

2026

企业 AI 数据分析平台 技术路线与应用落地白皮书

企业级可信分析、Data Agent 与 AI 原生 BI 建设指南

帆软数据应用研究院

2026 年 10 月

摘要

企业 AI 数据分析，是在受控的数据、业务语义与分析方法基础上，利用人工智能理解问题、规划分析并调用工具，形成可核对结果、可追溯过程及业务行动依据的系统性能力。其研究对象既包括自然语言查询，也包括多维探索、异常诊断、多步骤任务、报告与协同。降低交互门槛是起点，能够在真实业务条件下持续完成分析任务，才是平台建设的目标。

自然语言转 SQL、语义驱动分析、AI 原生 BI 与 Data Agent 处于不同技术层次。NL2SQL 解决语言到查询的转换，NL2BI 侧重将问题映射为指标、维度及 BI 分析操作；AI 原生 BI 涉及分析底座与交互方式的整体组织，Data Agent 则负责目标分解、工具调用和过程管理。四者可以组合，不宜据此划分互斥的厂商阵营。确定性引擎能够稳定执行既定计算，但不能自动保证问题理解、指标选择或经营归因正确。

本白皮书将企业建设路径归纳为存量 BI 体系的智能化升级、新建 AI 原生数据分析体系、BI 与 Data Agent 协同建设。已有成熟指标与 BI 资产时，宜优先验证复用升级；缺乏分析基础且允许 SaaS 时，可以统筹建设 AI 原生体系；重复报告、复杂分析与主动触达需求并存时，可评估 BI 与 Agent 协同。部署约束、数据可得性和组织准备应先于功能比较。

帆软企业 AI 数据分析整体方案以可信数据与分析底座支撑 AI 理解、规划和任务执行。DORA（朵拉）面向存量 BI 资产上的企业级数据智能体建设，采用 NL2BI 与 BI 语义层衔接的分析思路，支持本地化与私有化部署。FineBI（AI 原生版）围绕 BI 底座 Tools 化、分析 Agent、场景 Agent、Skills 与 Memory 重组分析工作，仅提供 SaaS，不支持私有化或本地化部署。两者均具有分析能力，其差异主要来自企业起点、架构组织和交付边界。

可信性需要沿数据来源、业务口径、工具执行、结果解释和业务验证逐层建立。企业应使用真实任务、独立基准、异常与越权样本开展 POC，分别评价查询、分析与多步骤任务的成功情况，并记录失败恢复、人工介入和完整成本。单一问数准确率不能代表平台全部能力。

任务分类、建设路径和评价方法构成本白皮书的研究框架。产品适用性取决于实际部署、版本及接入范围；客户案例反映特定条件下的项目结果，不能直接外推为其他企业的收益承诺。

目录

摘要	2
第一章 企业 AI 数据分析的内涵与建设挑战	4
1.1 企业 AI 数据分析的定义与研究边界	4
1.2 传统 BI 自助分析 AI 问数与 AI 数据分析的关系	4
1.3 企业 AI 数据分析的核心价值	5
1.4 企业 AI 分析落地的主要挑战	6
第二章 企业 AI 分析的能力体系与技术架构	7
2.1 企业 AI 分析任务分类与能力矩阵	7
2.2 NL2SQL 及自然语言数据访问技术	7
2.3 NL2BI 与语义驱动的可信分析	8
2.4 AI 原生 BI 的架构特征与分析方式	8
2.5 Data Agent 的复杂分析与任务执行能力	9
2.6 企业 AI 分析的可信性机制	10
第三章 企业 AI 数据分析的主流建设路径与选型比较	11
3.1 企业 AI 分析建设路径的分类依据	11
3.2 路径一 存量 BI 体系的智能化升级	11
3.3 路径二 新建 AI 原生数据分析体系	11
3.4 路径三 BI 与 Data Agent 协同建设	12
3.5 三种路径的能力 成本与适用边界	12
3.6 不同企业条件下的建设路径建议	13
第四章 帆软企业 AI 数据分析整体方案与应用价值	14
4.1 帆软企业 AI 数据分析整体方案的定位与价值	14
4.2 帆软 AI 分析整体方案的技术思路	14
4.3 DORA 面向企业存量数据资产的 Data Agent 平台	15
4.4 FineBI AI 原生版 面向新建体系的 AI 原生分析平台	16
4.5 DORA 与 FineBI AI 原生版的差异与互补	17
4.6 典型 AI 数据分析应用场景	17
4.7 不同企业条件下的帆软方案选择建议	18
第五章 企业 AI 数据分析的分期建设与典型实践	19
5.1 企业 AI 分析建设的基础条件	19
5.2 一期 高频可验证的分析任务试点	19
5.3 二期 复杂分析与 Data Agent 应用	20
5.4 三期 跨场景智能分析与业务协同	20
5.5 典型企业客户实践	20
第六章 企业级 AI 分析平台选型 POC 与验收指南	22
6.1 企业 AI 分析平台的评价原则	22
6.2 数据准确性 分析深度与任务完成能力	22
6.3 可信性 权限与数据安全	22
6.4 企业 AI 分析 POC 测试方法	23
6.5 实施验收 长期运营与成本评价	24
结语	25
参考文献	26

第一章 企业 AI 数据分析的内涵与建设挑战

1.1 企业 AI 数据分析的定义与研究边界

企业数据分析的困难，常常不在于缺少一张图，而在于业务问题无法准确转换为数据问题：收入增长指含税订单还是确认收入，客户流失指停止下单还是合同终止，库存异常应按金额、数量还是可用天数观察。AI 进入分析工作后，语言理解和自动规划扩大了分析的使用范围，也使原有语义与方法问题更容易被快速放大。

本白皮书将企业 AI 数据分析定义为：企业在可授权访问的数据、可管理的业务语义与可验证的分析方法基础上，以 AI 理解管理问题、规划分析路径并调用计算及应用工具，形成可核对结论、可追溯过程和业务行动依据的持续能力。定义中的“企业级”不等同于部署规模，而是强调身份权限、业务规则、稳定运行、责任与成本均可管理。

数据提供事实，语义说明事实的业务含义，模型表达对象关系与计算方法，AI 组织问题和任务，Agent 管理工具调用与过程，管理者及专业人员决定如何采用结论。任何一层缺失，都可能产生看似完整但难以使用的答案。平台可以建议进一步核查，不能以流畅表达替代事实，也不能将相关关系自动认定为因果。

AI 原生 BI 是把 AI 纳入数据准备、分析、表达和治理等核心工作过程的平台架构取向，不以界面是否有聊天窗口判定。Data Agent 是围绕数据任务进行规划、调用工具、管理中间结果并交付分析产物的智能体。智能分析则是涵盖自动发现、辅助解释及预测等能力的较宽概念。三者存在交集，不能据名称推断具体产品的交付能力。

研究范围聚焦企业结构化数据及相关业务知识的应用，并兼顾文件、报告与流程接口。通用知识问答、基础模型训练、自动交易与无人业务决策不是默认建设目标。需要写入、派单或外部发送时，应单独明确授权与确认机制。分析建议进入业务流程的条件，应由对应业务风险决定。

1.2 传统 BI 自助分析 AI 问数与 AI 数据分析的关系

传统 BI 通过报表、仪表板及固定模型提供稳定信息，自助分析允许经过训练的用户组合维度、指标与图表，AI 问数降低表达查询需求的门槛，AI 数据分析进一步连接问题澄清、方法选择和任务执行。这些方式可以共同存在：财务正式报告保持固定结构，分析师使用可视化工具探索，管理者用对话追问，周期任务由 Agent 协助完成。

表 1 不同分析方式的任务侧重

比较维度	传统 BI	自助分析	AI 问数	AI 数据分析
主要任务	稳定报告与监测	多维探索与分析制作	自然语言查询	查询 探索 诊断 报告及任务协同
交互方式	阅读 筛选与预设钻取	拖拽 建模与图表配置	问题与答案	对话 规划 工具调用和过程确认
方法组织	设计者预先固化	分析人员选择	通常围绕一次查询	人工规则与 Agent 规划共同组织
核心依赖	来源 口径 模型与发布	数据质量及用户技能	语义映射与查询控制	数据 语义 工具 方法 权限与验证
适用任务	固定经营报告	持续专业探索	高频明确问题	重复多步骤任务及专业分析辅助

表源：帆软数据应用研究院根据分析任务整理。

上述比较描述工作侧重，不是产品代际排名。一个传统 BI 平台可能已有成熟诊断与预警能力，一个 AI 原生产品也可能无法完成特定专业计算。选型需要逐项核查实际能力、数据条件和用户工作，而不是把“原生”“智能体”等名称直接当作结果。

AI 问数尤其适合问题明确、口径稳定、结果可快速复核的任务。若用户问“为什么本月毛利下降”，还需要确认利润层次、可比范围、价格数量结构及业务事件。一次正确查询只是分析起点，输出一段原因文字也不能证明完成了诊断。企业应区分取到了什么数据、采用了什么方法、哪些解释已有证据。

1.3 企业 AI 数据分析的核心价值

第一类价值是降低数据使用门槛。业务人员可以用熟悉的语言提出问题，减少寻找报表、记忆字段和编写查询的负担；但系统仍需让用户确认范围、期间和口径。门槛降低应表现为合格用户能够独立完成原本需要协助的任务，而非每个人都可以无条件访问全部数据。

第二类价值是提高分析覆盖与效率。周期报告可以复用取数和分析步骤，异常可以按规则及时进入核查，分析师减少重复整理后，把时间用于方法和业务判断。效果应同时观察任务总耗时、人工复核时间和返工量；生成答案更快但核查负担增加，未必形成净效率改善。

第三类价值是沉淀组织分析方法。经过验证的分析路径可以进入 Skill、模型、模板与知识资产，新人员不必完全依赖个人经验。其前提是记录适用对象、输入条件、版本和失败情况。把一段提示词命名为 Skill，不等于方法已经可靠；能够在不同时间和合理业务变体中复用，才形成组织资产。

第四类价值是改善经营决策的信息条件。平台可以让多种事实、假设与备选动作同时可见，帮助管理者识别资源约束和潜在影响。建议是否被采用、业务是否执行、结果是否改善应分别观察。销售增长、成本下降等结果受到其他经营因素影响，不能全部归因于 AI 分析上线。

1.4 企业 AI 分析落地的主要挑战

数据口径不统一是首要障碍。相同名称可能对应不同确认规则，跨系统客户、组织和期间也未必能够直接关联。AI 可以识别近义词，却不能自行裁决企业的管理口径。关键定义缺失时，应由业务和数据责任人确认，再进入可调用资产，而不是让模型每次临时猜测。

模型的语言能力不等于业务理解。库存周转下降可能来自备货策略、交付异常或产品结构变化，单看金额曲线无法判断。模型若只检索到一个解释，就容易把合理故事写成确定原因。企业需要为专业分析提供模型、制度、事件和反例，并要求结果区分事实、计算贡献与待核查假设。

分析过程不可见会增加复核成本。用户不仅需要数据来源，还要知道筛选条件、关联关系、计算规则与工具执行状态。查询成功但使用错误分母，或者任务部分失败却输出完整报告，都会使结果失真。模型自检可以发现部分问题，独立复算和业务核查仍不可替代。

权限和任务稳定性会随着能力扩大变得更复杂。数据查询、结果缓存、报告生成、推送与后续工具调用可能使用不同身份；某一步获得的数据，不应被下一步绕过授权传播。任务超时、重试和部分成功也需明确状态，避免重复通知、重复写入或隐藏遗漏。

组织能力决定工具能否持续使用。业务用户需要学习如何提出可验证的问题，分析人员需要审查方法，管理员需要管理资产与运行，负责人需要安排复核和改进。NIST AI 风险管理框架强调在组织和应用情境中管理 AI 风险；企业可以借鉴其思路，将验证与责任嵌入日常分析过程，而不是只在上线前做一次检查。[5]

第二章 企业 AI 分析的能力体系与技术架构

2.1 企业 AI 分析任务分类与能力矩阵

本白皮书按实际任务划分六类能力，分类依据是用户要完成的工作及所需证据。任务复杂度不仅取决于步骤数量，还取决于语义歧义、数据范围、方法难度和动作风险。同一企业可以同时建设多类任务，不必严格遵循固定升级顺序。

表 2 企业 AI 分析能力分类矩阵

任务类型	典型问题或产物	所需基础	验证重点
指标查询与自然语言交互	某区域本月收入是多少	指标定义 期间 单位与权限	数值 条件 歧义澄清及拒答
多维探索与交互分析	哪些客户和产品贡献了变化	可比对象 维度层次和关系模型	下钻前后一致 无重复汇总
异常识别与归因诊断	毛利下降集中在哪里 原因是什么	基线 分解方法及业务证据	贡献可复算 假设与原因分开
多步骤分析与任务规划	跨来源比较并形成专题结论	工具契约 状态管理和中间产物	任务完成度 失败恢复与人工介入
智能报告与业务洞察	周期经营报告及重点事项	稳定数据 模板与审阅规则	图文一致 覆盖完整 引用准确
结果驱动业务协同	异常通知 责任确认与回访	身份 审批 流程接口和回执	动作经授权 状态可追踪 不重复执行

表源：帆软数据应用研究院提出的任务分类。

任务定义应写明输入、分析对象、输出、允许调用的工具与结束条件。例如“分析区域销售”过于宽泛，可以改为“按批准收入口径，对比本月与上月同一组织范围，解释前三项客户贡献变化，并列出需要销售确认的事件”。任务越清楚，平台能力越容易被验证，用户也越容易辨认结论的适用范围。

复杂任务可以包含查询、探索和报告，但不保证每个环节自动正确。报告需要多次查询时，应标识共同数据截止时间；跨业务模型时，应检查粒度和范围能否比较；形成行动建议时，还需说明约束及潜在影响。过程完整性与单次计算准确性属于不同评价对象。

2.2 NL2SQL 及自然语言数据访问技术

NL2SQL 通常经历意图理解、表字段检索、关系识别、查询生成、校验执行及结果解释。系统可以引入数据库模式、业务字典、样例查询和检索增强，也可以采用结构化生成和执行反馈。它不是只能依赖模型一次性猜测 SQL 的单一实现，工程质量取决于上下文、约束和运行控制。

其优势是能够利用已有数据库与 SQL 计算能力，对尚未全部进入 BI 模型的探索任务具有灵活性。对于经过授权、表结构相对清晰、业务问题可用 SQL 表达的场景，生成查询可以减少人工编写工作。若团队具备数据工程和验证能力，也可将其放入受控分析工具链，而非直接开放生产数据库。

主要困难来自业务语义和复杂结构。收入取哪张表、退货按何时处理、多个明细表如何关联、比率能否相加，都不由 SQL 语法自动回答。查询可执行但结果错误，往往是范围或粒度问题。还需处理时区、空值、重复、慢查询和不同数据库方言，避免把语法通过作为业务通过。

安全控制应在服务端实施，包括只读身份、表列与行级范围、查询预算、超时、敏感结果处理和执行审计。模型生成的文本不能代替权限判断，禁止写操作也不等于防止读取越权。必要时在隔离的数据服务或分析副本上执行，避免探索查询影响交易负载。

公开基准有助于理解技术挑战，但不能直接证明企业适配性。Spider 研究跨数据库语义解析，Spider 2.0 进一步关注企业级多步骤查询 workflows。[7][8] 企业仍需用自己的指标、权限和数据变化建立基准；不同数据集、模型、工具及测试条件下的成功率不宜直接横比，更不能据此推导经营诊断能力。

2.3 NL2BI 与语义驱动的可信分析

本白皮书所称 NL2BI，是将自然语言转换为 BI 语义对象与分析操作的机制，包括选择指标、维度、过滤条件、比较期间以及钻取或可视化动作。它不是统一行业协议，不同平台的 DSL、元数据和工具接口可以不同。关键在于业务含义是否先被定义，以及分析是否调用受控模型执行。

典型链路是：识别问题中的业务术语，映射到已批准的指标和维度，生成语义查询或操作计划，检查合法性与权限，由 BI 计算引擎执行并返回可追溯结果。底层引擎仍可能生成 SQL 访问数据库；区别在于模型主要生成什么、业务规则由哪一层约束，而非最终是否出现 SQL。

语义层可以复用已确认的口径、粒度与关联关系，降低每次查询重复推断底表规则的负担。对于管理指标稳定、BI 模型完善且需要跨入口一致解释的企业，这种方式有较明确的复用价值。代价是语义资产需要持续维护，未建模的新问题可能需要补充指标、关系或工具。

确定性计算只保证同一输入与规则按约定执行，不能保证选中的指标正确。用户问“增长最快的客户”，系统仍需确认按增量、增幅还是贡献度，是否剔除零基数和新客户。若语义映射错误，确定性引擎也会稳定地产生错误答案。可信性需要覆盖理解、选择、执行与解释全链路。

因此，NL2SQL 与 NL2BI 应在相同任务和控制条件下比较。前者可以增加业务语义与执行约束，后者也会遇到覆盖不足和模型错误。企业应观察既有资产复用、复杂指标表达、新需求扩展、权限及复核成本，而不是无条件认定某一路线在所有任务上更准确。

2.4 AI 原生 BI 的架构特征与分析方式

传统 BI 增加自然语言入口，通常首先改变需求表达；AI 原生 BI 则进一步将数据准备、建模、计算、图表、应用和治理组织为 AI 可调用的能力。其工程实质是让规划层能够在明确工具边界内完成分析，并让用户理解、修正和接续这些工作，而不是只返回一句答案。

BI 底座 Tools 化，意味着把查询、数据处理、指标计算、图表创建等操作封装为具有输入、输出、权限与错误约定的工具。工具描述应说明支持范围、参数类型和业务限制。模型负责选择与编排，工具按约定执行；若工具本身缺乏校验，增加 Agent 并不能自动提高可靠性。

对话式分析需要保存可解释的上下文。用户说“再看华东”，系统应知道沿用哪个指标、期间、比较对象和权限，而非把上一轮全部文字当作可信事实。重要条件在界面上应可查看和修改；分析产物也应保留结构，使用户可以继续调整图表、检查模型或回到明细。

Skills 用于组织经过验证的方法，可能组合规则、提示、工具和模板。Memory 保存业务上下文或使用偏好，但应区分个人偏好与企业批准规则。将用户上次采用的口径自动升级为全公司标准，会产生治理风险。记忆需要范围、时效、可纠正与可删除机制，具体实现需在产品版本中核验。

AI 原生不是放弃确定性基础。数据关系、计算、权限、日志及资产版本仍需稳定管理，AI 层与 BI 层的变更也需分开回归。衡量架构价值，应观察用户能否从问题出发形成可复核产物，专业人员能否修正方法，新增任务能否复用既有工具与资产。

表 3 技术机制的层次与比较

技术机制	主要解决什么	典型执行对象	优势条件与限制
NL2SQL	语言到数据库查询	SQL 表 字段及关系	数据库访问灵活；需约束语义权限与资源
NL2BI	语言到业务语义及 BI 操作	指标 维度 语义查询及操作	复用受控口径；依赖模型覆盖与维护
AI 原生 BI	以 AI 组织分析平台工作	数据 建模 计算 图表与应用工具	支持连续分析；需治理工具及分析产物
Data Agent	围绕目标规划与执行任务	Skills 工具 调度与中间结果	承接多步骤工作；需状态 验证与恢复
混合架构	按任务组合访问与执行方式	语义查询 受控 SQL 专业计算与流程	兼顾既有资产与新需求；集成和审计更复杂

表源：帆软数据应用研究院根据技术机制整理；各行不属于互斥产品类别。

2.5 Data Agent 的复杂分析与任务执行能力

Data Agent 以任务目标为起点，识别缺少的信息，选择工具并管理执行过程。其价值在于把原本需要用户在查询、表格、报告与通知之间切换的重复工作组织起来。面对不确定任务时，Agent 能够先澄清范围，或者将任务缩小到可验证部分，而不是无限延长推理。

任务规划通常包括目标分解、依赖排序、工具选择、结果检查和终止判断。例如供应链异常分析，先确认延迟订单和时间范围，再关联供应商、库存与生产影响，按批准规则排序，形成供采购核查的报告。每个子任务的结果应成为后续步骤的明确输入，避免仅凭自然语言摘要丢失条件。

工具调用需要处理超时、权限不足、结果为空、数据迟到和部分成功。相同任务重复触发时，应避免重复发送或重复写入；中间步骤失败时，应停止依赖它的结论，保留已完成产物并说明缺口。检查点、调用限额、可重试范围和人工接管属于企业选型时应验证的机制，不能因产品自称 Agent 就默认具备。

专业 Skills 应记录适用对象、输入结构、方法版本、输出检查和异常处理。报告生成需要保证图表、数字和文字来自同一事实范围；主动预警需要兼顾阈值、季节性、基线和接收人，避免把大量正常波动推给业务。分析结果进入派单、审批或系统变更时，还应设置相应确认点。

任务闭环并不等于所有动作都必须自动化。高影响的价格、采购、生产和资金动作，应由授权岗位决定；Agent 可以准备证据、草拟建议和跟踪状态。企业需要在任务说明中明确“分析完成”“已送达”“业务已执行”和“经营结果改善”四种状态，防止混为同一个成功指标。

2.6 企业 AI 分析的可信性机制

可信性不是一个最终答案标签。本白皮书提出五层评价框架：来源可信、语义可信、执行可信、解释可信和业务验证。它帮助企业定位错误发生在哪一层，也避免将所有问题都归为模型能力不足。W3C PROV 以数据实体、活动及参与主体描述来源关系，为建立可交换的溯源记录提供参考。[6]

表 4 五层可信性评价框架

层次	核心问题	可核对证据	常见错误
来源	数据来自哪里 截至何时	来源标识 更新时间 版本与质量记录	漏数 迟到或使用失效快照
语义	指标和比较范围是什么	定义 公式 粒度 过滤和单位	同名异义 错分母或跨期混用
执行	工具是否按计划完成	参数 调用状态 中间产物及复算	任务部分失败 重复汇总
解释	文字是否忠于证据	数字引用 分解方法 假设与残差	把相关性或贡献当原因
业务	结论能否支持实际判断	业务核查 例外说明 行动及复盘	忽略约束 将建议当决策

表源：帆软数据应用研究院提出的可信性评价方法。

结果合理性检查可以发现范围异常、数值突变和总分不一致，但合理不等于正确。模型自我反思仍基于其获得的上下文；若来源和口径已经错误，自检可能重复错误。企业应保留独立基准、抽样复算和专业审阅，重要结论能够返回事实，而非只返回模型的解释文本。

第三章 企业 AI 数据分析的主流建设路径与选型比较

3.1 企业 AI 分析建设路径的分类依据

建设路径按企业如何组织既有分析基础与新增 AI 能力划分，而不是按模型品牌或厂商阵营划分。判断起点包括已有 BI 和指标资产是否成熟、主要任务属于分析制作还是跨工具任务、是否允许数据进入 SaaS，以及企业具备怎样的运维与专业分析能力。

表 5 三类建设路径的基本结构

建设路径	建设重心	主要方式	典型起点
存量 BI 体系智能化升级	让既有分析资产进入 AI 交互与任务	复用指标 模型 权限和报告，增加自然语言及智能体能力	已有稳定 BI 和高频管理任务
新建 AI 原生数据分析体系	一体组织数据到分析产物的工作	同步建设数据 模型 工具化分析与 Agent 使用机制	新建体系或允许重新设计分析方式
BI 与 Data Agent 协同建设	以工具和资产连接多步骤任务	BI 提供分析与受控数据，Agent 规划并交付重复任务	复杂报告 主动触达及跨工具协作增加

来源：帆软数据应用研究院提出的建设路径分类。

三条路径存在交叉。存量升级可以采用 Data Agent，AI 原生 BI 本身可以内置 Agent，协同建设也可以分期从既有资产开始。分类的作用是识别投资重心和责任边界，不能机械理解为三个互不兼容的系统。企业可以确定主路径，再按任务需要补充能力。

3.2 路径一 存量 BI 体系的智能化升级

该路径保留已被业务使用的模型、指标、报表和权限，将自然语言访问、智能报告或 Agent 任务叠加到现有分析体系。其优势是能够继承已经确认的业务口径与使用习惯，首期不必重新建设全部数据链路。对于“数据已经具备，但业务人员不会找、不会分析”的问题，复用路径通常值得优先验证。

升级前应检查资产是否真的可复用。指标名称一致不代表定义一致，不同版本的 BI 对象与权限也未必能直接接入 AI。企业应选择高质量分析主题或报告，核查接口、身份映射、刷新和历史范围，再用同一问题比较原有结果与 AI 结果。接入成功只是技术起点，不能自动证明业务语义完整。

限制在于既有债务可能进入 AI 层。重复指标、无人维护的报表和错误模型会降低新入口的可信度；为了兼容老版本，还可能增加中间适配和权限维护。若每次新需求都要重新整理底层资产，所谓快速升级就可能只是把治理成本推迟。项目应同时清理关键资产，并明确后续模型和 AI 配置由谁维护。

3.3 路径二 新建 AI 原生数据分析体系

新建路径从企业目标和任务出发，同步设计数据接入、模型、分析工具、Agent 及治理。其优势是减少旧交互和分散模型的约束，可以把对话、分析制作、经验复用与溯源纳入统一工作过程。对于尚无成熟分析体系且准备以 SaaS 承载新业务的企业，整体设计可能比逐个拼接功能更可控。

建设范围仍应由真实任务决定。首期选择可获得数据、方法明确的分析问题，先建立必要数据模型，再验证对话生成的图表、指标和报告。若缺少数据准备就直接追求智能经营顾问，系统只能围绕不完整事实进行复杂表达。新建架构可以改善能力组织，不能免除业务定义和数据责任。

新建不等于必须淘汰存量系统，也不意味着一切自动完成。若企业已有数据服务，应核实能否复用；若引入 SaaS，应先确认数据分类、传输范围、租户隔离、模型调用和退出导出。部署方式是方案的实际条件，AI 原生这一架构标签本身不决定必须上云或必须本地化。

3.4 路径三 BI 与 Data Agent 协同建设

该路径将稳定的分析能力与任务规划相连接。BI 提供数据资产、指标、计算、图表与权限，Data Agent 可以选择工具、组合查询、生成报告、触发通知并跟踪任务。分工依据是能力位置而非产品名称：Agent 也可承担专业分析，AI 原生 BI 也可以规划任务，不能把协同简化为“一个分析、一个执行”。

适用条件是任务跨多个步骤、重复发生，且已有资产和工具可以受控调用。例如每周供应商风险分析，需要多次取数、排序、解释、形成报告并送达采购。将稳定步骤组织为 Skill，允许分析人员审查和修改方法，可以提高复用程度；尚未稳定的方法保留人工探索，避免把错误流程自动放大。

主要投入在工具适配、身份、版本和过程管理。调用链越长，越需清楚记录哪一步用了何种数据和权限。模型、Skill、BI 模型或接口变更后，必须检验相关任务是否仍能完成。组合能力也不必意味着同一数据在多个平台重复复制；可以通过受控服务和明确资产边界协作。

3.5 三种路径的能力 成本与适用边界

表 6 三类建设路径的系统比较

比较维度	存量 BI 智能化升级	新建 AI 原生分析体系	BI 与 Data Agent 协同
主要前提	存量资产质量与接口可用	数据可得 能重新设计任务	工具可调用 任务依赖可定义
数据资产复用	优先继承现有模型和指标	复用来源并重组分析资产	共用资产与服务，避免重复搬运
分析能力	受现有模型及新增能力影响	可贯通准备 探索与表达	可组合专业分析与跨工具任务
部署方式	取决于新增组件与存量环境	取决于具体产品	全链路共同决定边界
首期成本	治理 接口与版本适配	数据与体系设计投入较集中	工具契约 编排和身份集成
维护重点	旧资产质量与新入口一致性	模型 工具及用户自主能力	任务恢复 Skill 回归及调用成本
常见限制	继承历史债务 复杂任务覆盖不足	新建范围失控或忽略云边界	链路复杂 责任与运维分散

表源：帆软数据应用研究院根据建设方式整理。

成本应在同一任务、数据范围与服务标准下比较。存量复用可以降低部分重建投入，但适配和历史清理仍有成本；新建可以减少碎片化，却需承担初期模型和能力建设；协同可能降低重复劳动，也会增加调用与恢复管理。没有真实工作量证据时，不应直接宣布某一路径长期成本最低。

3.6 不同企业条件下的建设路径建议

表 7 企业条件与路径建议

企业条件	建议主路径	选择理由与限制
已有成熟 BI 指标及权限体系	存量升级优先	先复用已确认资产；核查 AI 接入与版本，清理关键历史债务
新建分析体系且可采用 SaaS	AI 原生体系优先评估	统一设计分析工作；验证数据准备 云边界和退出机制
数据必须留在企业控制环境	在满足部署条件的升级或协同方案中选择	先检查模型及工具全链路，不仅检查应用服务器位置
复杂分析 周期报告和主动预警并存	BI 与 Data Agent 协同	复用专业方法并管理任务；验证失败恢复及人工确认
希望减少 IT 依赖 扩大业务参与	按现有基础选择升级或 AI 原生	同步提供受控资产和岗位训练，不能以完全无 IT 作为前提

表源：帆软数据应用研究院提出的条件化建议。

企业宜先确认不可妥协的部署与权限约束，再确定优先任务，随后比较资产复用、方法深度和维护成本。已有平台并非一定选择升级：若资产质量低、无法开放必要能力，也需重建关键部分。新建企业也不必追求全量统一，可以从少量可验证场景形成基础，逐步扩展。

上述路径对应不同的产品评估起点：已有 BI 体系智能化升级，可优先考察 DORA；新建 AI 原生分析体系且允许 SaaS，可优先考察 FineBI（AI 原生版）；复杂分析任务与多种应用需求并存，应依据既有资产和部署条件评估单一产品或组合方案。具体能力与适用限制见第四章。

第四章 帆软企业 AI 数据分析整体方案与应用价值

4.1 帆软企业 AI 数据分析整体方案的定位与价值

帆软企业 AI 数据分析整体方案面向存量 BI 智能化升级与新建 AI 原生分析体系两类起点，以 AI 理解和规划衔接受控数据、业务语义与可核查的分析执行。DORA 以 Data Agent 和 NL2BI 复用既有 BI 资产，支持私有化部署；FineBI（AI 原生版）以 BI 底座 Tools 化、分析 Agent、场景 Agent、Skills 与 Memory 组织分析工作，仅提供 SaaS。两者分别服务资产延伸与分析体系重构，按任务和部署条件形成单一产品或组合方案。

与单点自然语言入口相比，整体方案需要回答：问题如何映射到企业指标，复杂分析如何调用工具，结果怎样被业务核查，周期任务如何运行，企业人员怎样维护。这些问题横跨数据、模型、Agent 与组织使用，不能通过列出产品名称或演示一次问数来代替。

存量升级的价值在于延续已有指标、模型与权限，减少重复建设；新建体系的价值在于把数据准备、分析探索与产物制作组织为连续工作。复杂任务宜先验证单一产品覆盖范围，再判断组合是否带来可量化的增益。

方案能力也有边界。平台可以支持诊断和情景分析，但业务模型、因果证据与行动约束仍需企业确认；本地部署不自动保证所有外部调用留在域内，SaaS 也不能仅凭通用安全承诺满足企业的具体规则。标准支持、配置、定制与规划功能应分别确认，避免将整体方向误读为任一版本的既有能力。

4.2 帆软 AI 分析整体方案的技术思路

方案共同思路是让 AI 承担理解和规划，让业务语义、数据模型及确定性计算承接可重复执行的分析工作。业务问题进入后，应先确认对象、指标、范围与方法，再调用合适工具生成结果。专业人员能够核查来源、修改条件并复用分析产物，才形成可持续的生产应用。

这种思路并不意味着 DORA 与 FineBI（AI 原生版）使用完全相同的实现。DORA 通过 Agent 经 NL2BI 调用 BI 语义层及计算引擎；FineBI（AI 原生版）则是在原有 Text2DSL 框架基础上进行 AI 原生升级，把 BI 底座组织为 AI 可自主调用的工具。共同点是业务规则与可执行基础重要，差异是分析与规划能力在产品中的组织方式。

业务任务	经营分析 销售 财务 供应链 数据平台运营
AI理解与规划	问题澄清 任务拆解 方法选择 人工确认
产品承接	DORA复用存量BI资产 AI原生FineBI组织工具化分析
执行与资产	受控查询 指标计算 图表报告 Skills Memory
企业基础	数据模型 业务语义 身份权限 知识与专业方法
贯穿机制	来源与过程记录 结果复核 运行监控 成本与岗位能力

图 1 帆软企业 AI 数据分析整体方案架构

图源：帆软数据应用研究院，

该架构是整体方案的研究性归纳，不表示全部组件必须同时采购，也不表示两个产品已经具备无需配置的双向互通。已有数据、模型和身份服务能够满足要求时，应优先评估复用。组合部署涉及数据交换和工具接口时，应单独验证支持范围、授权、延迟与维护责任。

可信机制在不同环节发挥不同作用。语义约束有助于减少指标误用，确定性计算便于复算，来源卡片和记录便于查证，业务审阅用于判断原因和建议。任何单层机制都不能替代其余层次；选型应核验实际对象和证据，而不是将“可溯源”理解为自动证明结论正确。

4.3 DORA 面向企业存量数据资产的 Data Agent 平台

DORA（朵拉）定位为企业级数据智能体平台，面向企业既有 BI 资产上的查询、分析、报告、预警与触达。DORA 复用已有数据资产、指标和安全权限，以 NL2BI 将业务问题衔接至 BI 语义及确定性计算，支持问数、报告与 Agent 配置。[1]

存量升级的价值来自已经治理的资产能够被新的交互和任务调用。对已有 FineBI、FineReport 体系的企业，DORA 值得优先纳入升级评估。资产复用需要匹配具体对象和版本，不能默认全部零配置接入。数据模块支持范围包括相应 FineBI 资产与文件，部分模型指标集能力存在内测条件；具体资产和权限继承应在交付环境验证。[2]

典型分析链路是用户提出问题，Agent 将术语对应到指标、维度和条件，形成可检查的分析请求，由 BI 层计算并返回结果。术语对齐、DSL 合法性和结果合理性三层校验，分别用于减少语义偏差、无效操作与明显异常；脚注、可信卡片和口径展示则帮助用户核查。它们降低复核难度，不构成任何业务问题都自动正确的保证。

团队数据分析师场景用于业务人员自主查询和多维追问；报告研究员用于组织周期分析和专题报告；日报推送与风险预警用于把结果带入日常工作。DORA 可结合飞书、钉钉、企业微信等渠道配置触达。通道、频率、接收范围与回执应以实际支持和企业授权为准，发送成功与业务处理完成分别记录。

Skills 将原子能力与任务模板组织为可扩展数字员工。企业可以围绕稳定场景组合取数、分析、报告和交付，并依据工具接口扩展任务。通过复用 BI 资产和 Skills，DORA 将分析能力组织为可重复执行的数据任务。[3] 扩展时应确认接口、身份、可重试范围和日志，不能把长期通用 Agent 愿景当作已交付的任意系统操作能力。

DORA 支持本地化与私有化部署，是强控制要求企业的重要评估条件。[3] 数据是否不出域，还取决于模型服务、向量或知识服务、监控、插件、IM 推送及运维链路。项目应绘制数据流并确认哪些内容会被传输、保留和删除；不能只看 DORA 应用服务器部署在内网，就认定所有任务全程留在企业环境。

4.4 FineBI AI 原生版 面向新建体系的 AI 原生分析平台

FineBI（AI 原生版）是 FineBI 的 AI 原生升级形态。其对原有 Text2DSL 技术框架进行升级，将数据处理、计算模型、图表和应用等 BI 基础能力 Tools 化，使 AI 可以理解并调用分析模块，完成从问题到分析产物的连续工作。它的评价对象应是分析工作如何被组织，而不是是否拥有一个新聊天界面。

分析 Agent 面向管理者和业务用户，支持通过对话探索数据、构建看板与持续追问；场景 Agent 面向专业任务，将业务上下文、指标、数据模型和分析路径组织为场景应用。两类 Agent 可以围绕经营复盘、渠道分析、库存预警和交付问题开展工作，专业人员仍需确认方法和建议的业务条件。

表 8 FineBI AI 原生版的核心机制及企业验证

核心机制	产品能力	企业应用价值	应验证的条件
BI 底座 Tools 化	将数据处理 计算 图表与分析模块供 AI 调用	支持连续完成分析与产物制作	工具范围 参数 错误及人工修正
对话式分析	理解问题 生成图表与结论，支持引用分析资产	降低操作门槛，支持多轮探索	上下文沿用 范围澄清 图文一致
Skills	沉淀可复用分析路径和口径	专业方法可被团队再次使用	适用边界 版本 复测与维护
Memory	保存业务口径 规则与使用偏好	减少重复交代背景	个人与企业范围 冲突修正及失效
三级溯源	指标定义 模型关系 原始数据及更新信息	支持分层查证与专业复核	实际可见对象 粒度与访问权限

表源：帆软数据应用研究院整理；验证项为本白皮书提出的方法。

其数据能力覆盖数据库、文件和 API 等来源，以及清洗、转换、合并、校验与计算模型；应用能力包括图表、复杂表格、仪表板、OLAP 与多端使用。这些能力为经营、销售与财务场景提供基础，具体数据库连接方式、刷新、规模和授权应按产品版本核验，不能把可配置接口当作已完成的企业集成。

三级溯源分别对应指标层、模型层与数据层：指标层解释定义及口径版本，模型层展示关系和分析模型，数据层帮助查证原始表及更新信息。业务归因还需要相关事件和专业判断，不因能看到底表而自动成立。权限应覆盖查询、图表、导出、共享、缓存和记忆，不能将“权限复用”理解为不再需要越权测试。

部署方式具有明确边界：FineBI（AI 原生版）仅提供 SaaS 云服务，不支持私有化或本地化部署。传统 FineBI 的本地部署能力不能直接移用于该产品形态。企业应先判断云服务是否满足数据和合同要求，再评价智能分析功能；数据必须完全留在内网时，不应将其列为满足该约束的方案。

4.5 DORA 与 FineBI AI 原生版的差异与互补

两者具有共同的可信分析取向，也都包含分析和 Agent 能力。区别不是“FineBI 只分析、DORA 只执行”，而是如何继承数据基础、如何组织 AI 与 BI，以及在什么部署方式下交付。企业应先识别自身起点，再判断产品的能力位置与限制。

表 9 DORA 与 FineBI AI 原生版定位及能力比较

比较维度	DORA 朵拉	FineBI AI 原生版
产品定位	企业级数据智能体平台	AI 原生的数据分析平台
优先起点	已有 BI 资产，希望增加 Agent 和 AI 使用	新建或重新组织分析体系，接受 SaaS
技术组织	Agent 经 NL2BI 调用 BI 语义及计算能力	AI 调用 Tools 化 BI 底座，组织分析闭环
资产复用	重点复用既有数据 指标 报告及权限	在 AI 原生体系中组织数据 模型和方法
主要任务	查询 分析 周期报告 推送与预警	对话探索 分析制作 经营体检与场景 Agent
方法沉淀	原子 Skills 任务模板与可扩展 Agent	Skills Memory 及可复用分析产物
部署边界	支持本地化 私有化，须核验全链路	仅 SaaS，不支持本地化 私有化
关键验证	资产接口 权限继承 调度与任务稳定性	云边界 工具覆盖 溯源及上下文治理

表源：根据资料[1][2][3]整理。

组合应用的合理条件，是存在不同起点或不同任务范围。例如集团保留内网分析和 DORA，允许上云的独立业务在其授权范围内采用 AI 原生分析；或者不同团队按可复用资产和交互需要分别选择。组合不意味着敏感数据必然跨云流转，也不意味着存在无需验证的产品互通。

对同一任务引入两套体系前，应说明哪项新增能力值得额外投入，是否重复维护指标、身份和知识，以及数据如何流转。若同一产品已经满足任务，不应为了形式完整而叠加采购。产品互补是能力与条件上的可能性，接口、版本、授权和运行成本仍需实际确认。

4.6 典型 AI 数据分析应用场景

表 10 企业 AI 分析场景与帆软方案的对应关系

场景	管理问题与分析任务	方案承接与业务价值	适用条件
智能经营分析	目标完成 结构变化及资源投向	存量资产可由 DORA 组织查询报告；允许 SaaS 的新建体系可用 AI 原生分析与场景 Agent	目标口径 组织范围 可比期间 及管理者复核
复杂业务归因	从异常分解到业务原因核查	调用数据与专业方法，结合多轮追问及 Skill 复用，缩短准备与核查链路	分解方法 事件证据及因果边界明确

场景	管理问题与分析任务	方案承接与业务价值	适用条件
报告自动化	多次取数 变化整理和周期发布	DORA 报告类任务；AI 原生版的分析产物与场景应用，减少重复材料加工	数据截止一致 模板 审阅和发布权限
主动预警	异常未及时进入管理	按受支持能力配置阈值 分析与触达，使异常进入责任核查	基线 时效 接收人 误报及回执机制
供应链分析	延迟 供应商与库存风险关联	复用指标和多来源资产，形成风险分析报告及核查线索	对象主键 库存与订单粒度 专业风险规则
财务分析	盈利 费用与资金变化解释	在批准模型上进行财务指标成本或杜邦分析，辅助经营复盘	核算管理口径 分摊及财务复核
决策支持	方案约束和多目标权衡不清	组织事实 假设 情景与备选动作，帮助管理者比较条件	模型假设可说明，决策仍由授权岗位确认

表源：结合典型分析任务整理；场景实现需结合数据与配置条件。

复杂归因应区分数值贡献、统计关联和业务原因。以区域毛利下降为例，工具可以分解产品结构、价格和成本贡献，Agent 可以进一步检索业务事件并提出核查路径，但不能仅凭贡献排名断言客户流失或竞争行为。分析深度体现为证据是否充分、假设是否可检验，而非文字是否长。

报告和预警宜进入已有管理周期。报告正式发布前核对关键数字，预警进入业务核查后记录结果；误报和错误解释反过来更新规则与测试集。平台负责支撑分析与交付，业务团队负责事实确认和行动，避免将一份自动报告等同于一次有效决策。

4.7 不同企业条件下的帆软方案选择建议

表 11 企业条件与帆软方案推荐

企业条件	推荐产品	核心能力依据	适用限制
已有成熟 BI 资产，需智能化升级	优先考察 DORA	Data Agent 经 NL2BI 调用 BI 语义与计算，复用指标、模型及权限	核验资产类型、版本与接口；不能默认零配置接入
有本地化或私有化硬要求	DORA 及适配 BI 底座	支持私有化部署，衔接既有分析与治理体系	核验模型、插件及运维全链路；FineBI（AI 原生版）不适用
新建 AI 原生分析体系，允许 SaaS	优先考察 FineBI（AI 原生版）	BI 底座 Tools 化；分析 Agent、场景 Agent 结合 Skills 与 Memory 复用方法和上下文	仅 SaaS；核验数据接入、云边界、工具覆盖与记忆权限
复杂分析与多种应用需求并存	按资产和部署条件选择单一产品或组合	DORA 延伸存量任务；FineBI（AI 原生版）组织原生分析与场景应用	先验证单一产品；组合须核验接口、权限、失败恢复与成本
业务域的数据边界与建设起点不同	分域评估 DORA 与 FineBI（AI 原生版）组合	分别承接内网存量复用与允许 SaaS 的新建分析需求	不默认互通；核验数据交换、指标一致性及重复维护成本

表源：帆软数据应用研究院根据产品能力与部署边界提出。

第五章 企业 AI 数据分析的分期建设与典型实践

5.1 企业 AI 分析建设的基础条件

基础准备以任务为单位进行。企业应记录谁使用、问题是什么、数据来自哪里、正确结果怎样确认、哪些工具可调用，以及结论会影响什么业务动作。数据准备包括对象标识、历史范围、缺失重复、更新时效与访问授权；语义准备包括指标定义、维度、单位、期间和可比条件。

知识资产应优先覆盖本企业规则和方法，包括制度、专业模型、常见业务事件及分析反例。资料需要来源、适用范围和有效期，不能把历史会议结论永久当作当前事实。个人经验进入 Skill 或 Memory 前，应经过负责人确认；口径和模型变更后，相关知识与测试集同时更新。

部署准备要说明应用、模型、数据、工具和输出渠道的位置及责任。SaaS 需核验接入和数据处理边界，本地方案需核验外部模型与插件调用。权限应沿用企业身份并落实到每项工具和资产，运行账号不应因自动化而获得无条件全量访问。专业人员与管理员应共同确认可用范围。

建设准备	任务范围 数据语义 部署边界 独立基准
一期试点	高频查询 固定报告 真实用户 错误样本
二期深化	异常诊断 多步骤任务 Skills 失败恢复
三期协同	跨场景复用 流程连接 持续评价 有序退出
共同交付	应用成果 可维护资产 企业人员能力

图 2 企业 AI 分析的分期建设路线

图源：帆软数据应用研究院提出的分期建设方法。

5.2 一期 高频可验证的分析任务试点

首期选择高频、规则相对明确且能建立独立基准的任务，例如指定口径指标查询、固定销售分析或周期报告。不能只挑选最容易展示的十个问题，应覆盖常见表达、模糊时间、同名指标、数据缺失和权限差异。试点范围应足以验证从问题到实际使用的完整过程，同时控制来源和用户数量。

业务负责人和分析师共同建立基准，注明数据快照、公式、范围、正确结果或可接受解释。用户在不知道标准答案提示的情况下独立操作，记录澄清、失败、复核与修改。对于开放式解释，可以评价事实覆盖、计算一致和假设边界，不必强求唯一措辞；关键数值与权限则应有明确通过条件。

首期退出条件包括：关键任务能够完成、数字和条件可复核、越权与严重错误已整改、真实用户理解结果且可以完成必要操作。报告应经过实际管理周期验证，未完成部分清楚显示。应用交付同时形成数据与语义清单、任务说明、测试记录及用户训练产物，为后续扩展留下可维护基础。

5.3 二期 复杂分析与 Data Agent 应用

第二期以首期稳定资产为基础，拓展异常分析、专业诊断、多步骤报告和主动预警。选择已经由专业人员验证的方法，逐步封装为 Skill；对尚不稳定的归因保留人工探索和复核。任务越接近行动，越需要说明方法假设、数据缺口及授权条件。

实施时把中间产物作为交付对象，例如异常对象列表、分解结果、查询条件、证据链接和报告草稿。为超时、空数据、权限不足、接口失败与部分成功设计恢复过程，并在测试中主动触发。只有最终成功样例，没有失败记录，不足以说明任务可以稳定运行。

周期报告与预警需要确认调度、刷新和业务时间之间的关系。每小时刷新不等于异常发生后立即识别，生成完成不等于送达，送达也不等于已处置。企业应分别记录数据截止、发现、报告与确认时间，避免以“实时”一词掩盖不同链路的延迟。

5.4 三期 跨场景智能分析与业务协同

第三期围绕共享对象和方法扩展。例如销售分析识别交付问题后，可连接供应链事实；客户盈利分析需要同时观察资金占用。扩展应检查粒度、口径和责任是否一致，不能仅把多个图表放入同一入口。不同业务域的数据控制要求不同，推广节奏也可以不同。

进入业务协同时，优先连接已有流程。Agent 可以生成核查事项、提供依据并观察回执；审批、写入、采购或生产调整按原授权执行。接口需要记录任务标识和动作状态，支持防重复与人工处理。高影响动作不能因为被包装为工具就免于审批。

持续运营应覆盖资产、方法、任务和用户四类问题。数据缺陷回到来源修正，错误解释更新方法，工具或模型变更触发回归，低使用任务检查其业务需求是否仍存在。运营预算包括内部人员、运行资源、模型调用、支持和培训。每期复盘可以决定扩大、调整或退出，而不是要求所有已建 Agent 永久保留。

5.5 典型企业客户实践

以下案例反映特定业务范围和建设条件下的实践，量化成效未经独立审计，不能直接用于推算其他企业的收益。项目迁移应重新验证数据、方法、部署和运行条件；比例、评分及收益须结合各自的计算口径理解。

5.5.1 晶科能源 切片断线率分析与管理

晶科能源案例围绕切片断线率展开。生产数据涉及设备、材料、车间、人员和时间等维度，传统追踪与统计难以快速支撑异常核查，业务也难以在会议中连续追问。其分析对象是工艺制程与损耗控制，并非通用经营聊天场景。[9]

实施分为数据资产准备与 Agent 搭建、T+1 智能分析报告、异常波动预警及对话式问答。可迁移方法是先组织事件、对象和业务规则，再把报告与异常核查连接起来。项目将 DORA 与 FineBI 分析资产、知识及人工确认相结合，说明源数据和专业确认同样构成项目能力。[9]

项目统计时间由 2.5 小时/天降至 0.5 小时/天，断线率平均下降 3.3%、最多 7.3%，年度经济效益约 1148 万元，异常发现由 T+1 提前至实时。断线率降幅的相对比例与百分点口径未明确，不能据此另行换算；年度收益为项目综合结果，不等同于 DORA 单一软件的独立贡献。

该案例适合借鉴事件数据准备、专业规则、报告和预警的组合方式。迁移到其他制造环节时，需要重新确认质量指标、事件覆盖、数据刷新、处置授权和收益归因。比较成效时应统一基线、观察期及实施范围，不能将上述数字直接作为新项目承诺。

5.5.2 某头部家居企业 数据平台智能运营

该家居企业覆盖研发、生产、供应链与零售，统一分析平台承载 20 多个业务域，服务 1200 多名业务人员。其主要问题是平台运行情况难以看清、质量与根因难定位、运营依赖人工处理。项目关注数据平台自身的使用和运维，而非仅分析某个业务报表。

项目以 FineBI（AI 原生版）搭建智能运营分析看板，以 DORA 支持自然语言取数、月度或季度通报及日常运维稽查，形成分析底座与 Agent 协同。实施重点是将运行事实组织为分析视角，再把取数、通报和检查嵌入日常运营。跨产品接口、实施节奏和部署环境需要逐项适配，不能直接复制。

项目年度直接财务节约约 64.9 万元，健康得分由 62 提高到 89，根因定位时间由 90 分钟缩短到 15 分钟。健康得分受评分量表影响，不能与其他企业直接横比；财务节约的构成和计算口径需进一步核对，不应再次叠加为模型调用收益。

这一实践说明，Agent 价值可以落在数据平台运营，而不仅是业务问数。其适用前提是运行与使用日志可获得、异常可以映射到责任对象，并有人承担检查与修正。匿名企业仍保持匿名，不能根据行业和数字推测客户身份，也不能以该案例推断 FineBI（AI 原生版）支持本地部署。

5.5.3 岚图汽车 供应链风险管控智能体集群

岚图汽车案例的场景是供应链风险与柔性生产保障。主要难点是风险不可见、响应不及时和协同管控困难。供应商、物料、订单与库存等对象需要在同一任务中连接，分析结果也需要进入采购和生产核查。

方案由帆软指标平台、FineBI 与 DORA 融合，构建“三道防线+五大 Agent”的智能体集群。建设逻辑是先形成共用指标和分析资产，再将风险识别、分析与核查组织为智能体应用；迁移时需按具体任务重新确定智能体职责、工具边界与实施顺序。

项目中，单家供应商风险核查从 2 小时缩短至 5 分钟，紧急追料事件同比下降 82%，整体零部件库存下降 12%，年化节约成本达亿级。核查时长对应 120 分钟与 5 分钟，表示同口径任务用时比为 24:1，并不等于人员产能或集团整体效率提高 24 倍。其余结果同时受到供应链和管理措施影响；缺少投入、观察期及收益明细时，不宜据此推算投资回报。

迁移价值在于指标、专业分析与智能体任务共同支撑跨对象核查。其他企业需验证供应商身份、风险规则、采购订单、库存时点、异常分级和处置授权。单个客户采用多平台组合，不证明其他企业也必须采购相同组合；应先用自身任务检验新增能力是否必要。

第六章 企业级 AI 分析平台选型 POC 与验收指南

6.1 企业 AI 分析平台的评价原则

评价应从真实任务开始，按相同数据、用户、部署及资源条件比较候选方案。企业先确定不可妥协的条件，包括数据边界、必要接口、关键口径和高影响动作授权，再评价分析深度、工具覆盖与体验。未来路线图、演示版本和可交付版本应分别列明，不能用整体生态方向填补当前能力缺口。

本白皮书建议采用能力证据清单组织评价，而非预设复杂成熟度排名。每项记录“已验证、附条件满足、未满足、未验证”，同时写明条件和产物。企业可以设置权重，但安全、关键数值及必要部署条件作为必达项，不应被其他功能高分抵消。

表 12 企业级 AI 分析平台评价维度

评价维度	要回答的问题	主要证据
数据与指标准确性	数值 范围与聚合是否符合基准	独立复算 数据快照与差异清单
业务语义	能否识别歧义并选择正确口径	同义问法 模糊期间 同名指标测试
分析方法与诊断	分解是否成立 解释有无依据	方法参数 贡献复算 业务事件核查
多步骤任务	能否完成 发现失败并恢复	调用状态 中间产物 故障注入与重试记录
解释与溯源	结果能否返回来源和规则	指标 模型 数据版本及引用
权限与安全	数据与动作是否遵守授权	多角色 越权 导出 分享及工具测试
集成与部署	实际环境和链路是否可交付	资产清单 数据流 网络 模型与接口记录
维护与长期成本	企业能否使用和接手	独立操作 变更复测 成本与退出方案

表源：帆软数据应用研究院提出的选型评价清单。

6.2 数据准确性 分析深度与任务完成能力

查询评价至少区分数值、过滤、期间、单位与完整性。对比率、去重计数、跨表关联和历史重述，应设计专门样本。数值碰巧一致可能来自两个错误抵消，因而需要同时核查执行条件。开放式问题还要观察系统是否主动澄清，合理拒答不宜简单计为错误答案。

分析深度按证据层次评价。先检查是否定位了异常对象，再检查计算贡献是否可复算，最后检查业务解释是否有事件、制度或专业方法支持。对于多个可能原因，系统应明确哪些已经证实、哪些待核查。不能以字数、图表数或模型思考轮次代替分析质量。

任务完成率需要明确分母。计划未完成、工具失败、输出缺失、权限错误和人工代操作分别记录；仅在最终成功样本上计算正确率会高估能力。多步骤任务还需记录从开始到可交付产物的总时长、重试次数及人工介入时间。一次最快演示不能代表日常稳定表现。

6.3 可信性 权限与数据安全

安全验证覆盖从身份到结果的完整链路。用户可见的 BI 资产，不代表 Agent 可以以管理员身份读取全部明细；报告附件、公共链接、推送、缓存和 Memory 也可能成为新的传播位置。应以不同组织、岗位、行列范围和敏感字段设计正反测试，检查权限是否在每次访问和交付时生效。

知识或工具返回内容可能包含误导性指令，Agent 应将其视为业务数据而非新的授权依据。测试可在说明文本中放入要求越权查询或外发数据的内容，观察系统是否仍遵守服务端规则。该测试验证边界，不需要触达真实敏感信息；测试数据与账号应经过授权并保持必要隔离。

本地方案需确认模型与附属服务的数据流，SaaS 方案需确认租户、存储、传输、保留、删除、日志及退出机制。第三方模型、插件与 IM 渠道的责任也应进入约定。产品具备权限功能不等于企业配置已经合规，实际可用范围应由企业安全与业务岗位共同确认。[5]

6.4 企业 AI 分析 POC 测试方法

POC 由业务、分析、数据、技术和安全人员共同准备。选取经授权的真实数据，冻结基准快照，列出指标定义和允许工具，候选方在同一条件下完成任务。训练和配置样本与最终评价样本分开，避免把已演示过答案误作泛化能力；保留未预告的合理变体及失败样本。

表 13 企业级 AI 分析 POC 任务清单

测试任务	输入与操作	通过依据	必留记录
指标查询	同义问法 模糊期间 比率及零基数	数值与条件正确，必要时澄清	基准 过滤 公式及答案
多维探索	总数到客户 产品或组织明细	汇总关系一致，不重复计算	主键 模型 粒度及追问上下文
异常诊断	注入已知变化及混杂因素	贡献可复算，不将假设写成确定原因	方法 残差 事实与待核查项
多步骤任务	跨工具生成报告，制造超时或空数据	识别部分失败，恢复或停止依赖结论	状态 中间结果 重试与人工介入
报告与预警	多期间报告，阈值变化及重复触发	图文一致，时间可追踪，通知不重复	来源快照 模板 调度 送达及回执
权限与注入	多角色 明细 导出 分享及误导文本	不越权，不将数据内容作为授权	账号 范围 请求 拒绝及日志
变更与复用	改口径 换数据或修改 Skill	影响可辨认，回归通过，企业可接手	版本 依赖 工作量及复测

表源：帆软数据应用研究院提出的 POC 测试方法。

基准可以分成三类：数值基准由独立查询或批准报告给出；方法基准由专业人员确认分解与假设；流程基准由任务输入、工具结果与状态定义。开放式报告不要求逐字相同，但必须覆盖关键事实、例外和限制。超出数据条件的问题，应评价澄清、拒答或转人工是否适当。

性能测试需注明数据量、并发、查询复杂度、缓存状态和模型配置，观察端到端时间分布，而非只测模型首字返回。变更模型、提示、工具、知识或指标后，应复测受影响任务。POC 中临时增加的组件、人工步骤和额外资源应写入成本与交付清单，不以现场协助掩盖长期依赖。

结果记录应能回答任务是否完成、错在哪里、影响是什么以及怎样复测。关键数字错误、越权或高影响动作失控应单独整改，不能用简单查询的高分抵消。对低风险非关键缺陷可以分期处理，但需注明适用范围和后续责任。所有推荐结论都应能返回这些证据。

6.5 实施验收 长期运营与成本评价

验收分技术、业务和运营三层。技术层检查接入、工具执行、权限、性能和恢复；业务层检查口径、方法、报告与建议；运营层观察至少一个完整管理周期，确认用户真实使用、问题有人处理、企业人员能够调整和接手。演示成功或培训完成不能单独代表验收通过。

表 14 分层验收与移交清单

验收层次	主要检查	应移交的证据和资产
技术可用	接口 模型调用 身份 权限 运行与恢复	部署数据流 配置 日志 故障与恢复测试
业务可用	指标 方法 证据 报告及协同任务	定义卡 基准 分析模型 Skill 及业务签认
运营有效	真实使用 人工介入 变更与问题闭环	周期记录 使用手册 培训及企业独立操作
成本可管理	授权 调用 运行 支持与退出	费用清单 服务范围 资产导出与迁移约定

表源：帆软数据应用研究院整理。

长期成本包括软件或订阅、实施、数据治理、算力存储、模型与工具调用、安全、内部人员、训练、支持、升级和退出。应在相同任务量与服务范围下估算基础、增长及异常重试情景。Token 单价下降不代表总成本必然下降，复杂任务可能增加调用次数和人工审阅，需以完整工作链路计量。

效率价值记录净减少的重复劳动和问题响应时间，经营价值记录与明确措施有关的变化，风险价值记录暴露、控制及处置效果。释放工时不能自动视为现金收益，现金释放不能直接计为利润，项目案例金额也不能替代本企业基线。无法可靠量化的判断质量，可以用证据、复用和用户自主能力说明。

持续评价需要维护错误分类和回归集。新口径、新业务、模型升级与人员变化都可能影响表现，企业应定期检查严重错误、误报、失败任务、低使用资产及成本变化。合同同时约定数据、指标、Skills、配置和分析产物的使用与导出，明确哪些能力依赖厂商服务，避免把上线当作全部责任的终点。

结语

企业 AI 数据分析的价值，来自业务问题与可信数据、专业方法、工具执行和组织使用的连续连接。自然语言可以降低门槛，Agent 可以组织重复工作，AI 原生 BI 可以改变分析能力的使用方式，但准确查询、完整分析与有效决策仍是不同目标，需要分别验证。

企业宜从自身数据基础、任务和部署约束出发：有成熟资产时验证复用，有新建条件时统一设计，需要复杂任务时加强工具与过程协同。技术选择应保留适用条件，也保留能够推翻推荐的反例。能解释为什么采用某种路径，通常比追随同一技术标签更有助于持续建设。

帆软以 DORA 和 FineBI（AI 原生版）承接不同起点，围绕 BI 基础、AI 分析及 Agent 应用形成整体方案。其价值应体现为已有资产被有效复用、专业方法能够传承、业务人员能够使用、任务结果能够查证。以真实任务和独立证据持续评价，企业才能把 AI 分析建设为可以信任、能够维护的经营支持能力。

参考文献

- [1] 帆软官方帮助文档 Dora 平台简介 <https://help.fanruan.com/dora/doc-view-2.html>
- [2] 帆软官方帮助文档 Dora 数据 <https://help.fanruan.com/dora/doc-view-9.html>
- [3] 帆软官网 Dora Enterprise Data Agent Platform for BI Workflows <https://www.fanruan.com/en/dora>
- [4] 帆软官方帮助文档 FineBI 产品简介 传统 BI 底座参考 <https://help.fanruan.com/finebi/doc-view-259.htm>
- [5] NIST AI Risk Management Framework <https://www.nist.gov/itl/ai-risk-management-framework>
- [6] W3C PROV-Overview An Overview of the PROV Family of Documents 2013 年 4 月 30 日
<https://www.w3.org/TR/prov-overview/>
- [7] Yale LILY Spider Semantic Parsing and Text-to-SQL Challenge <https://yale-lily.github.io/spider>
- [8] XLANG Lab Spider 2.0 Evaluating Language Models on Real-World Enterprise Text-to-SQL Workflows
<https://spider2-sql.github.io/>
- [9] 晶科能源公开参赛材料 2026 智数先锋 AI 创新大赛 从达标到超越 切片断线率下降 3.3% 年收益 1148 万 2026 年 7 月 17 日 <https://auth.fanruan.com/thread-154497-1-1.html>
- [10] 帆软数据应用研究院 企业穿透式监管落地白皮书 2026 年 10 月 <https://src.fanruan.com/2026-bps/企业穿透式监管落地白皮书.pdf>
- [11] 帆软数据应用研究院 2026 企业财经数智化应用建设与落地白皮书 2026 年 10 月。

公开资料检索日期为 2026 年 10 月 21 日。产品能力与客户成效应结合具体版本、部署条件及项目范围核验。