神州数码 Digital China　Deloitte.　CAICT 中国信通院

AI for Process

企业级流程数智化变革

数智化时代 AI 在企业流程中的地位

企业级 AI 的正确打开方式

AI 原生的企业数智化技术参考架构

◆ 课题组名单 ◆

*贡献者名单按姓氏首字母排序，排序不反映贡献程度或重要性

课题顾问

李晨龙	神州数码首席信息官
王景尧	中国信息通信研究院泰尔终端实验室数字生态发展部主任
仲　欣	阿斯利康中国首席信息官
周令坤	德勤中国企业、技术与绩效事业群全国主管合伙人

课题组成员

顾世荣	中国信息通信研究院泰尔终端实验室高级工程师
皇甫子乔	神州数码中台副总经理
孙晓臻	德勤中国咨询合伙人
吴　荻	中国信息通信研究院泰尔终端实验室数字生态发展部 副主任
谢国斌	神州数码通明湖云和信创研究院首席 AI 科学家
杨柳春	神州数码通明湖云和信创研究院 AI 解决方案专家
张　琦	德勤中国咨询合伙人
张志钢	德勤中国咨询总监

研究访谈专家

李　映	Intel 公司副总裁、中国软件生态事业部总经理
卢文彦	上海东方数智购商务有限公司副总裁
史建华	天士力集团董事局主席助理、数字创新中心总经理
王劲男	太古地产中国内地数字化及信息技术总经理
徐　栋	阿里云副总裁、通义大模型业务总经理
张　鑫	火山引擎副总裁

* 本报告编撰得到了多位行业专家的无私支持，他们无偿分享的行业观点为本报告内容提供了重要参考，在此谨致诚挚谢意。需说明的是，书中专家观点仅作行业参考之用。再次感谢各位专家的宝贵付出。

序

流程 (Process)
支撑 AI 时代企业战略的核心

回归第一性原理，深入剖析企业运行的机理，我们发现，其实企业的成长与发展，就是源于业务模式、技术范式和管理方法三要素的动态交互，而三要素的核心和交汇点是 “流程” (Process)。而从福特流水线的发明，到彼得·德鲁克的 “概念式流水线” 的提出，所有的 “流程” (Process) 都是为了支撑企业的战略。

AI 驱动的数云融合架构
AI 时代的基础设施

从企业战略到业务流程，逐层往下分解直至最底层，就会发现，最终支撑流程的，是企业的技术架构。AI 时代，技术范式的智能化是推动企业创新的基础设施。如果企业还是信息化时代的 “烟囱式架构”，那么就无法快速响应 AI 时代企业业务模式的发展和管理方法的创新，也无法推动企业管理向 “全面感知、敏捷决策、快速迭代”的目标进行演化。因此，企业 AI 落地首先要打破传统技术架构，构建新的技术架构，为业务模式的持续创新创造条件。

通专融合
企业 AI 落地的 “必由之路”

今天的 AI，在泛在性和专业性两个维度上都呈现出非常卓越的表现。但企业 AI 落地的关键则更在于实现通用性和专业性的融合，即 “通专融合” 。企业在实现 AI 落地时，需要利用通用大模型，并将其训练成企业的专属模型，才能满足数字化转型的要求，进而推动企业战略的实现。

在这些背景下，《AI for Process 企业级流程数智化变革》报告应运而生。它基于神州数码、德勤中国、中国信通院对企业 AI 场景落地的长期研究和客户洞见，针对 AI 落地企业过程中面临的认知、方法、实践三大挑战展开深度剖析。同时，构建 AI 原生技术架构体系，涵盖智能流程工作台、Agent 中台等核心组件，并配套 “双驱动” 模型及五级成熟度评估体系，为企业提供从战略规划到技术落地的全周期、端到端实施指引。

AI 时代的数字化转型是一场由数据智能驱动、AI 赋能的深层次跃迁式变革，是推动企业向智能敏捷型组织持续演进、形成数字时代核心竞争力的系统化、长期性的工作。因此，本报告也将持续迭代更新，持续收录前沿实践成果，提炼可复制的创新模式，同时提出前瞻性问题，供业界同仁深入思考与讨论。

目录

CONTENTS

第一章
AI for Process——企业级 AI 的正确打开方式

数智化时代 AI 在企业流程中的地位 02

AI 与流程结合的产物——AI for Process 05

AI for Process 的 AI 场景划分与识别 09

企业 AI 应用投入产出 ROI 测算模型 17

第二章
AI for Process——最佳实践路径举例 LTC

AI 重塑 LTC 流程的核心价值：从“效率优化”到“模式创新” 28

如何实现 AI for Process 在企业的落地 30

第三章
AI for Process 的技术体系

AI 原生的企业数智化技术参考架构 40

AI for Process 技术落地 42

第四章
AI for Process 的企业就绪

企业知识治理：AI 的“燃料”与决策基石 64
人才能力重塑：打造“业务+算法”复合型团队 69
组织变革重建：重塑 AI 时代的管理、决策与文化 72
行业生态协同：构建共赢的价值网络 77

第五章
AI for Process 解决方案

汽车行业案例：为企业赋能关键场景 82
医药行业案例：在质量领域的 AI 流程赋能 83
神州数码：AI for Process 解决方案 85

第六章
AI for Process 的未来展望

三年之后：智能体初露锋芒，人机协作启航 90
五年之后：智能体深度融入，重塑工作格局 90
十年之后：智能体全面协同，开启超级个体时代 91
管理者的思考与应对策略 91

第一章

AI for Process
—企业级 AI 的正确打开方式

AI 在企业中的应用浪潮已势不可挡，其释放的价值潜力吸引众多企业积极投身探索，期望借 AI 突破竞争格局、抢占发展先机 。历经大模型爆发式增长阶段，企业虽完成 AI 应用初步实践，但行业整体仍未构建出充分释放 AI 价值的成熟落地体系。

数智时代，企业如何精准运用 AI、最大化挖掘其价值，成为亟待破解的关键命题。回归组织运行本质来看，企业、科研机构、政府单位等各类组织，均依托流程实现运转，通过人与事务的交互达成整体目标。基于这一底层逻辑，以流程为核心开展 AI 能力建设，可作为企业应用 AI 的重要路径之一，助力挖掘显著价值。需明确的是，不同属性、不同发展阶段的组织，AI 应用的关键着力点各有侧重：科创型企业聚焦前沿突破，AI for Science 可能成为创新引擎；制造型企业深耕产线优化，AI for Engineer 或为提效关键；而对于流程驱动的规模化大型成熟企业，AI for Process 更贴合规模复制、效率升级需求。企业唯有立足自身特性，精准锚定适配路径，才能让 AI 深度融入业务流程，释放数智化转型的强劲动能，在时代浪潮中把握先机。

数智化时代 AI 在企业流程中的地位

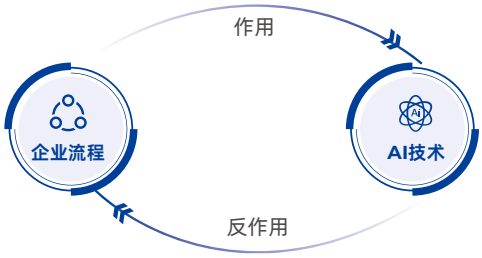
AI 在企业流程中的核心价值：智能重构、模式破局

历经十余年数字化探索，数据治理、数据挖掘、数据分析及双中台（数据中台与业务中台）的建设，并未完全兑现最初预期的价值。各个行业在持续探索中逐步觉醒——大部分企业已经有了清晰的方向，另有小部分仍在转型迷雾中探寻。数字化转型必须回归业务本质，以业务流程为支点打破企业壁垒。这一过程中，企业流程与数字化并非简单叠加，而是形成深度耦合、动态互构的共生关系。

随着 AI 技术尤其是大模型的爆发式演进，企业流程与数智技术的协同价值被推向新高度。若将企业比作生命体，三者关系可具象为，流程是“肌体”作为组织协作的基础形态，数据是“血液”贯穿流程节点的核心要素，通过流动与循环赋予“肌体”感知力与行动力，AI 是“营养元素”，是“肌体”快捷、高效、灵活运行的关键要素。

企业级 AI 的落地需以业务为原点，以流程为切口，完成从效率优化到智能重构，从流程革新到模式破局的双重跃迁。当流程、数据、AI 形成协同共振，企业方能在数智化竞争中构建不可替代的核心壁垒。以流程为“界面”，让数据流动更高效、AI 应用更精准，最终使企业成为具备自我进化能力的“数智生命体”。这既是对数字化转型初心的回归，更是数智时代企业生存的底层逻辑。

AI 在企业流程中的关系与应用



图表 1　AI 与企业流程的作用机制

结合数智化当前以及未来的应用趋势，AI 与企业流程的关系已从“工具赋能”升级为深度重构，二者相互依存，协同进化，共同决定企业在数智时代的核心竞争力。

从图中可以看到，AI 与企业流程的作用机制是作用和反作用的关系。

AI 对企业流程的作用

企业流程本质上是**业务逻辑的结构化表达**（如研发流程、供应链流程、客户服务流程等），其核心目标是通过标准化协作提升效率、降低风险。而 AI 的价值在于突破传统流程的“线性边界”，通过算法和算力实现本质变革。AI 对流程主要有三种作用：

作用 1：从“经验驱动”到“数据驱动”

传统流程依赖人工经验设计（如销售漏斗管理），AI 则通过分析历史数据（如客户行为、交易记录），动态优化流程节点（如自动识别高价值客户、预测成交概率）。

案例：某零售企业通过 AI 分析用户浏览路径，将线上购物车转化率提升 30%

作用 2：从“固定规则”到“智能决策”

传统流程受限于预设规则（如人工审核阈值），AI 则通过机器学习实现“规则自适应”（如信贷审批中动态调整风控模型）。

案例：某银行用大模型解析复杂信贷数据，将中小企业贷款审批时效从 3 天压缩至 1 小时

作用 3：从“局部优化”到“全局重构”

传统流程优化聚焦单点效率（如单个审批环节提速），AI 则能通过跨流程数据关联（如打通生产、库存、销售数据），实现端到端的全局最优（如供应链智能排产）。

案例：特斯拉通过 AI 算法重构整车制造流程，将 Model Y 的生产周期缩短 40%

在这里其实我们可以看到 AI 对流程价值，但是 AI 作用于流程时我们要避免“一刀切”的局面。针对企业而言，“建 AI，如烹小鲜”，需要结合企业现状，做好整体规划，逐步建设。未来 AI 作用流程的终极形态将是：**企业流程从“人类设计的固定框架”演变为“AI 驱动的动态系统”，实现“数据输入 - 智能决策 - 价值输出”的闭环自治。**

企业流程对 AI 的反作用

AI 与企业流程的融合已成为当下企业数字化转型的重要方向，对于 AI 而言，企业流程对 AI 发展不仅有一定的促进作用，同时也具有反作用。企业流程作为企业运营的核心载体，其自身特点、成熟度以及变革需求，深刻影响着 AI 的落地效果、应用边界和发展方向，对企业科学的应用 AI、实现高质量发展具有重要意义。流程对 AI 的反作用主要有三种：

作用 1：从流程“变化”到 AI“升级”

随着客户企业业务流程的变化，以及客户体验的提升，对 AI 技术升级与创新也有了一定的要求，迫使 AI 在这个过程中不断的自我迭代和升级。

如生产流程中的能耗过高、质量不稳定等，也促使企业利用 AI 技术开展针对性研究，如开发智能能耗管理模型、质量预测模型，推动 AI 技术向更专业、更深入的方向发展。客户对 AI 交互过程中也希望得到更满意的答案，希望有一个 AI 日常工作平台，实现个性化的交互。同时，企业用户多元化的需求层出不穷，希望帮助完成日常的汇报文档工作，日常数据分析工作，迫使 AI 生态工作链向前进一步发展，如 AI4BI、AI Datadoc、AI 舆情沙盘等的诞生。

作用 2：从流程“应用”到 AI“数据源”

企业流程是 AI 应用的“试验田”和数据“宝库”。以供应链管理流程为例，从采购订单生成、库存管理到物流配送，每个环节都产生大量结构化和非结构化数据，如订单信息、库存变动记录、物流轨迹等。这些数据为 AI 模型提供了训练素材，助力企业构建需求预测模型、智能库存管理模型和物流路径优化模型。通过在实际流程中应用 AI，企业可以不断验证模型效果，迭代优化算法，实现技术与业务的深度融合。

作用 3：从流程“标准”到 AI“遵循”

企业流程的标准化需求推动 AI 技术的标准化进程。在金融风控流程中，为确保风险评估的一致性和合规性，企业需要 AI 风控模型遵循统一的数据标准、算法规范和评估流程。这促使行业内制定 AI 风险评估模型的开发标准、数据安全标准和模型验证规范，推动 AI 技术在金融领域的标准化应用。同时，企业流程的规范化管理也有助于 AI 技术在不同企业间的快速复制和推广，降低技术应用成本，提高行业整体智能化水平。

AI 不是流程的“替代品”，而是“翻译器”

传统流程以“人类可理解的规则”运行（如 Excel 表格、邮件审批），AI 则将其“翻译”为“机器可执行的智能逻辑”（如算法模型、自动化工作流）。二者的深度融合不是“技术对流程的征服”，而是“让流程获得智能进化的能力”。未来企业的竞争，本质是“流程智能度”的竞争——谁能让 AI 更精准地嵌入业务逻辑，谁就能在市场竞争的浪潮中构建不可复制的壁垒。

AI 与流程结合的产物——AI for Process

从前文中，我们可深刻感知 AI 与流程的内在关联，以及 AI 在企业流程中的价值潜力。如何将 AI 深度嵌入业务流程，已成为企业数字化转型的战略级命题。基于此，我们正式提出 "AI for Process" 概念——旨在以生态化、体系化行动指南的定位，助力企业从 AI“工具应用”转向“能力架构”建设的范式升级。以 AI for Process 为核心视角，构建技术能力、生态能力以及组织适配体系，通过目标拆解、方法论构建、演进路径规划的多维度设计，实现企业 AI 战略的全景化、有序化布局。

AI for Process 的定义

这一概念在初期提出时，与众多行业相关人士进行过深度交流，我们观察到一个亟待澄清的认知误区 —— 许多人将“AI for Process”简单等同于流程自动化。事实上，“AI for Process”绝非单一技术概念，而是以 AI 为核心驱动力的新型流程管理范式。它打破传统流程管理的边界，重新定义企业流程管理与执行的新思路。

我们首先来看一下 AI for Process 的定义：**AI for Process 是通过 AI 技术推动企业流程变革，实现价值跃迁的前沿方法体系。它有助于企业构建更具创新性和竞争力的业务模式，利用前沿的 AI 技术深入理解复杂的业务逻辑之间的内在关联，从而实现流程的自动化执行与智能化决策，推动流程的自我优化与持续进化。**

AI for Process 架构蓝图

图表 2 AI for Process 架构蓝图

AI for Process 评估模型

基于企业 AI 技术储备与流程管理基础的差异，AI for Process 的建设呈现阶梯式发展路径。根据其能力成熟度维度，将其划分为五级演进体系：

AI for Process 五级评估模型

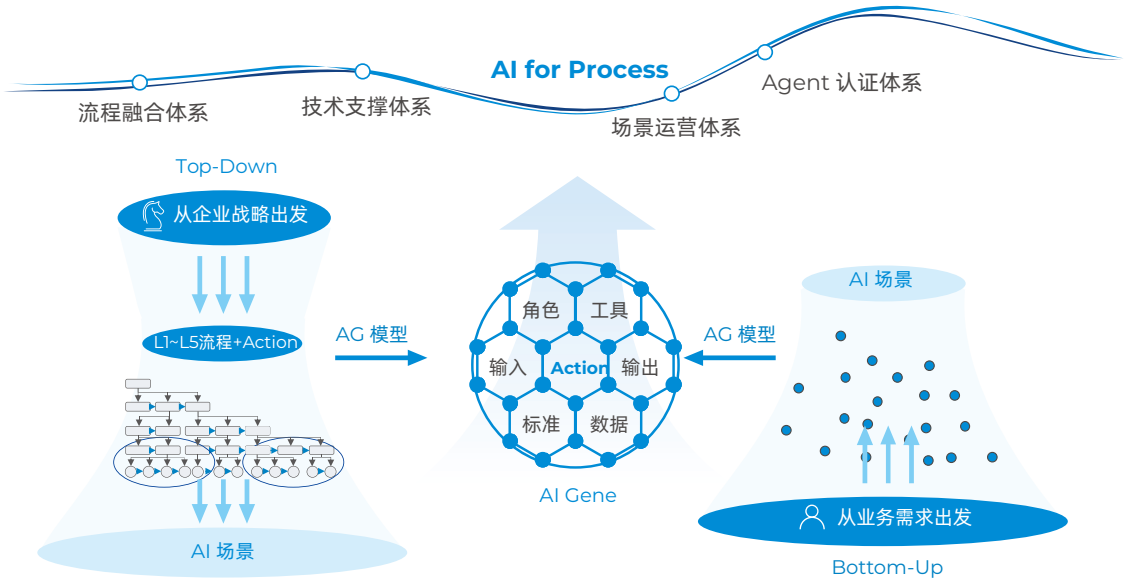
评估模型分为 L1~L5 五个等级，下面是等级定义、描述、人类角色和人类权利的描述

等级	等级定义	描述	人类角色	人类权利
L1	基础级 - 辅助工具	AI 作为辅助手段，聚焦流程中离散、单一任务（如数据标注、文档检索），以工具形态提升局部效率，人类仍为流程主导者	主导者	工具调用权
L2	使能级 - 人机协作	AI 实现流程内多关联任务的自动化串联执行（如合同审批全流程处理），成为流程运转的核心驱动力，显著减少人工干预	驱动者	流程节点的执行权
L3	协同级 - 智能执行	AI 突破单流程边界，基于预设规则实现跨部门、跨系统的多任务协同（如销售订单与供应链联动），人类角色转向规则制定与异常监督	监督者	监督和审核 AI 执行的内容
L4	治理级 - 流程优化	AI 通过实时分析流程数据与行业经验，自主识别瓶颈并提出优化方案（如动态调整风控审批阈值），深度参与流程治理与改进	求知者	结合 AI 的建议进行流程编排和优化
L5	管控级 - 自主进阶	AI 作为流程的自主管理者 (AI Owner)，不仅实现全流程自动化执行，更具备流程重构与动态编排能力（如根据业务变化自动重组生产流程	战略目标设定者与最终结果的监控者	制定宏观的战略目标，并对最终结果进行监督

图表 3 AI for Process 五级评估模型

AI for Process 建设方法

经过多年数智化转型实践验证，AI for Process 的建设绝非一蹴而就——如同当年数据治理从概念到落地的演进历程，它本质上是企业修炼数字化内功的长期工程。尤其在 AI 大模型爆发式发展的当下，我们深刻理解企业管理层对 AI 价值的迫切期待：既要响应短期变现诉求与部门 KPI 压力，又要考虑 AI 长效价值红利。基于此，**我们提出“双驱动”模型 Twin – Drive(TD)，通过 Top-Down Decomposition & Bottom-Up Emergence 顶层拆解和底层涌现双擎**建设模型——通过顶层战略设计与底层场景验证的双向协同，在快速兑现 AI 应用价值的同时筑牢能力基座。



图表 4 TD(Top-Down Decomposition & Bottom-Up Emergence) 顶层底层双擎

Top-Down Decomposition 方法：以长期规划为着力点的战略方法

Top-Down Decomposition 方法以战略驱动为出发的，旨在将企业战略目标与 AI 深度融合，帮助企业从一个较高的维度和长期发展建设策略。该模型将流程逐级拆解变成可执行的任务节点，再借助 AI 技术对各环节进行智能化赋能，最终实现战略目标的快速和高效达成，也同时对 AI for Process 在企业的价值进行统计和肯定。

这种 Top-down 的构建方式，不仅帮助企业高层突破对 AI 的工具化认知，更将其视为推动战略达成的核心驱动力。通过系统化的战略拆解，Top-Down 模型确保 AI 应用场景的全面覆盖，避免出现场景遗漏或执行断点，确保各场景间形成有机串联，构建起完整的 AI 流程生态。尽管受限于当前技术水平、企业内部数据质量与知识沉淀程度，短期内难以实现大规模应用，但该模型从长期来看，仍是企业 AI 能力建设的核心发展方向。随着企业 AI 能力的持续提升与数据积累，将逐步实现 AI 在业务流程中的规模化落地，释放 AI 的长期价值潜能。

Top-Down 方法对企业提出了较高要求，企业需具备明确的战略定位，同时拥有一套基本完善的流程体系（L1-L5 任务级）支撑业务战略落地。同时每一层级流程都需要伴随明确的量化和非量化指标。这本质上属于企业数字化阶段的核心工作，即通过高质量数据赋能业务流程，实现业务、数据与指标的打通。

具备上述前提下，AI for Process 的建设将基本采取“流程体系 + A ”的模式（其中 "Action" 指代具体执行动作）。当前企业主流流程体系（L1-L5 任务级）仅覆盖到业务任务层面，这种颗粒度难以满足 AI 驱动的精细化运营需求。若要实现 AI 技术的深度应用，需要将流程解构至 具体的 Action 级操作单元，例如邮件撰写、文件打印等具体执行动作。这些微观操作通常未被纳入企业标准流程文件，但却是 AI for Process 实现自动化执行与智能决策的基础单元。

企业在建设前期需要有业务专家进行高价值场景筛选，辅以 AI 专家提供技术支持。在场景梳理的初期，切勿过度聚焦技术细节，仅需 AI 专家提供辅助，场景规划基于业务需求展开，以此构建企业专属的流程执行地图。通常而言，场景建设需从降本增效、提升用户体验、保障产品质量以及推动关键战略达成等维度构建场景地图体系。

场景地图应该是覆盖全流程、全业务域的，我们之前提过 AI for Process 它不仅仅是流程自动化执行，是一种新型的流程管理理念，只有实现全面覆盖，才能在未来实现自我进化，达到流程编排和精益化运营的目的。

Bottom-Up Emergence 方法：以短期速赢为切入点的战术方法

Bottom-Up 是以业务痛点和迫切需求为切入点，通过散点式场景实现 AI for Process 的快速落地。该模式可使企业迅速获取 AI 价值，有效提升工作效率与用户服务体验，同时缓解 IT 部门短期 KPI 压力。在这种方法的实施过程中，企业可沉淀 AI 长期建设的土壤，如：AI 文化，AI 场景梳理方法和 AI 初步的技术体系。通常，这种模型的实现方式是通过 IT 或者 AI 部门进行调研问卷填写和访谈的形式。目前 95% 以上的企业均采用这种模式推进 AI 场景部署。

Bottom-Up 方法具备显著的自主性与便捷性，企业凭借内部 AI 团队的专业能力即可独立实施，无需依赖外部资源，其实施逻辑与 BI 时代的数据应用场景建设存在相似之处。该方法的核心实施流程如下：制定 AI 场景收集模板 — 场景收集（各个业务部门或者试点部门填写）— 场景分析 — 业务调研 — 场景地图建设。

AG (AI Gene，AI 基因）分析模型

AG 分析模型归属于 TD 方法框架下。在构建企业 AI 场景地图时，需对场景中的每个 Action（基础操作单元）展开系统性、全方位的深度剖析。这种剖析被称为 Action 基因分析，主要关注场景的可实现性，以及梳理实现过程所需的能力储备。针对基因分析，主要其涵盖六个因子：

角色

明确执行该动作的唯一责任主体。AI for Process 设计过程目前是一个 Action 只有一个执行主体

数据 & 知识

梳理动作执行所需的数据输入（如结构化数据、传感器信号）与知识参考（如行业标准、历史经验库），为动作的精准执行提供信息支撑

标准 & 规则

涵盖动作执行的业务规范、输入输出标准，以及国家法规、企业制度等合规要求，确保动作执行符合行业规范与企业标准

执行对象

指在任务执行过程中作为具体操作对象的实体或抽象事物，其存在状态、属性或功能因任务实施而被直接作用或改变

例如：供应商（供应商绩效评价）、需求（需求优先级分析）、零件（零件开模）

技术实现

评估 AI 技术对该动作的实现可行性，并初步规划技术路径。例如，采用计算机视觉技术处理图像类动作，运用自然语言处理技术完成文本交互动作等

工具

确定完成动作所需调用的资源，包括文档编辑工具、API 接口服务、系统表单模块、专业设计软件等，为动作落地提供工具层面的支持

图表 5 AG 模型

在 TD 模型的应用中，有两个关键要点值得关注：

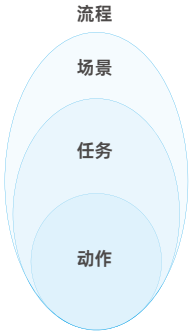
如果企业在战略层面没有较清晰的路径，甚至没有标准流程体系内容，也可以从日常业务运行的流程作为 AI for Process 的切入点。并不一定必须从战略出发，也不一定必须要有流程体系。**企业结合自身的情况以及要达到的目的进行 AI for Process 的建设。**

在 AI for Process 体系建设方面，企业在运用 TD 模型推进多场景 AI for Process 落地时，**需构建统一的规划框架**，包括执行的模版。若缺乏全局统筹，可能导致 Top-down 和 Bottom-up 构建业务场景的流程颗粒度、数据维度存在差异，进而在场景融合与流程串联阶段产生大量兼容性改造成本。因此，建议在项目启动初期就建立标准化建设规范，确保各环节的一致性与协同性，规避重复建设与资源浪费。

AI for Process 的 AI 场景划分与识别

在 AI 领域的日常交流中，场景落地实践始终是核心议题。无论是与高层决策者还是一线业务负责人沟通，“AI 在企业中的已落地场景”几乎是绕不开的话题，可谓是“无场景，不 AI”。

前文提到的 TD 模型核心是构建企业自身的 AI 场景地图。企业的场景地图是一个持续迭代和优化的过程，随着 AI 技术以及企业 AI 成熟度的发展，场景地图库也不断的在去旧增新，场景针对 AI for Process 只是一个过程，一个为了企业流程自我进化的一个阶段。按照当前的 AI 技术和企业现状，场景是绕不开的话题。如图表 6 所示，我们可以看出在 AI 领域中场景和流程之间的关系。



图表 6 场景与流程关系图

AI for Process 场景划分

“无场景，不 AI ”。场景对于 AI 技术的落地与应用至关重要，企业需要梳理符合自身应用场景的场景地图。以下为四种应用场景的划分方式：

应用能力场景划分

从 AI for Process 的应用视角出发，通常不采用业务域维度划分场景，这是因为以业务域划分易导致场景成为孤岛。流程的本质意义在于打破部门与科室壁垒，构建高效协作体系，故场景划分宜按应用能力分类，一般分为以下四类：

流程类

通过 AI 技术串联企业核心业务模块与执行节点，构建端到端自动化工作流。如医药企业的订单报销流程，AI 可自动完成信息填报→数据关联→多级审批→流程归档，实现全链路自动化，减少人工干预与流程耗时

分析类

针对业务流程中的复杂决策环节，AI 整合多源数据（法规、历史经验等）生成分析模型，辅助业务判断。例如在医药合规管理中，AI 自动解析法规差异，输出合规评估报告及整改建议

任务类

以 AI 自动化替代企业高频标准化事务，如会议预定、文档生成等基础操作。医药场景下，AI 可按模板自动生成药品说明书、随访记录，并同步归档至数据库

问答类

基于自然语言处理技术，搭建企业级智能问答平台。在医药场景下医药代表提问 " 区域医保政策调整应对策略 " 时，AI 可调用法规库、竞品数据及企业策略，输出定制化解决方案

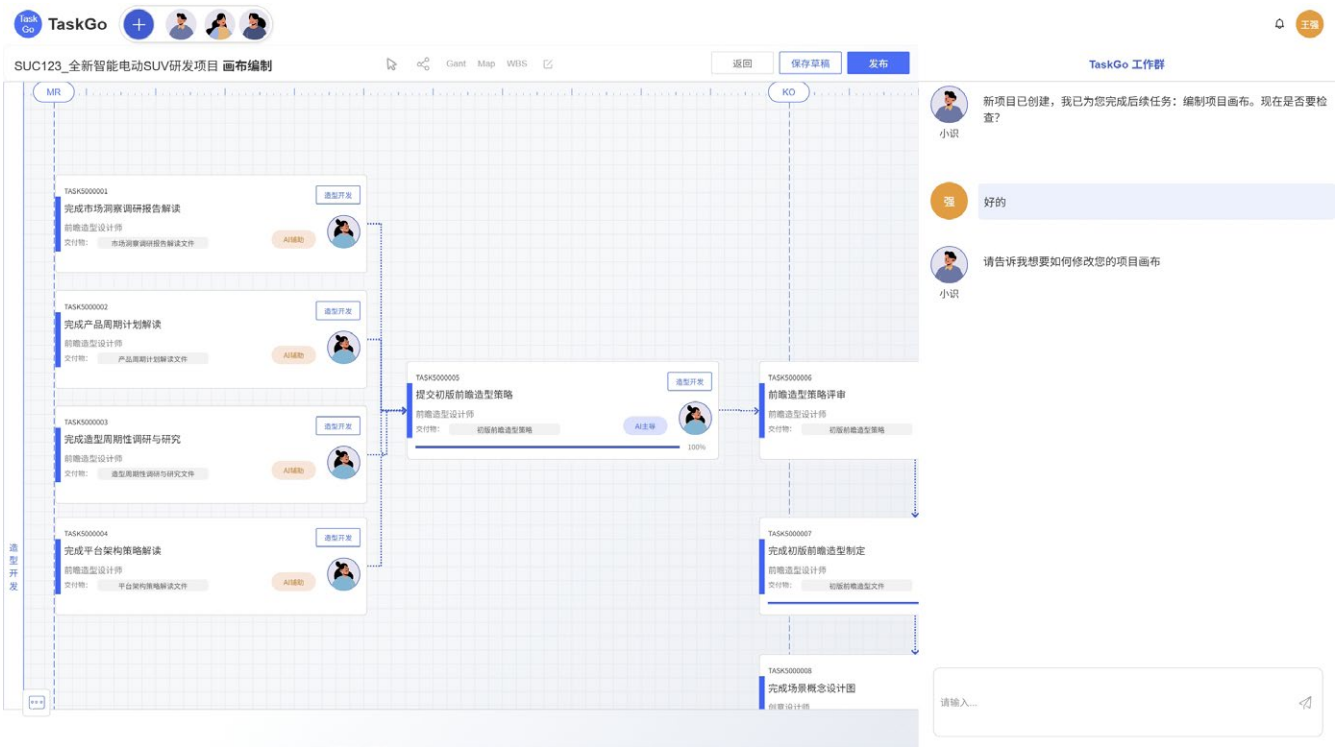
场景表格：

工作流类	分析类	任务类	问答类
智能工作流生成	合规风险预警	智能文档生成	政策智能问答
工作流优化建议	智能审计分析	数据自动录入	流程指导助手
工作流模板	决策辅助报告	会议事务管理	最佳实践推荐

图表 7 场景表格

执行方式场景划分

还有一种分类方式，我们打开一条流程，对这条流程进行 AI 基因分析，按照可执行方式进行分类：AI 自主执行、AI 辅助 + 人工、人工执行。

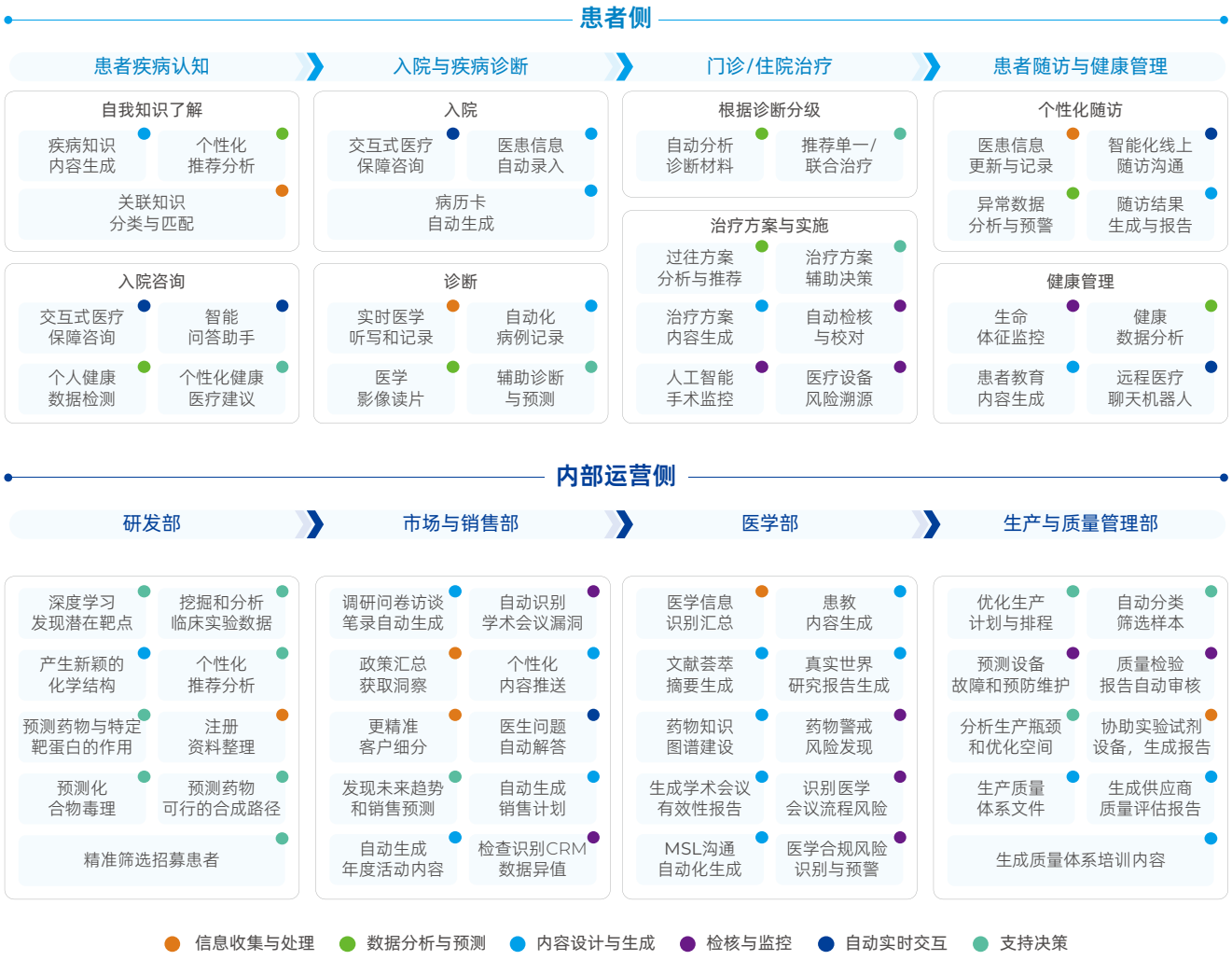


图表 8 医药行业客户旅程场景地图示例

业务域 & 用户旅程场景划分

由于当前很多企业 AI 能力建设尚在早期，数字化阶段的工作尚未彻底完成，因此，当下企业多采用按照用户旅程或者业务领域进行场景划分：

用户旅程场景地图示例



图表 9 医药行业用户旅程场景地图示例

示例：

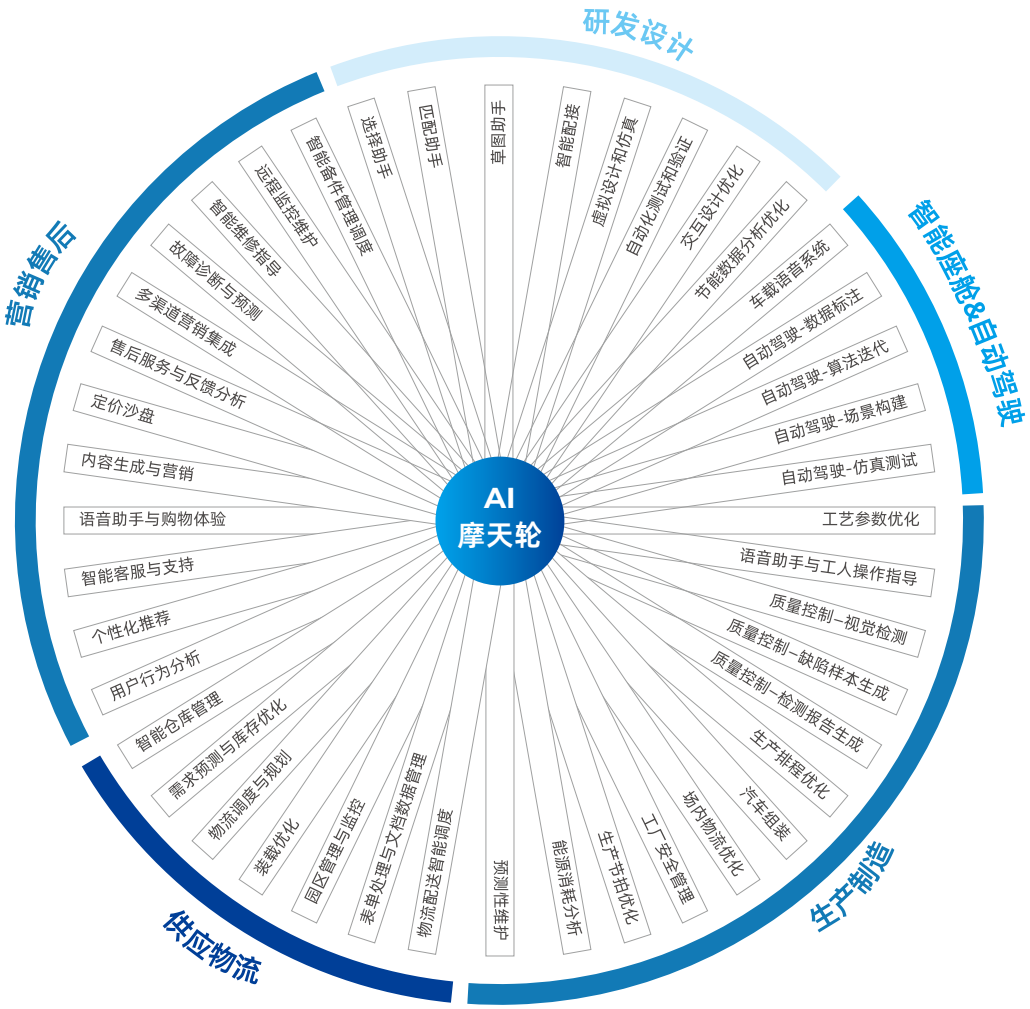
患者旅程视角

聚焦用户视角，覆盖 " 认知→诊断→治疗→随访 " 全周期，包含疾病了解、入院、治疗方案实施、个性化随访等关键节点。

运营支撑视角

映射企业内部协同网络，整合研发创新、市场拓展、医学支持、质量管理等职能模块，通过数据流与流程接口实现服务闭环。场景地图的核心价值是通过解构 C 端与 B 端的双向关联，将复杂业务转化为可操作的场景单元，助力企业精准优化各环节价值传递。

业务领域划分的场景地图示例



图表 10 汽车行业客户旅程场景地图示例 —— AI 摩天轮

AI 摩天轮以“AI 赋能业务场景”为核心，划分研发设计、智能座舱 & 自动驾驶、生产制造、供应物流、营销售后五大业务域，覆盖从技术研发、产品生产到市场交付与售后的全流程 。每个业务域细化具体 AI 应用场景，如研发设计包含虚拟设计评审等，营销售后涵盖个性化推荐等。其价值在于通过梳理 AI 在各业务环节的应用，构建业务 - AI 深度融合的全景视图，助力企业精准挖掘 AI 应用潜力，优化业务流程与价值创造 。

业务价值与落地难度场景划分

AI 的场景落地可通过“业务价值”与“落地难度”两个维度划分为四大象限，通过量化评估每个潜在 AI 应用场景在两个关键维度的表现，将其精准定位到矩阵中的一个象限，从而直观反映其优先级，帮助企业系统化评估优先级和资源分配。

◇ **业务价值：** 衡量该场景实施成功后，能为企业带来的实际收益大小和战略重要性。

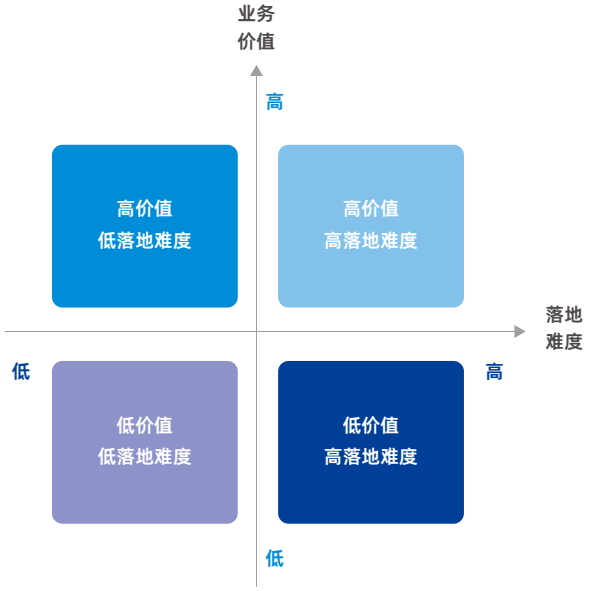
◇ **落地难度：** 衡量实现该场景所需克服的技术、资源、数据、流程、合规等方面的挑战程度。

象限	特征	策略	场景示例
I：高业务价值，低落地难度 - “速赢区/优先启动区”	投资回报率高、见效快、风险相对较低。容易获得早期成功，建立信心，积累经验	立即启动，优先投入资源。快速试点并推广	**智能客服（零售 / 金融）** ◇ 案例：某银行用 GPT-4 处理 70% 常见咨询，响应时间从 5 分钟降至 10 秒 **营销文案生成（电商）** ◇ 案例：某美妆品牌用 Claude 生成 5000+ 商品描述，人力节省 40%
II：高业务价值，高落地难度 - “战略攻坚区”	潜在回报巨大，对公司战略至关重要，但实现过程复杂、投入大、周期长、风险较高	战略性投入，分阶段推进。需要高层支持、充足预算和跨部门协作。进行深入可行性研究，制定详细路线图，可能从小范围概念验证开始	**新药分子设计（医药）** ◇ 案例：某医药集团用生成式 AI 缩短化合物筛选周期 50% **工业设计生成（制造业）** ◇ 案例：某公司用 Simcenter AI 生成轻量化零部件
III：低业务价值，低落地难度 - “实验探索区 / 效率提升区”	收益有限，但实施成本低、速度快、风险小。通常用于特定流程的微小改进或员工效率工具	选择性试点，快速验证。可由小团队（如创新实验室、业务部门）利用现有资源快速尝试。关注经验积累和模式验证，而非大规模回报。可作为“练兵场”	**员工知识助手 (HR)** ◇ 案例：某公司内部 GPT 解答休假政策，节省 HR 20% 工时 **代码注释生成 (IT)** ◇ 案例：某互联网公司用 GitHub Copilot 自动生成代码文档
IV：低业务价值，高落地难度 - “谨慎规避区 / 重新定义区”	投入产出比低，实施困难且风险高。除非有特殊原因（如合规强制要求），否则应避免	原则上规避。若必须考虑，需重新审视场景定义（是否能挖掘更高价值）、寻求替代方案（非 GenAI 方案）、或等待技术 / 环境成熟	**全自动法律合同起草（律所）** ◇ 难点：责任界定模糊 + 错误容忍率 <0.001% **深度伪造营销视频（快消）** ◇ 风险：品牌声誉损害 + 法律合规成本 > 收益

图表 11 业务价值与落地难度场景

AI 技术的场景落地评估，本质是企业战略资源优化配置的决策科学。本框架提供的四象限矩阵（价值 - 难度维度）非静态分类工具，而是需要企业根据企业基因差异和业务特性进行动态适配——技术驱动型公司对高难度项目的容忍度必然高于传统企业；其次是资源禀赋，比如拥有高质量数据资产的企业落地难度评估就该下调；还有行业监管特性，医疗和金融业的合规成本权重必须特殊处理。企业在使用该框架时特别要注意的是避免“最佳实践陷阱”，例如某个案例在电商领域是速赢项目，放到制造业可能就变成战略攻坚。之前象限 III 的会议纪要工具案例，在创意行业价值评分应该上调，但在流水线工厂可能就该归入象限 IV。

综上所述，没有“绝对正确”的象限归属，只有与企业现状最匹配的资源折衷方案。而核心关注点需要重点平衡三个矛盾：短期与长期收益的平衡、技术可行性与商业价值的平衡、创新探索与风险控制的平衡。



图表 12 四象限矩阵（价值 - 难度维度）

专家访谈实录

天士力在流程优化领域已开展了大量系统性工作，其中在医药集团推广的 SFE(Sales Force Effectiveness) 体系便是典型代表。该体系管理着集团旗下 5000 余名销售代表，对其日常工作、预算执行、客户拜访及效果评估等全流程进行闭环管理，我们希望通过这个体系可以推动销售代表深度对接市场，实现市场动态的实时反馈与个人工作定位的精准认知。

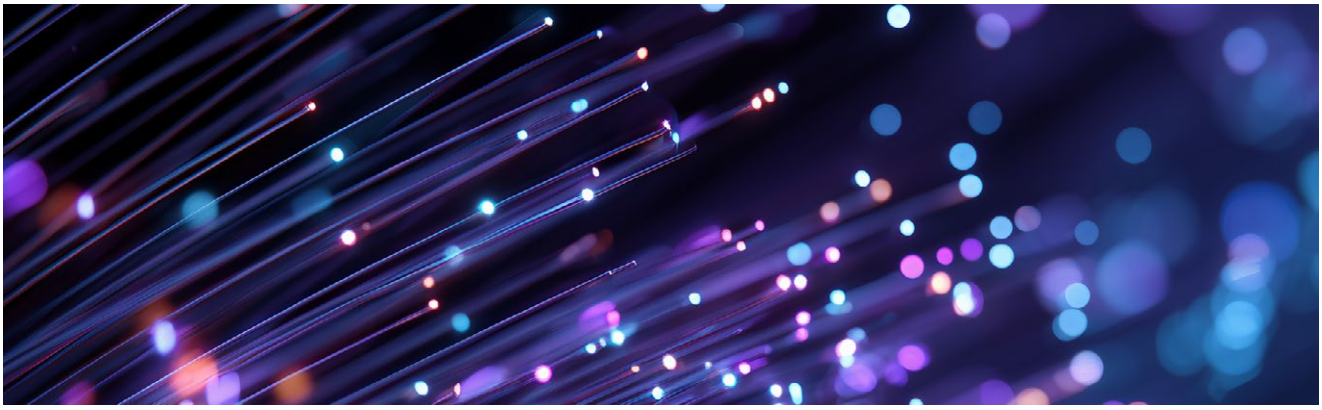
这一项目自 2011 年启动以来，呈现出清晰的阶段性发展脉络。2011 年，天士力上线了基于 Oracle CRM 系统的 PC 端平台，作为集团级重点项目，累计投入超 1000 万元，核心任务是将分散于代表个人设备及 Excel 表格中的客户信息整合至系统，彻底解决以往信息分散、管理低效的问题，实现客户信息的集中化管理。到 2015 至 2016 年，项目进入新的阶段，我们聚焦销售流向分析的线上化建设，最终实现医院直连率超 90%、OTC 药店覆盖率超 85%，不仅完成了客户关系基础信息的系统化搭建，更实现了销售流向数据的实时采集，为后续数字化转型奠定了坚实基础。与此同时，我们也开始推动业务流程向移动端迁移，支持代表通过手机实时接收拜访任务、记录拜访过程、优化拜访路线，全面推广移动端应用，让销售业务得以实时化、移动化开展。

2019 至 2020 年，项目进入第三个发展阶段，天士力进一步将服务延伸至医生群体，上线企业微信实现销售代表与医生的一对一精准沟通，同步部署 MCM(Multi - Channel Marketing，多渠道营销）系统，推动学术推广会议线上化。从客户信息系统化，到销售代表业务实时化，再到医患互动线上化，这是一个逐步连接和优化的过程，不仅在行业内处于领先地位，充分体现了销售流程的数字化转型，更清晰展现了天士力从信息化到数字化再到智能化的转型路径。

我们依托于神州问学平台搭建的伯通问答引擎，成功构建了销售代表与医生通过企业微信进行专业互动的场景——当医生咨询产品知识时，销售代表可借助后端引擎（如伯通问答和 OpenAI）获取信息，并结合标准化答案的回复，既提升了沟通效率，又保障了信息准确性。

到人工智能的时代，我们同样给予高度重视并积极实践。早在 2023 年 2-3 月，便开始关注大模型相关领域；同年 4 月，组织召开集团层面的人工智能战略研讨会，邀请集团 70 余位高管共同探讨发展方向。我们始终认为，人工智能的价值核心在于业务场景的落地，因此从“重要性（价值）”与“实现难易度（可行性）”两个维度对业务场景进行评估，形成类似魔力象限的筛选体系。截至去年，已完成初期筛选的 18 个关键场景中的 16 个，并在此基础上扩展了 1-2 个，共涉及 17 到 18 个场景，基本都已落地实施。

——天士力集团董事局主席助理、数字创新中心总经理 史建华



专家访谈实录

以火山引擎服务的客户为例，我们发现有四类场景在 AI 的应用上特别活跃：

第一类是信息处理 & 分析类场景。这个场景背后的本质是在于，当前 AI（包括大模型）天然擅长对海量数据和知识进行梳理、分析、总结与生成，这与该场景的需求高度契合；

第二类是营销和客服类场景。这类场景涉及到“研产供销服”中销售、服务两个环节，能直接作用于业务增长与用户满意度提升，产生显著的实际效益；

第三类是端侧和硬件结合的场景。我们已与手机厂商、主流汽车厂商及各类 IoT 设备（如平板、可穿戴设备等）有较多合作。因此，我们发现，用户触点及流量来源正逐步分散到不同端侧，不再局限于 Web 和 APP 时代。此类场景用户量大、访问频率高，通过 AI 优化可有效提升效率与体验；

第四类是与 AI 工具相关的场景。这类场景也是直接能通过局部采用 AI 的技术手段，能直接为企业提升效率的一类场景。

从我们自己实践来看，以下几类流程或场景特别适合 AI 重构：第一类是数据密集型的场景，这是 AI 比较擅长的领域；第二类是人力密集型的，这样的场景通过 AI 重构可以解决人工协作的效率瓶颈的问题；第三类是 IT 密集型的场景，这类场景数字化、信息化基础较好，为 AI 改造升级提供了有利条件 (AI 应用的基础是信息化与数字化，缺乏此基础则难以发挥新技术价值）。

所以，以上三类的流程，或者前面四个较为具体的场景是比较适合用 AI 进行重构的。

从具体行业实践来看，AI 在不同类型场景中的重构价值已逐步显现。以金融行业为例，个人信贷审批、智能客服、精准营销等人力密集型场景，通过 AI 技术改造能带来明显成效 –– 我们与银行等机构合作，在智能外呼、数字人客服等场景试点大模型应用后，营销转化率和客户满意度均实现显著提升。

医疗领域作为典型的数据与知识密集型行业，AI 更能实现 “知识普惠”，借助技术手段将资深专家的经验沉淀并辐射到更广泛的场景中。比如我们与国内头部三甲医院的合作，通过 AI 优化患者导诊、随访等环节，既提升了服务效率，也让优质医疗知识得以更高效地应用。

教育领域同样属于知识密集型场景，借助 AI 可实现两方面突破：一是课程内容的自动化生成，二是为学生提供个性化教育服务，让教学更具针对性。

而在 IT 密集型场景中，研发领域的编程环节是典型代表。

综上，数据密集型、人力密集型、知识密集型及 IT 密集型等流程或场景，均适合通过 AI 进行重构，且已在实际应用中展现出显著价值。

——火山引擎副总裁 张鑫

专家访谈实录

我们内部会把 AI 在企业的应用划分为两类。第一类是企业内部的 AI 应用，并将其定义为“企业 + 大模型”，它是围绕流程的，代表的是对生产力的提升；另一个是“产品 + 大模型，它是围绕产品交互或者功能的。以下主要围绕前者展开说明。

过去，企业内部各业务流程都是独立的业务系统，无论是 ERP、CRM 或其他系统，其部署形态或分散或统一，但业务系统间的数据始终处于割裂状态。同样，无论过往是否搭建过数据中台或业务中台，这一问题也未能根本解决。而如今，随着企业数据与大模型的结合逐渐加深，数据在多个业务流程中展现出极大地应用价值。

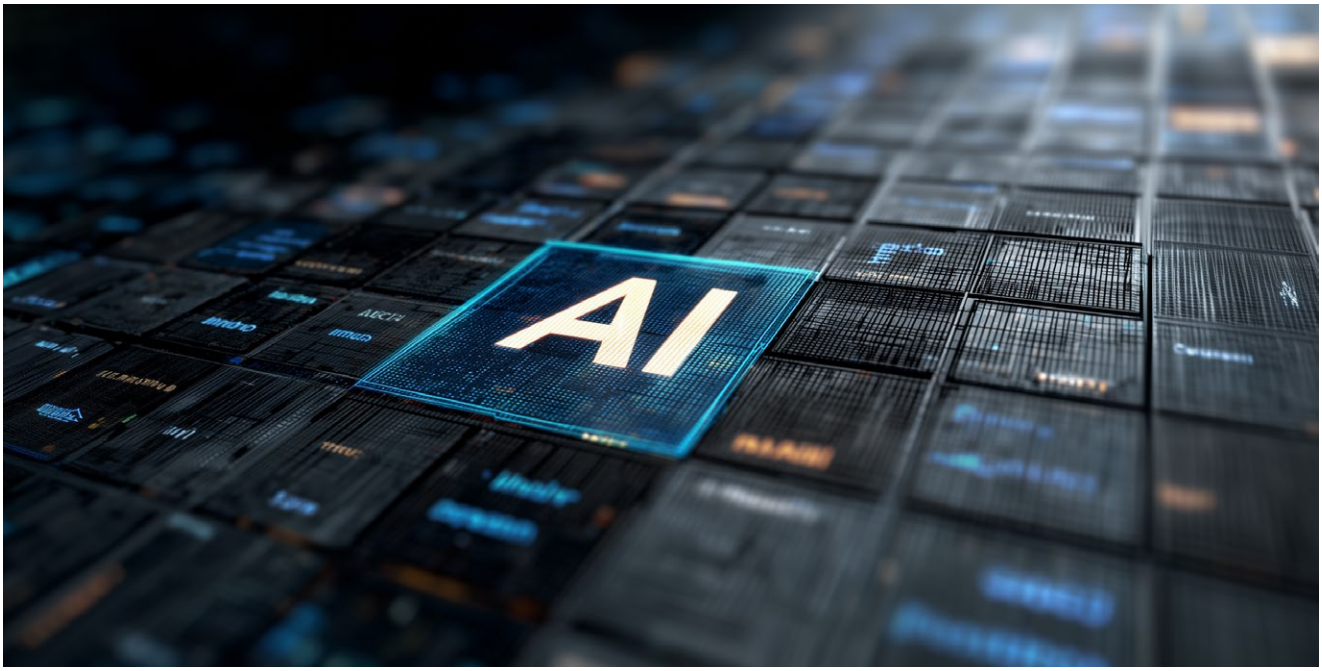
目前较为明确且应用广泛的场景是客服系统相关的流程，可分为简单与复杂两种情形。简单的如导购，属于大客服场景下的一种类型；复杂的则涵盖退款等业务，此时会与 CRM、ERP 等业务流程形成紧密耦合。

另一类应用广泛的是与 OA 门户或 IM 相关的业务流程。当前，大模型在知识问答场景的应用已较为普遍，这恰好能与 OA 门户、IM 形成较多耦合。这些系统的触点覆盖所有员工，企业期望通过某种特定的交互逻辑直接与员工沟通和探讨。

当然，其他业务系统也有应用但相对较少。例如 HR 招聘系统，包括阿里巴巴在内的部分公司正借助大模型进行改造，涉及人才组织盘点等环节；财务领域亦有涉及，如阿里巴巴内部撰写财报时需要消耗大量人力，通过大模型能在一定程度上缓解这一情况。

还有一类与前述两类差异较大，如 HR、财务、法务等垂直的职能部门，或者部分第三方 SaaS 公司的自行改造。如果说前两类与业务耦合的更为紧密，这类的流程则更具垂直属性、更偏向职能范畴。

—— 阿里云副总裁、通义大模型业务总经理 徐栋



企业 AI 应用投入产出 ROI 测算模型

AI 应用投入的全面量化与测算

准确、全面地量化 AI 应用的投入是进行有效 ROI 分析的前提。本部分将详细拆解企业在 AI 应用全生命周期中可能发生的各项投入，并提供相应的量化与货币化方法指引，特别强调区分初始投入与持续运营投入。

技术与数据成本：AI 能力的基石

技术与数据成本是构建和运行 AI 应用的核心物质基础，涵盖了从硬件基础设施到数据处理、算法模型及系统运维的各个方面。

硬件基础设施成本

内涵：

包括 AI 训练服务器、推理服务器、高性能计算集群、专用 AI 芯片、高速网络设备、大容量存储设备等配套成本。

测算方法：

◇ 自购设备：采购成本（设备原价、税费、运输、安装调试），考虑多年分摊的折旧。

◇ 租赁设备：按租赁合同约定的周期性租金计算。

◇ 云服务资源：根据云服务提供商的计费模式和实际资源消耗计算。

数据来源：

采购合同、固定资产清单、发票、付款凭证、云服务账单。

软件与平台成本

内涵：

包括 AI 开发与运行所需的各类软件和平台。

测算方法：

◇ 一次性购买：软件采购成本，若使用年限较长，可进行年度摊销。

◇ 订阅模式：按年度或月度订阅费用计算。

◇ 按使用量付费：根据实际使用量和单价计算。

数据来源：

软件采购合同、服务订阅协议、云服务商账单。

算法模型与知识产权成本

内涵：

获取和保护 AI 算法模型相关的成本。

测算方法：

◇ 外购/外包：按合同金额计算。

◇ 内部研发：根据项目成本核算制度，归集相关研发支出。

◇ 知识产权：按实际发生的申请费、代理费、年费等计算。

数据来源：

采购合同、技术服务合同、研发项目立项书与决算报告。

数据获取与处理成本

内涵：

AI 应用高度依赖高质量数据，相关成本包括数据采集、预处理、标注、存储与管理等方面。

测算方法：

◇ 数据采购/众包：按合同金额或实际支付费用计算。

◇ 数据标注：若外包，按标注量和单价计算；若内部标注，按人力成本和工具费用计算。

◇ 数据存储：根据存储容量、存储类型和成本计算。

数据来源：

数据购买合同、标注平台账单、人力成本核算记录。

系统集成与部署成本

内涵：

将开发完成的 AI 应用或模型模块有效地集成到企业现有的业务系统和 IT 架构中。

测算方法：

◇ 项目外包：按集成服务合同金额计算。

◇ 内部团队实施：按参与项目的相关工程师的人力成本计算。

数据来源：

系统集成合同、项目实施方案、项目工时记录表。

技术运维与迭代升级成本

内涵：

AI 应用上线后的持续性技术投入，确保其稳定运行和价值持续发挥。

测算方法：

◇ 运维团队人力成本：按运维工程师、数据工程师等的人力成本计算。

◇ 云资源消耗：持续推理、周期性再训练、数据存储等产生的云服务费用。

◇ 第三方服务费：如购买专业的安全运维服务、模型监控服务等。

数据来源：

运维团队薪酬数据、云服务账单、第三方服务合同。

人力与运营成本：AI 赋能的保障

除了直接的技术和数据投入，AI 应用的成功落地和价值实现还需要相应的人力支持和运营管理投入。

AI 专业团队人力成本

内涵：

组建和维持 AI 专业团队所需的成本。包括数据科学家、算法工程师、机器学习工程师等核心技术和管理人才的薪酬与福利。

测算方法：

根据企业人力资源部门提供的各岗位标准人年 / 人月综合成本，乘以项目实际投入的各岗位人力数量和投入时长。

数据来源：

人力资源部门提供的薪酬数据、项目人员构成与工时分配表。

业务团队赋能与转型成本

内涵：

为确保 AI 技术能与业务深度融合并发挥作用，需要对现有业务团队进行赋能和相应的组织调整。

测算方法：

◇ 培训费用：按实际发生的课程费、讲师费等计算；机会成本可估算为工时成本。

◇ 咨询费用：按咨询合同金额计算。

◇ 人员安置成本：根据企业 HR 政策计算。

数据来源：

培训合同与预算、咨询服务合同、人力资源部门的记录。

运营与管理成本

内涵：

AI 项目在实施和运营过程中产生的管理和协调成本。

测算方法：

◇ 项目管理人力成本：按项目经理投入工时和单位人力成本计算。

◇ 其他费用：按实际发生额归集，如采购合同、差旅报销等。

数据来源：

项目预算与决算报告、采购合同、差旅报销记录。

合规、风险与治理成本

内涵：

确保 AI 应用的开发和使用符合法律法规要求，并有效管理相关风险。

测算方法：

◇ 安全软硬件采购：按合同金额计算。

◇ 第三方审计/咨询/认证服务：按服务合同金额计算。

◇ 内部合规团队人力成本：按相关人员投入工时计算。

数据来源：

安全产品采购合同、咨询服务合同、法务部门账单。

其他间接成本

内涵：

AI 项目可能引发的一些不易直接归类的间接费用，如场地、能源消耗增加、特定保险等。

测算方法：

根据企业财务部门的成本分摊规则进行合理分摊，或按实际发生的增量费用计量。

数据来源：

财务账簿、租赁合同、水电费账单、保险合同。

AI 应用产出的多维识别与评估

AI 应用的产出是多维度、多层次的，不仅包括直接的经济效益，也涵盖了对企业运营效率、风险控制能力乃至战略发展产生的深远影响。本部分将系统梳理 AI 应用可能带来的各类效益，并探讨如何对其进行量化和货币化评估，区分直接效益与间接 / 战略效益。

效率提升与成本节约：AI 的直接减负效应

这是 AI 应用最直观、也相对容易量化的产出类型，主要体现在通过自动化、智能化手段替代或优化人工操作，从而提高运营效率并降低相关成本。

运营效率提升价值

关键业务流程处理时间缩短：

◇ 量化方法：年化价值 = (原平均单笔业务处理时长 - AI 赋能后平均单笔业务处理时长) × 年业务处理总量 × 单位工时价值。

◇ 数据来源：业务系统日志、BPM 系统数据、员工工时记录、人力资源薪酬数据。

人工任务自动化率提升：

◇ 量化方法 1（基于人力替代）：年化价值 = 被 AI 替代或优化的人工工时总量 × 单位工时价值。

◇ 量化方法 2（基于岗位削减）：年化价值 = (自动化后所需人力 - 原需人力) × 对应岗位人均年综合成本。

◇ 数据来源：任务分配记录、流程分析报告、人力资源数据。

资源利用率提升：

◇ 量化方法 1（基于效率提升）：年化价值 = (优化后资源利用率 - 原资源利用率) × 资源基数 × 单位资源产出价值。

◇ 量化方法 2（基于成本节约）：年化价值 = 直接节约的资源量 × 单位资源价格。

◇ 数据来源：MES 系统、SCADA 系统、能源管理系统、物流管理系统等。

直接成本节约

人力成本节约：

◇ 量化方法：年化价值 = 因 AI 应用而直接减少的岗位数量 × 对应岗位人均年综合成本。

◇ 数据来源：人力资源调整计划、部门预算、薪酬福利数据。

物料 / 资源消耗降低：

◇ 量化方法：年化价值 = 年节约的各类物料 / 资源数量 × 平均单位采购价格。

◇ 数据来源：采购记录、库存管理系统数据、生产 / 运营报表、财务成本核算数据。

营销 / 获客成本降低：

◇ 量化方法：年化价值 = (原平均单位获客成本 - AI 赋能后平均单位获客成本) × 年新增客户数量。

◇ 数据来源：营销活动数据、CRM 系统数据、财务数据。

收入增长与市场拓展：AI 的价值创造引擎

AI 不仅能降本增效，更能成为企业创造新价值、驱动收入增长和拓展市场边界的强大引擎。

新产品 / 服务收入贡献

内涵：

企业利用 AI 技术开发出全新的、具有市场竞争力的产品或服务，由此直接带来的销售收入。

◇ 量化方法：年化净收益 = 新产品 / 服务的年销售收入 × 该产品 / 服务的平均利润率。需确保该收入是新增的，而非对现有产品 / 服务的替代。

◇ 数据来源：企业销售系统报表、新产品 / 服务专项财务分析报告、市场部门销售预测数据。

客户价值提升带来的收入增长

个性化推荐 / 精准营销提高客户转化率、客单价、复购率：

◇ 量化方法：年化增量收益 = (AI 赋能后平均转化率 - 原平均转化率) × 目标客户群体规模 × 平均客单价 × 平均利润率。

◇ 数据来源：CRM 系统数据、电商平台后台数据、营销活动效果分析报告。

客户流失率降低带来的保有客户价值：

◇ 量化方法：年化保有价值 = (原客户流失率 - AI 赋能后客户流失率) × 客户总数 × 平均客户生命周期价值 (CLV)。

◇ 数据来源：客户数据分析报告、用户流失预警模型数据、客户留存数据。

市场份额扩大与新市场进入

内涵：

◇ AI 技术的应用可能帮助企业提升核心竞争力，从而在现有市场中获得更大的市场份额，或成功进入新的地域市场、细分客户群体。

◇ 量化方法：年化增量收益 = (因 AI 带来的市场份额增量百分比 × 对应市场总规模 × 行业平均利润率)。市场份额增量的确定可能需要结合内外部专家访谈、竞争对手分析和详细的归因模型。

◇ 数据来源：行业研究报告、公司战略规划文件、市场调研数据、销售数据、财务分析报告。

风险降低与战略价值：AI 的深层赋能

除了直接的经济效益，AI 在降低企业运营风险、提升合规能力以及创造长期战略价值方面也扮演着重要角色。这类产出部分难以直接货币化，但对企业的可持续发展至关重要。

财务与运营风险降低价值

AI 风控系统减少欺诈损失、坏账损失、信用风险暴露：

◇ 量化方法：年化价值 = 直接避免的经济损失金额。例如，(原欺诈损失率 - AI 风控后欺诈损失率) × 总交易额。

◇ 数据来源：风险管理部门报告、历史损失数据、信贷审批数据。

AI 预测性维护减少生产中断风险、安全事故风险：

◇ 量化方法：年化价值 = 避免的生产中断损失 + 避免的安全事故相关成本。

◇ 数据来源：安全生产记录、设备故障历史、生产计划与实际产出数据。

合规效率提升与成本节约

内涵：

AI 技术辅助企业满足日益复杂的合规要求，提高合规审查效率，降低人工成本。

◇ 量化方法：年化价值 = 节约的合规审查人力成本 + 避免的合规罚款金额。

◇ 数据来源：审计部门记录、法务部门数据、合规部门人力成本数据。

战略性产出与无形资产增值

这类产出往往是间接的、长期的，货币化难度高，但对企业长期竞争力至关重要。评估时应以定性描述为主，审慎尝试货币化估算，并明确其假设和局限性。

提升决策质量与速度：

AI 辅助决策系统通过数据分析和智能预测，为管理者提供更精准、及时的洞察，支持更科学的决策。

增强创新能力与加速产品迭代：

AI 赋能研发设计，缩短新产品 / 服务从概念到上市的周期，加速业务模式创新和迭代。

提升品牌形象与客户满意度 / 忠诚度：

AI 通过改善用户体验、提升产品 / 服务质量，从而增强品牌价值。

数据资产的形成与增值：

企业通过 AI 应用，积累高质量、经过治理和标注的数据资产，为未来的应用和价值变现奠定基础。

ROI 指标测算方法

基本公式 (单年 / 项目周期平均): **ROI = (累计总产出 - 累计总投入) / 累计总投入 * 100%**

或者，对于评估期内，可以使用年平均值：**年均 ROI = (年均总产出 - 年均总投入) / 年均总投入 * 100%**

其中年均总投入 = 年均运营投入 + 初始总投入 / 评估年限

专家访谈实录

对于 AI 投入 ROI（投资回报率）评估来说，这始终是一个重要的问题。其实这与云计算早期面临的“投入是否值得”的争议颇为相似。

从技术层面看，大家普遍认可 AI 能够显著提高企业效率。但在与业务对接的过程中，企业 AI 落地的各类挑战在一定程度上限制了 AI 与业务的深度融合。更核心的问题在于，我们至今尚未找一个真正有效的应用价值评估体系来精准衡量 AI 嵌入业务后产生的实际收益。

当然，行业也普遍认为 AI 需要与业务紧密结合，成为业务流程中的重要合作伙伴，而非孤立的技术工具。以我们目前在规划落地的 OA（办公自动化）系统为例，传统 OA 系统本质上是办公协同的载体，核心功能停留在合同流转等流程管理层面，很难直接关联到业务收益。而通过 AI 技术改造后，OA 的组织协同模式正在实现与后台数据的智能对接——当一个合同流程发起时，系统不再局限于完成审批流转，而是能自动整合这份合同带来的真实业务数据：比如对应的产品销量、创造的实际价值等，再通过 AI 将这些信息汇总成清晰的业务收益报告。

这种模式的价值在于，它让 AI 的作用跳出了 " 单纯节约成本或提升效率 " 的范畴，真正直观地展现出对业务收益的贡献。当然，如何更顺畅地实现这一点，我们仍在持续探索中 —— 相信这也是当下各大厂商共同面对的课题。

—— 上海东方数智购商务有限公司副总裁 卢文彦

专家访谈实录

关于回报，我们对于新科技领域，尤其是人工智能方向的投入始终秉持理性的原则，不盲目追求大规模部署，而是更倾向于理性地寻找与自身业务的精准契合点。

需明确的是，我们并非高科技互联网企业，无需过于激进的投入资源，只需要根据自身的发展节奏、规划以及成本预算循序渐进地学习和消化新技术。

在具体项目推进中，我们会通过概念验证 (POC) 与业务案例分析来具体分析。以小票识别系统为例：在借助 AI 技术实现小票真伪鉴别及客户积分自动计算的过程中，我们会对投资回报率进行细致评估——既核算投入成本（如 AI 工具采购费、定制开发费等），也测算系统上线后在人工、时间、成本上的节省空间，以及对客户体验的提升幅度，进而通过这些数据判断投入与产出达成平衡的周期。

总体而言，我们对新技术持开放姿态，但不急于求成地要求短期内实现收支平衡。我们会根据自身的规划，在预算可控的范围内，积极探索尝试，持续学习观察，逐步挖掘出适合自身的技术应用场景。

—— 太古地产中国内地数字化及信息技术总经理 王劲男

专家访谈实录

过去，用算法或传统 AI 解决问题时，成本始终居高不下。以商品质检为例，许多企业的传统方案存在明显局限：一个品类往往需要单独开发一套算法，且模型训练依赖海量数据 —— 不仅要投入数千到数万张瑕疵样本，还得匹配十万级的正常样本。更棘手的是，一旦商品调整，整套模型就必须推倒重来、重新训练，这直接导致 AI 应用的成本难以控制，成为 AI 落地时的一大痛点。

而今，大模型的极强的泛化性正在改变这一局面。企业无需为每一个品类的需求专门训练一个模型，而可通过规则配置 (R)、语义相似度调整 (SST) 或流程节点搭建就能实现需要的功能，这一转变将原本一次性的硬件投入 (CAPEX) 转化为按调用次数、Token 消耗量计费的运营成本 (OPEX)，显著降低了 AI 的部署成本。因此，当下 AI 应用与过去相比，最核心的差异在于成本的大幅下降。

从 AI 价值衡量的角度看，坦白说，目前 AI 尚未看到能直接为企业“挣钱”的商业模式，其价值更多体现在成本节约上。比如质检场景中通过多模态识别发现商品瑕疵，巡店场景中借助 AI 辅助门店管理，本质上都是通过技术替代人工或优化流程来降低成本。这一过程中，企业若采用裸模型，最大的非调用成本往往集中在智能体的构建环节 —— 包括数据清洗、RAG（检索增强生成）搭建、流程节点控制等。企业可根据自身业务复杂度和行业 know-how，选择自行搭建智能体，或寻求第三方支持。

总体而言，当前 AI 的应用成本已处于相对可控的水平，企业可根据业务复杂度从低到高灵活选择应用模式。我们观察到，对大部分企业来说，甚至只需通过修改提示词就能实现 AI 的基础应用，其核心成本仅为调用过程中产生的 Token 费用。

因此，尽管目前尚未看到 AI 模型能直接创造收益的案例，但其通过直接或间接方式降低企业成本的效果已较为明确，整体投资回报率 (ROI) 是相对可靠的。

—— 阿里云副总裁、通义大模型业务总经理 徐栋

专家访谈实录

企业在投入 AI 项目时，核心原则必然是从业务 ROI 出发。ROI 的核心优势就在于可以很直观的明确“回报 (Return)”是什么，也能清楚“投资 (Investment)”在哪里。所以，我们一直强调，企业必须先算清 ROI，避免仅凭感性认知推动 AI 流程或业务场景的重构，却忽略成本与收益的权衡。

对于回报 (Return)，可以从短、中、长期三个维度拆解：短期最容易见效的就是对企业内部的一个降本和提效，这是第一个维度；中期是对外实现产品和用户体验的提升。长期来说，是通过 AI 技术孵化新的产品与商业模式，这部分的价值天花板更高。

而“投资 (Investment)”的关键在于方向的筛选：明确哪些是企业应该去投入的，哪些应该是企业避免大量投入的。

我们认为，企业应“做模型的朋友、做时间的朋友”，而非站在模型演化的必经之路上 —— 即避免涉足可预见的、未来会被通用大模型能力覆盖的领域。例如，此前模型推理与多模态能力较弱时，部分企业通过工程化手段增强相关能力，但投入半年后，很快便被大模型自带的进阶能力（如豆包 1.6）取代。此外，在今天，企业如果从 0 开始训练自己的基础模型是不划算的。毕竟这需要大量时间、算力和人才，不如站在巨人肩膀上，聚焦垂域模型建设。

基于此，企业应避免上述领域的盲目投入，重点聚焦以下方向：

第一个，构建自己的垂域知识库。因为大模型的训练必然是基于公开的数据和信息进行迭代，因此它的通用能力在逐步增强，但也因此难以了解行业或者业务领域的专业知识（行业 Know How），所以企业需要建立自己的垂域知识库;

第二个是对于自身人才队伍和组织的优化。2025 年被视为智能体爆发元年，而智能体的本质是对人类专家的模拟。所有智能体项目的落地，都离不开人类专家的调教，这也将催生“智能体调教师”这一新工种。一个初始评分 70-80 分的智能体，需通过调教师如“导师带实习生”般持续反馈调教，将业务人员的领域知识结构化，转化为大模型可复用的知识，才能实现“碳基智慧向硅基智慧”的迁移。从目前来看，这类调教师应多为业务人员，而非 IT 或技术人员。

第三个，要面向 AI 原生不断是设计新的产品。产品设计易受既有体系框架限制，而在大模型时代，企业需意识到大模型作为一种人机交互模式，其智慧水平将持续提升。因此，需针对新场景、新领域，重新设计产品与商业模式。

在落地层面，我们建议：

第一，尽量站在基座大模型这个巨人的肩膀上。当前大模型在云端的迭代速度极快，私有化部署易面临版本更新难题，因此企业应优先拥抱云端 API。针对数据安全性问题，可采用混合部署方案：通过通用模型云端 API 调用基础能力，将企业特有数据与知识沉淀在本地，借助 RAG 系统构建检索能力；同时结合 AICC（端云隐私计算）与大模型防火墙，在数据传输过程中解决隐私泄露问题。

第二，构建多模型管理的体系。当前模型选择丰富且持续演化，企业可搭建多模型管理体系，实现大小模型、不同模态模型的快速接入。

第三，构建一套敏捷迭代的中台体系。其企业智能体场景超百种，需通过零代码 / 低代码工具，让业务人员自主闭环需求。由技术团队负责搭建中台，业务团队主导落地，既能提升迭代效率，推动全员参与创新，也能避免传统 IT 主导模式下的排期滞后问题。

—— 火山引擎副总裁 张鑫

第二章

AI for Process
—最佳实践路径举例 LTC

企业的流程 (Process) 是企业的业务模式、管理方式、技术范式的体现和实际落地的载体。企业端到端流程，是**连接战略与执行、打通业务全链条、实现客户价值闭环**的核心载体。企业端到端流程的核心类型因行业而异，大致可分为以下几类：

核心业务类（直接创造客户价值）

◇ **线索到现金 (Leads to Cash, LTC)：**
覆盖线索、商机管理、合同管理、客户下单、生产 / 备货、物流配送、发票开具、收款结算全流程。

◇ **采购到付款 (Procure to Pay, P2P)：**
包括需求申请、供应商选择、合同签订、收货验收、发票匹配、付款审批等环节。

◇ **设计到交付 (Engineer to Order, ETO)：**
从客户需求调研、产品设计、原型开发、测试验证到批量生产交付。

◇ **客户服务全流程：**
涵盖客户咨询、问题受理、工单分配、解决方案执行、满意度回访。

支持管理类（保障业务高效运转）

◇ **人力资源全周期：**
从招聘需求提报、候选人筛选、入职办理、培训发展到离职结算。

◇ **财务管控流程：**
包括预算编制、费用报销、资金调度、财务报表生成、审计合规。

◇ **IT 服务流程：**
从系统需求申请、开发 / 采购、上线部署到运维支持。

LTC(Lead to Cash，从线索到现金）之所以成为企业的核心流程，本质上是因为它贯穿了企业从“捕捉市场机会”到“实现商业价值”的全生命周期，是连接“客户需求”与“企业收益”的唯一闭环。对于绝大多数企业，LTC 流程是关乎企业生存的核心流程，在这里以 LTC 场景为例介绍 AI for Process 的最佳实践路径，也是为了能兼顾不同的行业和企业类型。通过 LTC 流程的 AI for Process 实践路径介绍，希望企业管理者都能够获取企业长期可持续发展的金钥匙。

AI 重塑 LTC 流程的核心价值：从“效率优化”到“模式创新”

AI 对 LTC 的变革不是“局部修补”，而是通过数据智能和自动化能力，重构流程逻辑，通过数据的积累实现流程的智能重新编排，可以为企业带来以下颠覆性价值：

线索与商机：从“大海捞针”到“精准捕猎”

无论是服务 C 端的企业还是 B 端的企业，线索和商机都是销售业务的起点。

通过 NLP（自然语言处理）和 LLM（大语言模型），解析社交媒体、行业报告、企业招投标信息、客户拜访记录等，自动识别高潜力线索并形成产品 / 服务 / 解决方案推荐。结合企业自有的客户行为数据，基于历史成单数据训练模型，预测线索和商机转化率，实现**全域数据洞察和客户精准画像**，为广告精准投放、提升客户拜访效率，形成高价值商机，避免销售资源浪费。

典型结果：线索 / 商机转化率提升 30%+，市场响应速度从“周级”压缩至“准实时”

销售流程：从“经验依赖”到“科学决策”

营销活动之后，要形成从潜在客户到真正客户的转化，需要有科学的销售流程支撑。

结合成本模型、核算模型、客户信用、竞品价格等数据，自动生成合规且具竞争力的**智能报价**，配合基于历史客户画像的**谈判策略集支付方式的优化**，基于既保证与竞品的差异化优势又保证一定的利润空间，避免亏损。

典型结果：销售周期缩短 20%-30%，利润提升 15%，合同风险事件减少 80%

交付履约：从“部门割裂”到“智能协同”

交付履约是客户价值实现的根基，也是企业可持续发展的必需。

将客户订单转化为生产计划、物流需求、服务工单的**需求自动拆解与排产交付计划生成**，配合设备 IoT 数据或智能报派工数据，实现交付进度的**异常实时干预**。

典型结果：交付准时率提升至 90%+，客户投诉率下降 50%，服务成本降低 10%-15%

回款与财务：从“被动催款”到“主动管控”

通过整合客户财务数据、交易历史，动态调整授信额度，实现**动态信用评级，**结合自动匹配订单与回款，预测回款时间，实现**智能对账与预测。**

典型结果：应收账款周转天数 (DSO) 缩短 20%-30%，现金流效率提升 23%

客户经营：从“一次性交易”到“终身价值挖掘”

通过 AI 分析客户生命周期价值 (LTV, Life Time Value)，结合营销、销售、服务数据，识别高价值客户，实现**客户分层与精准营销，**基于设备运行数据，提前提供维护服务，实现**主动型服务。**

典型结果：老客户复购率提升 40%，服务收入占比显著增长

综上所述，在数字化时代，LTC 的“ AI 化”是企业竞争力的生存之战。短期可以通过 AI 优化 LTC 关键节点（如智能报价、自动化交付），快速提升效率、降低成本，中期以 AI 为纽带，打通部门数据孤岛，构建“客户需求驱动”的敏捷组织，长期实现将 AI 融入 LTC 全流程，实现从“流程数字化”到“决策智能化”的跃迁，最终形成“数据智能驱动的商业模式”，实现从“效率领先”到“价值引领”的跨越。

如何实现 AI for Process 在企业的落地

AI for Process 是**企业数字化转型发展阶段的必经之路。**

大约 20 年前，企业的信息化最多的表现是“上系统”。企业的信息化浪潮伴随着 ERP、CRM、OA、SRM 等各种各样的应用系统的上线达到一个高潮。上系统的本质是让企业能够快速的应用起一个个应用系统所承载的“行业最佳实践”流程，让业务能够快速跑起来，迅速带来业务价值，同时降低经营风险。

但是随着一个个的应用系统的建立，信息孤岛和数据孤岛的问题集中凸显了出来，一个端到端流程，因为跨了多个系统，导致执行出现各种问题，数据难以保持准确，也由此诞生了数据中台。数据中台的出现部分解决了数据汇聚、数据分析的问题，甚至广义的数据中台还提供数据治理和数据质量管理的能力，但数据依然很难实时、准确获取，数据中台上的数据和业务的实际一线操作也依然存在着较大的问题，依然没解决业务操作和流程设计一致性的问题。

如何在业务流程中不断累积数据资产，通过数据和 AI 实现价值提升并快速实现业务迭代和创新，就成了达到一定数字化水平的企业所面临的最关键的问题。驱动企业持续成长的三大关键驱动因素是**业务模式、管理方法、技术范式**，其核心就是**流程(Process)。**AI for Process 就是要系统性地保证业务流程按设计执行，并能够通过 AI 赋能，按需快速创新和迭代的方法。与其他流程优化项目或者 AI 类项目不同，我们不是解决企业中几个零散的点的场景问题，而是放眼企业整个价值链，进行系统性的规划。以 Leads To Cash 为例，我们定义了神州数码的 4 大类 11 小类直客型**业务模式**，通过融入客户管理、营销管理、解决方案管理、交付管理、风险管理和财务经营管理的多维度**管理方法**，按不同业务模式进行设计。在每一个 L5 业务活动上，我们都会充分考虑**技术范式**的作用，分析业务对于数据和 AI 的需求，并把数据驱动和 AI 能力嵌入到业务流程的 L5 节点引入，保证能够作用在真正的业务实际操作中。这是一整套数字化转型的方法论，如前所述，这是企业数字化转型的必经之路。

那么 LTC 流程中，如何确定业务模式呢？

■ 确定业务模式——Leads to Cash 流程的核心内涵

Leads to Cash（线索到现金）流程是企业从获取潜在客户线索开始，到完成产品或服务交付并最终收回款项的全周期业务流程，它贯穿了企业营销、销售、交付及收款等关键环节，是企业实现商业价值转化的核心链路。但不同行业、不同企业由于业务特性、客户需求及交易模式的差异，在 Leads to Cash 流程中会衍生出多样化的业务模式，针对不同行业以及不同业务模式，LTC 流程会表现出一定的差异性。

对于企业落地 AI for Process 的 LTC 流程，一定要先确定好企业的**业务模式或业务模式组合**，以下从典型行业展开分析：

制造业：以“生产交付”为核心的标准化模式

业务模式特点

制造业通常以“订单驱动生产”为逻辑，Leads to Cash 流程围绕产品制造与交付展开，强调产能匹配、供应链协同及交付周期控制。其业务模式可分为以下类型：

离散型制造：按订单定制生产模式

流程逻辑：
线索获取后，销售团队与客户确认产品规格、数量及交付要求，生产部门根据订单需求排产，采购部门同步采购原材料，最终完成定制化产品交付并收款

典型案例：
汽车零部件制造商

行业差异点：
流程中需嵌入“产品设计评审”“质量检测”等环节，交付周期受供应链产能（如芯片供应）影响显著

流程型制造：规模化量产 + 渠道分销模式

流程逻辑：
以市场预测为基础提前量产，通过经销商网络分销，Leads to Cash 流程侧重渠道管理与库存周转

典型案例：
消费电子制造商

行业差异点：
流程中需设置“库存预警”、“渠道返利计算”模块，收款风险与经销商信用评级直接挂钩

服务业：以“服务体验”为核心的敏捷模式

业务模式特点

服务业的 Leads to Cash 流程围绕“人、服务、场景”展开，交付物多为非实物形态（如咨询、培训、技术支持），强调服务过程的个性化与响应速度，其业务模式呈现以下特征：

专业服务：项目制 + 里程碑收款模式

流程逻辑：
以项目为单位，从线索跟进到方案设计、服务执行及验收结算，按项目阶段推进价值交付

典型案例：
管理咨询公司

行业差异点：
流程中需嵌入“服务质量评估”“客户满意度调研”环节，收款进度与项目验收结果强绑定

互联网服务：订阅制 + 自动化计费模式

流程逻辑：
通过线上渠道获取用户线索，以“免费试用 + 付费订阅”模式转化，交付与收款环节高度数字化

典型案例：
SaaS 软件服务商

行业差异点：
流程中依赖“用户行为数据分析”（如试用期间的功能使用率）优化转化策略，收款环节需集成多渠道支付网关

零售业：以“消费场景”为核心的全渠道模式

业务模式特点

零售业的 Leads to Cash 流程聚焦“流量转化 - 交易完成 - 复购提升”，受消费场景（线上/线下）、支付习惯及物流效率影响显著，主要业务模式包括：

传统零售：线下门店 + 即时结算模式

流程逻辑：
通过门店客流或会员系统获取线索，现场完成商品选购与支付，交付即收款

典型案例：
连锁超市

行业差异点：
流程中需优化“货架陈列 - 动线设计”提升转化，收款环节强调支付效率（如扫码枪快速结算）

新零售：线上线下融合 (O2O)+ 履约分流模式

流程逻辑：
通过小程序、APP 或第三方平台获取线上线索，结合线下门店实现“云仓发货”或“门店自提”，收款与交付环节通过数字化系统联动

典型案例：
生鲜电商

行业差异点：
流程中需打通“线上订单 - 库存管理 - 物流调度”系统，收款环节需处理“即时退款”、“损耗理赔”等场景

能源行业：以“资源调度”为核心的长周期模式

业务模式特点

能源行业（如电力、石油）的 Leads to Cash 流程具有“投资规模大、交付周期长、监管要求高”的特点，业务模式多以“合同能源管理”或“特许经营”为基础：

电力供应：特许经营 + 政府定价结算模式

流程逻辑：
通过政府招投标获取特许经营权，按电网覆盖范围向终端用户供电，收款依赖政府核定的电价及计量系统

典型案例：
区域电网公司

行业差异点：
流程中需对接“电力调度系统”“政府监管平台”，收款环节受电价政策调整（如峰谷电价）影响较大

新能源服务：BOT 模式 + 长期收款协议

流程逻辑：
投资建设新能源项目（如光伏电站），通过“建设 - 运营 - 移交 (BOT)”模式向用户售电，收款周期长达 10-20 年

典型案例：
光伏企业

行业差异点：
流程中需嵌入“电站运维管理”、“发电效率监测”环节，收款风险与用户信用及政策稳定性强相关

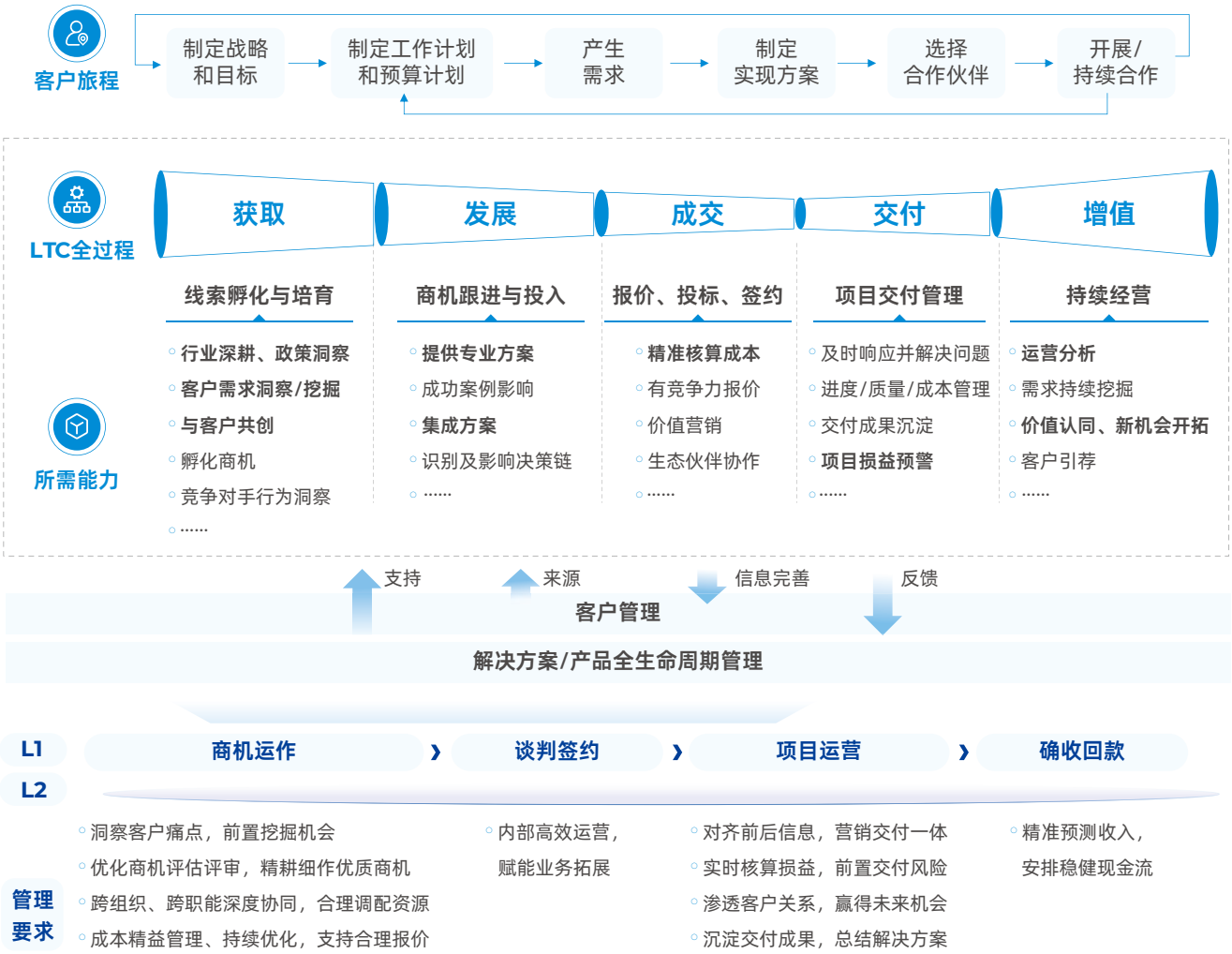
企业在设计 Leads to Cash 流程时，需基于行业特性以及企业特性匹配业务模式。以上只是一些示例，真实的 LTC 流程场景在不同的企业，甚至企业内不同的业务线都会复杂得多。但是万变不离其宗，最终企业都是为了优化成本提升利润。

确定 Leads to Cash 流程中关键的管理方法

Leads to Cash 流程中多维度管理方法协同的核心逻辑

Leads to Cash（从线索到现金）是企业实现收入闭环的核心流程，覆盖“线索获取→商机转化→方案设计→交付执行→收款结算”全链条。这一流程的高效运转依赖于客户管理、商机管理、交付管理、解决方案管理、风险管理及经营管理的深度协同，体现了流程的**端到端闭环特性与各环节的强关联性**——从线索获取到最终收款的全流程中，每个环节的输出都是下一个环节的输入，且所有环节共同服务于“实现客户价值→转化为企业收入”的核心目标。

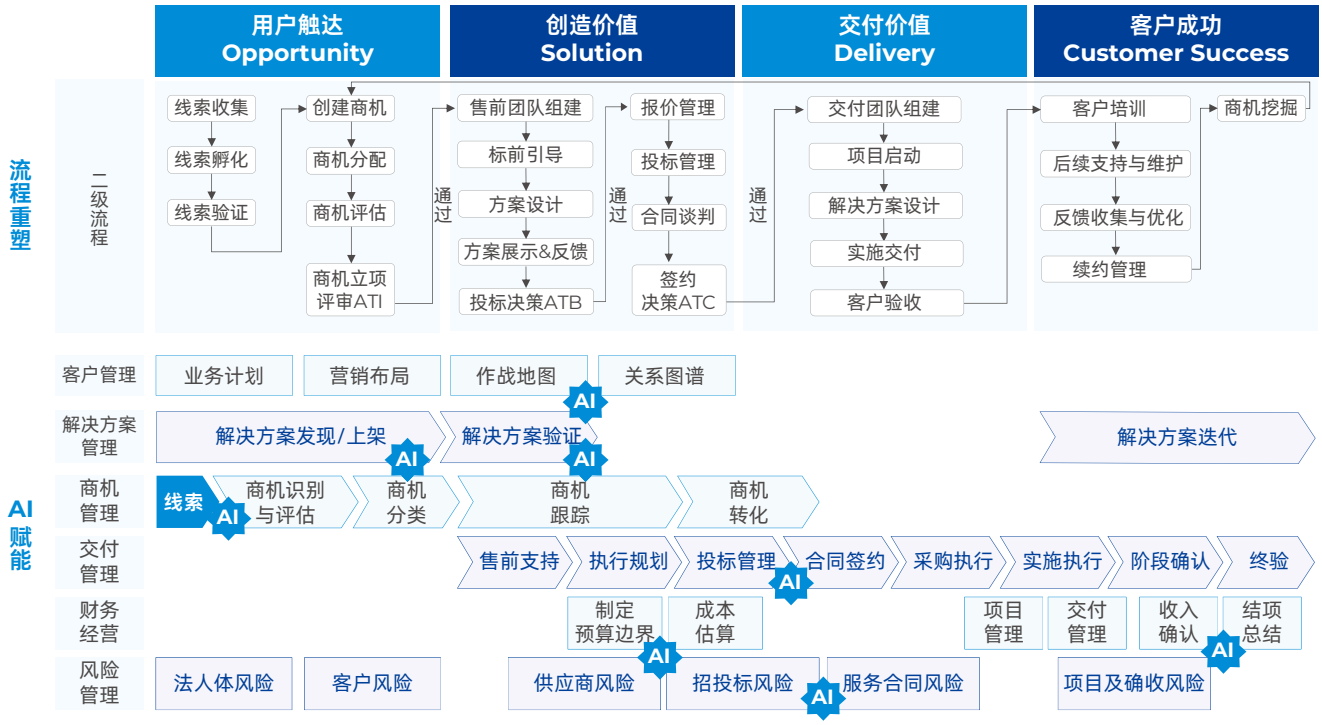
Leads to Cash 的核心是“将客户价值转化为企业收入”，而这一转化过程的**连续性、动态性和复杂性**，决定了客户管理、商机管理等模块必须通过深度协同消除环节壁垒、共享信息资源、联动管控风险，从而最终保障企业收入的稳定增长。但是如果想要做好 LTC 流程的设计，还需要将每一种管理方法发挥出应有的作用。



图表 13 LTC 流程框架及总体管理要求

各管理方法在 Leads to Cash 中的必要性及协同价值

如上所述，LTC 流程里涉及到的管理方法包括客户管理、营销管理、解决方案管理、交付管理、风险管理和财经管理。这些管理方法有机结合，发挥重要的协同作用。



客户管理：构建流程起点与长期价值的根基

- **核心作用：**
  通过客户选择、客户分层、需求洞察与关系维护，确保客户战略的落地，提升线索质量与商机转化率
- **案例：**
  某 SaaS 软件企业将客户分为“战略型、成长型、中小微”三类，战略型客户由高管亲自跟进，配套定制化解决方案；中小微客户通过标准化产品 + 自动化营销触达，线索转化率提升 40%
- **与其他管理维度的协同：**
  ◇为营销管理提供精准客户画像，避免无效营销投入
  ◇交付管理需基于客户验收标准调整实施节奏

营销管理：驱动线索向收入转化的“引擎”

- **核心作用：**
  通过商机阶段划分、优先级排序与资源调配，提升赢单率与转化效率
- **案例：**
  某医疗器械企业将商机分为“意向确认→需求评估→方案报价→合同谈判”四阶段，要求销售团队每周更新商机状态，对停滞超 30 天的商机启动跨部门会诊，年度赢单率从 35% 提升至 45%
- **与其他管理维度的协同：**
  ◇解决方案管理需根据商机阶段动态调整方案
  ◇风险管理需在商机谈判阶段介入合规审查

交付管理：确保客户价值落地的“执行中枢”

- **核心作用：**
  通过项目计划、资源调度与进度把控，确保交付成果符合客户预期，为收款奠定基础
- **案例：**
  建筑工程领域在 Leads to Cash 中常见的“交付里程碑与客户验收绑定”机制：每完成一个施工节点，需客户签字确认后才能进入下一阶段，同时财务同步启动付款流程
- **与其他管理维度的协同：**
  ◇客户管理需同步交付过程中的客户反馈，为后续复购 / 增购铺垫
  ◇经营管理通过交付成本与工期数据，优化资源配置

解决方案管理：链接客户需求与企业能力的“桥梁”

- **核心作用：**
  基于客户场景设计差异化方案，提升竞争力与溢价空间
- **案例：**
  某物流企业为电商客户提供“仓储 + 运输 + 售后逆向物流”一体化方案，相比传统单一运输服务，客单价提升 3 倍，且因方案高度定制化，客户续约率达 90%
- **与其他管理维度的协同：**
  ◇营销管理需依据解决方案的复杂度分配销售资源
  ◇交付管理需按方案细节制定执行计划

风险管理：保障流程合规与收益安全的“防线”

- **核心作用：**
  识别并控制从商机到收款各环节的潜在风险
- **案例：**
  某跨境电商企业在 Leads to Cash 中增设“客户信用评估”环节：新客户下单前需通过第三方平台评估付款能力，对高风险客户要求预付款比例从 30% 提升至 50%，并购买出口信用保险。此举使年度坏账率从 5% 降至 1%，资金周转率提升 20%
- **与其他管理维度的协同：**
  ◇营销管理需参考风险评估结果调整合作策略
  ◇经营管理需将风险成本纳入利润核算

经营管理：支撑流程持续优化的“大脑”

- **核心作用：**
  通过数据监控与战略决策，确保流程投入产出比最大化
- **案例：**
  某零售企业通过经营数据分析发现：线上广告获取的线索成本是线下展会的 2 倍，但转化率仅为 1/3，随即调整预算分配，将线上广告投入减少 50%，同时增加线下展会与老客户转介绍激励，年度获客成本下降 30%，同时收入增长 25%
- **与其他管理维度的协同：**
  ◇基于客户管理数据优化市场投入策略（如聚焦高价值客户群体）
  ◇依据交付管理数据迭代解决方案（如淘汰低利润方案，强化高毛利服务）

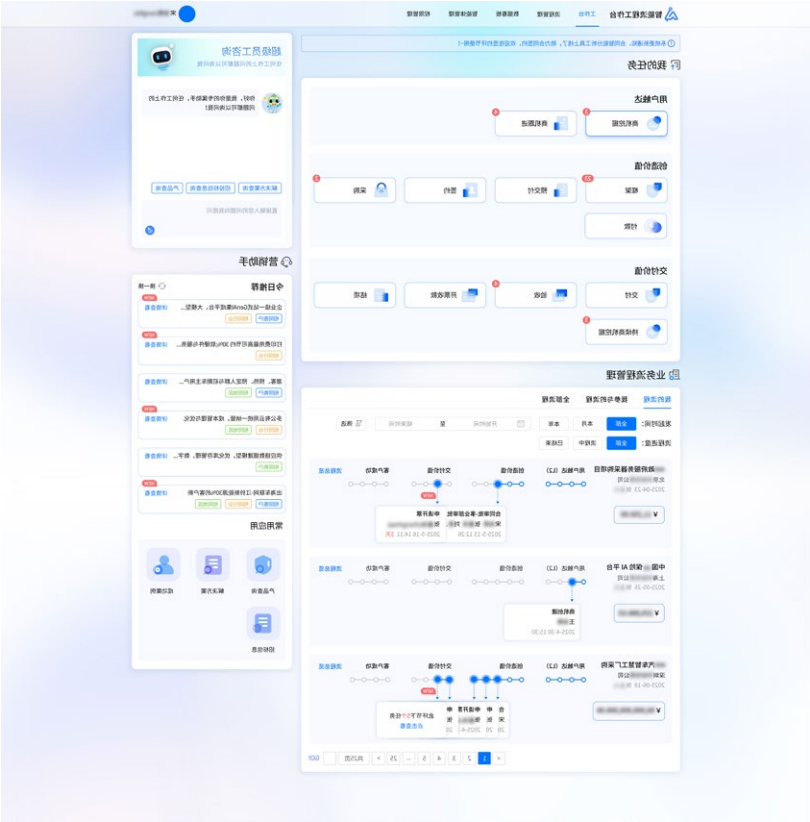
在神州数码的实际实践中，从以上六个方面出发，按照 Top-Down 方法进行 LTC 流程的体系化设计，形成整体的 LTC 从 L1 的流程域到 L5 级的流程活动，并基于数据的输入和 AI 的能力，按照不同的业务模式重新定义了业务流程，在流程设计中体现了管理方法的协同作用。

■ 技术范式的加持——打通 LTC 全流程管理的关键中枢

众所周知，数据是 AI 的基础，没有高质量的数据就做不出可用的 AI。除了 **AG（AI Gene，AI 基因）分析模型**中提到的每一个流程 Action 配套的角色、输入输出、规则标准以外，数据和工具是其中两个非常重要的要素。

实现**数据 + 工具 + 敏捷迭代的流程闭环机制**，不是点状挖掘 AI 场景，而是体系化进行基于数据和工具的流程承载，加上数据和 AI 驱动的快速业务赋能，就是 AI for Process 落地的利器。

在神州数码的实践中，实现 AI for Process 的两大利器是神州问学 Agent 中台和智能流程工作台。神州问学 Agent 中台的定位是企业 Agent 中台，通过体系化的分层次的异构算力管理、大模型管理、知识管理、应用管理，实现 AI Agent 的快速搭建和赋能，大幅提升搭建效率，解决 AI Agent 的生产问题。智能流程工作台通过实现业务流程设计和执行的统一，承载业务的实际操作，形成高质量的数据资产积累，并能够将生产出的 Agent 快速挂载在对应的流程节点上，解决 AI Agent 的消费问题。神州问学 Agent 中台 + 智能流程工作台，能够快速实现 AI for Process 的快速落地和迭代，在业务流程中体现 AI 的作用和价值。



以 LTC 流程为例，在智能流程工作台中，销售人员的每一个操作点，每一个业务活动，都是基于层次化设计的 L5 级业务活动。只需要执行“客户拜访”、“商机创建”、“签约”等业务活动，就可以完成日常所需的业务。而不再需要记住 CRM、ERP 系统的入口，甚至是交易代码。

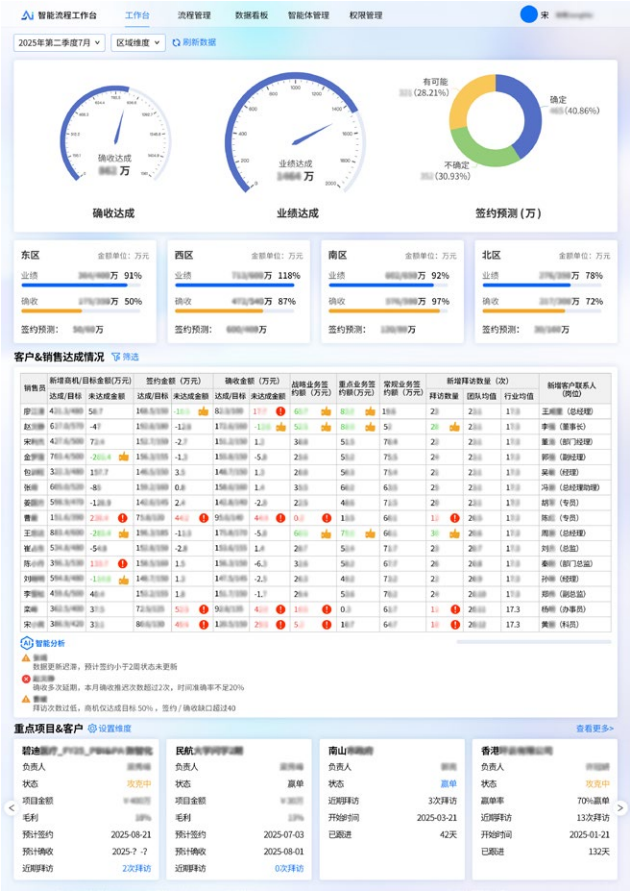
在智能流程工作台上，结合企业的特点，可以设计最符合自身业务的 LTC 流程。除此以外，还可以在关键业务节点上通过 AI Agent 为业务赋能，增强业务能力。比如在销售人员的“客户拜访”环节，增加解决方案推荐的 AI 能力，直接提升一线销售的沟通效果。

综上所述，可以看到智能流程工作台具有以下关键的核心价值：

业务流程管理：避免流程设计和实际执行差异

- **作战地图可视化：**将业务流程以作战地图的形式进行可视化呈现，清晰展示流程的各个环节、节点之间的关系以及当前流程所处阶段，便于业务人员快速掌握流程全貌，更好地进行任务协调与资源调配。
- **流程优化与改进：**AI 分析任务处理时间、资源消耗等指标数据，定位瓶颈并提供流程优化建议。
- **流程快速配置：**提供可视化的流程配置工具，流程管理者无需代码，通过拖拽、参数设置等方式即可快速定义业务流程，满足业务变化和流程优化时的快速适配和发布需求。

业务能力集成：实现数据资产累积和数据洞察



图表 14 基于智能流程工作台的业务行为数据分析

- **系统对接与整合：**通过标准化接口协议对接 CRM、ERP、OA 等业务系统，实现数据实时传输共享，打破信息孤岛，保障业务数据一致性、准确性质。
- **数据整合与分析：**清洗、转换、整合多系统数据，构建统一数据模型；通过数据分析工具深度挖掘整合后数据，生成业务报表与分析报告，为企业经营决策提供数据支撑。
- **数据权限管理：**建立完善的数据权限管理机制，根据用户角色与职责分配数据访问权限，保障数据的安全性与保密性，防止敏感信息泄露。

AI Agent 快速接入：赋能业务 快速迭代

- **AI 能力集成：**集成神州问学 AI Agent 能力，智能流程工作台可根据业务场景需求，快速编排适配的 AI 能力进行集成，为业务处理提供 AI 辅助。
- **场景化赋能：**将 AI 能力与业务流程深度结合，在客户服务、销售预测、风险评估等场景中发挥作用。例如，通过 AI 模型分析行业、政策、客户等信息，给出高胜率的线索或商机；利用 AI 进行销售预测，辅助制定销售策略；通过 AI Agent 学习公司风控政策和过往案例，快速评估合同风险并提示业务人员如何处理。

在实现 AI 快速接入后，对于管理者，还可以快速通过智能流程工作台看到 AI 在每个 L5 活动节点的“渗透率”，整体基于业务流程感知 AI 如何与人类员工共同工作。

通过业务模式、管理方法与技术范式三方面的整合，结合 AI for Process 的两大利器，神州数码实现 LTC 流程的快速设计和落地，实现充分的自动化与智能化，真正打通了从线索到现金的收入闭环，提升了商业竞争力。

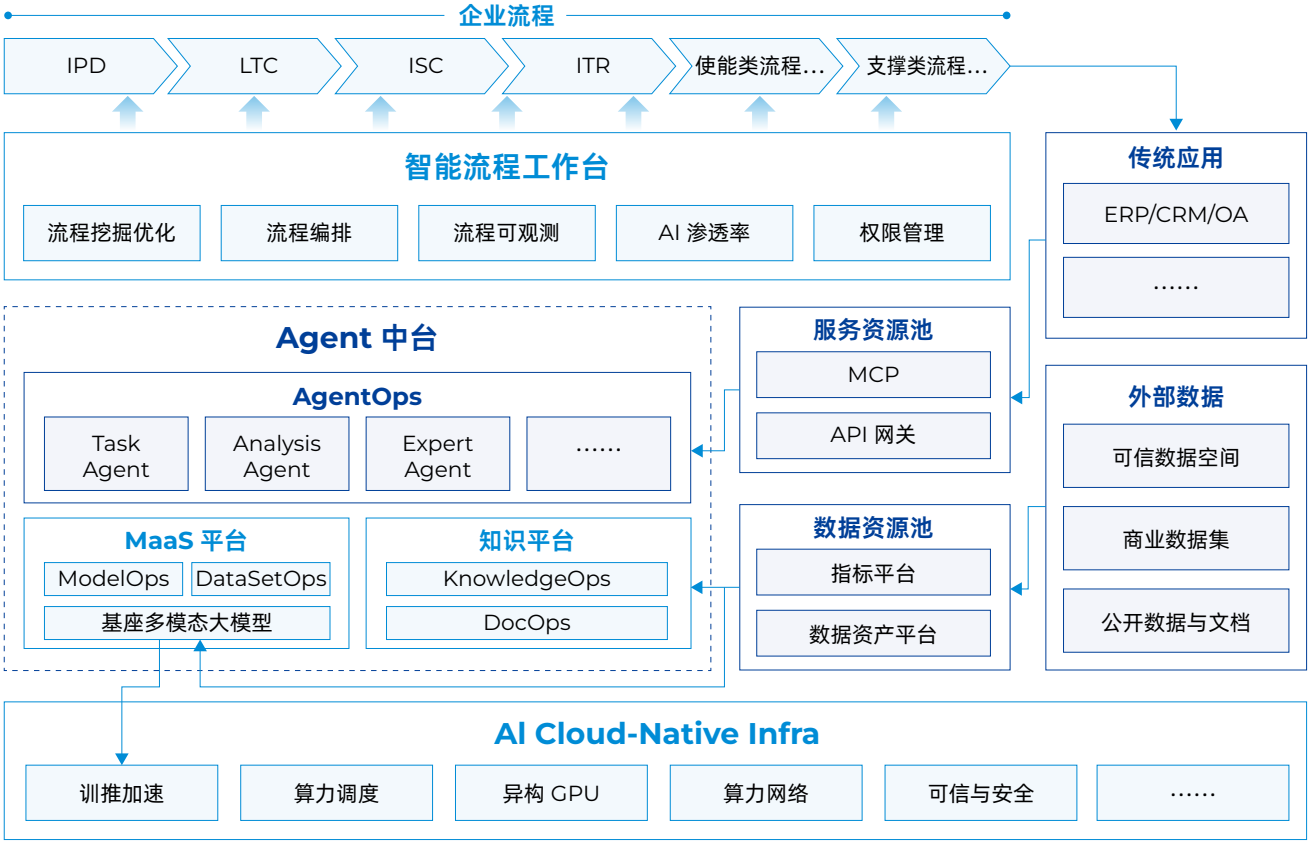
图表 15 智能工作台 AI 赋能驾驶舱

第三章

AI for Process 的技术体系

AI 原生的企业数智化技术参考架构

AI 原生的企业数智化技术架构是一个复杂而全面的体系，涵盖了多个关键组成部分。其中，企业流程作为整个架构的核心基础，已经在第二章中得到了详细介绍。智能流程工作台、Agent 中台、服务资源池与数据资源池、AI 云原生基础设施，与企业流程共同构建起企业数智化转型的完整技术框架。技术架构中各组成部分的协同作用，为企业提供了全面的数智化解决方案，助力企业实现智能化转型和可持续发展。



图表 16 AI 原生的企业数智化技术参考架构

智能流程工作台：通过使用大模型和 Agent 的技术能力，对企业流程进行合理编排，实现对企业流程设计与优化，最终持续提升 AI 渗透率。包括：

流程挖掘优化

指基于企业业务流程数据，运用大模型和 Agent 技术发现流程问题并提出优化方案，以提升流程效率、降低成本、提高合规性的一系列活动。

流程编排

利用大模型和 Agent 技术，对业务活动、任务、服务等进行设计、组织、协调和调度，构建完整、高效、灵活的企业流程体系的过程。

流程可观测

借助大模型和 Agent 动态监测和分析，准确获取流程运行状态信息并直观展示，确保流程运行透明度和可控。

AI 渗透率

指企业流程中运用大模型和 Agent 等 AI 技术进行流程挖掘优化、流程编排、流程可观测等活动的应用程度与覆盖范围，体现 AI 技术在企业流程中的普及和深入程度的指标。

权限管理

基于企业安全策略，对智能流程工作台中各类用户、系统、应用等操作流程相关资源、功能等的权限进行分配、控制、审核和审计的活动和机制。

Agent 中台：依托 AI 云原生提供的资源，通过获取来自服务资源池和数据资源池的内容，进行智能体各类应用的构建。包括：

MaaS 平台

以多模态大模型为基座，进行数据集和大模型相关的 DataSetOps 及 ModelOps；DatasetOps 是一组用于优化和管理数据集操作和流程的运营体系，ModelOps 是一种企业级的机器学习模型治理和运营框架，集成了模型管理、自动化和生命周期管理。

知识平台

与文档和知识相关的知识平台，DocOps 进行文档自动化和智能化处理，KnowledgeOps 进行高阶知识的萃取。

AgentOps 平台

Agent 应用构建的平台。其中 TaskAgent 完成流程相关的任务，AnalysisAgent 进行数据和 BI 分析，ExpertAgent 帮助业务专家进行业务流程的自动化和智能化。

服务资源池

承接传统应用 (ERP/CRM/OA 系统等)，以 MCP 或 API 网关方式，成为连接应用系统与 AgentOps 之间的桥梁。

数据资源池

承接来自外部数据空间、商业数据集和公开数据文档等外部数据，通过指标平台和数据资产平台，成为连接数据与知识平台之间的桥梁。

AI 云原生基础设施 (AI Cloud-Native Infra) 是专为满足人工智能应用需求而设计构建的，以云计算环境为基础，深度融合云原生技术与 AI 特性，具备高度弹性、可扩展性和智能化的基础设施。包括：

训练加速

利用硬件（如 GPU、CPU 等）和优化算法，提升 AI 模型训练速度，缩短训练时间，提高资源利用效率的技术与方法。

算力调度

对计算资源进行管理和分配，依据任务需求动态调整资源分配，保障任务高效执行，提升整体计算效率的管理机制。

异构 GPU

在计算环境中同时使用多种不同类型 GPU，充分发挥各类 GPU 的性能优势，满足不同计算任务需求，增强系统计算能力的架构方式。

算力网络

由多个异构计算节点（服务器、GPU 等）组成的网络，实现算力资源整合与协同工作，支持大规模 AI 计算任务分布式处理的基础设施。

可信与安全

保障 AI 系统在数据处理、模型训练和推理过程中，防止恶意攻击和数据泄露，确保 AI 应用符合法律法规和道德准则的一系列技术和管理措施。

AI for Process 技术落地

数字化转型新方案

图表 17 智能流程工作台

AI 工作空间：智能流程工作台

智能流程工作台的主要功能

智能流程工作台通过企业服务网关，连接企业的 CRM、ERP、OA 等各个应用系统，连接企业的数据平台，也会连接企业的 Agent 中台。一方面，智能流程工作台承载企业的实际流程，业务操作都在智能流程工作台上进行，后台的应用系统、数据平台以及 Agent 中台提供相应的业务服务及数据服务，以支持业务流程的执行；另一方面，智能流程工作台可以承载业务操作数据和业务执行数据，将数据沉淀在数据平台中，通过 Agent 中台实现 AI 能力的快速赋能和迭代。数据流和服务流通过智能流程工作台与业务人员进行交互，实现业务的敏捷迭代创新。

智能流程工作台的主要作用

如前文在 AI for Process 的最佳实践落地章节中所述，智能流程工作台是重要的组件。其主要作用表现在以下几方面：

打破信息和流程孤岛，实现企业级跨部门协同，避免流程设计和实际执行的差异性，也就是“设计执行两张皮”的问题。

标准化流程节点，提升执行效率，实现数据资产累积、实时数据洞察。

便于 AI Agent 能力编排，业务快速迭代。

其中第一方面，流程设计执行两张皮的问题，是绝大多数企业面临的实际情况，也是数字化转型难以落地的一大困局。

企业流程设计与实际执行的差异性及其对业务运营和数字化转型的危害

企业流程设计是基于理论框架、业务逻辑和管理目标构建的标准化操作路径，而实际执行则受到组织环境、人员能力、企业文化、资源配置等多重现实因素的影响。这种理论与实践的脱节不仅会导致流程效率低下，更可能引发系统性运营风险，使得蓝图中的数字化转型难以落地。以下从多个维度剖析这种差异带来的具体问题，并结合实际案例进行深度的解读。

流程设计与执行差异的核心表现形式

设计的理想化与执行环境复杂性的矛盾

流程设计常基于“合理场景”假设，忽略了现场执行中的情况。例如制造业的流水线设计通常预设设备零故障、物料准时配送等常规流程，但实际生产中设备维护延迟、供应商交期波动等问题，由于缺乏充分的特殊流程设计，会导致流程断点。又比如在 LTC 流程中，会设计很多销售填写表单环节，但是实际执行上，会有很多销售人员填写不准确、不及时，甚至不填写，走系统外邮件审批等情况，这些都会带来设计与实际执行的差异性。

权责划分模糊与隐性角色存在

标准化流程中的岗位权责描述多为书面化表述，而实际操作中常出现“三不管地带”。如某电商企业的订单异常处理流程中，客服部门与物流部门对“配送延迟责任认定”的条款存在理解偏差，导致客户投诉响应超时。销售管理流程中涉及销售人员的角色，通常也不能忽略实际有销售助理帮助销售人员执行实际操作的场景。

流程僵化性与业务动态性的冲突

设计流程时往往追求完备性与稳定性，却难以适应市场需求的快速变化。比如某快消品企业的新品上市流程周期长达 6 个月，包含 12 个审批节点，但市场竞品迭代周期已缩短至 3 个月，导致产品错过最佳上市窗口。同时企业购买的 CRM、ERP 软件，需求实施上线时间通常以月、季度、甚至年计，难以满足业务流程的灵活迭代需求。

▪ 破局路径：构建“设计 - 执行 - 优化”闭环体系，通过智能流程工作台承载业务流程，支持业务流程快速迭代

即使是引入最专业的咨询团队，公司尽全力调动各种资源进行流程设计，也很难保证最初始的设计面面俱到，完美无瑕。好的业务流程一定是“跑”出来的，任何的设计都要能够支持快速迭代。没有端到端流程统一的工具化承载，就很难保证流程执行和设计不走样。

流程设计的承载

很多企业自上而下的业务流程是基于专业团队的战略分解和各层级流程设计，但是通常实际执行又会回到 CRM、ERP、OA 等各种应用系统，单靠管理标准，培训文档很难保证业务操作与设计的一致性。通过与关键业务系统、关键页面的配置和集成，智能流程工作台中的执行的流程应当保持和设计图纸高度一致。

执行过程的“数字化”监控

通过业务操作日志数据的记录，智能流程工作台或流程挖掘工具可以及时获取业务执行数据，进行深入的流程挖掘和优化分析。如 LTC 流程中，合同审批流程某一个业务单元比其他业务单元的平均审批时间长 1.5 天，进而可以深入分析，发现这个业务单元的流程有不必要的加签。或者当流程审批出现驳回的情况时，流程直接驳回到初始节点，导致所有审批链路需要重新审批一遍，等等。这些都是影响企业业务效率的实际因素，在流程设计阶段很难全部覆盖，需要在日常的工作中，实际的执行中，通过智能流程工作台不断发现。

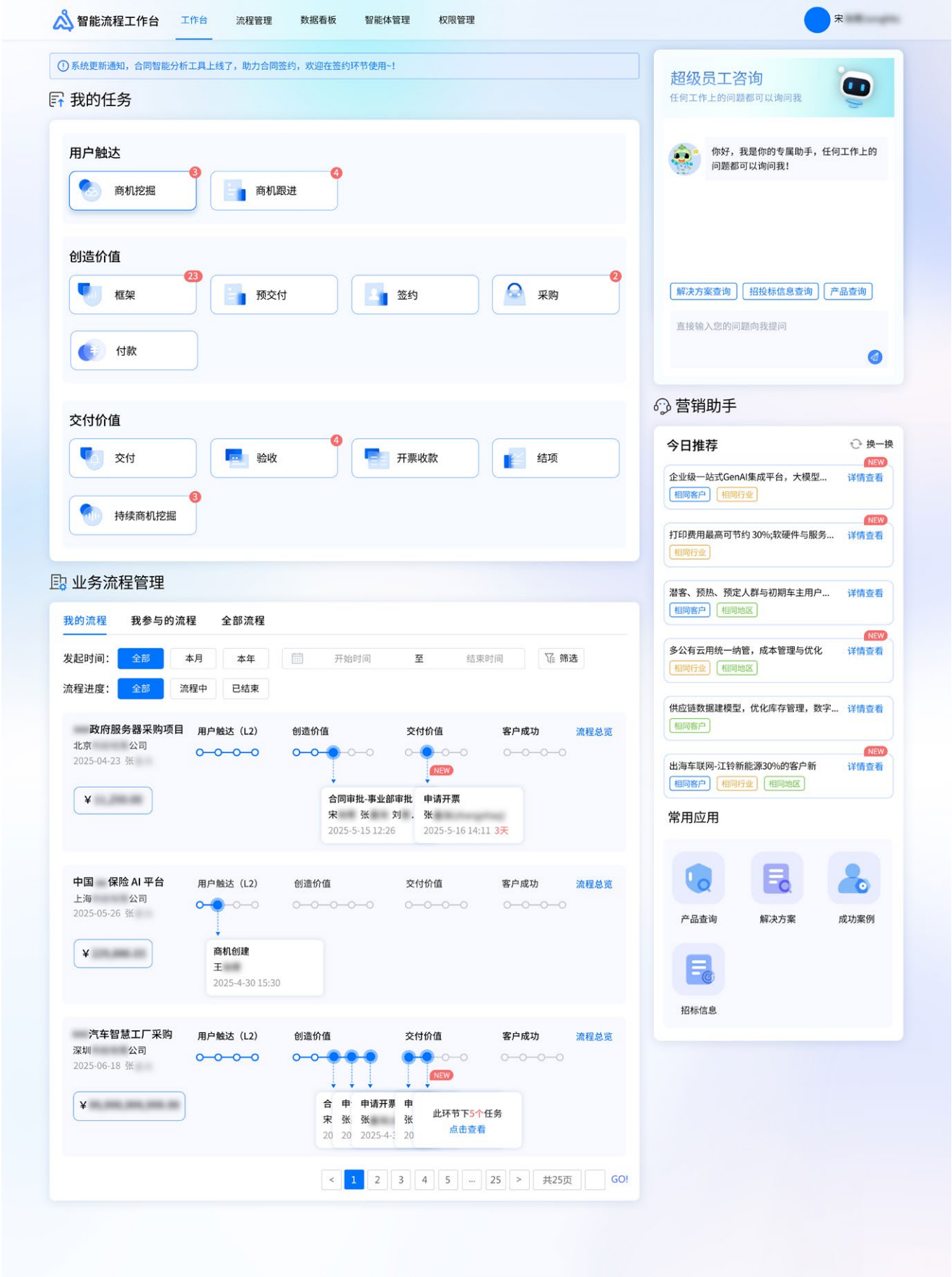
针对不合理流程的快速迭代和优化

通过智能流程工作台监控日常业务流程的执行，发现问题后可以快速定位问题流程，并针对流程进行快速的迭代和优化。新经济时代，不是大鱼吃小鱼，而是快鱼吃慢鱼。即使初始的设计不够合理，只要能够通过快速发现问题，不断迭代优化，企业的运营效率就能够迅速提升。

在智能流程工作台这里不再能看到 CRM、ERP、OA 等应用系统，而是一个个实际的业务流程和业务活动。应用系统是支持流程执行背后的元素，业务人员不再需要记下繁琐、易错的操作步骤和多系统切换操作。

对于一线业务和业务管理者来说，日常的业务活动完全在智能流程工作台中完成，数字化工具场景化、完整化，全流程可追溯，并且可以基于实际情况快速调整流程，并重新固化在智能流程工作台上保证了流程设计、执行、优化的全面统一。

企业流程的“纸面设计”与“地面执行”如同理论与实践的两面镜子，两者的差异本质上反映了组织管理的系统性挑战。唯有打破“设计即终点”的思维定式，建立“动态适配、持续优化”的流程管理体系，才能将流程从“管控工具”转化为“价值引擎”，真正释放组织效能。正如管理学家迈克尔·哈默所言：“流程再造不是画流程图，而是重新定义工作的本质。”在数字化转型的浪潮中，企业更需要以数据为纽带，打通流程设计与执行的“任督二脉”，方能在复杂多变的市场环境中保持运营韧性。


智能流程工作台
工作台
流程管理
数据看板
智能体管理
权限管理
系统更新通知，合同智能分析工具上线了，助力合同签约，欢迎在签约环节使用~!
我的任务
用户触达
商机挖掘
商机跟进
创造价值
框架
预交付
签约
采购
付款
交付价值
交付
验收
开票收款
结项
持续商机挖掘
业务流程管理
我的流程
我参与的流程
全部流程
发起时间：
全部
本月
本年
开始时间
至
结束时间
筛选
流程进度：
全部
流程中
已结束
政府服务器采购项目
北京公司
2025-04-23
用户触达（L2）
创造价值
交付价值
客户成功
流程总览
合同审批-事业部审批
2025-5-15 12:26
申请开票
2025-5-16 14:11 3天
中国保险 AI 平台
上海公司
2025-05-26
商机创建
2025-4-30 15:30
汽车智慧工厂采购
深圳公司
2025-06-18
此环节下5个任务
点击查看
共25页
GO!
超级员工咨询
任何工作上的问题都可以询问我
你好，我是你的专属助手，任何工作上的问题都可以询问我！
解决方案查询
招投标信息查询
产品查询
直接输入您的问题向我提问
营销助手
今日推荐
换一换
企业级一站式GenAI集成平台，大模型...
详情查看
相同客户
相同行业
打印费用最高可节约 30%;软硬件与服务...
潜客、预热、预定人群与初期车主用户...
相同地区
多公有云用统一纳管，成本管理与优化
供应链数据建模型，优化库存管理，数字...
出海车联网-江铃新能源30%的客户新
常用应用
产品查询
解决方案
成功案例
招标信息

AI 能力快速赋能

在数字化、智能化浪潮席卷全球的新时代，AI 已从技术概念演变为企业生存与发展的核心驱动力。其重要性不仅体现在效率提升等表层价值，更深刻重塑着企业的竞争力维度与发展逻辑。

在算力、数据、算法三重突破的推动下，AI 已不是“可选技术”，而是企业维持“数字生命”的基础能力和新质生产力。从短期看，AI 是降本增效的工具；从长期看，它是企业重构商业模式、定义行业规则的战略基础设施，是企业管理模式升级的催化剂，其重要性将随着技术渗透持续深化，成为未来划分企业“生存”与“淘汰”的核心分水岭。

但是 AI 能力的引入绝非易事，通常需要六个阶段：

需求分析

明确企业希望通过 AI 解决的问题，判断任务是否适合用 AI、是否有成熟模型可用以及技术难度是否在团队能力范围内。

数据收集与处理

收集公共数据集、网络爬虫数据、用户输入行为数据等，进行数据清洗、标注、增强等预处理，为模型训练提供高质量数据。

模型训练与优化

根据任务类型选择合适的模型架构，如 Transformer 用于 NLP、CNN 用于图像识别等，使用 PyTorch、TensorFlow 等框架在 GPU/TPU 上进行深度学习训练，以及通过一些框架或者成熟产品管理大语言模型等。

部署与集成

对模型进行推理优化，如使用 ONNX、TensorRT 加速推理，通过模型量化、剪枝等操作，将模型部署到云端、本地服务器或边缘设备，并与企业的数据库、向量库等进行集成，实现多用户支持和负载均衡。

产品应用与反馈

在实际业务中应用 AI 产品，监控模型的推理延迟、用户行为等指标，及时处理异常预测，如监测 AI“幻觉”问题，人工标注错误样本并加入新训练集。

迭代与升级

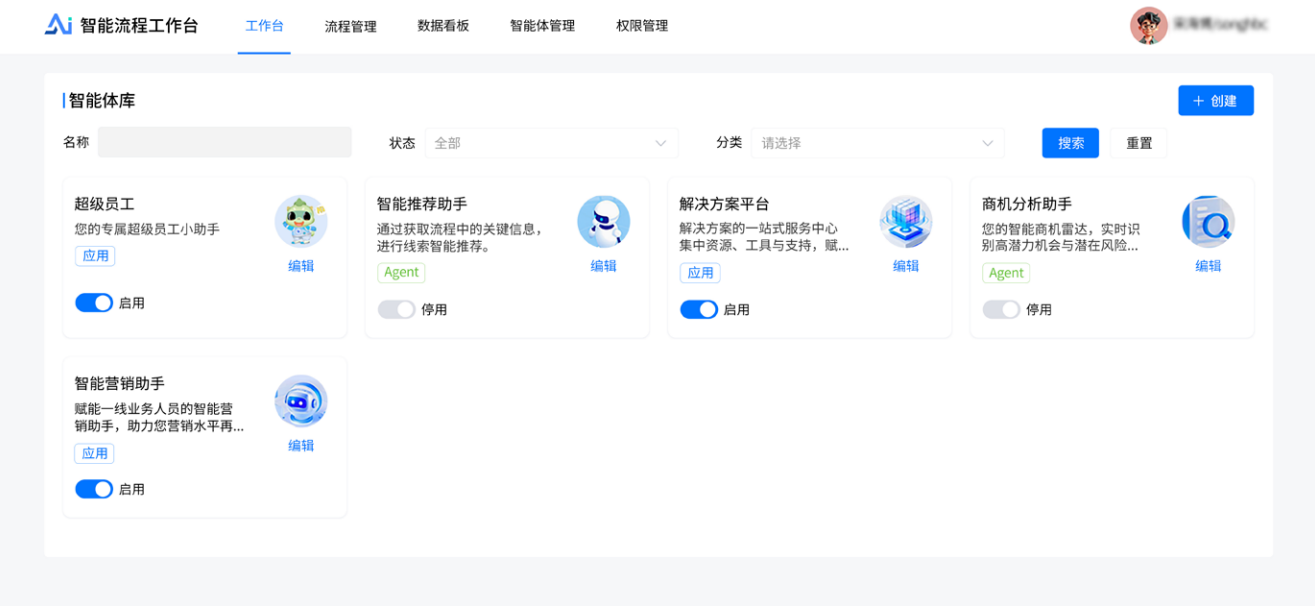
收集数据反馈，包括新增场景数据和错误样本，使用高质量新数据对模型进行微调训练，结合强化学习等方式提升模型与业务需求的对齐度，不断优化 AI 产品性能。

这里的每一个阶段都有对应的挑战，但其中最大的挑战莫过于第二阶段的高质量数据的准备和第五阶段快速应用到实际业务中并获得反馈。

在数据准备阶段，企业内部数据分散在不同系统（ERP、CRM、生产日志等），格式不统一（结构化、非结构化数据混杂），即使已经建立了数据中台，在数据治理和数据清洗时也需解决业务数据跨系统统一定义、标准化、缺失值填充、异常值过滤等问题，工作量耗时占比可达整个 AI 应用上线的 60% 以上。即使是数据中台整合了企业的全部业务数据，在日常的经营中也很难及时、准确的获取业务的实际操作数据。更何况流程会一直处于不断迭代优化的状态。

在快速应用阶段，AI 模型上线后，通常也需要应用系统的配合开发，把 AI 模型的结果植入到应用系统中，否则就需要业务再次多登陆一个系统来查看 AI 模型的结果。同时 AI 模型的结果也需监控指标（如分类准确率、推理延迟），但企业可能缺乏自动化监控系统，导致异常（如数据漂移、模型性能突然下降）发现不及时，或者AI模型效果不好，造成业务损失。

智能流程工作台很好的解决了这两个关键的挑战。由于天然与企业的业务流程结合在一起，智能流程工作台可以实时地获取业务的实际执行数据，并基于业务需求开发模型，生成 AI 智能体。完成智能体开发后，可以通过快速的配置，把 AI 智能体部署在相应的流程节点上，快速应用到实际业务中。AI 智能体执行的相关数据也能够快速获取到智能流程工作台中，一旦AI智能体表现不好，可以快速下线或升级迭代。这就把 AI 模型和智能体的开发上线工作大幅缩短到一两周，甚至几天的周期，显著提升了 AI 赋能业务的速度。



图表 18 AI 智能体服务编排配置示意

上图是智能流程工作台对于 AI 智能体服务编排配置的页面，每一个 AI 智能体都可以快速发布到流程节点上。

智能流程工作台承载了全部流程的执行，又能够快速引入 AI 能力赋能业务，就可以看到企业 AI 能力的全貌。

在此我们定义了企业流程的 AI 渗透率：

某流程节点的 AI 渗透率 = 流程节点下 AI 模型或 AI 智能体调用的服务接口数量 /（人类员工操作调用的服务接口数量 +AI 模型或 AI 智能体调用的服务接口数量）*100%

企业全流程 AI 渗透率 = 全部流程节点 AI 模型或 AI 智能体调用的服务接口数量 /（人类员工操作调用的服务接口数量 +AI 模型或 AI 智能体调用的服务接口数量）*100%

AI 渗透率很好的描述了企业的日常运营中，AI 与人类员工如何一起工作，AI 承担了多大比例的工作。企业的数字化转型就是不断提升 AI 渗透率的过程。

企业引入 AI 的过程，本质是用数字化工具重构业务逻辑的过程。从诊断到迭代的六阶段方法论，需始终围绕“业务价值”这个核心——正如亚马逊贝索斯所言：“善良比聪明更重要，而 AI 的‘善良’就体现在为企业创造真实可见的商业价值。”唯有将技术落地与组织适配同步推进，才能避免 AI 沦为“昂贵的摆设”，真正成为驱动企业进化的“数字引擎”。

数据资产积累

企业数据资产的积累是数字化时代核心竞争力的重要来源，其重要性贯穿战略规划、业务运营、创新发展等多个维度，主要表现在:

驱动精准决策：从经验驱动到数据驱动

量化业务现状与风险

积累的历史数据（如销售记录、用户行为日志）可通过 BI 等工具生成可视化报表，帮助管理者识别业务瓶颈，并进行归因分析，而非依赖经验判断。

预测未来趋势与机会

基于时间序列数据（如近 3 年的季度营收、市场份额、设备使用情况等）构建预测模型，提前布局资源。例如，制造业通过设备运行数据预测故障概率，提前安排维护，减少停机损失。

优化运营效率：降本增效的核心引擎

供应链与成本管控

积累的供应商交付周期、原材料价格波动数据，可用于优化库存策略，降低仓储成本。

自动化流程与资源调度

客服对话数据可训练智能问答系统，处理 80% 的重复性问题；物流企业通过积累的配送路线数据优化算法，缩短配送时间 15% 以上。

挖掘商业价值：数据资产的货币化路径

产品与服务创新

用户使用数据（如 APP 点击路径、功能偏好）可指导新产品开发，优化推荐算法。

数据交易与生态构建

合规前提下，企业可将脱敏后的行业数据（如零售客流量、制造业产能数据）通过数据服务出售，或与第三方合作开发数据产品。

强化竞争壁垒：构建数据护城河

用户画像与精准营销

积累的用户标签（如年龄、消费频次、偏好品类）可实现“千人千面”营销。

技术壁垒与模型迭代

AI 模型的效果依赖数据规模：某自动驾驶公司积累的 10 亿公里路测数据，使其障碍物识别准确率高达 99.2%，远超行业平均水平（95%），形成技术代差。

合规与风险管控：数据作为安全基石

满足监管与审计要求

金融、医疗等行业需按法规留存交易数据（如 GDPR 要求保存用户操作日志 5 年），避免合规风险。

风险预警与欺诈识别

积累的交易数据可训练风控模型，识别异常行为（如信用卡盗刷），降低资损率。

支撑数字化转型：从业务赋能到战略重构

组织能力升级

数据资产积累促进企业建立数据治理体系（如数据中台、主数据管理），推动数据在公司各组织和价值链发挥价值。

商业模式创新

传统企业可基于数据资产转型为服务型企业：例如，神州数码的神州金服云产品，将神州数码的渠道商历史交易数据生成渠道商画像和模型，与金融机构进行联合建模，助力金融机构放贷业务，帮助渠道商获得金融机构低息贷款，减少自身资金占用，形成三赢局面。

随着数据作为生产要素的强化，数据资产积累对于企业发展越来越重要，缺乏数据积累的企业，在 AI 应用、数字化转型中将面临“无米之炊”的困境，而系统化的数据管理与应用，将成为企业穿越周期、实现可持续增长的核心动力。

在智能流程工作台上，基于业务流程实际的执行情况，我们可以看到流程的各个节点的业务执行数据，很容易进行各个维度的对比分析，提升业务价值。

如右图：

图表 19 销售行为对比

整个 LTC 流程中的销售人员行为数据对比，可以看到 Top Sales 的行为和一般销售的行为差异，帮助销售团队提升业务能力。

Agent 中台

从 AI Native 技术架构看 Agent 中台的作用

在前述 AI 原生技术参考架构图中，要最大价值的发挥智能流程工作台的作用，及向下连接 AI 原生的云基础设施，Agent 中台必不可少，它起着承上启下的作用。下面重点说明 Agent 中台涉及的主要功能、应用场景，及对 AI for Process 的价值。

一方面，AI 云基础设施的使用和效能发挥，需要通过数据和知识治理、大模型、Agent 的构建和使用来实现。此时，Agent 中台以基础设施为载体，对外承接服务资源池和数据资源池，把算力资源、网络资源、调度资源的能力发挥到极致、同时从整体上保障企业在落地使用 AI 的过程中的数据资源、硬件及软件资源的价值发挥、可信与安全。

另一方面，Agent 中台同时也承接企业智能流程工作台。Agent 中台通过各种各样的智能体组件，向上赋能。无论是流程挖掘与优化、流程编排还是流程可观测，Agent 在其中都起着必不可少的重要作用。同时，通过不断的加强 Agent 在流程中的应用，AI 渗透率逐步提升。

Agent 中台的主要功能

Agent 中台提供以下几方面的核心能力：

在数据整合及模型训练方面	在文档整理和知识治理方面
以数据资产为底座，首先实现了通用大模型与行业知识的深度融合能力。平台提供的 **ModelOps** 与 **DataSetOps** 模块，整合监督微调（SFT）、强化学习（RLHF）、后训练（LoRA）和检索增强生成（RAG）等多种能力，将基础模型如 Deepseek 等转化为具备行业记忆、用户理解和上下文感知能力的企业级智能体。这一过程不仅打通了“Know-how 与 AI”融合的断点，也实现了企业数据资产的结构化沉淀与价值转化。	提供从企业业务流程向 Agent 智能体迁移的完整路径。通过 **DocOps** 支持文档解析（OCR）、知识抽取、语义比对与智能问答等核心能力，贯通文档生成、审查、合规校验等典型场景，构建企业知识中枢。在此基础上，通过 **KnowledgeOps** 模块，支持从传统流程节点中抽取可 AI 化任务，结合智能流程机器人、Routine 工具链与图形化流程编排，助力企业构建流程中枢。

统一的 Agent 工作台，作为多智能体协同工作的中枢操作系统。该工作台集成了企业级 AI 能力服务，包括内容生成、知识问答、AI 商业智能（AI4BI）、企业定义任务、超级员工等场景化智能体能力，用户可按需组合、多轮交互、自定义目标配置 Agent，从而满足多业务系统协同智能的落地需求。

通过对**推理加速及异构算力调度**能力的加强，夯实 AI Infra 的底座能力。Agent 中台配套两大算力基础设施套件：**训练推理加速套件**在推理引擎和异步请求方面进行了深度优化，使模型响应性能提升至 10 倍以上；**异构算力调度套件**支持 GPU/CPU/NPU 混合算力资源池的构建，具备跨云、多算力集群的统一调度能力，实现算力资源利用率提升达 40%。

Agent 中台，从整体上涵盖了从底层的异构算力管理，到中层的模型与数据工程、流程与文档智能，再到上层的场景化智能服务与 Agent 工作协同，构建了完整的“建、练、用、管”一体化 AI 工程体系，助力企业高效落地智能化转型，构建专属的 AI for Process 能力。

Agent 中台覆盖的应用场景

围绕企业高频应用需求，Agent 中台聚焦“**智能问答、智能问数、智能文档、智能流程**”四大典型场景，构建场景化、工程化、可复用的场景能力体系。

图表 20 Agent 中台及典型场景

在**智能问答场景**中，Agent 中台支撑企业知识的高效治理与安全应用。平台提供多源异构知识的一站式接入能力，支持本地文件、外部系统与在线平台等多渠道内容统一管理，兼容多种文档、音视频、网页等格式。通过内嵌的去重校验与版本更新机制，保障知识内容的完整性与实时性。结合 Pipeline 能力，平台实现大规模知识的自动解析、分段、向量化与元数据增强，显著降低知识整理与治理的人力成本。在语义处理方面，Agent 中台融合结构化转换与自然语言理解能力，通过版面识别、语义切分与上下文标注等技术，将非结构化知识转化为可理解、可调用的模型输入，提升知识的机器可读性与智能检索效率。同时，平台支持多类型索引构建，实现面向大模型的高效知识召回。整个治理流程内置内容审查与权限控制机制，确保知识资产在使用全流程中的安全合规，支持企业级知识治理标准化落地。智能问答能力体现为四大核心价值：批量处理能力、效率提升、数据安全保障与模型友好性，为企业构建可持续演进的智能知识中枢，助力 AI 能力落地业务一线。

在**智能问数场景**中，Agent 中台推动业务与 IT 协作模式的重构，打造以“指标 - 维度 - 度量 - 术语”为核心的智能分析体系。依托 DeepSeek 工程平台，业务用户可通过自然语言进行数据提问，系统自动解析意图并映射为可执行的 SQL 或模型配置，突破传统“开发 - 验证 - 反馈”式的线性流程。技术上，通过规则引擎与大模型协同，实现指标自动生成、语义理解驱动的智能检索与分析，配合动态维度配置与 NLP 辅助术语体系，极大提升数据分析的灵活性与智能化水平。智能问数实现从“IT 主导、业务配合”向“IT 赋能、业务自主”转变，既提升响应效率，又增强数据决策的覆盖面与敏捷性，广泛适用于采购分析、目标管理等核心管理场景。

智能文档场景聚焦于企业在报告撰写与审查过程中的核心环节，通过引入大模型能力与结构化知识库，提升报告生成效率与审查准确性。该能力依托结构化与非结构化知识融合的企业知识库作为支撑，通过预设模板、模块化辅助填写、语义理解与生成、多轮预览与修订，构建了从内容生成到质量保障的全流程体系。在报告编写方面，平台支持多类型报告模板（如工程投资、物资采购等），通过文档结构解析与自然语言处理技术，将文档划分为若干可编辑模块，结合 AI 辅助引导用户填写关键信息，或上传已有文档实现结构化解析与自动内容生成，从而显著提升报告撰写的专业性与效率。在审查环节，系统通过构建审查知识库，结合大模型能力与 NLP 技术，对审查项进行标准定义与规则配置，明确 AI 在文档结构识别、章节匹配、内容解析等各步骤中的判断逻辑。系统基于预定义规则完成内容比对与合规性识别，有效降低大模型幻觉风险，提升文档审查的准确性与全面性。整体上，智能文档能力实现了报告编写的门槛降低与专业提升，以及审查过程的标准化与自动化。通过知识资产的结构化沉淀与复用，企业在文档处理环节可实现显著的提效、降本与质量保障，为组织业务规范化与智能化提供了稳定支撑。

智能流程能力，Agent 中台致力于将企业知识转化为可执行的任务指令，实现从知识理解到自动执行的全过程智能化升级。我们聚焦于企业内部具有高重复性、明确结构和稳定规则的业务流程，如产品缺陷处理、客户邮件响应、质检报告生成等，重构原本依赖人工操作的执行方式。通过自然语言理解与流程图谱技术，将业务目标拆解为结构化任务，结合多智能体协作架构，构建可配置、可复用的流程执行引擎，实现复杂流程的串行、并行、条件跳转等逻辑编排。平台还引入上下文记忆机制与状态跟踪能力，确保多轮任务处理过程中的一致性与连贯性，并支持与企业现有的 ERP、CRM、工单系统等数据系统无缝集成，实现结果回写与任务闭环。技术能力之外，智能流程带来了显著的业务价值——流程响应时间缩短至分钟级，执行效率大幅提升，大幅减少人力干预与规则重复书写成本，确保业务执行的标准化与一致性，同时通过流程模板沉淀实现能力在不同场景间的快速复制与扩展，助力企业实现真正的从自动化到智能化的跃升。

Agent 中台对 AI for Process 的价值

Agent 中台构建了覆盖从 PoC 验证到 Production 级部署的完整 AI 工程能力链条，助力企业打造专属的“Agent Factory”，实现智能体从构建、训练到上线的标准化、规模化生产，加速 AI 在核心业务场景中的落地与迭代。

面向业务驱动的 Agentic AI 具备明确的角色智能特征，企业需要将其作为“数字员工”进行批量化构建和部署。Agent 中台正是这套新型生产范式的赋能平台，类似工业革命中的 T 型车流水线、或运输革命中的集装箱标准化体系，其核心价值在于推动从“技术突破”向“体系化落地”转化。

纵观产业变革的演进，真正赢得竞争优势的，往往不是最早提出新技术的先行者，而是率先实现技术规模化应用，并持续优化能力体系的实践型创新者。Agent 中台，正是助力企业成为这一类“创新落地者”的关键引擎。

服务资源池

在 AI for Process 整体架构中，与智能流程工作台紧密连接的有一层业务中台的微服务 API 网关。随着业务应用的复杂化、数据量的爆炸式增长以及 AI 服务的深度渗透，技术架构的协同性与灵活性成为决定企业竞争力的关键。统一 API 服务网关和微服务管理作为连接技术与业务的核心枢纽，其重要性愈发凸显。它们不仅是系统稳定运行的“交通指挥中心”，更是整合业务应用、数据服务与 AI 服务的“神经中枢”，为企业实现高效协同、快速创新提供坚实支撑。

统一 API 服务网关与微服务管理的核心价值

破解系统碎片化，构建高效协同的技术底座

在传统企业架构中，业务系统往往是“烟囱式”建设：ERP、CRM、OA 等应用各自为战，数据格式不统一，接口标准混乱。当企业引入微服务架构后，服务数量呈指数级增长，一个中型企业可能拥有数百个微服务，若缺乏统一管理，会导致“微服务蔓延”：服务间调用关系复杂如蛛网，故障排查耗时数天，新业务上线需协调多个团队修改接口，严重制约业务敏捷性。引入智能流程工作台和 Agent 中台后更会如此，每一个业务微服务，每一个数据服务和每一个智能体应用，若没有统一的服务网关统一管理，将会是企业的灾难。

统一 API 服务网关作为所有服务的“单一入口”，通过路由转发、协议转换、负载均衡等能力，将分散的微服务封装成标准化接口。例如，当营销系统需要调用客户数据时，无需关心数据来自 CRM 还是数据中台，只需通过网关调用“客户基本信息 API”即可，大幅简化了系统间的协作成本。而微服务管理平台（如服务注册发现、配置中心、链路追踪）则像“交通管制系统”，实时监控服务健康状态、动态调整资源分配，确保在流量高峰时服务不宕机，在故障发生时能秒级定位根因。

筑牢安全防线，保障数据与服务的可信流通

随着企业数据资产价值提升，数据泄露与非法调用成为重大风险。统一 API 服务网关通过身份认证（如 OAuth2.0、API Key）、权限管控（基于 RBAC 的细粒度授权）、流量控制（限流、熔断）等机制，构建起“边界安全屏障”。例如，对核心财务数据 API，网关可限制仅允许财务系统与审计系统调用，并记录每一次访问日志；对 AI 模型服务，可通过令牌有效期管理，防止模型被恶意高频调用导致资源耗尽。

微服务管理则从服务生命周期角度强化安全：在服务开发阶段强制代码安全扫描，部署前通过镜像漏洞检测，运行中监控异常调用行为，形成“全链路安全闭环”。这种分层防护能力，是企业满足数据合规要求的核心保障。

支撑业务敏捷创新，响应市场快速变化

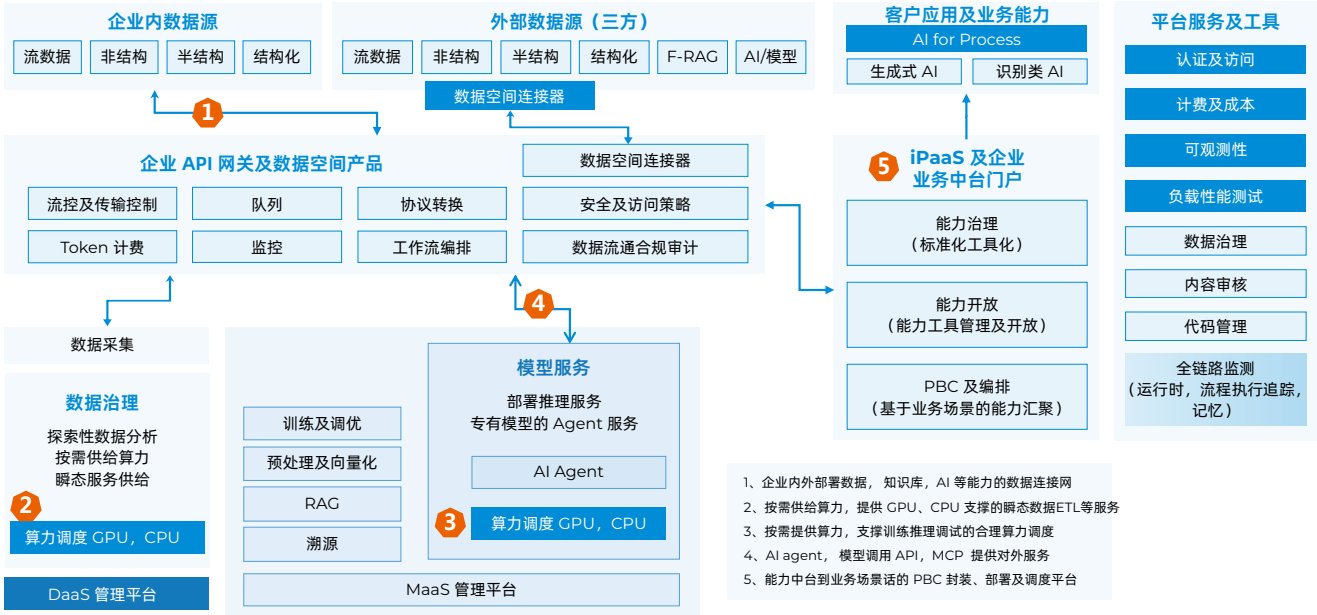
在激烈的市场竞争中，“快速试错、小步快跑”成为企业生存法则。统一 API 服务网关与微服务管理通过“解耦”与“标准化”，让业务创新不再受技术架构拖累。例如，当企业想上线一个“AI 智能推荐”新功能时，只需在网关新增一个“推荐服务 API”，前端应用即可快速调用；若推荐效果不佳，可在不影响其他服务的情况下，通过微服务管理平台灰度切换到新的 AI 模型，实现“零停机迭代”。

对多业务线的集团企业而言，这种灵活性更为关键。某零售企业通过统一 API 网关，将会员系统、支付系统、库存系统的核心能力封装成标准化服务，各区域分公司可基于这些服务快速搭建本地化的营销活动页面，上线周期从原来的 2 周缩短至 1 天，大幅提升了对区域市场的响应速度。

赋能数据与 AI 价值释放，驱动业务智能化

数据是 AI 服务的“燃料”，而 API 网关与微服务管理是数据与 AI 流转的“管道”。在没有统一网关的情况下，AI 团队往往需要花 60% 的时间对接不同业务系统的数据接口，且数据格式混乱导致模型训练效果差；有了统一网关后，数据服务被标准化，AI 模型可直接通过网关获取高质量数据，训练效率提升 3 倍以上。

同时，微服务管理平台支持 AI 服务的“弹性伸缩”：当促销活动引发推荐请求激增时，平台可自动扩容 AI 服务实例；活动结束后自动缩容，降低资源成本。这种“按需分配”的能力，让 AI 服务从“实验室产品”真正转化为支撑业务的“生产工具”。



图表 21 AI 视角下的企业数智化架构（业务 / 数据流）

整合业务应用、数据服务与 AI 服务的实践路径

整合业务应用、数据服务与 AI 服务的核心目标，是打破“业务孤岛”、“数据孤岛”、“AI 孤岛”，构建“业务驱动数据流转、数据支撑 AI 训练、AI 反哺业务优化”的闭环。具体可通过以下四步实现：

构建统一 API 网关，实现“入口标准化”

- **接口标准化：**制定企业级 API 设计规范（如 RESTful 风格、字段命名规则、错误码体系），要求所有业务应用（如 ERP 的订单接口）、数据服务（如数据中台的用户画像接口）、AI 服务（如推荐模型的预测接口）均按规范开发，通过网关暴露。例如，某制造企业规定所有 API 必须包含“租户 ID”“时间戳”“签名”字段，确保跨部门调用时的可追溯性。
- **协议转换与适配：**针对老旧业务系统的非标准协议（如 SOAP、私有 TCP），通过网关进行协议转换，使其能与现代微服务、AI 服务无缝通信。例如，将传统 MES 系统的二进制协议转换为 HTTP/JSON，让 AI 质量检测模型可直接调用生产实时数据。
- **全链路身份打通：**通过网关实现“一次认证、全域通行”。员工在 OA 系统登录后，调用 CRM 的客户数据 API 或 AI 销售预测 API 时，无需重复登录，网关会自动传递身份令牌，既提升用户体验，又便于权限统一管控。

搭建微服务管理体系，保障“协同高效化”

- **服务注册与发现：**所有业务应用、数据服务、AI 服务在启动时自动注册到服务中心，网关与其他服务通过服务名而非 IP 地址调用，解决了传统 IP 绑定导致的扩容难题。例如，当 AI 推理服务从 3 台服务器扩容到 10 台时，服务中心会自动更新地址列表，网关无需任何配置即可完成流量分发。

- **流量治理与容错：**通过微服务管理平台设置精细化的流量策略：对核心业务 API（如支付接口）分配最高优先级带宽；对 AI 训练任务的批量数据接口设置非高峰时段调度；当数据服务暂时不可用时，自动触发熔断机制，返回缓存数据或降级提示，避免级联故障。

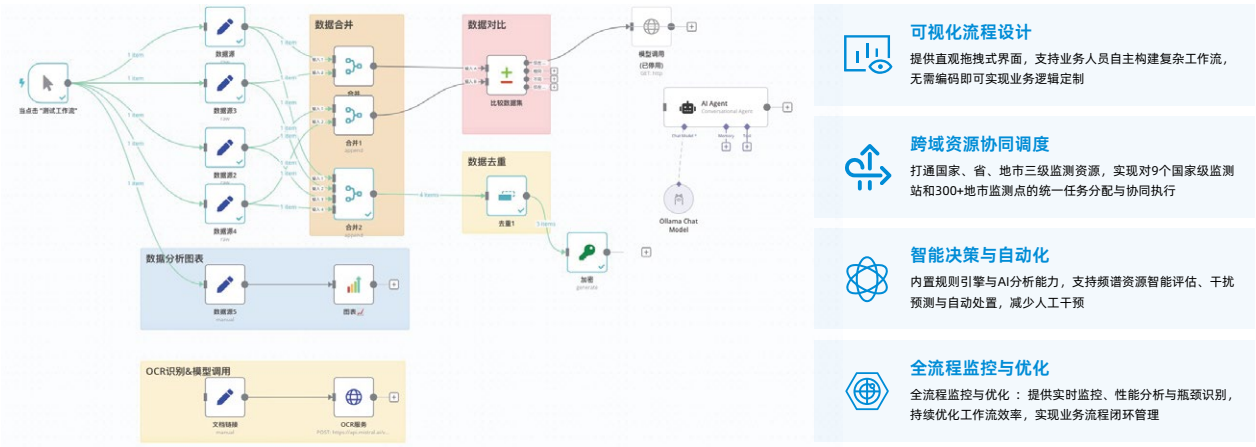
- **全链路追踪与监控：**通过分布式追踪工具（如 Jaeger、SkyWalking），记录一个业务请求从前端应用到业务服务、再到数据服务和 AI 服务的完整路径。例如，当用户投诉“推荐商品不精准”时，可通过追踪发现：是数据服务返回的用户标签错误，还是 AI 模型的特征输入格式有误，从而快速定位问题环节。

建设数据与 AI 中台，实现“能力模块化”

- **数据服务化:** 将分散在业务系统中的数据(如订单、用户、库存)抽取到数据中台，清洗、建模后封装成标准化数据 API(如“近 30 天活跃用户 API”“商品库存预警 API”)，通过网关向业务应用和 AI 服务开放。某电商企业通过这种方式，将数据获取时间从原来的“按天”缩短到“按秒”，支撑了实时库存预警等业务场景。

- **AI 服务模块化：**在 AI 中台将通用 AI 能力（如 NLP、图像识别、预测算法）封装成可复用的服务模块，通过 API 网关暴露给业务应用。例如，将“文本情感分析”封装为 API 后，客服系统可调用它实时分析客户投诉的情绪倾向，自动将高怒情绪投诉转接给资深客服；营销系统则可调用它分析用户评价，提炼产品改进建议。

- **业务与 AI 的流程编排：**通过低代码平台或工作流引擎，将业务 API、数据 API、AI API 按业务场景串联。例如，“智能风控流程”可设计为：业务系统调用“订单创建 API”→触发数据服务调用“用户征信 API”→ AI 服务调用“欺诈预测 API”→返回风险评分→业务系统根据评分决定是否放行，整个流程通过网关实现无缝衔接，响应时间控制在 100ms 以内。



图表 22 AI 流程编排

建立治理机制，确保“长期可持续”

- **组织与制度保障：**成立跨部门的 API 治理委员会（由业务、IT、数据、AI 团队代表组成），负责 API 标准制定、服务等级协议（SLA）定义、权限审批等。例如，规定核心 API 的可用性需达到 99.99%，数据 API 的更新频率不得低于每日一次。
- **生命周期管理：**通过 API 管理平台对服务全生命周期进行管控：从设计阶段的评审，到开发阶段的版本控制，到上线后的灰度发布，再到下线前的通知机制。避免因某一服务突然下线导致依赖它的业务系统崩溃。
- **价值度量与优化：**建立 API 价值评估体系，从“业务支撑度”（如某 API 被多少业务场景调用）、“效率提升”（如减少了多少重复开发）、“成本节约”（如 AI 服务资源利用率提升比例）等维度进行量化，持续淘汰低效服务，优化高频服务的性能。

技术整合的终极目标是“业务自由”

统一 API 服务网关与微服务管理的价值，远不止于技术层面的“系统整合”，更在于为企业赋予“业务自由”——让业务部门能像搭积木一样，通过组合现有 API 快速构建新应用，让数据能在安全可控的前提下自由流动，让 AI 能力能无缝融入业务流程。这种“技术为业务让路，架构为创新赋能”的状态，正是企业数字化转型的终极追求。而统一 API 服务网关与微服务管理，正是通向这一目标的“必由之路”。

AI Infra：AI 云原生基础设施

AI Infra：链接算力和应用的基础设施

AI Infra 在大模型生态系统中，作为链接算力和应用的中间层基础设施，包括硬件、软件、工具链和优化方法等，是一个整体解决方案。众所周知，应用层、中间层、硬件层是计算机科学与信息技术中公认的常见分层架构。发展到云计算时代，已形成 IaaS、PaaS、SaaS 三层架构，其中 PaaS 层是提供应用开发环境和基础数据分析管理服务的。

同样的，AI 时代承担类似这样功能的，连接硬件和上层应用的中间层软硬件基础设施，提供基础模型服务、对模型微调和应用开发赋能等的，这就是 AI Infra。AI Infra 的主要组成为： AI 硬件系统、AI 架构（编译与计算）和 AI 框架（训练和推理）。

一般来说，开发者们使用编程语言（如 Python）和 AI 框架（如 PyTorch、TensorFlow、MindSpore 等）来对 AI 模型的 API 编码和 AI 模型的描述，训练作业的声明和模型流程的部署。硬件厂商则设计了众多专用 AI 芯片（如 GPU、TPU、NPU 等）来加速 AI 算法的训练微调和部署推理，并且不断根据 AI 模型的特点设计新的 AI 加速器芯片和对应的 AI 加速模块，从而提供更强大的算力。

AI 硬件系统

在整个 AI Infra 的构建中，AI 算法、AI 框架、AI 编译器、AI 推理引擎等都属于软件层面的概念，而以 AI 芯片为代表的 AI 硬件是物理存在的实体，属于硬件层面，是 AI Infra 的重要基础。

芯片的本质就是在半导体衬底上制作能实现一系列特定功能的集成电路。以芯片为物理接口，今日的数字世界得以创造，引领着人类进入到了一半物质一半数字的时代。芯片的技术水平代表着信息技术的水平。

AI 是研究如何利用计算机模拟和执行人类智能任务的科学和技术领域，追求的是开发更好的感知、理解、学习、推理、决策和与人类进行交互的智能系统。所以 AI 芯片从广泛角度来说是指那些面向 AI 应用的芯片。从技术角度来说，CPU、GPU、FPGA、ASIC 是目前 AI 计算过程中最主流的四种芯片类型。CPU、GPU、FPGA 的芯片架构较为成熟，属于通用 AI 芯片；ASIC是为 AI 特定场景定制的芯片，在灵活性、计算效率和能耗等方面，从不同程度支持 AI 算法。但相对来说研发周期长、成本高。像神经网络计算芯片 NPU、张量计算芯片 TPU 等都属于 ASIC 芯片。ASIC 往往可以表现出比 GPU 和 CPU 更强的性能，也是目前国内外众多 AI 芯片设计公司主要研究的方向。

AI 芯片设计的目标是低成本高效率的执行 AI 模型，所以衡量 AI 芯片的关键指标涉及AI模型软件应用层面的指标（如精度、吞吐量、时延、能耗等）和 AI 芯片硬件市场竞争力指标（如价格、易用性等）两个方面。

CPU

CPU（中央处理器）负责执行指令和计算，控制计算机的所有组件，被视为计算机的“大脑”。随着技术发展和进步，CPU 不断演进，出现了多核处理器、超线程技术、集成显卡等新特性，进一步提升了计算能力和多任务处理能力。受本身的设计组成、工作流、指令集架构等现实情况所限，虽然 CPU 擅长深度解决复杂问题（如推导数学公式），但同一时间只能处理有限任务，在内存时延、缓存命中率、计算操作效率和数据写回速度等方面因素限制了计算速度的进一步提升。

GPU

GPU 是计算机系统中负责处理图形和图像相关任务的核心组件。从最初的简单图形处理功能到如今的高性能计算和深度学习加速器，GPU 经历了一系列重要技术突破和发展转折。除了图形处理和人工智能，GPU 在科学计算、数据分析、加密货币挖矿等领域也有广泛的应用。

AI 专用芯片

除此之外，AI 专用芯片也随着人工智能技术的飞速发展应运而生。相比传统的 CPU 和 GPU，这些处理器旨在加速深度学习和机器学习任务，在处理 AI 任务时表现出更高的效率和性能，已成为人工智能技术实现落地的关键使能器。如谷歌推出的 TPU、华为昇腾的 NPU、特斯拉的 DOJO、寒武纪的 MLU 系列、地平线的征程系列等等，这些 AI 芯片在架构设计、性能表现、应用场景等方面各有特点，为 AI 技术的发展提供了强有力的硬件支持。

AI 架构

AI 芯片主要是为了实现并行计算，而并行计算最主要的目标则是提升计算的速度。从纯计算的角度来看，并行计算可以被定义为一种同时执行多个运算的计算形式，其核心原理在于：复杂的大型问题通常能够被分解为若干较小的子问题，这些子问题随后可通过并行处理的方式协同解决。在实际应用中，并行计算主要涉及两大核心技术领域：并行处理硬件架构和并行编程架构。

并行处理硬件架构：计算机架构主要关注在架构层面支持并行。1966 年科学家 Michael J.Flinn 根据指令流和数据流的特征对计算机体系结构进行了分类，将计算机系统划分为四种基本类型：单指令流单数据流 (SISD)、单指令流多数据流 (SIMD)、多指令流单数据流 (MISD)、多指令流多数据流 (MIMD)。

类型	指令流	数据流	并行类型	典型场景
SISD	单	单	无（顺序执行）	传统单核程序
SIMD	单	多	数据级并行	向量运算
MISD	多	单	理论模型	无实际应用
MIMD	多	多	线程 / 进程级并行	分布式系统

其中，SISD 系统支持串行计算，其硬件并不支持并行计算。目前，CPU 和 GPU 主要用到的并行计算架构是 SIMD，处理器硬件中添加了多个处理单元 (PU)，此时一个控制器控制多个处理器，同时对一组数据中每一个数据分别执行相同的操作，实现并行计算。

GPU 是众核架构的典型代表，几乎涵盖了所有并行计算类型：

多线程
(Multithreading)

多指令多数据
(MIMD)

单指令多数据
(SIMD)

指令级并行
(Instruction-Level Parallelism)

并行编程架构是为了充分利用多核处理器、分布式系统或异构计算资源而设计的软件和硬件体系。主要可以分为：

指令级并行
Instruction Level Parallel,ILP

在同一时间内执行多条指令，这些指令可能是不同的程序段或者同一程序段的不同部分。这种并行性是通过流水线技术实现的，即在处理器中同时执行多个指令的不同阶段，从而提高处理器的效率。

数据级并行
Data Level Parallel,DLP

在同一时间内处理多个数据元素，这些数据元素可能是独立的或者相关的。数据级并行通常通过向量处理器或者并行处理器来实现，可以同时对多个数据元素进行相同的操作，从而提高数据处理的效率。

任务级并行
Task Level Parallel,TLP

将一个任务分解成多个子任务，然后同时执行这些子任务，可以通过多线程或者分布式计算来实现。

AI 框架

AI 框架作为 AI 算法（深度学习算法）的模型设计、训练和验证的一套标准接口、特性库和工具包，集成了算法的封装、数据的调用以及计算资源的使用，同时面向开发者提供了开发界面和高效的执行平台，是现阶段 AI 算法开发的必备工具。国际主流的 AI 框架主要有 PyTorch、TensorFlow 等，国内厂商同时也都推出自研 AI 框架，如华为昇腾构建 MindSpore、百度打造飞桨 PaddlePaddle、之江实验室联合一流科技开发的 OneFlow，还有商汤、旷视等。

AI 框架最核心的作用是提供开发者构建神经网络的接口(数学操作)，自动对神经网络训练(进行反向求导，逼近地求解最优值)，得到一个神经网络模型(逼近函数)用于解决分类、回归、拟合的问题，实现目标分类、语音识别等应用场景。它使得算法研究人员可以专注于网络结构设计和优化算法研究，从而加速神经网络模型的训练和精度提升，广泛应用于人工智能任务。

AI 框架作为智能经济时代的中枢，是 AI 开发环节中的基础工具，承担着 AI 技术生态中操作系统的角色，是 AI 学术创新与产业商业化的重要载体，助力 AI 由理论走入实践，快速进入了场景化应用时代，也是发展 AI 所必需的基础设施之一。随着重要性的不断凸显，AI 框架已经成为 AI 产业创新的焦点之一，引起了学术界、产业界的重视。

训推加速：混合算力的高效管理

在 AI 原生的大趋势下，全球数据爆炸增长，每 3 年左右增长一倍，相应带来对算力的巨大增长需求。大模型的训练、推理部署是人工智能技术落地的关键环节，不仅决定了模型性能在实际场景中的表现，还深刻影响了用户体验、企业效益以及 IT 生态系统的演进。下面具体说明训推一体、混合算力管理的优势、功能及价值。

训推一体加速的优势

训推一体加速的优势

避免算力浪费、训练推理不均衡：

常见的痛点是训推资源割裂，白天训练排队，晚上推理吃灰。

在异构算力环境中，实现统一调度：

解决 CPU、GPU、NPU 各自为政，资源利用率低下问题。

算力调度作业弹性扩展：

解决作业调度指标单一，作业扩展模式僵化问题。

实现多模型并发部署、安全保障：

通过多租户共享模型，实现模型安全管理和使用隔离。

主要功能

大模型训练

完整的后训练路径。原生融入，对训练过程全链条，构建可观测 AI 基础设施。

大模型推理

极简部署推理应用，从单实例到多实例，基于 QoS 自动选择适当模式。针对以 DeepSeek 为代表的跨机大规模 MOE 推理引擎的部署，同样提供良好的支持。异构算力自动感知，匹配部署模式。

算力资源调度与管理

自动注册智能路由，使能推理服务。实时监控应用运行，动态弹性伸缩。多优先级保证关键推理任务实时调度。物尽其用，零中断动态算力调整。

多租户及多云算力管理

兼顾安全与效率的多租户隔离，跨越多云、整合企业 AI 算力。

训推加速的主要价值

异构算力资源的高效利用：
针对不同模型设计不同并行方式以及对应的集合通信，满足不同性能和性价比需求。

高弹性：
解决训练、推理业务负载时间上分布不均匀，比如白天主要做在线推理，晚上主要做后训练和离线推理场景。

大模型使用安全：
调用授权、回答信息泄露防护、输入过滤、防训练数据投毒。

高能效：
对来自多个部门的在线、离线、后训练多种任务类型，各自对服务响应时间和 infra 有不同需求，都基于同一套 infra 运行，需要为多种任务的混合运行设计最佳的硬件组合以及部署算法。AI 应用需要使用多种大模型以及传统的小模型，需要为不同模型选择不同硬件及连接方式，并在 AI 智算资源紧张和充裕时使用不同的部署策略，以提升资源利用率和能效比。

高可用：
智算中心故障率高，感知困难、排查困难；新模型、新训练推理引擎依赖新的软件库，简单升级会导致系统不可用，需要依赖关系管理；如果部件不可用或升级，需要自动调整训练 / 推理模型部署架构、自动迁移业务状态；多部门使用，需要一键上线、一键迁移。

算力调度：异构智算调度与运营管理

企业对高性能 GPU 算力的需求呈现爆发式增长，智能算力资源紧缺已成为制约 AI 应用落地的关键瓶颈。然而，在算力表面紧缺的背后，是一个令人深思的现实：大多数企业的 GPU 资源平均利用率不足 30%，大量宝贵的算力资源处于闲置状态。这种“缺中有余、余而不能用”的矛盾局面，凸显了当前智能算力管理的低效与粗放。下面具体说明异构算力调度与运营的优势、功能及价值。

智能算力调度与运营的优势

为企业提供一套全面的智能算力管理解决方案，实现了算力资源的高效共享与精准分配，为企业 AI 创新提供有力支撑。

实现算力资源共享，破解资源孤岛化问题，提升整体利用率。

对复杂、异构资源的实现统一管理，有效降低运维成本。

对资源分配进行细粒度的精细化管理，避免算力资源浪费。

合理定义任务优先级，确保关键业务得到保障。

主要功能

异构算力统一纳管，构建多元共享算力池

平台支持 NVIDIA、华为昇腾和 AMD 等主流 GPU 设备接入，通过分层架构设计实现异构资源的统一管理，让企业能够突破设备差异的限制，将分散的 GPU 资源整合为统一高效的算力资源池。

智能调度引擎，实现算力资源精准匹配

平台采用多维度的任务排序策略，通过综合考虑任务的 TFOPS 需求、GPU 型号需求、任务亲和性和数据亲和性等因素，平台能够为每个任务寻找最优的资源组合，实现算力资源的精准配比，在保证高优先级任务的同时，兼顾整体任务的执行效率和公平性。

全生命周期管理，确保任务流畅运行

基于云原生架构，平台提供任务从提交到结束的全生命周期管理，包括启动、监控、伸缩和升级等关键阶段。用户只需通过声明希望任务处于的目标状态，平台即可自动完成状态调整和健康维护，结合智能化任务监控和异常处理能力，大幅提升了任务运行的稳定性和可靠性。

多维度资源运营，灵活满足多样化需求

平台实现了完善的用户租户管理体系，支持灵活的产品上下架和定购机制，管理员可根据市场需求自定义算力产品规格，用户可便捷选购并一键部署。平台还提供精细化的计量和计费策略，支持基于资源类型、规格、时长和使用量的多维度计费，帮助企业实现算力资源的精细化运营管理。

算力调度的主要价值

显著提升资源利用率，降低 IT 基础设施成本：

平台的资源共享机制打破了课题组的资源壁垒，使闲置算力能够被充分利用，为企业创造了显著的成本效益。

加速 AI 创新周期，提升业务竞争力：

采用智算管理平台平均可为企业带来 3-8% 的业务转化率增长，帮助企业在激烈的市场竞争中赢得先机。

简化运维管理，降低技术门槛：

平台提供统一的管理界面和自动化的运维工具，大幅简化了异构 GPU 资源的管理复杂度。平台的自助服务模式和智能化运维特性，使得即使没有专业 GPU 管理经验的团队，也能轻松管理和使用高性能算力资源。

保障关键业务，提供差异化服务质量：

平台通过 SLA 分级机制和优先级调度策略，确保企业关键业务能持续获得所需的算力资源。借助智能化的资源管理特性，系统平均响应时间大幅缩短，在资源紧张时期依然保持稳定运行，有效提升了业务连续性和用户体验。

专家访谈实录

此次 AI 变革与以往存在显著差异，其具备的四大核心能力值得重点关注：

首先是信息整合能力，也就是信息萃取的能力。大模型的强大之处在于，它可以在跨多个数据库的情况下，迅速提取知识，实现信息的整合与萃取。这也是目前大家广泛使用的 RAG（Retrieval-Augmented Generation，检索增强生成）方法所依赖的能力，包括 Web Search 等功能。

第二个核心能力是人机交互的能力。过去，人机交互多依赖预设路径的机器人（bot），方式呆板且缺乏灵活性。而大模型支持灵活的人机交互，交互过程可包含指令下达与指令执行。这种能力让真正的自动化成为现实，也催生了如 Manus 之类的智能体。在 AI 领域，人机交互能力的拓展尤为显著 —— 信息萃取偏向模糊匹配，指令执行则更强调精准性，二者结合为企业创造了全新的发展机遇。

第三个核心能力是文本生成。作为 AIGC（人工智能生成内容）的一部分，语言模型解决了传统语言学习中的诸多问题。其文本生成能力使得 AI 能以多样化的方式回答问题，且每次生成的内容不尽相同，这得益于其背后采用的递归模型。

第四个核心能力与计算机代码编写相关。尽管目前大模型在指令执行的准确性上仍有提升空间，但在计算机代码编写方面已具备较高的严谨性。我预计未来的三到五年，这一能力将对行业，尤其是 IT 行业产生巨大冲击：初级程序员的需求可能大幅减少，而中高级、架构级及整合型工程师将成为行业主流。

信息整合（萃取）、人机交互、文本生成以及计算机代码编写这四个核心能力对企业来说至关重要。如果我们将这些能力分解为小指令、生成任务或信息萃取，并将其整合为像 Manus 这样的智能体，那么从量变到质变，最终将极大地提升企业的效率。

例如，我们也在思考大模型与 RPA（Robotic Process Automation，机器人流程自动化）的结合。RPA 是精准型的，而大模型是非精准型的，但将两者结合形成的智能体，将为企业效率提升带来巨大变革，这将不仅仅是量的积累，更是质的飞跃。

此外，我们可以大胆预测，未来像数据搬运这类工作 —— 即按照规则将数据从一个系统或线下转移至另一个系统，可能会被机器完全取代。目前，这类工作主要由办公室文员等人员承担，但未来对这类岗位的需求将逐渐消失。

—— 天士力集团董事局主席助理、数字创新中心总经理 史建华

专家访谈实录

我们在新兴领域选择 AI 合作方时，和选择传统供应商的考虑角度不太一样。首先，我们非常看重合作方的技术能力。时下的技术革新非常快，因此，合作方的技术水平是否处于市场领先梯队是我们一个非常重要的考量指标。

其次，对行业的深度理解同样关键。即便合作方拥有最尖端的技术，若无法精准把握我们行业特有的业务逻辑与行业特性，技术也难以转化为实际价值。因此，我们尤为看重 AI 厂商将技术与具体业务场景结合的能力。

第三，长期稳定的合作关系是重要前提。我们特别注重长期合作共赢的文化，如非必要则不倾向于频繁更换供应商：一方面，若合作方出现经营波动（如亏损、业绩下滑），可能直接影响我们的业务连续性；因此我们希望与供应商建立长期稳定的合作体系，当然对于合作方提供的产品和服务质量会相应提出更高要求，确保双方能够共同发展。另一方面，选择一个好的供应商长期合作可以节省很多隐性成本和沟通成本。尤其是核心业务领域的供应商的更替往往需要两到四年的磨合周期，其隐性沟通成本与适配成本极高。因此，我们更倾向与合作方建立长期绑定的合作体系 —— 在对产品与服务质量提出高标准的同时，更追求双方共同成长、协同发展。

—— 太古地产中国内地数字化及信息技术总经理 王劲男

第四章

AI for Process 的企业就绪

AI for Process，即人工智能 (AI) 驱动的业务流程自动化与智能化，正以前所未有的深度和广度，重构企业生产经营的各个层面。这项工作的成功实施与规模化应用，绝非仅仅停留在技术部署层面，而是一场触及组织核心、影响深远的深刻变革。

AI 与智能自动化不仅是提升效率的有力工具，更是推动组织持续演进的关键催化剂。它正迫使企业必须重新审视并优化传统的管理架构、决策路径以及那些根深蒂固的文化范式。唯有通过积极主动的变革，企业才能在瞬息万变的竞争环境中充分释放自身潜能，持续保持领先优势。

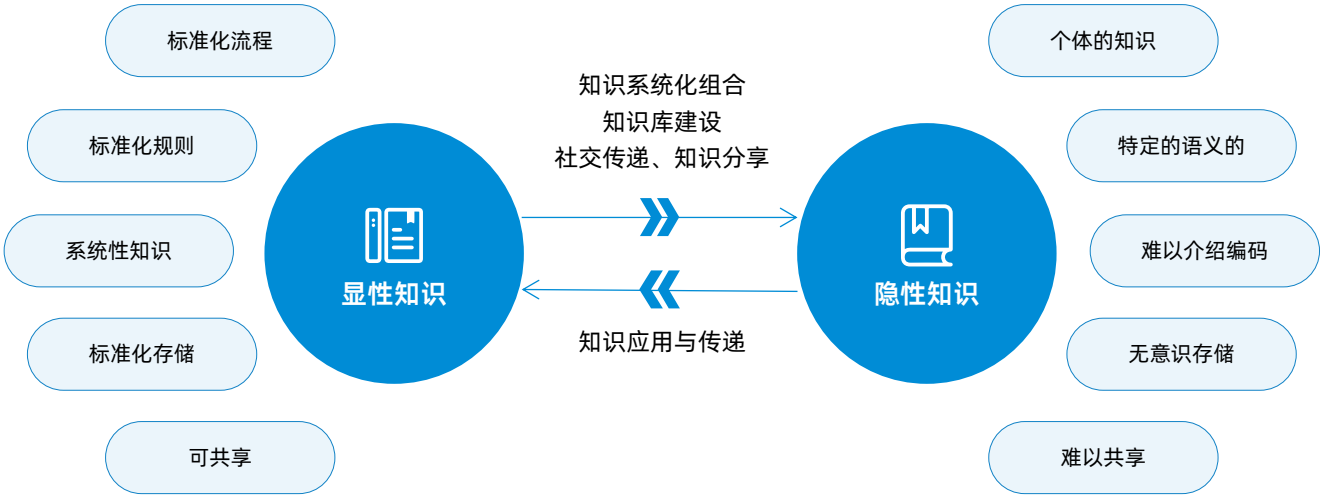
基于此，我们将围绕知识治理、人才重塑、组织变革、生态协同这四大关键支柱，详细阐述企业为迎接并驾驭这场智能化浪潮所需提升的就绪能力。

企业知识治理：AI 的“燃料”与决策基石

AI 视角下企业知识的定义

数字化转型这几年，许多企业早已建立了知识平台，希望把知识作为数据资产重要的一部分。然而，现实往往不尽如人意：这些平台有时沦为静态的“文档仓库”，存储着海量的产品参数、操作流程、客户资料和策略方案。缺乏体系化构建和持续运营的知识，就像尘封的典籍，虽有价值，却难以被有效利用，最终沉睡在企业的“数字角落”。以知识平台建设为核心的知识建设方法几乎没有成功的先例，近几年根据我们了解到的企业，目前还没有完善且能持续运行的知识体系。

真正的企业知识运营，远不止于存储。 它更像是对企业智慧资产的精心梳理与活化。它将散落在各处的**显性知识**——那些清晰记录在文档、数据、流程中的“硬通货”（如制度手册、标准流程、技术规格）——进行系统化的整理、分类和更新，构建起坚实的知识骨架。同时，它更致力于捕捉和转化那些更具挑战性的**内隐知识**（源于实践的业务诀窍、场景化的应对策略）和隐性知识（专家的直觉判断、深层的行业洞察），让这些难以言传的智慧也能在企业内部流动、传承和创新。



图表 23 显性知识与隐形知识的关系

在 AI 的赋能下，企业知识的定义与管理正经历一场深刻变革：

显性知识　AI 的“天然语言”

这是企业知识体系中结构最清晰、最易被标准化记录的部分（如制度文件、SOP、产品参数库）。在 AI 眼中，它们是可直接读取和处理的“结构化信息”。

AI 如何赋能？ 自然语言处理 (NLP) 技术能高效解析海量文档，自动提取关键词、理解语义，实现知识的智能分类与精准索引。机器学习模型能基于这些知识进行训练，辅助生成标准化的解决方案或快速响应查询。AI 让显性知识的挖掘和应用变得前所未有的高效和智能。

内隐知识 AI 的“实践伙伴”

这类知识深植于员工个体的经验之中，与具体业务场景紧密相连（如资深工程师的故障诊断技巧、销售精英的客户沟通心法）。它们通常难以完全用文字表述，需要在实践中体会。

AI 如何赋能？ 虽然 AI 不能直接“读懂”人的经验，但它能成为强大的转化工具。例如，强化学习算法可以模拟复杂的业务环境，通过反复“试错 - 优化”，将专家的内隐决策逻辑转化为可复用的智能模型，帮助新员工快速理解业务精髓和实践路径。AI 成为连接经验与传承的桥梁。

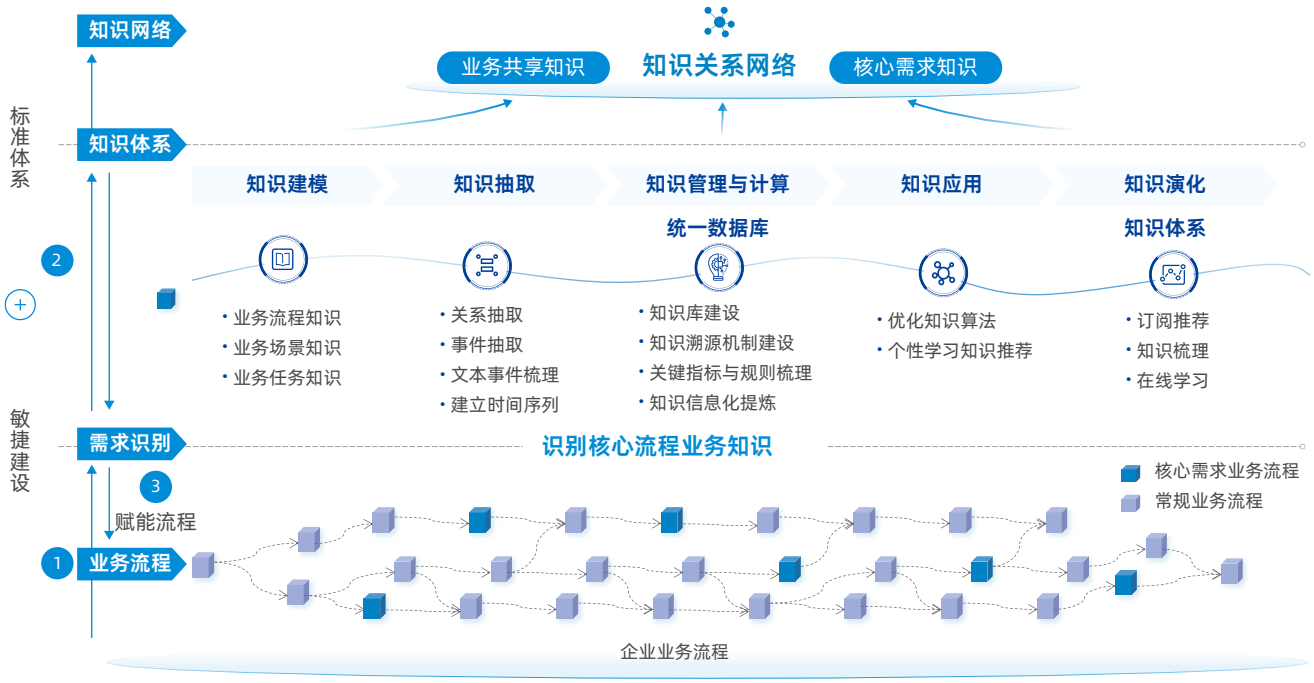
隐性知识 AI 的“洞察催化剂”

这是知识金字塔的顶端，表现为专家的直觉、前瞻性的趋势判断、战略性的决策思维。它们高度个性化、抽象且难以编码化，是企业最核心的竞争力源泉。

AI 如何赋能？ AI 难以直接复制人类专家的直觉，但能成为强大的传播与激发媒介。生成式 AI（如类 ChatGPT 模型）可与专家进行深度对话，引导他们将深藏的洞察转化为更易理解的自然语言描述。再结合知识图谱技术，将这些洞见与相关的显性、内隐知识关联起来，构建更立体的智慧网络。这不仅加速了隐性知识的传递，更能激发新的思考和创新火花。

面对这三种形态各异且工作量庞大的知识体系，企业在 AI 的迫使下不得不去做。那么怎么做？如何能达到最高的收益？做到事半功倍，才是企业应该深思熟虑的问题，也是企业正在面对比较艰难的一个问题。

企业知识的治理与运营方法：从需求出发建立知识体系



图表 24 知识运营体系

考虑到知识梳理复杂性，以及投入产出比，建议企业采用“标准体系 + 敏捷建设”的方法。体系确保企业整体有一个知识梳理和建设的标准方法和执行框架，而敏捷建设是在标准的体系下按照业务需求以及 AI 场景需求进行建设，实现知识的快速迭代与创新，起到一个投入少，见效快的效果。让知识库真正“活”起来，成为驱动企业智能决策、高效协作和持续创新的核心引擎。

企业在推进知识治理与运营时，常会陷入一个误区：追求“大步走”。具体表现为，企业往往先着力囤积海量的数据与知识。然而，面对这片庞杂的知识资产，企业要么感到无从下手，要么试图一股脑地进行全面治理。这直接导致知识梳理周期被显著拉长，难以满足业务当下的紧迫需求，同时员工也因巨大的工作量而不堪重负。

“标准体系 + 敏捷建设”的知识运营方法，正是针对此困境提出的解决之道。其核心在于：不主张在起步阶段就追求面面俱到的知识梳理。相反，它强调聚焦实际需求，从核心的业务流程出发，或者深入具体的业务单元 / 部门，识别出这些业务流程运作中真正附着的关键知识节点，然后进行条理清晰、分步骤的线性治理。

当流程或者业务单元的知识治理逐渐完善后，一个重要的效应随之产生：不同业务流程之间的知识场景开始相互连接、彼此联动。这种连接并非刻意为之，而是治理深入后自然形成的结果，如同编织网络一般，逐步构建起一张有机的“知识血缘关系网络”。

要实现各环节顺畅联动，需先搭建一套基础且明确的知识治理体系标准与顶层规划，这一框架构成知识治理工作的底层逻辑。唯有基于此稳固根基，系统、规范地治理附着于每条业务流程的知识点，才能让知识在组织内持续流动、循环再生。这种动态流转与协同共生，是支撑企业知识持续运营、创造价值的核心要素 。

为实现知识的高效管理与价值转化，构建一套系统化、全流程的知识体系。以知识管理为核心，从知识建模开始，从场景、任务、流程三个维度入手，对目标领域的知识体系进行系统拆解，识别核心业务场景并细化为具体任务及执行流程，明确知识脉络与数据洞察方向。

接着进行知识抽取，综合运用技术手段与专业分析，深度挖掘各类知识载体，提取文档、报告等显性知识，剖析专家经验、业务逻辑等隐性知识，完成关系抽取、事件抽取，梳理文本事理关系、网络结构模式并建立时间序列管理机制。

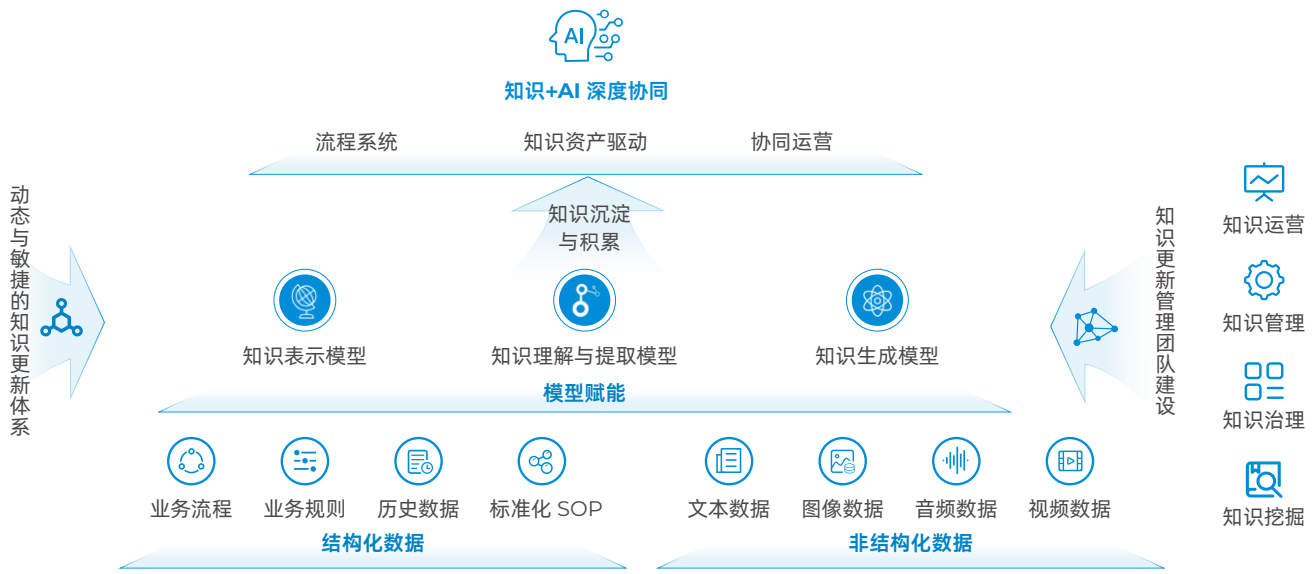
随后进入知识管理环节，将抽取的知识融合，消除知识冲突与数据孤岛，形成统一知识库，采用高效存储方式有序管理知识并建立溯源机制。再通过知识计算，梳理行业关键指标，制定科学业务规则，剖析各因素内在联系，实现对业务工作流的精细化管理与流程优化，从数据中提炼有价值的信息转化为可执行策略。

之后是知识应用，把积累的数据、模型、规则及结构化知识融入各类业务场景，优化知识库检索算法，基于学习实现个性化知识推荐。

最后通过知识演化，建立订阅推荐、知识推理与在线学习机制，依据行业趋势与业务需求自动更新知识内容，挖掘潜在知识关联，实时迭代知识体系，形成知识管理的良性循环生态，实现知识从沉淀、处理到应用、创新的全生命周期管理，适用于各行业与领域，助力组织以知识驱动发展，提升核心竞争力与创新能力。

知识如何赋能 AI for Process

前文讲了很多关于知识在 AI 领域的定义，以及企业当前针对 AI 建设的方法，在当前发展过程中，企业梳理好知识最大的应用方就是 AI 模型， AI for Process 又是企业未来业务落地最佳方式。我们前文提到过 AI for Process 执行需要拆解到 Action 这个业务人员最小颗粒度的执行动作，需要了解执行这个动作的数据以及参考的知识内容。企业一切知识体系的建立要结合流程中的 Action 要建设，不能脱离业务不能脱离流程，这样才能保证知识体系的完整性以及 AI for Process 落地可执行性。**业务流程就是知识链路，就是 AI 要执行并且掌握的链路。**



图表 25 知识与 AI for Process 的关系

知识赋能 AI for Process 以下几个关键内容：

构建高质量语料库，夯实 AI 流程基础

企业知识体系内的结构化数据，诸如标准化操作流程手册、精准的业务规则文档以及详尽的历史数据报表等，皆是 AI for Process 训练的优质素材。以制造业生产流程为例，将设备操作规范、产品组装步骤等 SOP 数据有序输入 AI 模型，模型便能清晰“学习”到标准生产流程模式。当 AI 在执行过程中，有效减少人为操作偏差，显著提升产品合格率。

而对于大量存在的非结构化知识，像企业内部往来邮件、会议纪要、客户反馈文档等，借助自然语言处理 (NLP) 技术可实现深度挖掘。在客服流程优化里，收集海量客户咨询邮件与对话记录，NLP 技术梳理出客户高频咨询问题、常见投诉点及解决方案。将这些关键信息转化为 AI 可理解的数据，也为 AI for Process 提供标准化执行任务的有效素材。

通过对结构化与非结构化数据的整合，构建起全面且精准的 AI 训练语料库，不仅让 AI 在执行流程任务时，清晰知晓每个节点的参考经验，极大提升执行准确性，还能助力 AI 深刻理解流程中各环节间复杂的逻辑关系，各环节如何环环相扣，为 AI for Process 高效执行流程提供基础。

驱动执行模型进化，适应复杂业务场景

企业运营并非一成不变，流程迭代与业务规则变更时有发生。AI for Process 在执行流程任务时，也需要根据企业运营状态变化而随之变化。以财务领域为例，税法调整会直接冲击原有税务计算与申报流程，促使企业必须第一时间完成流程更新；而新增审批节点，则会重塑传统审批流程的运转路径。在此情况下，知识体系动态更新机制尤为关键。

企业构建知识更新管理团队，密切关注内外部变化，一旦流程或规则变动，迅速在知识体系中更新相关内容。如金融机构紧跟监管政策调整，将最新合规要求纳入知识体系。AI 系统通过增量学习技术，能快速捕捉到这些更新信息，及时调整自身执行模型。当处理贷款审批流程时，依据更新后的合规知识，自动校验客户资料、资金流向等信息，确保审批流程符合最新监管标准，避免违规风险。

随着知识体系不断丰富与更新，AI 得以持续学习，从容应对愈发复杂的业务场景。在供应链管理中，面对市场需求波动、供应商突发状况、物流运输延误等复杂多变因素，AI 凭借从知识体系中学到的各类应对策略与经验，智能调整采购计划、优化库存分配、灵活调度物流配送，保障供应链稳定高效运行。

助力 AI 成长为流程专家，实现流程优化

AI for Process 经过长时间的积累和知识沉淀，AI 有能力成长为“流程专家”，化身流程 Owner，按照美国生产力与质量中心（APQC）的理念每个 AI Agent 掌握一条流程，协同其他 Agent 以及人类进行流程执行。

在流程效率优化层面，AI 基于知识体系中各流程环节的历史执行时间、资源消耗数据，运用数据分析与智能算法，精准识别出流程中的瓶颈节点。如生产制造流程中，识别某一零部件加工环节耗时过长，成为制约整体生产效率的关键。AI 参考过往优化案例及行业最佳实践，为该环节提供设备升级、工艺改进、人员调配等多维度优化方案，帮助企业缩短生产周期，提升整体生产效率。

从成本控制角度，AI 借助知识体系中的成本构成知识、供应商价格波动数据以及流程资源配置知识，深入分析流程各环节成本。在采购流程中，依据对供应商的历史价格、供货质量、交货及时性等知识的掌握，AI 为企业筛选出性价比最高的供应商，合理规划采购数量与周期，降低采购成本；同时优化内部流程，减少不必要的审批环节与人力投入，实现全方位成本控制。

从质量控制上，AI 学习知识体系中的质量标准、产品缺陷案例及质量检测方法，在生产流程中实时监测产品质量。如电子产品组装流程，通过图像识别技术结合质量标准知识，AI 对产品外观、焊点、部件组装准确性等进行实时检测，一旦发现质量问题，迅速追溯至生产环节，参考历史缺陷案例分析原因，进行最优改进措施推荐，确保产品质量稳定可靠。

知识体系的建设远远不止我们文中提到的这些。这是非常庞大的工程，我们只是站在了 AI for Process 的视角，来看待知识治理与运营。知识的建设关系到 AI for Process 是否可以落地成功最关键的因素之一，是赋能 AI for Process 应用的核心“燃料”。通过体系化管理知识全生命周期，企业可夯实知识底座；借势 AI 技术突破应用边界，能激活知识新价值。未来，“知识 + AI”的深度协同，将持续重塑企业业务模式，让知识从“资产沉淀”走向“智能驱动”，为企业数字化转型打开更广阔的增长空间。

专家访谈实录

在传统行业中，数据质量是企业普遍面临的重要挑战，即便在无 AI 的时代，其也是构建业务洞察的关键因素。但事实上，“rubbish in, rubbish out”一直是数据治理领域的基本共识。

阿斯利康高度重视数据治理，经过多年积累，在传统业务数据（结构化数据）方面已建立完善的管理体系。几年前，阿斯利康中国搭建的“数据中台（AstraZeneca China Data Platform）”有效支撑了各业务线的数据采集与使用，为业务运营提供了有力保障。

不过，随着 AI 技术的引入，新的挑战随之出现。过去，业务数据多由各系统采集，标准化和管理相对成熟，但 AI 时代下，非结构化数据（如标准操作流程 SOP、专业文档、合同等）的管理与利用变得至关重要，而这类数据过去未受足够重视，管理专业性不足。

为此，阿斯利康中国启动了“知识中台（AstraZeneca China Knowledge Platform）”建设项目，旨在通过结构化方式整合企业各类文档，借助 AI 技术提升数据可用性。AI 的自然语言处理能力可快速提取文档关键知识并总结提炼，该项目还计划未来尝试基于 DeepSeek 、Qwen 等小型、参数量少的模型进行知识蒸馏，将自有数据输入以优化效果。当下项目的核心目标是建立高效的平台，实现非结构化数据的存储、快速检索与利用，为公司前端 AI 应用赋能，为业务创造更多价值。

—— 阿斯利康中国首席信息官 仲欣

人才能力重塑：打造“业务 + 算法”复合型团队

AI 与业务流程的深度融合，正催生一种全新的复合型人才。他们必须兼具深厚的业务洞察与扎实的算法认知，成为连接业务需求与技术实现的关键桥梁，是驱动 AI 在企业内真正落地、创造价值的核心力量。

业务 + 算法融合：定义新一代人才的核心能力

新一代的 AI 复合型人才，需要具备一个多元化的能力，其核心竞争力在于下面四大能力的有机融合。

深厚的业务理解力

他们首先必须是业务专家，深刻理解行业运作、企业战略、核心流程的细节及痛点，需要“建立领域知识”，AI 产品经理需要“将业务问题转化为 AI 解决方案”。若缺乏业务理解，AI 技术的应用就会偏离航道，沦为昂贵的“玩具”。

卓越的数据素养

数据是 AI 的“燃料”，复合型人才必须具备强大的数据素养，能够理解、分析、解读数据，并用数据有效沟通。“数据基础能力”被认为是每位员工 AI 能力的一部分，流程挖掘专家也需要具备“数据挖掘”和“使用数据驱动的洞察力解释和改进业务流程”的能力。

四大能力

扎实的 AI/Gen AI 认知

他们不一定要成为算法科学家，但必须对 AI 和 Gen AI 的核心概念、适用场景及当前技术的局限性有清晰的认识。AI 基础能力包括理解 AI 的术语、能力和局限性。这种认知能帮助他们与技术团队高效沟通，并设定合理的项目预期。

优秀的逻辑与批判性思维

他们需要有强大的逻辑能力，能将复杂的业务问题精准分解为 AI 可以切入的任务。同时，他们还需具备批判性思维，不盲目信任 AI 的输出，能够识别潜在的偏见与错误。多个 AI 能力框架要将“批判性思维”列为核心技能。业务人员的核心职责之一就是“识别风险并避免危险”，包括模型中的偏见。

这四大能力的真正价值在于融合。 这种融合使人才能够扮演“业务价值翻译官”的角色——将模糊的业务需求，精准翻译成可执行的 AI 任务；再将复杂的 AI 输出，翻译成可理解的商业洞察和行动方案。这种在业务语言和技术语言之间自由转换连接的能力，是企业 AI 转型中最稀缺、也最宝贵的能力。

能力维度	具体描述	在 AI for Process 中的重要性体现
深厚的业务理解力	精通所在行业及企业的运作模式、战略目标、核心业务流程、关键绩效指标 (KPIs) 以及当前面临的主要挑战和痛点	识别 AI 应用的真实场景和价值切入点；确保 AI 解决方案与业务战略对齐；准确评估 AI 应用对业务的潜在影响和回报
卓越的数据能力	理解数据来源、类型和结构；具备数据清洗、处理和分析能力；能够从数据中提取洞察，发现规律和趋势；掌握数据可视化方法；能够用数据进行有效沟通和故事讲述	为 AI 模型提供高质量的“燃料”；通过数据分析验证 AI 假设和效果；将 AI 输出的数据结果转化为业务可理解的洞察；支持数据驱动的决策文化
扎实的 AI/Gen AI 认知	理解人工智能、生成式 AI 等核心概念和基本原理；了解不同 AI 技术的适用场景、优势和局限性；熟悉常见的 AI 模型和算法	与技术团队进行有效沟通和协作；评估 AI 解决方案的技术可行性和成熟度；设定合理的项目预期和目标；避免对 AI 能力的盲目乐观或悲观
优秀的逻辑与批判性思维	能够将复杂业务问题分解为可操作的子问题；运用逻辑推理进行问题分析和方案设计；对信息来源和 AI 输出结果保持审慎态度，进行多角度验证；识别潜在的假设、偏见和风险	精准定义 AI 要解决的问题边界；设计合理有效的 AI 应用方案；批判性评估 AI 模型的性能、公平性和可靠性；确保 AI 应用的合规性和伦理道德
有效的沟通与协作能力	能够清晰、准确地向不同背景的利益相关者（业务人员、技术专家、管理者等）传达复杂概念；具备跨部门、跨职能团队的协作能力；善于倾听、理解和整合不同观点	充当业务需求与技术实现之间的桥梁；推动跨部门 AI 项目的顺利实施；促进知识共享和经验沉淀；建立利益相关者对 AI 应用的共识与信任
持续学习与适应能力	对 AI 领域的新技术、新方法和新趋势保持高度敏感性和学习热情；能够快速适应技术和业务环境的变化；勇于尝试新工具和新思路	应对 AI 技术的快速迭代和发展；不断优化和升级 AI 应用；在动态变化的环境中保持组织的竞争优势

图表 26 “业务 + 算法” 复合型人才核心能力

AI 驱动新岗位：赋能更广泛的业务人员

随着 AI 应用的深入，组织内涌现出一批关键的新角色，他们代表着 AI 能力正从少数专家集中供给，转向赋能更广泛的业务人员。

AI 赋能的业务分析师 (AI-Savvy Business Analyst)

他们是升级版的传统业务分析师 (BA)，不仅懂业务，还能识别出哪些环节能用 AI 改进，并将业务需求“翻译”成 AI 团队能理解的技术任务。BA 在 AI 时代的核心作用就是“作为情境的桥梁”，连接业务需求与 AI 能力。

流程挖掘与优化专家

他们利用专业工具对海量的流程数据进行分析，让原本“看不见”的流程瓶颈、偏差和优化机会变得“看得见、可分析、可优化”。他们利用工具识别流程效率低下之处，并与业务方合作推动 AI 转型。 他们是实现 AI for Process 的关键执行者。

数据科学家 (Data Scientist)

企业中那些主要工作并非统计分析，但能利用预测性或说明性分析创建模型的人。 借助日益成熟的低代码 / 无代码 AI 平台，这些身处业务一线的专家，可以自己动手构建简单的 AI 模型来解决实际问题，从而加速 AI 的普及与创新。

这些新角色的出现，深层次地反映了企业 AI 能力建设模式的演进——从依赖少数专家的“中央厨房”模式，转变为赋能业务人员的“分布式创新”模式。这有助于打破 AI 应用的瓶颈，但也对企业的治理和支持体系提出了新要求，要持续运营确保模型质量、并向团队和员工提供持续赋能。

内部人才转型：系统性的培养与重塑路线图

面对技能变革，企业不能只靠外部“输血”，更要强化内部“造血”。制定一套系统性的内部人才转型路线图，是构建组织韧性、从容应对未来的战略工程。

第一步：面向全员的 AI 基础技能普及 (AI Literacy)

技能普及旨在企业内部为 AI“祛魅”，建立统一的认知和通用语言。首要任务是消除员工对 AI 的神秘感和恐惧感，让他们对 AI 的能力、局限性、基本原理有共同理解。更深远的价值在于，通过普及 AI 伦理与负责任 AI 的使用原则，塑造一种“AI 向善”的企业文化，引导全体员工以负责任的方式思考和应用 AI。这要求 AI 素养教育不能停留在表面，而应深入价值观层面，培养员工的批判性思维和道德判断力。

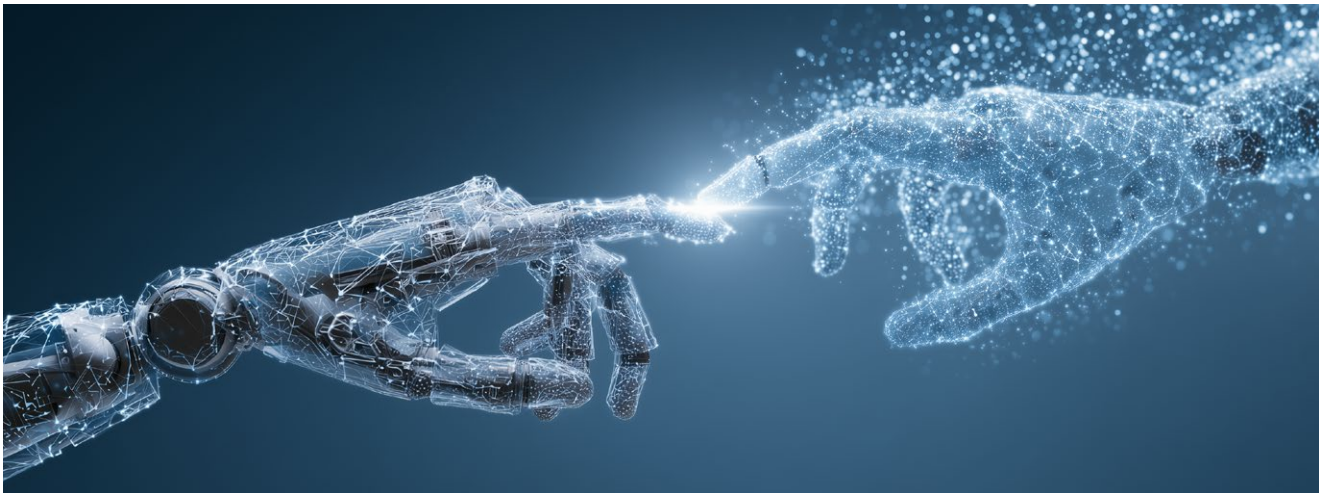
第二步：针对高潜力岗位的 AI 技能提升 (Upskilling)

技能提升旨在为在岗员工精准匹配“AI 插件”，使他们的能力与岗位的新要求动态同步，激活存量人才的 AI 潜能。这需要根据不同岗位的具体工作内容和 AI 应用场景，设计定制化的学习路径和课程。 例如，市场人员学习 AI 客户画像，供应链人员学习 AI 需求预测。培训应强调“在实战中学会战争”，通过工作坊、真实项目实践等方式，让员工在解决实际问题的过程中掌握新技能。

第三步：面向全新 AI 岗位的技能重塑 (Reskilling)

技能重塑的目标是将内部高潜力人才培养成能够胜任全新 AI 岗位的专家。首先需要识别出那些具备良好学习能力、逻辑思维和强烈转型意愿的员工。 然后，为他们提供比技能提升更系统、更深入的培训计划，例如长期的课程学习、专业认证支持和导师制度，帮助他们成功转型为 AI 产品经理、数据分析师等新角色。

这套“普及 - 提升 - 重塑”三步走的路线图，体现了企业人才观的深刻转变——从将人才视为固定的“资源”，转变为可塑造的“资本”；从关注“存量技能”，转变为关注“学习能力”和“发展潜力”。



转型路径	目标人群	核心目标	关键举措	衡量指标
AI 技能普及 (AI Literacy)	全体员工，包括各级管理者和一线人员	建立对 AI 的基本认知、通用语言和伦理意识，消除恐惧，培养积极心态	1. AI 基础知识培训： AI 定义、发展历程、核心概念（机器学习、深度学习、NLP、GenAI 等）、主要应用领域。2. AI 能力与局限性认知： AI 能做什么，不能做什么，常见误区。3. AI 伦理与负责任 AI： 数据隐私、算法偏见、公平性、透明度、社会影响等。4. 企业 AI 战略与愿景： AI 如何赋能业务，对员工工作的预期影响。5. 互动研讨与案例分享： 邀请内部外专家分享，组织讨论	员工 AI 认知测试通过率；培训覆盖率；员工对 AI 的接受度和参与意愿提升；伦理风险意识增强
AI 技能提升 (Upskilling)	在现有岗位上需要应用 AI 工具或方法提升工作效能的员工（如营销、销售、客服、运营、HR、财务等职能部门人员）	使员工掌握在其当前角色中有效利用 AI 工具和方法改进工作表现的技能	1. 岗位需求分析： 识别各岗位 AI 应用的具体场景和技能缺口。2. 定制化学习路径： 针对不同岗位设计差异化的课程模块（如 AI 营销工具、智能客服系统操作、数据分析与可视化、AI 辅助内容创作等）。3. 实践导向培训： 工作坊、真实项目演练、在岗辅导、AI 工具实操。4. 提供 AI 工具箱与资源库： 便于员工查阅和使用。5. 建立内部学习社群： 分享经验，互助学习	员工具体 AI 技能掌握程度（如通过技能评估、项目考核）；AI 工具在相关岗位的使用率和熟练度；工作效率 / 质量的提升（如响应时间缩短、错误率降低）；员工对新技能的满意度和应用信心
AI 技能重塑 (Reskilling)	具有高潜力、强大学习意愿和转型动机，希望或需要转向全新 AI 相关岗位的员工（如潜在的 AI 产品经理、数据分析师、AI 模型运维人员等）	帮助员工获得胜任全新 AI 相关岗位所需的系统性知识和专业技能	1. 潜力与意愿评估： 筛选合适的内部转型候选人。2. 体系化深度培训： 提供更长时间、更深入的专业课程（如数据科学、机器学习原理、AI 产品管理、特定 AI 平台技术等）。3. 认证项目支持： 鼓励并支持员工考取行业认可的 AI 专业认证。4. 导师制度与项目历练： 安排经验丰富的专家进行指导，并让其深度参与复杂的 AI 项目。5. 轮岗与见习机会： 在目标岗位进行实践学习	成功转型到新 AI 岗位的人数比例；新岗位绩效表现；专业认证获取情况；员工的留存率和职业发展情况
通用支撑体系	所有参与转型的员工	为人才转型提供持续的支持和有利的环境	1. 高层领导承诺与资源投入。 2. 建立清晰的职业发展通道和激励机制。 3. 营造鼓励学习、容忍失败的文化氛围。 4. 提供灵活的学习时间和资源（如在线学习平台、学习津贴）。 5. 定期评估转型效果并进行调整	员工对转型支持体系的满意度；学习资源的利用率；组织整体 AI 能力的提升；企业 AI 战略目标的达成度

图表 27 企业内部人才转型路线图关键举措

组织变革重建：重塑 AI 时代的管理、决策与文化

人工智能 (AI) 与智能自动化正以前所未有的力量，重塑商业运营的每一个角落。然而，要成功驾驭这股浪潮，绝非简单的技术堆砌，而是一场触及组织灵魂的深刻变革。AI 不仅是提升效率的工具，更是组织进化的催化剂。它要求企业必须跳出舒适区，重新审视固有的管理层级、决策流程乃至企业文化，从而在瞬息万变的竞争中释放全部潜能。

管理架构的调整、决策机制的革新与文化理念的适配，三者环环相扣，互为支撑。例如，一个更扁平化的管理架构，需要去中心化的决策授权来激活；而这种授权，又必须植根于一种信任、赋能的文化土壤。 因此，拥抱 AI for Process 的旅程，必须是一场着眼全局、系统推进的组织变革。

进阶管理架构：从壁垒到协同

要释放 AI 的真正潜力，企业必须挣脱传统管理架构的束缚，迈向一种更敏捷、更具适应性的 AI 辅助治理模式。这趟旅程的核心在于：打破组织壁垒、建立专业的 AI 赋能中心，并找到一种能平衡集中治理与分布执行的组织模式。

从组织协同到敏捷治理

传统的部门墙与僵化复杂的层级与管理矩阵，是流程效率与创新的天敌。面对市场的快速迭代与日益增加的组织复杂性，企业亟需提升响应速度和创新能力。原有的组织协同模式显然已成为瓶颈，引入敏捷方法，围绕客户价值与端到端流程，构建被充分授权的跨职能团队，已是必然之选。

- 打破壁垒：企业的组织形态，应从固化的部门孤岛，转向围绕端到端流程建立的跨职能敏捷团队。敏捷团队的成功，根植于一种全新的工作方式——对整个交付过程承担端到端的责任。敏捷转型本身就是一项企业战略变革，要求企业在思维与行为上彻底转变。
- AI 与敏捷的共生：在这场转型中，AI 的融入能起到关键的放大作用。敏捷的组织为 AI 应用提供了理想的土壤，AI 则能反向提升敏捷的效益。敏捷的快速迭代与反馈机制，能帮助 AI 模型持续优化、精准对齐业务需求；而 AI 的洞察与自动化能力，则能赋予敏捷团队更快的决策与执行速度。单方面推行敏捷而忽视 AI，或仅仅**部署 AI 技术而组织依旧僵化，都无法将流程智能化的价值最大化。** 二者必须协同进化，才能驱动企业智能化进程的“飞轮”加速转动。

设立卓越中心 (CoE)

企业需要一个“中央大脑”来统领 AI 战略的落地，这就是 AI 卓越中心 (AI Center of Excellence, AI CoE)。它不仅是技术研发中心，更是知识共享、能力建设与治理标准的核心枢纽。CoE 的目标是引导企业进行 AI 技术的采纳、部署、运营和治理，并成为全公司的 AI 知识库与技能提升中心。其关键职责覆盖 AI 战略定义、人才技能开发、领导灯塔项目、制定并推行 AI 标准（包括负责任的 AI 原则）、创建项目准入与优先级排序流程、开发可复用的 AI 资产，以及度量和报告 AI 项目成果。CoE 的成功，离不开高层企业领导层的鼎力支持和对 CoE 负责人的明确任命。同时，CoE 自身也需不断演进，从最初的“看门人”角色，逐步转变为业务部门的“赋能者”与“咨询顾问”。一个成熟的 CoE，能将企业的 AI 应用从零散的“实验”推向系统性的“能力构建”，其最终目标是让业务部门自身也具备强大的 AI 应用能力。

推行“中心辐射式”(Hub & Spoke) 模型

这是 CoE 战略在组织层面最高效的落地模式。在此模型中，CoE 作为“枢纽中心”(Hub)，提供集中的治理、基础设施和顶尖的 AI 专业知识，这在金融、医疗等需要合规的行业尤为重要。各业务单元或职能部门则作为“辐射节点”(Spokes)，在 Hub 的指导和赋能下，拥有更大的自主权来主导 AI 产品的开发和应用，从而能快速行动，打造与业务需求紧密结合的解决方案。研究表明，采用此模型可将 AI 用例的上市时间缩短高达 85%。大型企业尤其青睐这种模式，它既能将风险与合规管理集中化，又能将技术人才与解决方案的实施分散到各个业务单元。这种模式的核心，是通过“中心”赋能与指导，结合“节点”执行与反馈，在“治理”与“敏捷”之间取得了精妙平衡，既确保了 AI 应用的合规与一致，又激发了业务部门的创新活力。

特征维度	传统组织协同的表现	敏捷 AI 辅助治理模式下的表现
组织结构	严格的层级划分，部门壁垒森严，以职能为中心	扁平化，跨职能团队，围绕端到端流程和客户价值构建
决策方式	自上而下，审批链条长，决策缓慢	分布式决策，团队自主性高，快速响应变化，AI 辅助数据驱动决策
沟通模式	垂直沟通为主，信息传递易失真，横向协同困难	开放透明的多向沟通，信息共享便捷，强调团队协作
团队构成	成员职责单一，缺乏整体流程视野	成员技能多样互补，共同对流程结果负责，具备端到端视野
对 AI 的利用方式	局部试点，技术驱动，与业务流程结合松散，难以规模化	AI 深度融入流程，作为团队赋能工具，数据驱动持续优化，支撑敏捷迭代，易于规模化和价值实现
文化氛围	强调控制和合规，容错率低，抑制创新	鼓励实验和学习，容忍合理失败，强调心理安全，激发创新活力
响应速度	对市场和客户需求变化响应迟缓	快速感知并适应市场和客户需求变化
核心目标	维护现有秩序，保证运营稳定	持续创造客户价值，提升组织适应性和竞争力

图表 28 传统科层制与敏捷AI辅助治理模式对比

诞生新的角色：AI 时代的新型领导力

AI 驱动的流程智能化，呼唤着新型领导力角色的诞生。他们不仅要懂技术，更需具备战略眼光、跨部门协调能力，以及对数据和伦理的敬畏之心。

首席流程官 (Chief Process Officer, CPO): 作为企业流程的总设计师与守护者，CPO 的核心使命是确保所有流程的高效、敏捷与智能。在 AI 时代，CPO 需从战略高度规划并领导流程再造，推动 AI 与业务流程的深度融合。这要求 CPO 被赋予相当的权威，如同首席运营官 (COO) 对生产经营的调度权一样，从而能有效推动跨部门的流程变革。现阶段，CPO 的首要使命是“企业交付自动化战略、监督交付、发展实践 ”。CPO 的价值不仅在于管理和优化现有流程，更在于提升整个组织的“流程智能化水平” (Process IQ)，即利用数据和 AI 技术去理解、管理、创新和进化业务流程的能力。

AI 产品经理：企业内部的 AI 流程方案，也需要像打磨产品一样，由专业的 AI 产品经理来全生命周期地管理。他们是连接业务需求与技术实现的桥梁，负责从需求洞察、方案设计到上线迭代与价值评估的全过程。企业其他的产品经理的共同点在于对产品的全生命周期负责 ，而 AI/AIGC 产品经理更需掌握 AI 技术，理解 AI 的不确定性，并关注数据隐私、算法偏见等伦理与合规问题。他们要确保 AI Process Tools 真正解决业务痛点，并被一线员工有效使用。企业设立这个角色，标志着企业开始以更成熟、专业的视角对待内部 AI 应用，从“项目制” 交付迈向“产品化” 运营。

数据与 AI 治理主管：随着 AI 在决策中扮演的角色越来越重要，数据和 AI 治理变得不可或缺，是企业 AI 战略的“良心”与“守护者”，负责确保 AI 所用数据的质量与合规，并监督 AI 应用的公平、透明与可解释，防范算法偏见。 AI CoE 的职责中就明确包含制定负责任的 AI 策略、指导道德实施，以及审查模型的偏差与透明度。 AI 的透明度与可解释性 (XAI) 对于遵守法规、建立信任、防止偏见至关重要。这些角色需要法律、技术、伦理等多学科的交叉知识。他们的存在，如同汽车的安全带和导航仪，确保企业的 AI 发展之路行稳致远。

角色名称	核心使命	关键职责	所需核心能力
首席流程官 (CPO)	确保企业整体流程健康度与优化，推动 AI 与流程深度融合的高管	制定和执行企业级流程优化战略；推动 AI 技术在核心业务流程中的应用与创新；监控流程绩效，识别改进机会；领导跨部门流程再造项目；培育流程优化文化	战略思维、流程管理专业知识、AI 技术理解力、变革管理能力、跨部门协调与沟通能力、数据驱动决策能力
AI 产品经理	负责内部 AI 流程产品的全生命周期管理，确保 AI 解决方案的实用性、易用性和商业价值	洞察内部业务需求与痛点，将其转化为 AI 产品需求；负责 AI 流程产品的方案设计、原型开发与用户测试；协调技术团队进行产品开发与部署；推动产品上线、用户培训与采纳；持续跟踪产品效果，进行迭代优化与价值评估	业务分析能力、AI/ML 基础认知、用户体验设计思维、项目管理能力、数据分析能力、沟通协调能力、问题解决能力
数据与 AI 治理主管	确保流程中数据的质量、合规性，并监督 AI 应用的公平性、透明性与可解释性，防范算法偏见	建立和维护企业数据治理框架与政策；确保 AI 应用数据的合规性（如隐私保护）；评估 AI 应用的伦理风险，制定缓解措施；推动可解释 AI（XAI）的应用；监督算法的公平性，防范和纠正算法偏见；处理与 AI 相关的伦理申诉	数据治理专业知识、法律法规知识（特别是数据隐私与 AI 相关法规）、AI 伦理原则理解、风险评估能力、沟通与宣导能力、技术理解力

图表 29 AI for Process 时代新型领导力角色及其核心职责

重塑决策机制：人机协同的艺术

建立透明的自动化决策治理框架： 要让 AI 成为值得信赖的决策“伙伴”，就必须将其置于一个健全的治理框架之下。

- 明确决策边界：必须清晰界定何种决策可以完全自动化，何种情况必须有人工介入。这需要综合考量决策的影响力、可逆性、复杂度以及法律法规要求，采用基于风险的监管方式。
- 强化可解释性 (XAI)：必须确保 AI 的决策逻辑对相关人员是透明、可理解、可追溯、可审查的。XAI 技术是实现这一目标的关键，它能帮助用户理解 AI 如何得出结论，从而建立信任、防止偏见、满足监管要求。
- 设计干预与升级路径：必须为 AI 决策置信度低或决策影响重大的场景，建立清晰的人工干预和问题升级通道。这意味着当 AI “不确定” 或 “决策事关重大” 时，有明确的流程将决策权交还给人类。这个治理框架的建立，标志着企业对 AI 应用的认知，从单纯追求技术能力，深化到关注其社会伦理影响以及人机关系的重塑，体现了 “负责任的 AI” 的核心理念。

培育文化土壤：让人机协同的种子生根发芽

技术与架构的变革，最终需要文化的滋养才能落地生根。企业必须培育一种拥抱实验、鼓励学习、信任 AI 并坚持以人为本的文化，让人机协同发挥最大效能。

拥抱“试错与学习”的实验精神

AI 应用的探索充满不确定性，企业应鼓励小范围、多频次的尝试，并将失败视为学习过程的一部分。要“快速学习，通过试错来更好地进行实验”，并将“试错视为建立学习文化的一部分”。AI CoE 的职责之一便是“领导灯塔项目”这本身就体现了测试与学习的精神。这要求领导层转变观念，为实验提供资源和空间，并建立容错机制。这背后，需要从“背锅文化”转向“心理安全”文化。心理安全在敏捷团队中尤为重要，它鼓励开放沟通、支持冒险和实验、促进问责和主人翁精神、驱动持续改进。缺乏心理安全会导致扼杀实验和创新、决策受损、问题和错误被掩盖。 只有在不必担心因犯错而受罚的环境中，员工才敢于暴露流程断点，才敢于创新。“试错与学习”提供了学习的方法，而“心理安全”则提供了学习的环境保障，两者共同构成了驱动组织进化的双螺旋。这种文化转型要求组织领导者从传统的“控制者”转变为“赋能者”和“教练”，营造一个支持探索、容忍合理失败、鼓励知识共享的环境。这是比引入任何 AI 技术都更为根本的变革。

建立对 AI 系统的信任

员工对 AI 的信任，是高效人机协同的“情感契约”。

- 透明沟通：通过开放、持续的沟通，向员工清晰传达公司引入 AI 项目的目标、能力边界及预期影响，消除他们的未知恐惧。企业 AI 培训中也强调应“清晰沟通 AI 将如何增强员工的工作能力而非取代他们”。
- 打造“灯塔项目”：通过成功的早期案例，生动展示 AI 如何成为员工的得力助手，而非取代者。研究明确提出企业应开展具有指导意义的“灯塔项目”，以逐步展现竞争优势。AI CoE 的职责也包括“领导灯塔项目来验证 AI 方法并展示业务价值”，这些成功的试点即可成为灯塔项目。通过透明沟通消除信息不对称，通过灯塔项目展示 AI 的赋能效果，员工才能逐步建立对 AI 的理解与信任，形成良性循环。

坚持以人为本，为人机协作而设计

“以人为本”不仅是口号，更是确保 AI 技术可持续创造价值的关键设计哲学。

- 一线员工参与设计：在 AI 方案的设计阶段就应邀请一线员工参与，确保解决方案贴合实际工作**场景、简单易用。“以人为本的设计”理念强调将人类的观点、情感和价值融入技术价值链。**
- 赋能而非取代：必须反复强调，AI 的核心价值在于将员工从重复、繁琐的事务中解放出来，使其能专注于更具战略性、创造性和交互性的高级任务。研究指出，AI 通过减少单调重复任务，能让员工专注于更有创造性和成就感的活动，从而提高工作满意度。AI 应增强人类能力，实现人机单独无法达成的成果，这种定位从根本上决定了 AI 技术在组织内的接受程度和最终能产生的价值。

文化要素	核心理念	关键举措	预期成效
试错与学习	拥抱不确定性，鼓励创新尝试，从失败中学习，快速迭代	设立创新基金 / 资源支持小范围试点；建立容错机制，鼓励“安全失败”；推广敏捷开发与快速原型验证方法；定期复盘，分享成功经验与失败教训	提升组织创新活力和对新技术的适应能力；加速 AI 应用的探索与优化；培养员工的成长型思维
心理安全	营造开放、信任、尊重的氛围，员工敢于表达、提问、承认错误和承担风险	领导者以身作则，展现脆弱性与开放性；鼓励建设性反馈与不同意见的表达；建立公正的绩效评估与激励机制，不将合理失败与惩罚挂钩；促进团队内部的包容与协作	提高团队沟通效率与协作质量；激发员工主动性与创造性；促进问题的早期暴露与解决；增强组织凝聚力与韧性
AI 信任	建立员工对 AI 系统及其能力的理性认知和正面预期，视 AI 为可信赖的合作伙伴	透明沟通 AI 项目的目标、能力边界、数据使用方式及潜在影响；通过成功的“灯塔项目”展示 AI 的赋能价值；提供充分的 AI 知识与技能培训，消除未知恐惧	提高 AI 系统的采纳率与使用效果；促进人机协同的顺畅进行；减少变革阻力，加速 AI 在组织内的推广应用
以人为本	坚持以人为中心，围绕用户需求和体验设计 AI 解决方案，赋能员工而非取代员工	在 AI 方案设计初期即邀请一线员工参与，收集真实需求；关注 AI 系统的易用性、可理解性和用户体验；明确 AI 的核心价值在于解放人力，让人专注于高级任务	提升 AI 解决方案的实用性和用户满意度；增强员工对 AI 应用的认同感与主人翁意识；实现技术价值与人文关怀的统一
持续改进	将流程优化和 AI 应用视为一个持续的、动态的改进过程，而非一次性的项目	建立流程绩效监控与评估体系；鼓励员工持续发现并提出改进建议；将 AI 模型的迭代优化作为常态化工作；定期回顾 AI 应用的效果，并根据业务变化进行调整	确保流程智能化水平持续提升；保持企业对市场变化的敏捷响应；培养全员参与的质量文化与改进意识

图表 30 培育 AI 时代的企业文化要素

专家访谈实录

我认为，未来 3-5 年，组织架构最显著的变化将是更加趋向扁平化。

过去，各部门的存在源于其明确的职能划分，以及在决策链条中需要从不同专业维度提供决策依据。但随着 AI 的发展，底层数据通过 AI 知识库、数据对接等方式实现整合，传统的数据壁垒被打破。而数据壁垒的消解，使得各部门对数据的解读功能逐渐被 AI 取代，AI 能够更快速地生成决策依据。

这种变化直接影响着公司的决策逻辑：管理层的决策依据将不再依赖各部门的层层输出，而是更多依托于对数据解读本身，甚至由 AI 对数据的解读。由此，决策链条会大幅缩短，组织结构也将随之变得更加扁平化。

—— 上海东方数智购商务有限公司副总裁 卢文彦

专家访谈实录

对于 AI 在企业组织层面的影响，我认为：AI 的应用将更多的呈现“人机共生”的形态。

AI 能为企业解决两大核心问题：一是推动自动化实现，二是提升运营效率。在没有 AI 的时代，医药行业已开展不少自动化工作，但该行业在医学传递等环节仍然高度依赖人工传递。相比之下，许多汽车制造企业已经实现了高度自动化生产。在自动化与人深度结合的场景中，某些流程步骤可能不再需要人工干预，尤其是那些遵循固定规则的任务，理论上可以完全自动化处理。

从理论层面看，若企业广泛应用 AI 技术，就短期而言，未来五到十年内，“人机共生”仍会是主流，AI 更多是助力企业提升效率，而非取代人力。 即使是组织架构完善的公司，由于规模庞大，内部仍有许多服务无法达到完美状态。例如在 IT 支持方面，员工在有需求时可能无法及时获得服务。而通过构建“Agentic AI ”整体战略，利用各个领域的 Agent，为员工提供高度自动化的自助服务。这不仅能提升员工个人的工作效率，还能提高公司整体的运营效率。从长期趋势来看，随着机器人技术（Robotic AI）的发展，人在企业内部运营中的作用可能会逐渐弱化，这一现象在制造行业中或许更为明显。

—— 阿斯利康中国首席信息官 仲欣

行业生态协同：构建共赢的价值网络

在流程智能化的征途上，任何企业都难以成为一座孤岛。构建一个开放、协同、共赢的行业生态，与技术供应商、产业链上下游以及科研机构建立新型合作模式，是释放 AI 全部潜能、实现可持续发展的关键所在。

■ 从供应商到战略伙伴：重新定义技术合作关系

企业与技术供应商的关系，正从传统的“甲乙方”采购，向更深层次的战略伙伴关系演进，其核心是联合创新与价值共生。

超越传统采购关系

- 联合创新 (Co-innovation): 面对行业特有的复杂流程难题，通用 AI 方案往往力不从心。企业需要与技术伙伴共同投入资源，针对性地研发定制化企业解决方案，制定联合市场推广、联合创新和联合开发战略。
- 价值共生 (Value Co-creation): 合作模式应从一次性的项目交付，转向长期的、基于效果的价值分享。 AI 领域的价值导向定价 (Value-Based Pricing) 和结果导向合同 (Outcome-Based Contract) 为此提供了商业模式基础。 这种模式将供应商的收益与其方案产生的实际业务效果（如效率提升、成本降低）挂钩，激励技术供应商更关注长期价值，而不仅仅是技术交付。这种伙伴关系的转变，要求企业具备更强的“生态位”思考能力，懂得如何选择伙伴、设计共赢机制，在合作中实现 1+1>2。

构建多层次、互补的技术供应商生态

这是在“自建”与“外采”之间寻求动态平衡的艺术

- 平台层：与领先的 AI 技术服务商和 AI 平台提供商合作，利用其强大的算力、存储和预构建的 AI 工具库，搭建稳定、可扩展的技术底座。这能显著降低企业自建 AI 基础设施的成本和复杂性，快速获取最新的 AI 技术能力。
- 应用层：针对智能文档处理、预测性维护、智能客服等通用流程，直接引入市场上成熟的 AI 应用或专用 AI 解决方案。这可以缩短部署时间，快速见效，实现“短平快”的智能化。
- 服务层：在转型初期，借助外部 AI 咨询公司、系统集成商的专业经验，获得从战略规划、方案设计到项目落地的全方位支持，有效降低试错成本。 平安银行在敏捷转型中引入外部机构指导的经验，同样适用于 AI 转型。

产业链协同：打造智能价值链

流程智能化的价值，最终要体现在整个价值链效率的提升上。通过与上下游伙伴的深度协同，能共同优化运营效率和终端客户体验。

打造透明、敏捷、智能的供应链： 其核心是打破信息孤岛，实现数据在价值链上的顺畅流动与智能分析。

- 数据共享与联合预测： 与上游供应商共享生产计划与销售预测，利用 AI 模型进行更精准的需求预测和库存管理，降低整个供应链的“长鞭效应”。 AI 能够整合分析历史数据、市场趋势等多种来源的数据，识别模式和趋势，为需求预测提供信息。
- 风险预警与协同应对： 利用 AI 工具对全链路数据（物流、天气、政策等）进行分析，提前预警潜在的供应链中断风险，并启动协同应急预案。AI 可以实时监控可能影响交货时间的天气模式或交通变化。 这种机制将风险管理从“被动响应”转为“主动预防”，从单点管理升级为网络化协同。

基于共享智能提升终端客户体验： 本质在于通过安全合规的数据协作，整合客户在价值链不同环节的“数字足迹”，形成 360 度全景视图。

- 数据联盟：与下游分销商、零售商在保障隐私安全的前提下，通过数据协同，进行客户洞察的联合建模。
- 需求驱动：利用隐私计算，在不直接交换原始数据的情况下，协同训练 AI 模型，更精准地预测市场需求，驱动产品创新与精准营销。这种基于共享智能的客户体验提升，将使整个产业链从“产品中心”向“客户中心”转变，最终实现价值链的整体增值。

开放式创新：共建行业标准，联动产学研

在 AI 技术加速迭代的时代，任何企业都无法包打天下。推动开放式创新，积极参与行业标准共建，并与学术界、科研社区紧密联动，是企业在 AI 浪潮中保持领先的必然选择。

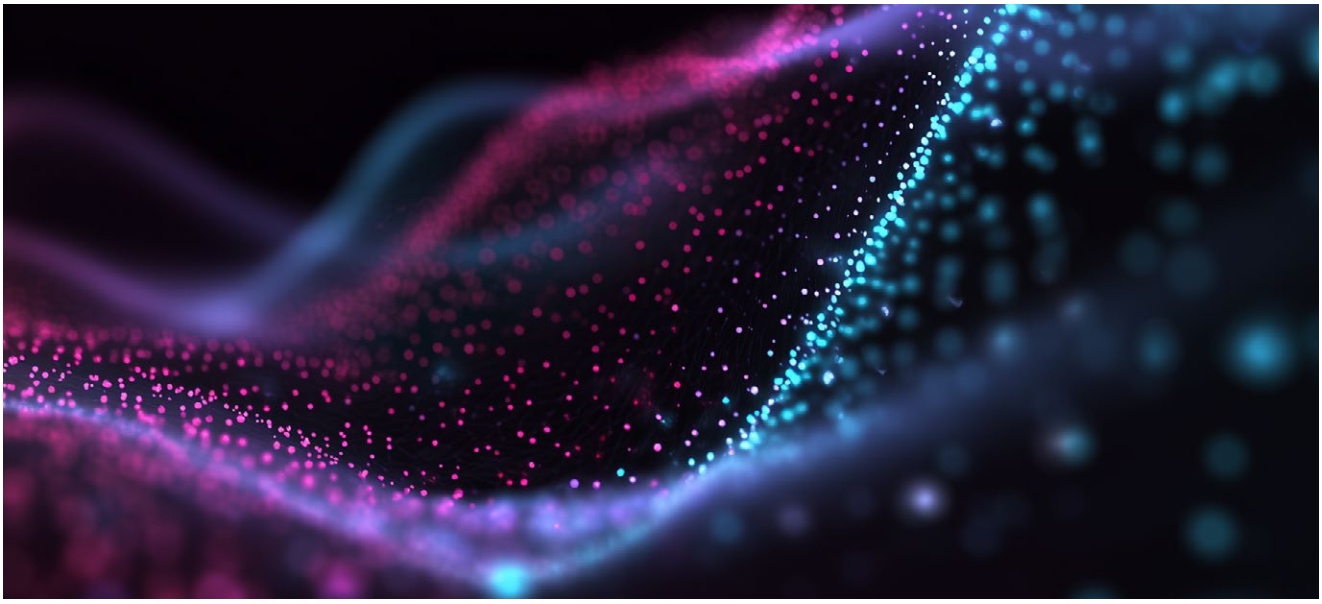
积极参与行业联盟与标准组织

- 共建标准： 与同行共同制定 AI 应用的数据接口、模型评估和安全规范等标准，可以降低整个行业的协同成本，避免重复建设和资源浪费。我国发布《国家新一代人工智能标准体系建设指南》，规划了 AI 标准体系的八个方面。企业可以在此基础上与行业伙伴，生态联盟共同制定行业标准和企业标准。
- 合作研发： 联合行业内的其他领先者、研究机构，共同投入资源，解决行业面临的共性技术难题，如行业专用大模型的训练，与大型 AI 技术合作伙伴，共同推动 AI 的发展与治理。这种“竞合”策略，要求企业具备开放的心态和长远的眼光，在维护自身利益的同时，为整个行业的健康发展贡献力量。

联动学术界与科研社区

这是企业在这场技术长跑中保持创新活力和人才优势的重要战略。

- 掌握前沿动态： 与顶尖高校、研究机构建立合作关系，通过参与学术会议、建立联合实验室等形式，及时获取最新的 AI 理论突破和技术趋势。
- 深化产学研融合: 通过联合实验室为前瞻性研究提供产业场景,通过人才培养计划(如奖学金、实习基地)，在高等院校建立研究实验室和培训项目，为企业输送新鲜血液。这种产学研的深度融合，能够形成从基础研究到技术应用、再到人才供给的良性循环。



小结

围绕上述人工智能驱动的业务流程智能化转型，我们重点聚焦以下四大核心支柱，并深入分析企业在各层面需要进行的系统性变革与能力建设：

知识治理
夯实企业未来发展的基础

知识治理是企业未来发展的重要基石。在 AI for Process 的背景下，通过系统地管理企业的数据、信息、经验等知识资产，确保 AI 系统能基于准确、完整且及时更新的知识运行，提高流程自动化和智能化效率，从而优化决策、降低成本、提升竞争力，为企业的长期发展奠定坚实基础。

人才重塑
关键是打造适应未来发展的人才队伍

在人才重塑方面，企业着力培养具备业务洞察力与算法应用能力的复合型人才。通过面向全体员工的 AI 技能普及教育、针对现有岗位的技能提升培训以及面向未来新岗位的技能重塑培养，构建系统化的内部人才转型发展体系，这是增强组织韧性、有效应对未来不确定性的关键所在。

四大核心支柱

组织变革
构建敏捷高效的 AI 治理保障体系

AI for Process 是一场深刻且系统的企业级变革，其成功远非技术的简单叠加。在组织变革层面，企业需要从传统的、层级分明的组织结构向敏捷高效、AI 辅助的治理模式转型。具体而言，这要求我们打破部门壁垒，设立人工智能卓越中心 (AI CoE)，推行适应智能化时代的新型领导力，并重新塑造企业决策机制，构建从 L1 到 L5 的 AI 决策分级授权体系及配套治理框架。支撑这些变革的深层基础，在于培育一种鼓励创新试错、建立对 AI 的信任、并始终坚持以人为本的组织文化。

生态协同
助力构建开放共赢的合作生态

在生态协同方面，企业需要超越传统的简单采购模式，与技术供应商建立以联合创新、价值共生为导向的战略伙伴关系，并积极构建多层次、紧密协作的技术供应商生态体系。同时，应充分利用数据共享与智能分析能力，与产业链上下游伙伴共同构建透明、敏捷的智能供应链，从而显著提升终端客户体验。此外，还应积极参与行业标准制定，加强与产学研各界的联动，持续推动开放式创新，为企业的长远可持续发展注入不竭动力。

综合来看，**企业知识是基础，人才能力是关键，组织变革是保障，行业生态是助力。**在实际的企业就绪过程中，企业应根据自身的发展阶段和战略目标，合理地平衡这四个要素的投入和发展，以实现 AI for Process 的成功应用和企业的数字化转型。AI for Process 是一项复杂的系统工程。只有那些能够深刻洞察并系统性地推动组织、人才、生态协同全面变革的企业，方能在这场 AI 驱动的时代浪潮中，抓住机遇、驾驭变革，最终实现可持续的价值创造。

第五章

AI for Process 解决方案

汽车行业案例：为企业赋能关键场景

项目背景与需求

面对瞬息万变的汽车市场，某专业汽车研发企业迫切希望引入 AI 大模型，以实现快速响应市场变化、大幅缩短研发周期的目标。同时，企业期望借助 AI 技术自动化执行一系列业务流程，有效提升员工工作效率，降低时间成本。基于此需求，我们以业务流程为切入点，为企业赋能关键场景，助力其在竞争中抢占先机。

核心解决方案

在汽车研发领域，我们以 AI for Process 为核心方法论，打造了一套完整且高效的解决方案，助力企业在行业竞争中脱颖而出。

在竞品对标场景中，我们从 L1 到 L3 业务流程深入剖析，并细化至 L4 层级。以竞品分析为例，将其拆解为策划、计划编制、对标执行和报告编制四大阶段。执行过程中，清晰界定各环节角色分工与任务重点：从确认对标对象与内容、完成竞品购买，到进行计划清单分类与编制；若聚焦车身专业静态对比分析，需依次开展车身测量、数据采集，将测量数据与图片上传至对标库，随后调用本品数据，从尺寸、重量、技术、成本等维度进行全面差异分析，最终输出设计参考建议与降本机会分析报告，形成完整的对标闭环。针对智能座舱技术差异分析场景，神州数码依据 AG 模型，将其拆解为五个关键 Action，每个 Action 均对应具体业务流程。以车机差异评分为例，严格明确基因分析模型的五大要素，通过对车机性能、智能交互逻辑、座舱质控体系等方面进行细致分析，结合智能座舱设计参考与降本建议，完成智能座舱评价对比亮点挖掘与报告编制，实现对特定场景的深度洞察与价值提炼。通过对业务流程的精细化拆解、明确角色与工具定义，搭配科学的模型分析，确保各环节紧密协同、高效运转，为汽车研发提供全面、精准的解决方案。

核心价值

效率显著提升

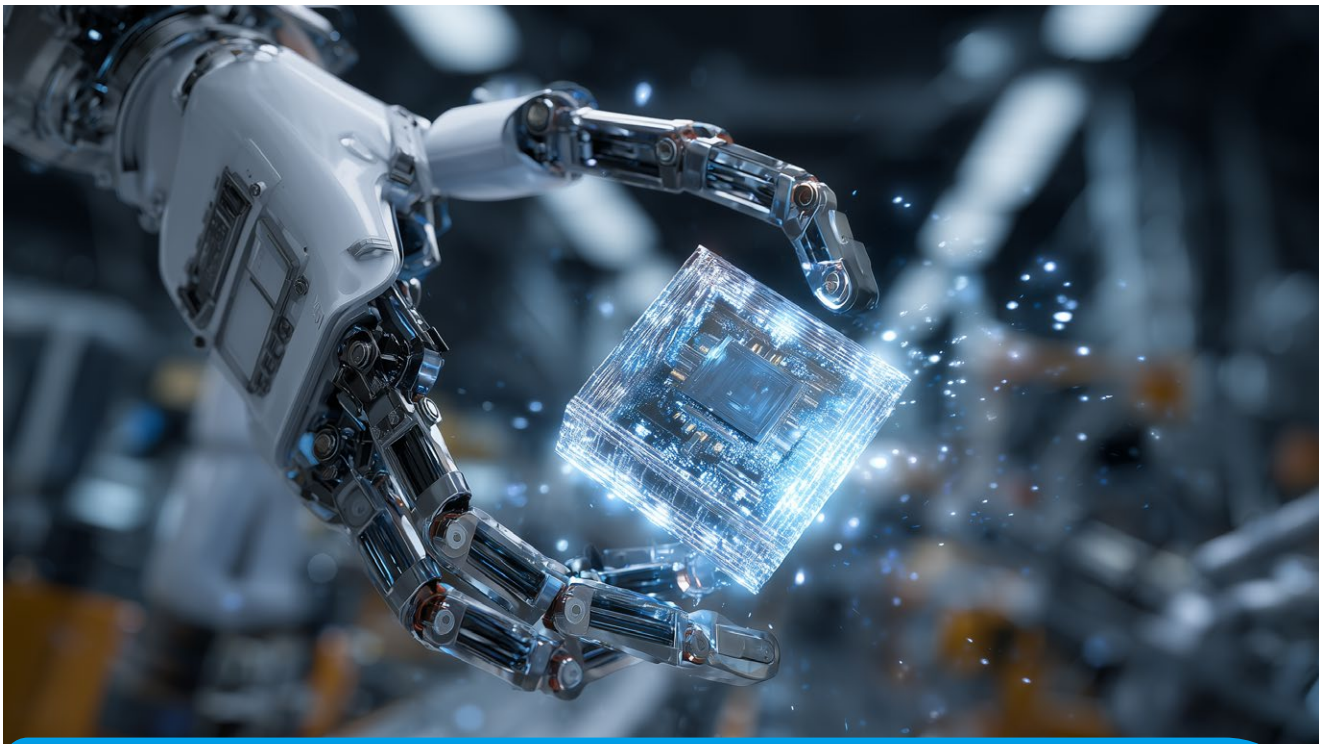
大幅缩减产品分析时间，为企业员工节省高达 50% 的工作时长。

智能报告生成

快速调用企业知识库数据，自动生成专业分析报告。

辅助未来设计

为企业提供未来产品设计思路的智能辅助分析，助力前瞻性研发决策。



医药行业案例：在质量领域的 AI 流程赋能

在某生物医药企业的 AI 流程改造中，以“流程切入”为核心实施路径，着力打造 AI 技术落地的标杆实践。具体聚焦于：通过 AI 技术深度植入企业流程体系，激活各环节运行效能，构建更具韧性的业务流程管理体系。

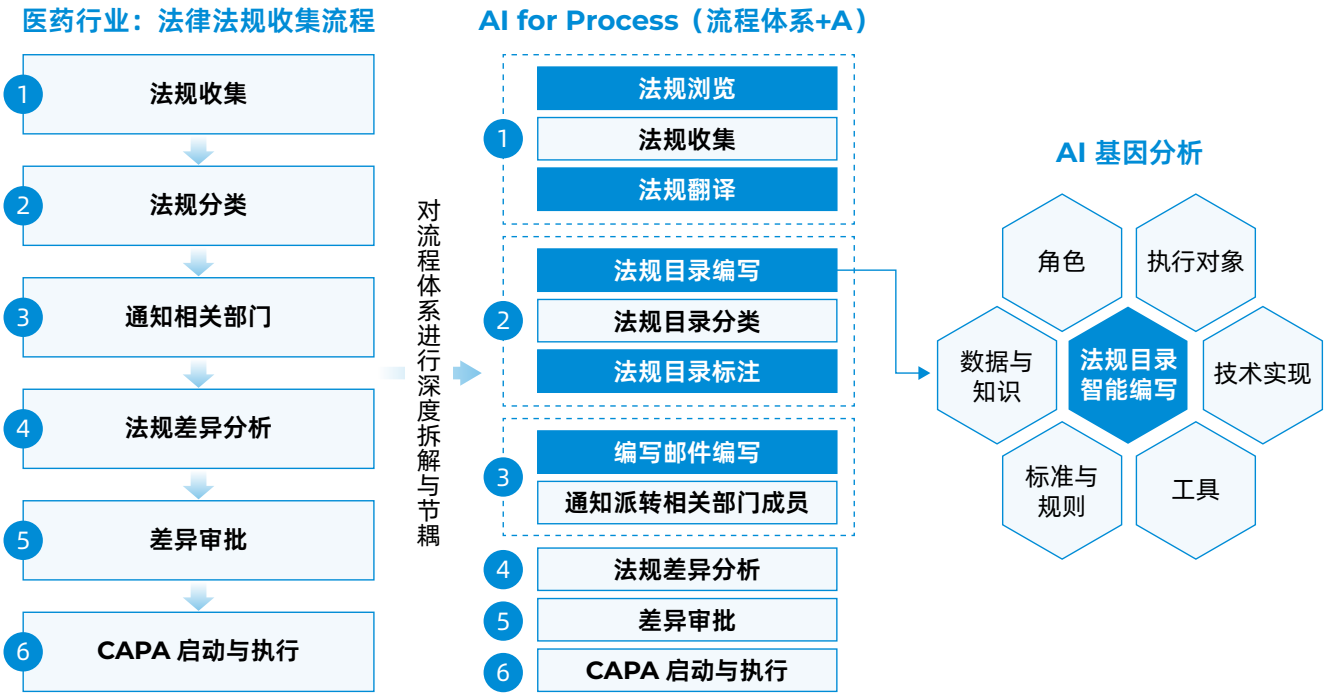
项目背景与需求

该企业现存在多类业务流程存在效率瓶颈。部分业务流程环节冗长、步骤复杂，并且在业务决策时，高度依赖员工个体积累的经验知识，缺乏标准化的决策依据。这种现状不仅导致业务推进时常出现效率梗阻，也大幅增加了人力时间成本投入。企业希望针对某一领域进行 AI 技术赋能试点，从而提升业务效率，推进企业全面智能化管理。

核心解决方案

在服务过程中，我们针对客户提出的“AI for Process”需求展开底层逻辑剖析，并通过业务调研梳理其某类合规管理业务流程。调研发现，该领域既有记录于标准化文档中的显性流程，例如“合规信息采集→分类整理→传达部署→差异评估→制度优化→改进措施启动”等标准环节。但同时也存在未被系统化记录的隐性操作链条，如在信息采集阶段需同步完成的文件编制、目录维护；在信息处理环节涉及的多语言资料转化；以及在差异评估过程中具体的内容标注与标记等操作。这些分散在各环节的细节性工作虽未被纳入正式流程文件，却实际占用了大量业务执行时间。

针对这一现状，开展全维度业务流程诊断与优化，将业务操作的显性与隐性环节逐一拆解并数字化建模。通过绘制精细化业务流程图，清晰呈现各环节衔接逻辑，结合技术专家的专业评估，定制契合企业需求的 AI 应用解决方案。同时，搭建企业级 AI 中台，实现与多元 MCP 工具的无缝对接，构建全流程智能化赋能体系。



图表 31 合规管理业务流程体系梳理

具体实践中，在信息采集环节，运用 AI 自动化技术，实现数据的周期性自动抓取、结构化整理，并实时更新至动态信息库；在数据管理阶段，借助自然语言处理与机器学习算法，完成智能台账生成、基于知识训练的智能分类及关键信息标注；针对跨语言处理需求，依托 AI 大模型构建垂直领域专业翻译系统，实现多语言资料的高效转化；在业务分析环节，通过部署大模型，整合历史数据、专家经验与业务规则，构建智能分析框架，辅助业务人员快速完成专业判断，显著提升业务处理效率与质量。

核心价值

智能归集场景

基于先进智能技术，每月为员工节省 2 小时，≈ 梳理一份行业动态汇总文档的时长。

智能分类处理

基于算法的智能分类系统，每月减少员工 1 小时的重复劳动，≈ 撰写一份项目进展报告的用时。

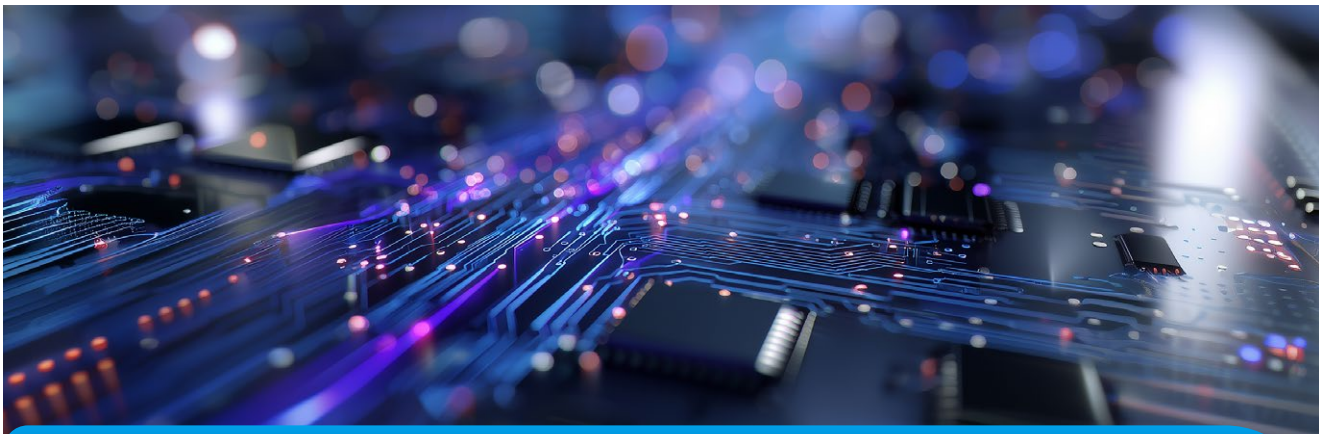
核心价值

文档审核增效

大语言模型自动完成合规文档初筛，每月释放 4 小时审核精力，≈ 校对 20 页专业文档的用时。

智能分析场景

运用专业分析工具与流程，每月为员工节省 10 小时，≈ 筹备一场跨部门业务策略研讨会的时间，促进企业决策优化。



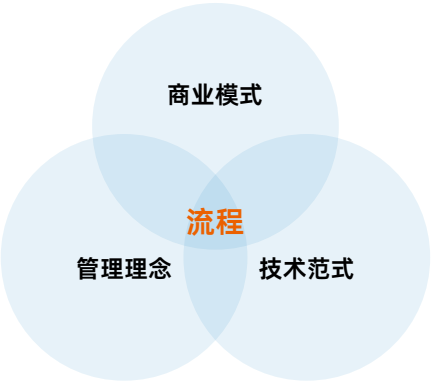
神州数码：AI for Process 解决方案

背景与需求

神州数码致力于成为领先的数字化转型合作伙伴，围绕企业数智化转型的关键要素，开创性的提出“AI 驱动的数云融合”战略和技术体系框架，围绕“AI for Process”在云原生、数字原生、AI 原生和多元异构算力上架构产品和服务能力，提供敏捷 IT 能力、融合的数据驱动能力和全栈 AI 服务能力，推动 AI 企业场景落地，加速企业 AI 就绪，助力企业构建 AI 时代的核心竞争力和新增长曲线，全面推动社会的数字化、智能化转型升级。

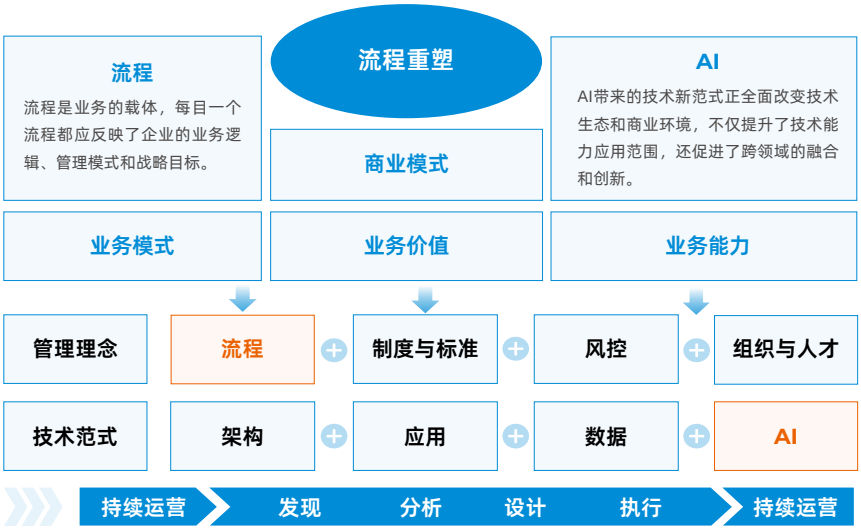
作为集团重点工作，面向客户业务转型的核心战略需求，通过流程重塑与智能化 AI 能力建设，以线索到汇款的流程为起点，打造可复制、可推广的解决方案型业务新范式。

核心解决方案



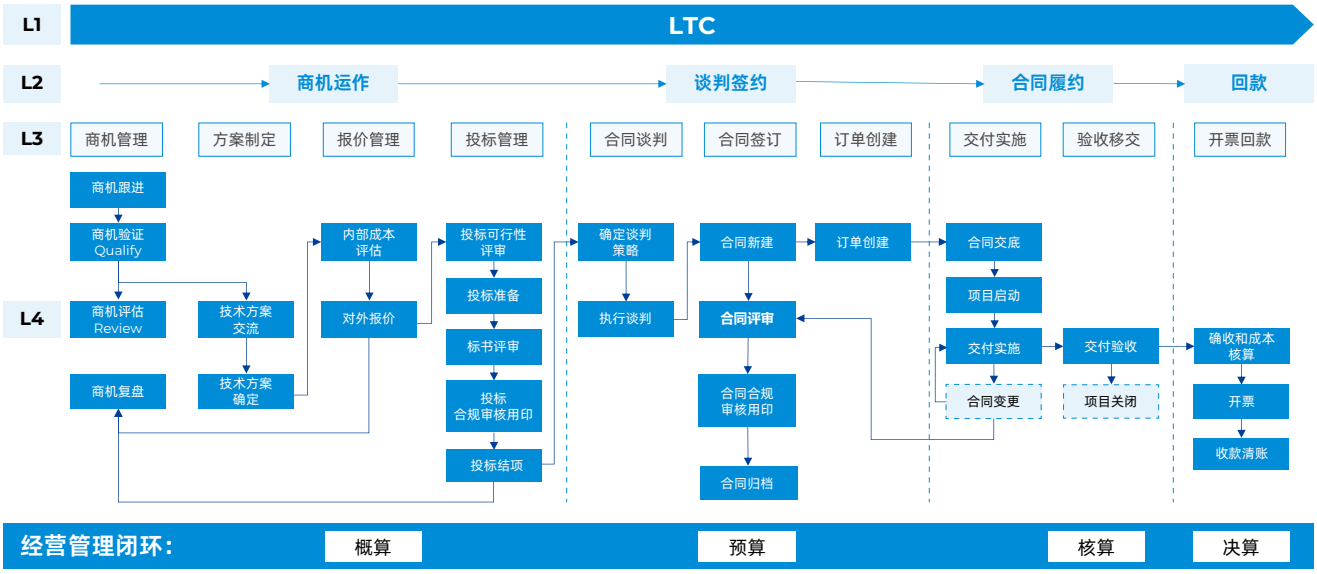
推动企业持续成长三要素

流程作为商业模式、管理方法和技术范式三大核心驱动力的交汇点，随着核心驱动力的持续变革与相互作用，推动企业结合自身独特优势，构建数字时代的新引擎。



我们以 AI for Process 为核心方法论，打造了一套完整且高效的解决方案，助力集团的客户业务进一步提升，助力集团的战略转型。

以线索到回款(LTC)流程为例，这是绝大多数企业的核心业务流程之一，整个流程设计从粗到细包括了L1流程域，L2流程组，L3流程，L4子流程，L5业务活动，L6流程任务。



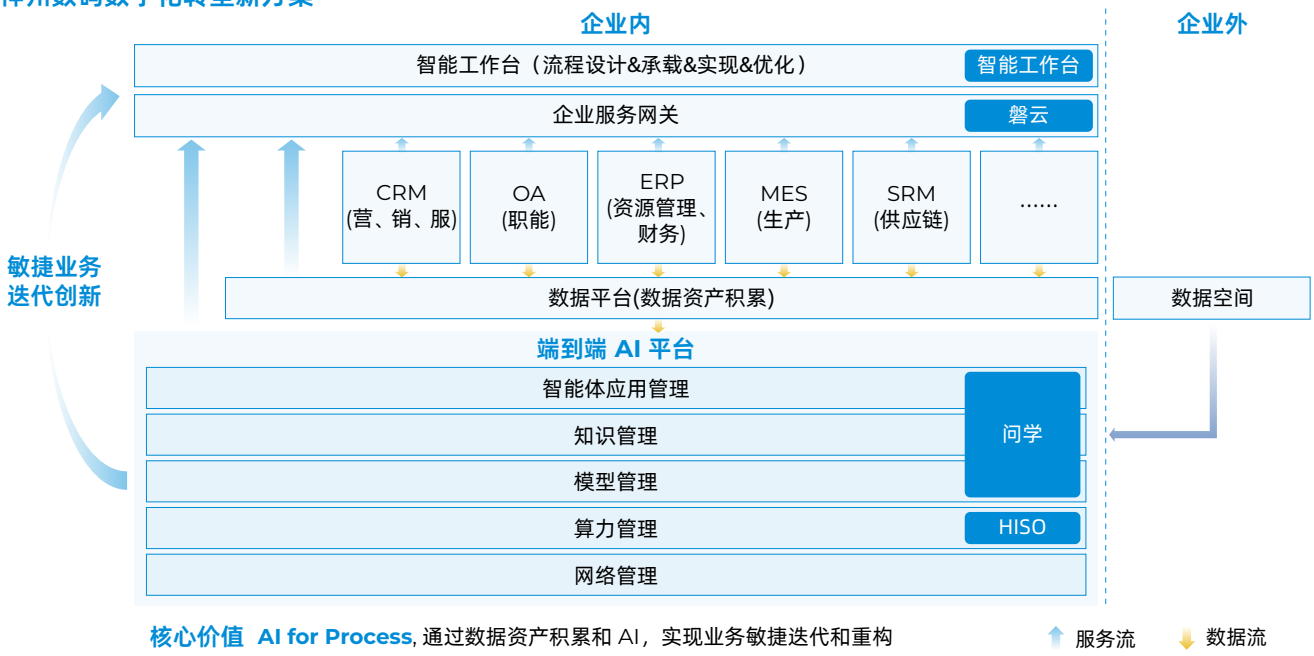
图表 32 线索到回款 (LTC) 流程

传统的流程优化项目会基于流程不断细化，从业务流程到应用系统支持，产出一整套流程设计文档，和一系列的系统需求，转化为一系列的项目，在 CRM、ERP、OA 等系统中开发新功能，以匹配新需求。在这些应用系统之上，还需要有数据中台汇总各个应用系统的数据，在高质量数据的基础上，才可能有一些 AI 场景应用产生出来。

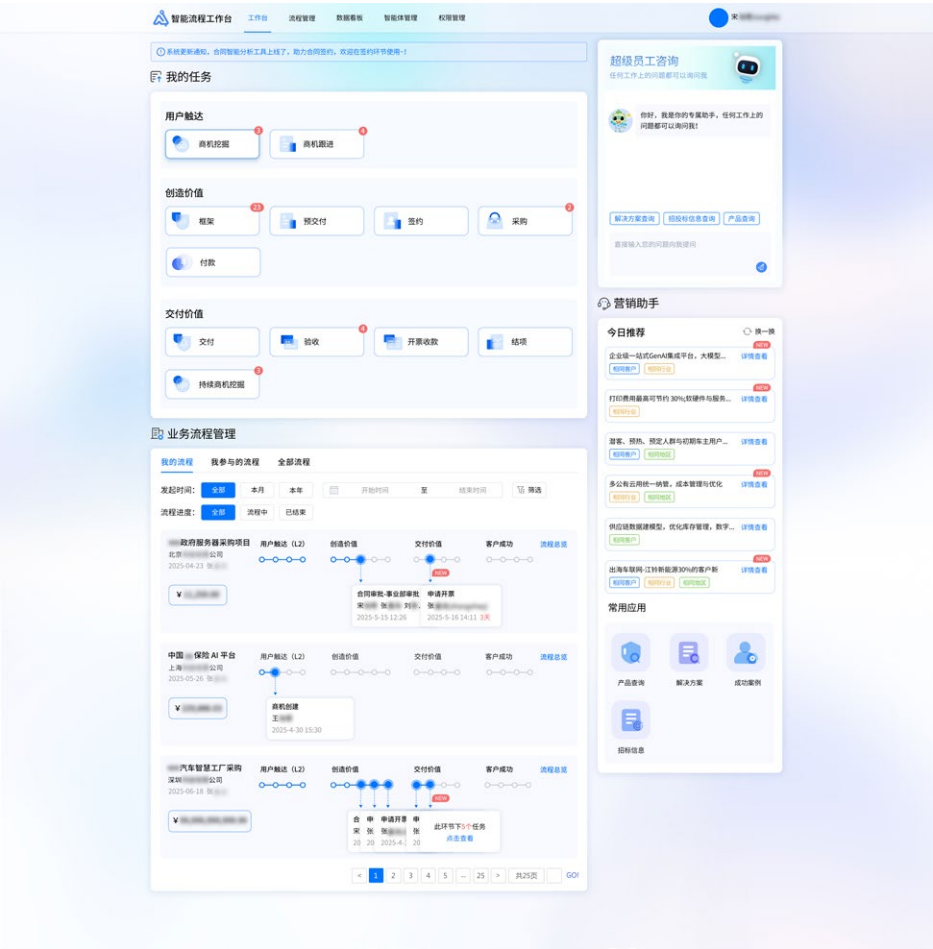
在“AI for Process”的方案中，神州数码不再以点状突破改造应用系统，而是创新性地通过智能流程工作台（流程的承载和优化）、神州问学 (Agent 中台）、以及磐云（企业服务网关）等关键组件，实现基于 AI 的业务的敏捷迭代创新。

在智能流程工作台上，通过配置，可以和各个应用系统、数据平台的页面、表单进行整合，在业务流程设计中，每一个 L5 级别的业务活动都可以对应一个页面或者表单。这样就可以实现业务流程的设计和智能流程工作台系统中体现的流程完全一致。

神州数码数字化转型新方案



以 LTC 流程为例，业务在智能流程工作台上看到的不再是 CRM、ERP、OA 系统，而是一个个设计过的面向场景的流程活动，“客户拜访”、“商机挖掘”、“开票收款”每一项都是实际的业务操作，即使是应届毕业生也可以轻松上手企业的核心关键业务。



基于智能流程工作台，业务的操作行为与流程设计完全一致，所有的业务操作都有数据留痕，充分积累了数据资产，并且通过神州问学 Agent 中台快速实现 AI 智能体搭建，并重新通过磐云企业网关发布服务，挂载在智能流程工作台的对应流程活动页面上，快速赋能业务。这样一套闭环，在神州数码可以实现 LTC 业务流程的全业务整合，通过数据不断优化，并可以在后续的其他流程中快速推广。

核心价值

避免流程设计执行两张皮，效率显著提升

大幅减少与设计不一致的流程特殊分支，节省高达 50% 的业务运营工作量。

业务数据资产

基于业务实际操作数据，充分积累数据资产。可以轻松实现多维度数据分析，比如对比金牌和一般销售的业务行为差异，提升业务能力的平均值。

AI 智能体快速赋能

基于业务行为数据和业务活动本质，快速部署 AI 能力，如为销售提供解决方案智能推荐，真正“赋能”，而不是“管控”业务。

专家访谈实录

AI 对企业流程的重构可观察到以下几大趋势：

其一，大模型能力正以惊人速度迭代发展。从最新的大模型能力报告中可以看到，无论是参数规模还是模型的核心能力，其进化节奏已缩短至月级甚至更快。这种快速发展的基座大模型，如同 PC 时代硬件性能的持续提升，将为未来企业业务发展提供强大的智能算力支撑。

其二，AI 对企业的影响并非单点改造，而是具有革命性、颠覆性的全流程重塑。我们常说的技术可分为两类，其中有一类叫做通用流程技术 (Generic Process Technology，GPT)，如计算机、电力、工业革命技术，能从根本上提升社会、企业及个人的生产效率。我认为，AI 正是这类技术的典型代表。它对企业流程的冲击不仅局限于某个点，而是从根本上的颠覆，且这些颠覆会远超出原先管理者的想象。

其三，目前，AI 对流程的改造目前仍处于起步阶段。无论是大模型的算力发展，还是企业内部流程的重构，都还在初期探索中。前面提到的企业几十上百个的推进 AI 应用就是一个很好的印证。

其四，AI 正在打破数字化时代形成的集中化趋势。过去数十年的数字化、自动化进程中，集中化是典型特征，人们通过数据集中、算力集中，进而推动云化以提升效率。但伴随着 AI 的出现，这种集中化的趋势逐渐被分散：它不再局限于在集中化框架下优提升效率，而是逐渐分散融入到每一个业务流程的各个单元之中，甚至每个单元都可以产生独立的 Agent 进行自主决策。这种分散的模式将对未来数据与算力的分配方式，带来革命性、颠覆性的改变。

—— intel 公司副总裁、中国软件生态事业部总经理 李映

第六章

AI for Process 的未来展望

在当今科技浪潮中，AI 智能体正以惊人的速度融入我们的工作与生活。作为企业管理者，必须能够想象并接受未来不同阶段 AI 智能体与人类员工协同工作的情形，引领企业在这场 AI 的变革中驶向成功的彼岸。接下来，让我们一同踏入 3 年后、5 年后乃至 10 年后的时光，探寻那时的工作场景。

三年之后：智能体初露锋芒，人机协作启航

三年后的职场，AI 智能体不再是实验室中的概念，而是已在企业中崭露头角，成为人类员工的得力助手。在日常工作流程中，智能体不仅能在数据处理、文档撰写、信息检索等基础任务上大显身手，也能开始渗透入企业流程的方方面面。

例如，市场部门的员工在策划一场营销活动时，智能体可迅速收集并分析大量市场数据，包括消费者偏好、竞争对手动态等，为活动方案提供精准的数据支持。以往需要员工花费数小时甚至数天整理的数据，智能体在短短几分钟内便能完成，且分析结果更为全面、准确。市场部的同事只需要基于智能体输出的结果，结合企业的战略，进行营销活动和市场投放规模的深入讨论。

客户服务领域也将因智能体的加入而焕然一新。智能客服能够快速响应客户咨询，解答常见问题。通过自然语言处理技术，它们能够理解客户意图，提供贴心的服务。当客户咨询产品信息或投诉问题时，智能客服可瞬间检索知识库，给出专业且准确的回答。遇到复杂问题时，智能客服会无缝转接给人类客服，同时将前期沟通信息与分析结果一并提供，帮助人类客服更快地了解情况，提升服务效率与质量。这一过程就如同一场精心编排的舞蹈，智能体与人类客服相互配合，为客户带来流畅的服务体验。当人们接起电话时，甚至很难分辨是人类员工打来的还是来自智能体的呼叫。

在这个阶段，智能体主要承担重复性、规律性的工作，解放人类员工的时间与精力，使他们能够专注于更具创造性、战略性的任务。人类员工与智能体之间形成了初步的协作关系，员工负责向智能体下达指令、监督工作进度，并对最终结果进行审核与把关。尽管智能体尚无法完全替代人类的判断力与创造力,但它们的存在已显著提升了工作效率,为企业带来了更高的效益。这种人机协作模式，如同为企业的发展注入了新的活力，让企业在市场竞争中迈出更为坚实的步伐。

这个阶段典型的 AI 渗透率是 10%-20%。

五年之后：智能体深度融入，重塑工作格局

五年之后，AI 智能体将在企业中实现深度融入，对工作格局产生深刻的重塑。此时的智能体已具备更强的自主学习与决策能力，能够承担更为复杂的任务。在项目管理方面，智能体已经可以基于企业的知识和数据，制定详细的项目计划，合理分配资源，跟踪项目进度，并及时识别与解决潜在风险。它们如同经验丰富的项目经理，能够精准协调各方资源，确保项目顺利推进。畅想一下，下一个鸟巢、东方明珠、港珠澳大桥的项目经理，可能是一个项目经理智能体，“它”学习过世界上很多太多的复杂项目实施，可以根据工程图纸、施工进度、人力与物资资源等信息，制定出最优的施工计划，并实时监控施工现场，对可能出现的工期延误、资源短缺等问题提前预警，提出应对方案。

在产品研发领域，智能体将成为创新的重要驱动力。它们能够通过对海量数据的分析，挖掘市场需求与技术趋势，为产品设计提供创意与灵感。与人类设计师合作时，智能体可快速生成多种设计方案，并根据市场反馈与成本效益分析，筛选出最具潜力的方案。在智能汽车的研发过程中，智能体可模拟各种驾驶场景，对汽车的性能、安全性与用户体验进行优化，大幅降低汽车安全的测试成本。人类设计师则凭借对美学与用户情感的理解，赋予产品独特的魅力。二者相互协作，打造出更符合市场需求、更具竞争力的产品。

随着智能体的广泛应用，企业的组织架构也将发生显著变化。传统的层级式结构逐渐向扁平化、网络化转变，以适应智能体带来的高效协作需求。部门之间的界限变得模糊，跨部门项目团队将成为常态。智能体作为连接各个环节的纽带，促进了信息的快速流通与协同工作的开展。在这样的组织架构下，员工的角色也将发生转变。他们不再仅仅是任务的执行者，更是智能体的管理者与引导者。传统的人力资源职能，除了要做好人类员工的“入”、“转”、“调”、“离”，绩效考核、培养与发展，还要做好智能体员工的绩效管理、升级迭代。组织管理的边界也会被颠覆，员工关怀与企业文化的边界也不再局限于人类。员工需要具备更高的数字素养与管理能力，能够根据业务需求，合理配置与管理智能体资源，充分发挥智能体的优势。此时的企业，仿佛是一个充满活力的生态系统，智能体与人类员工相互依存、共同进化，为企业创造出更大的价值。

这个阶段典型的 AI 渗透率是 30%-50%。

十年之后：智能体全面协同，开启超级个体时代

十年后，AI 智能体将与人类员工实现全面协同，开启一个全新的“超级个体”时代。每个员工都将成为“超级个体”，在智能体的协助下，拥有超越常人的工作能力与效率。一名市场经理，借助智能体，可同时管理多个跨地区的营销活动。智能体负责活动策划、执行、数据分析等各个环节，根据市场动态实时调整策略。经理则专注于与客户沟通、把握市场趋势、做出关键决策。在智能体的支持下，经理的工作效能将得到指数级提升，能够创造出前所未有的业绩。

企业的运营模式也将发生根本性变革。企业内部将形成一个高度智能化的生态系统，智能体之间相互协作，如同人体的各个器官，共同维持企业的高效运转。从供应链管理到生产制造，从市场营销到客户服务，智能体将实现全流程的自动化与智能化。在供应链管理中，智能体可根据市场需求预测、库存水平、物流状况等信息，自动调整采购计划、优化物流配送路线，确保企业的供应链始终保持高效、稳定。生产制造过程中，智能机器人与智能体紧密配合，实现生产的高度自动化与智能化。产品质量检测也由智能体完成，它们能够快速、准确地识别产品缺陷，保障产品质量。

在这个时代，企业与企业之间的竞争，将在很大程度上取决于智能体的运营能力与硅基员工（智能体）的占比。具备先进智能体技术与高效管理模式的企业，将在市场竞争中占据主导地位。同时，人类员工与智能体之间的关系也将更加紧密。人类员工将更多地从事创造性、情感性、战略性的工作，发挥人类独特的优势。而智能体则为人类员工提供全方位的支持，成为他们不可或缺的合作伙伴。这种人机协同的工作模式，将释放出巨大的生产力，推动企业乃至整个社会的发展迈向新的高度。

这个阶段典型的 AI 渗透率是 50%-80%。

管理者的思考与应对策略

在人工智能技术加速渗透实体经济的背景下，AI 智能体与人类员工的协同工作已成为企业数字化转型的必然趋势。作为推动数字经济发展的重要力量，企业管理者需以系统性思维构建适应未来的组织能力，从人才培养、技术创新、管理变革等维度提前布局，这既是应对产业变革的战略选择，也是实现高质量发展的关键抓手。

从人才培养维度看，构建全员“AI 素养”培育体系是人机协同的基础工程。一方面，需强化员工对 AI 技术的认知与应用能力，通过场景化培训使员工熟练运用智能体完成重复性、流程化工作，释放人力资源在创造性环节的价值；另一方面，要重点培养人机协作的核心能力，包括任务需求的精准拆解与传递、智能体工作过程的动态管控、协同场景下的问题共研与决策优化等。尤为重要的是，应引导员工聚焦创造力、复杂问题判断力、跨场景情感沟通等人类独特优势，通过持续学习构建与 AI 智能体互补的能力矩阵，在业务创新中形成“人机协同增效”的新范式。

技术范式层面，企业需以“技术赋能业务”为导向，构建多层次 AI 智能体应用体系。既要紧跟全球 AI 技术演进趋势，积极引入具备自主进化能力的智能体平台与工具，又要立足行业特性与企业实际需求，开展定制化解决方案研发，推动 AI 技术与业务流程深度融合。从实践路径看，应优先在客户服务、供应链管理、生产制造等核心场景部署智能体，通过技术创新提升流程自动化与智能化水平，同时建立技术迭代机制，确保 AI 应用始终与业务发展同频共振，为企业构筑可持续的技术竞争壁垒。

管理方法创新是实现人机协同效能最大化的制度保障。企业需打破传统科层制的管理思维，构建柔性化、扁平化的组织架构，为跨部门人机协作创造条件。在流程设计上，应明确人类员工与智能体的权责边界，建立“人类主导决策、智能体支撑执行”的协同机制，通过标准化流程与动态调整机制确保协同效率。与此同时，数据安全与伦理治理是不可忽视的底线要求，需建立覆盖数据采集、处理、应用全生命周期的安全管理体系，强化智能体算法的透明度与可解释性，在技术应用中坚守合规底线，保障企业与客户的合法权益，推动 AI 技术的负责任创新与应用。

从长远来看，无论产业形态如何演进，业务模式、管理方法与技术范式始终是驱动企业可持续发展的三大支柱，而 AI for Process 作为三者融合的核心纽带，将持续重塑企业的价值创造方式。面向未来 20 年的产业变革，企业唯有以开放姿态拥抱人机协同浪潮，通过系统性布局构建适应智能时代的组织能力，才能在数字经济的竞争中占据主动。那些能够率先实现人才、技术、管理协同变革的企业，必将在这场产业革命中成为引领者，为经济社会数字化转型提供可复制、可推广的实践经验。

声明

《AI for Process 企业级流程数智化变革》报告（以下简称“本报告”）所载内容不构成神州数码、德勤中国、中国信息通信研究院（以下统称“编撰方”）向任何主体提供的专业建议或服务。任何主体在做出可能影响自身财务或业务的决策或采取相关行动前，应咨询具备相应资质的专业顾问。

编撰方未就本报告所含信息的准确性、完整性做出任何明示或暗示的陈述、保证或承诺。任何编撰方及其关联机构、员工或代理方，均不对任何主体因使用本报告内容而直接或间接导致的任何损失或损害承担责任。

www.digitalchina.com

扫码获取蓝皮书电子版