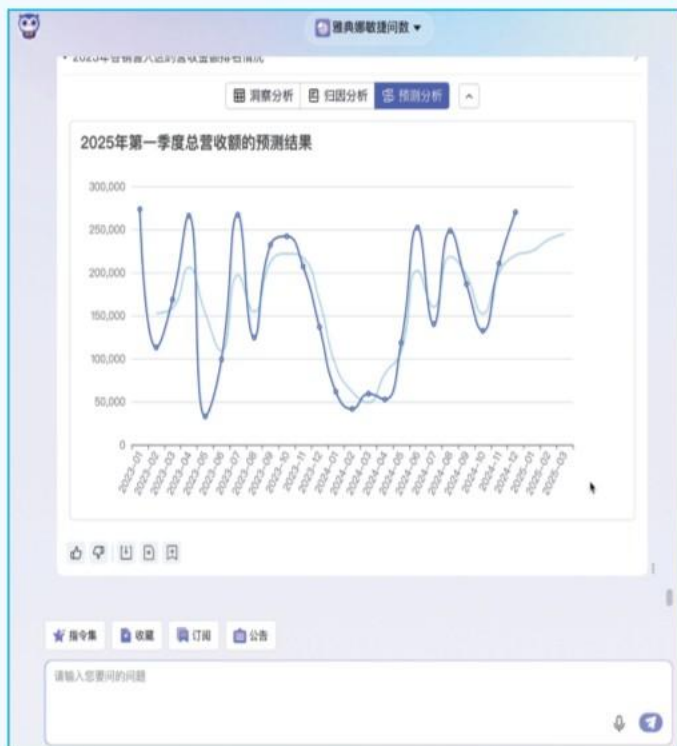


图 12-3 系统根据要求预测未来成本趋势

带标注关键点的趋势图表（如图 12-2）。根据用户的进一步需求，系统还能基于历史数据训练的时间序列模型，预测未来 3 个月成本趋势（如图 12-3）。

(2) 洞察与决策建议生成

系统能够对生成的趋势图表进行智能解析，形成结构化洞察。如图 12-4 所示，系统不仅清晰描述 2024 年各月总成本的波动特征，还能基于数据分析自动生成初步的优化建议。这些建议涵盖订单管理优化、材料预算调整、设备维护计划改进、供应商选择策略等多个业务维度，为运营团队提供可直接落地的行动方向指导。

(3) 多维归因分析突破局限

区别于传统单维度分析方式，系统通过多因素归因模型自动识别成本波动的关键驱动因素。如图 12-5 所示，归因分析结果显示订单数量波动是影响总成本的首要因素，其次为材料成本变动。这提示运营团队可以采取控制订单量、优化订单结构、优化采购策略等针对性措施来控制总成本。

通过降低分析门槛、深化洞察深度、缩短决策链条，鼎捷敏捷问数解决方案正在推动制造业数据运营管理进入智能化新阶段。

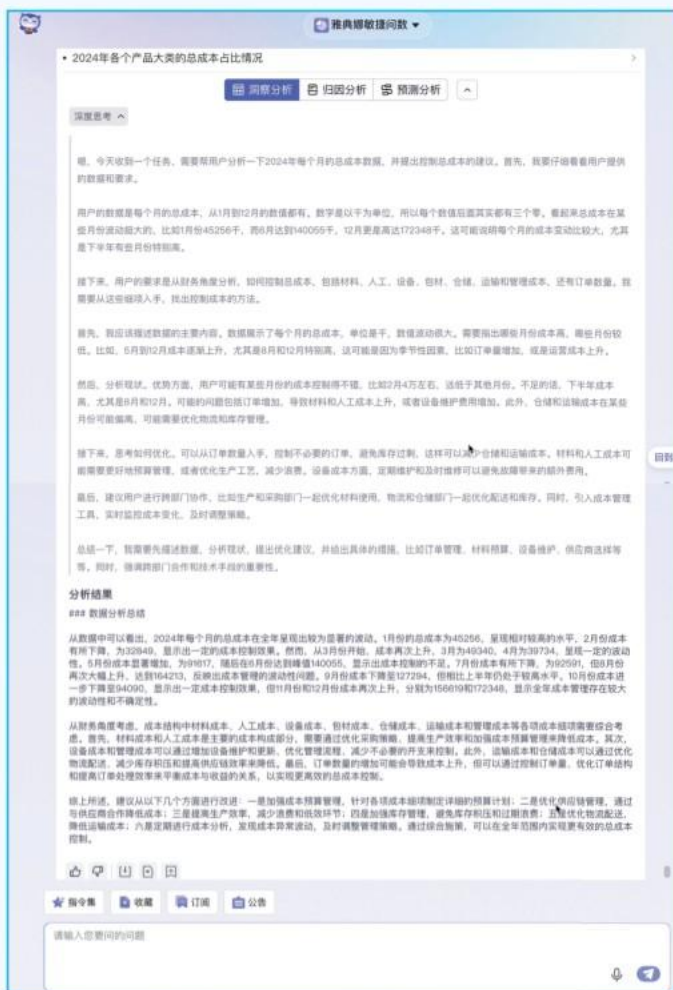


图 12-4 系统进行洞察分析，并自动提出初步决策建议



图 12-5 深入的成本归因分析

(四) 商业洞察

——“创新·生产力”

在数据运营的智能化演进过程中，生成式 AI 技术的引入不仅解决了传统 BI 工具的固有限制，更有效提升了数据运营人员的生产效率。这种生产效率的提升主要体现在两个关键层面。

第一，缩短数据交互时间，显著提升问数效率。生成式 AI 彻底改变了人机数据交互的方式。在传统模式下，业务人员需要经历“需求提出 - 技术开发 - 结果验证”的漫长周期，即使自助式 BI 工具也需要掌握特定的操作技能。而如今，采购经理只需用日常语言提出“分析缺料品号采购达交率”这样的业务问题，系统就能在秒级时间内完成从数据提取、分析建模到可视化呈现的全流程。这种改变使得原本需要数天完成的数据准备、分析和展现工作，现在可以缩短至分钟级别，大幅提升决策时效性。

第二，业务洞察智能生成，释放业务潜能。生成式 AI 将单纯的“数据展示”升级为“智能洞察生成”，不仅能挖掘动因及趋势，还能给出相应建议。在鼎捷案例中，系统不仅展示供应商交期恶化的现象，更能结合行业知识库，自动识别出“优质供应商交付能力下降”这一矛盾点，并给出兼顾成本、质量、交期的平衡性建议。这种能力使业务人员摆脱了数据清洗、多维交叉分析等技术性工作，将精力真正聚焦于价值创造，实现从“数据工人”到“决策专家”的角色转变。

这种生产力革新正在重塑企业竞争力。当竞争对手还在为数据孤岛和滞后分析困扰时，采用基于生成式 AI 的商业洞察解决方案的企业已经建立起敏捷数据运营体系。在瞬息万变的市场环境中，这种以 AI 驱动的问数和洞察速度优势，正成为区分行业领导者与跟随者的关键要素。



十三、未来展望

(一) 生成式 AI 领域颠覆性创新技术展望

AI 领域，特别是生成式 AI，正经历着前所未有的高速发展。AI Agent 被认为是近期生成式 AI 领域最具代表性的颠覆性技术之一。事实上，“颠覆性技术”并非仅仅指代技术上的新颖性，而是一种能够显著改变现有行业格局和市场结构，创造全新领域和商业模式的创新。这种创新往往彻底改变了产品和服务的消费方式。AI Agent 的颠覆性体现在其对现有应用模式和市场格局的潜在冲击上。如报告第 11 章所展示的那样，AI Agent 的核心颠覆能力包括了自主执行复杂任务、跨 workflow 协调、预测与先发制人式解决潜在问题¹⁷、动态资源优化、知识管理、以及加速研发创新等等。这些能力直接挑战了现有的服务交付模式、软件产品形态以及人机协作方式。它们有望从根本上改变 IT 服务等行业的成本结构、运营模式和竞争动态，推动服务交付从人力驱动转向 AI 辅助甚至 AI 主导。

然而，技术发展的步伐并未停歇，新的技术浪潮正在酝酿之中，它们可能对现有的生成式 AI 应用模式带来比 AI Agent 更大、更根本性的颠覆。本报告整理了 3 个具有颠覆性潜力的技术供读者了解和参考。

1. 世界模型：迈向具备常识和预测能力的 AI

如果说 AI Agent 代表了 AI 执行能力的提升，那么世界模型（World Models）则指向了一个更深层次的目标：让 AI 具备对世界运行方式的内在理解、模拟和预测能力，这被认为是通往更高级别人工智能（甚至通用人工智能 AGI）的关键路径之一，其颠覆潜力可能更为深远。

世界模型是理解现实世界动态（包括其物理和空间属性）的生成式 AI 模型¹⁸，其核心思想是让 AI 系统在内部构建一个关于现实世界（或特定环境）如何运作的表征或模拟¹⁹。这个内部模型使得 AI 能够理解环境动态、预测未来状态，并据此进行规划与推理，利用内部模型进行“心智模拟”，评估不同行动方案的潜在后果，从而做出更优的决策。通过内部模型，世界模型还能用来管理和推理环境中的不确定性。

当前主流的生成式 AI 模型虽然在文本、图像生成方面表现出色，但其本质仍是对训练数据中统计模式的复现。世界模型则不同，它通过整合多模态数据、物理信息机器学习、神经符号系统、持续学习、因果推断、人在回路、负责任的 AI 等多个交叉领域²⁰，使 AI 系统能够模拟现实

17. Kearney. The agentic AI disruption: the silent revolution reshaping IT services [EB/OL]. (2025-03-07) [2025-05-06]. <https://www.kearney.com/service/digital-analytics/article/the-agentic-ai-disruption-the-silent-revolution-reshaping-it-services>.

18. 英伟达. 术语表 - 世界基础模型 [EB/OL]. (无日期) [2025-05-06]. <https://www.nvidia.cn/glossary/world-models/>.

世界的动态变化。

世界模型的成功实现将可能带来极其深远的颠覆性影响：

(1) 实现真正自主和适应性的 AI 系统：

具备强大世界模型的 AI 将能够在复杂、动态、不可预测的真实世界环境中进行有效的长期规划和自主决策。这将极大地推动机器人技术、自动驾驶汽车、自主物流系统等领域的发展，颠覆依赖人类进行复杂规划、控制和操作的行业。

(2) 加速通往通用人工智能（AGI）的进程：

许多专家认为，赋予 AI 对世界运作方式的基础理解是实现 AGI 的关键一步。如果世界模型能够成功捕捉并模拟现实世界的复杂性，它将为 AI 提供进行跨领域学习、推理和适应的基础。

(3) 改变科学研究与工程设计：

精确的世界模型将成为强大的“数字孪生”和模拟工具，能够在虚拟环境中以前所未有的保真度模拟物理、化学、生物过程，或复杂的社会经济系统。这将颠覆传统的实验和仿真方法，加速科学发现、新材料设计、药物研发、气候变化建模、城市规划和金融风险分析等。

(4) 创造前所未有的沉浸式交互体验：

世界模型能够生成高度真实、物理一致且能对用户行为做出动态响应的虚拟世界。这将为游戏、娱乐、元宇宙、教育培训等领域带来革命性的变化，提供远超当前水平的沉浸感和交互性。

当然，构建和应用世界模型还面临着计

算可扩展性、数据需求与质量、模拟到现实之间的鸿沟、可解释性与透明度、伦理与价值观等多重挑战。但世界模型有望使 AI 从仅仅识别数据中的模式，转向理解和模拟动态系统背后的因果机制和物理规律。这种从“知其然”到“知其所以然”的飞跃，是 AI 认知范式的质变。

2. 神经符号 AI：融合学习与推理

神经符号 AI（Neuro-Symbolic AI, NSAI）通过融合深度学习的模式识别能力与符号 AI 的逻辑推理能力，为解决当前 AI 系统的局限性提供了新路径。这一创新范式既保留了连接主义（Connectionism）神经网络擅长从非结构化数据中学习复杂模式的优势，又结合了符号主义（Symbolism）基于知识图谱等结构化知识进行精确推理的特点，同时克服了神经网络缺乏可解释性、符号系统难以处理噪声数据的固有缺陷。这种互补融合特别适用于需要高可靠性、可解释性和强推理能力的应用场景，为释放生成式 AI 的潜力开辟了新方向。

NSAI 能够有效弥补当前生成式 AI 的主要缺陷，显著提升模型的可解释性与透明度，增强其逻辑推理能力（如减少“幻觉”现象、融入领域专业知识），同时降低对大规模标注数据的依赖。在企业应用场景中，决策过程不仅需要精准的知识支撑，更要求 AI 系统能够清晰阐明其决策依据。这正是 NSAI 作为可解释 AI 的核心价值所在，它确保了 AI 决策不再是难以理解的“黑箱”，而是可追溯、可验证的智能过程。

19. VKTR.com. Why AI Companies Are Creating World Models [EB/OL]. (2025-03-04) [2025-05-06]. <https://www.vktr.com/ai-technology/why-ai-companies-are-creating-world-models/>.

20. Del Ser J, Lobo J L, Müller H, et al. World Models in Artificial Intelligence: Sensing, Learning, and Reasoning Like a Child[J]. arXiv preprint arXiv:2503.15168, 2025.

因此，NSAI 的颠覆性在于通过提升 AI 的信任度、可靠性和可解释性，打开了那些对不透明、不可靠的纯神经网络技术持谨慎态度的关键应用领域的大门。它并非创造了全新的功能，却让 AI 在已有但因风险而受限的领域变得“可用”、“可信”和“可解释”。这种“可用性”的突破，尤其是在金融、医疗、法律等受到严格监管或对安全性要求极高的行业，构成了对现有实践的颠覆。这可能催生出一个偏好混合架构的特定 AI 市场细分，或者迫使现有的生成式 AI 供应商在其产品中融入更多的符号推理和知识表示能力。

NSAI 面临的核心挑战是如何实现神经网络与符号逻辑的无缝集成。这需要在理论层面和架构设计上取得突破，才能真正弥合神经与符号之间的鸿沟。只有解决了这个根本性问题，NSAI 才能在可靠性和推理能力上超越纯粹的深度学习模型。

3. 创新 AI：向真正的合作者甚至创新者转变

当前主流的生成式 AI 主要解决“如何高效生成内容”的问题，而创新 AI（Innovative AI, InAI）则代表着更深远的目标：使 AI 具备自主创造力，能够定义问题并产出真正新颖且有价值的成果，而不仅仅是对训练数据的模仿或优化²¹。InAI 被视为 AI 从工具向真正的合作伙伴，乃至自主创新者转变的关键一步。目前，InAI 很大程度上仍处于理论探讨阶段，但它代表了对 AI 终极潜力的一种设想，其实现将是对现有 AI 应用模式的根本性颠覆。

与 GenAI 主要关注生成内容的质量和效率不同，InAI 的核心在于“创新”本身，即产生原创性、实用性想法，并能显著改进现状或解决重大挑战。实现这一目标可能依赖于强化学习（自主定义问题）、元学习（学习如何学习）、多模态推理（跨领域综合）以及神经符号 AI（深度理解与推理）等技术的整合。

若 InAI 得以实现，其影响将远超当前生成式 AI 带来的效率提升和内容生成革命：

(1) 从辅助工具到创新引擎：

AI 将从主要作为人类助手和工具的角色，转变为能够独立发现问题、提出原创解决方案甚至引领创新方向的引擎。

(2) 加速科学发现与技术突破：

在科研、医药等领域，InAI 可能自主提出假说、设计实验并分析结果，大幅缩短创新周期²²。

(3) 创造全新商业模式：

通过自主识别未被满足的需求和潜在的市场空白，InAI 可能催生出人类难以预见的产品、服务和商业模式。

(4) 重塑人机协作范式：

人类的角色可能转向与 InAI 共同探索价值，并对其创新方向进行伦理引导和监督。

尽管 InAI 的实现仍面临技术挑战与伦理拷问（比如创新方向与人类价值观的契合、成果归属界定等），但它所代表的从“生成”到“创新”的飞跃，无疑是人工智能发展的下一个前沿。对这一领域的探索，将深刻影响未来智能化社会的形态。

21. Mohammadabadi S M S. From Generative AI to Innovative AI: An Evolutionary Roadmap[J].arXiv preprint arXiv:2503.11419, 2025.

22. WorldEconomicForum.AliinAction:BeyondExperimentationtoTransformIndustry[EB/OL].(2025-01)[2025-05-07].https://reports.weforum.org/docs/WEF_AI_in_Action_Beyond_Experimentation_to_Transform_Industry_2025.pdf

未来生成式 AI 最具颠覆性的进展可能并非来自单一技术的突破，而是源于这些新兴技术的深度融合与协同。例如，一个能够通过多模态感知理解物理世界、利用内部世界模型进行长期规划、并通过神经符号机制确保其决策可靠可信的自主机器人，其颠覆性将远超当前任何单一技术所能达到的水平。因此，战略眼光不应仅仅局限于追踪单一技术的发展，更要关注能够促进这些技术有效融合的平台、架构和理论创新。技术趋势的相互作用将共同定义下一代 AI 应用的形态和能力。

(二) 生成式 AI 在企业应用的 GIGA 模式

生成式 AI 在企业中的深度应用正推动管理模式从工具辅助向人机协同转变。随着 Agentic AI (AI Agent) 的发展，生成式 AI 已具备自主推理、多步骤任务规划和执行能力，这要求企业将其视为提升整体智能化运营的核心要素，而不是孤立的技术工具。

管理学界普遍认为，人机协同是释放 AI 潜力的关键。哈佛商学院教授迈克尔·波特 (Michael Porter) 曾指出，企业未来的成功将取决于其最大化利用 AI 与人类协同优势的能力。波特与赫普尔曼 (James E. Heppelmann) 在《智能互联产品如何重塑企业》一文中的论述²³，详细阐释了智能技术如何重新定义企业的核心职能、催生新的技能需求，并要求跨职能部门间进行前所未有的紧密协调。这从根本上强调了构建基于人机协同的新型运营与组织范式的必要性。“互补性团队表现” (Complementary Team Performance, CTP) 的概念进一步深化了这

一理解，即人机团队通过协作，能够有效整合和利用人类与 AI 各自独特且互补的能力，达成超越任何一方单独行动所能企及的成果²⁴。

在此背景下，本报告提出 GIGA 模型包含共志 (Co-Goal)、共智 (Co-Intelligence)、共治 (Co-Governance) 和共致 (Co-Achievement) 四个层级旨在为企业提供一个全面的思考框架，用以指导人类与 Agentic AI 之间进行高效协作。GIGA 模型强调，企业需要超越技术实施本身，系统性地构建共享目标愿景、协作智慧能力、联合治理决策和协同价值创造四个层级的生成式 AI 应用模式。

1. 共志 (Co-Goal)

共志 (Co-Goal) 指企业、员工与 Agentic AI 共享共同的目标、愿景和价值观。其核心是确保 Agentic AI 的行动既高效，又与组织使命保持一致，这需要从两个维度实现：

(1) 在 Agentic AI 中嵌入企业价值观与伦理原则

这部分的研究议题可能包括：通过战略目标映射将 AI 能力与企业运营目标相匹配²⁵，建立符合隐私与安全标准的数据战略，并持续评估模型性能和数据质量，确保 Agentic AI 始终与组织价值观保持同步。

(2) 促进员工与 Agentic AI 双方在合作中的理解和信任

这部分的重点在于提升 AI 的透明度与可解释性 (XAI)。特别是在高风险决策场景

23. Porter, Michael E., James E. Heppelmann. How smart, connected products are transforming companies [J]. Harvard Business Review, 2015, 93(10): 97-114.

24. Hemmer P, Schemmer M, Kühl N, et al. Complementarity in human-AI collaboration: Concept, sources, and evidence [J]. arXiv preprint arXiv:2404.00029, 2024.

25. Retiwalla R. Aligning agentic AI with enterprise objectives: A 6-step roadmap [EB/OL]. (2025-02-27) [2025-05-22].

中，企业尤其需要理解 AI 是如何做出决策的。Anthropic 的宪法式 AI 和 GitLab 的透明验证流程等实践表明²⁶，在 Agentic AI 中嵌入信任机制能够有效建立人机协作中的理解和信任。

2. 共智 (Co-Intelligence)

共智 (Co-Intelligence) 指企业、员工与 Agentic AI 共同参与决策和创新过程，发挥各自优势，实现智慧的互补与提升。人类在情境理解、创造力、伦理判断等方面具有独特优势，而 AI 擅长数据处理、模式识别和快速运算。共智要求建立机制将这些优势有机结合，以达成超越任何一方单独所能实现的智力与创新成果。

关于共智的研究议题主要是设计能够产生卓越智力与创新成果的人机协作机制。这需要明确 AI 与人类在不同决策阶段的角色分工，建立双向反馈机制。既能让 AI 准确理解人类意图，又能让人类充分评估 AI 建议，同时还要设计直观的工作流程和交互界面来支持共享认知。

认知模式的转变是共智落地的深层要求。员工需要突破传统的“工具使用者”思维，真正将 AI 视为协作伙伴：既要学会信任并借鉴 AI 的洞察，又要保持必要的批判性评估。企业相应的培训体系应从单纯的技术操作拓展到协作能力培养，涵盖人机沟通技巧、联合问题解决方法等内容，同时要在组织文化层面倡导对 AI 能力的理性认知，避免陷入过度依赖或盲目排斥的极端。

3. 共治 (Co-Governance)

共治 (Co-Governance) 强调企业、员工与 Agentic AI 在治理结构中的协同合作，共

同制定和执行政策、规范与决策。其核心在于建立适应 AI 自主特性的动态治理机制，确保 AI 行为既符合伦理法律标准，又能保持治理效率。实现这一目标需要重点关注三个层面：

在制度设计层面，需构建包含 AI 伦理委员会在内的治理框架，明确各利益相关方的角色与责任。采用共享问责模型，将开发者、业务领导和最终用户都纳入责任体系，避免责任真空。

在运行机制层面，重点在于建立透明可追溯的治理流程。这包括确保 AI 决策过程的可解释性，实施定期的偏见审计，以及将伦理原则嵌入 AI 全生命周期。数据隐私保护与法规遵从（如 GDPR）是这一层面的基础要求，需要设计具备合规弹性的系统架构。

在动态适应层面，治理体系必须具备持续演进能力。鉴于 AI 技术的快速迭代和监管环境的变化，静态治理规则极易失效。因此需要通过持续学习适应技术发展和监管变化，实现治理框架的自主进化。

4. 共致 (Co-Achievement)

共致 (Co-Achievement) 作为 GIGA 模型的最高层级，强调企业、员工与 Agentic AI 通过协同执行，共同实现预设的战略成果和共享目标。共致关注的是如何发展机制以确保在执行过程中，员工与 Agentic AI 双方能相互支持，发挥各自优势，以达到最佳的协同效果。

“共致”是 GIGA 模型有效性的最终检验标准。“共志”设定了方向，“共智”提供了创新的手段，“共治”确保了合乎道德的运营，而“共致”则是这一人机协作体系自然产出的成果。随着 AI 技术、商业环境和社会期望的

26. Speiser M. Building trust in AI: 3 approaches that work[EB/OL]. (2025-03-20)[2025-05-22]. <https://salesforceventures.com/perspectives/building-trust-in-ai-3-approaches-that-work/>.

变化，GIGA 模型各层级的实现机制需要持续迭代。从共志的目标校准、共智的协作模式，到共治的规则体系，最终实现共致成果的螺旋式提升。企业应将 GIGA 模型视为一个有机的学习系统，通过不断优化各层级的协同关系，充分释放生成式 AI 的战略价值。

(三) 以数智驱动思维释放“创·新·生产力”

正像在本章第一节中讨论的那样，技术本身并不天然具备颠覆性；它需要与创新的商业模式相结合，并依托于协调一致的顾客与供应商价值网络，才能真正变革一个行业。因此，企业对于生成式 AI 技术的应用，要着重审视其如何通过新的商业模式服务于未被满足的需求或创造新的价值网络。面对生成式 AI 技术的巨大潜力和复杂挑战，企业需要明确其战略方向，进行思维模式的转变和价值创造方式的革新。结合鼎捷数智与浙江大学数据分析和国际研究中心共同发布的《企业数智驱动白皮书》的思想，本报告认为，企业应培养以“数据自决和智能生成”为核心的数智驱动思维，来释放生成式 AI 的“创·新·生产力”，从而在 AI 时代立于不败之地。

数智驱动思维的培养不仅仅是技术投资，更要求企业在各个层面进行深刻的文化转型，将数据自决和生成式 AI 驱动的智能生成这两个关键决策机制融入企业的核心组织架构和运营流程中，从孤立的 AI 项目转向整体性的企业转型。企业数智驱动思维的培养有两个重要建议：

(1) 构建动态的、企业级的生成式 AI 应用战略。

企业战略中必须涵盖对生成式 AI 的绩效提升、竞争优势和独特机遇的把握，而不仅仅

是生产力的提高。具体的战略框架可以借鉴世界经济论坛提出的架构，关注战略与规划、创新与增长、客户互动、运营与供应，并以人才、数字核心和负责任 AI 为支撑²⁷。此外，高层领导的重视以及强大的 AI 领导力也十分重要。

(2) 提升组织内 AI 素养，实现生成式 AI 民主化。

企业需要为员工提供工具、知识和培训，以推动创新和简化流程，从而弥合技能差距；还应该鼓励员工在道德准则范围内尝试使用 AI 工具，营造实验和学习文化。

企业能否成功培育数智驱动思维，将成为区分“AI 原生企业”与“AI 工具使用者”的关键分水岭。真正的 AI 原生企业将 AI 视为价值创造的核心引擎，将其深度融入业务基因；而停留在工具层面的企业，则往往将 AI 视为成本中心或一系列孤立的工具，从而限制其实现数智化转型的深度与广度。

“AI 原生”企业能够深度释放生成式 AI 的“创·新·生产力”，也就是本报告一直强调的“创新·生产力”与“创·新生产力”。

“创·新·生产力”的真正体现，不仅仅在于企业内部的改进和效率提升（任务自动化、成本节约），更在于其通过战略性生成式 AI 部署创新产品、服务、商业模式，从而具备重塑市场、价值网络和竞争格局的能力。

展望未来，机遇与挑战并存，企业应采取积极主动的战略，转型为“AI 原生”企业，以确保在生成式 AI 赋能的道路上实现可持续发展和创新引领，开启一个更智能、更高效、更具创造力的新时代。

27. WorldEconomicForum.TransformingConsumerIndustriesintheAgeofAI[EB/OL].[2025-05-06].https://reports.weforum.org/docs/WEF_Transforming_Consumer_Industries_in_the_Age_of_AI_2025.pdf



企业应培养以“数据自决和智能生成”为核心的数智驱动思维，
来释放生成式 AI 的“创·新·生产力”，
从而在 AI 时代立于不败之地！

