

# 构建AI驱动的可执行决策系统

## 企业级数字孪生建模与AI架构实践

演讲人：罗小江

用友网络/ 副总裁

AiCon  
全球人工智能开发与应用大会

# 目录

- 01 企业AI的应用趋势及核心挑战
- 02 “业界传奇”Palantir
- 03 基于业务建模驱动AI决策的技术架构与实践
- 04 企业级场景实践思路分享

# 极客邦科技 2026 年会议规划

促进软件开发及相关领域知识与创新的传播



参会咨询



查看会议

北京

1200人

**QCon**

全球软件开发大会

会议时间：4月16-18日

- Agentic Engineering
- AgentOps
- 下一代模型架构与推理优化
- AI 原生基础设施
- 知识工程实践
- AI 安全

深圳

1000人

**AiCon**

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：8月21-22日

- Agentic AI
- 轻量化与高效推理
- 多模态应用
- AI + IoT 场景实践
- AI 工业化落地

北京

1000人

**AiCon**

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：12月18-19日

- 大模型架构创新
- 多模态 AI 产业融合
- 具身智能
- AI for Science
- 大模型安全

4月

6月

8月

10月

12月

**AiCon**

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：6月26-27日

- AI Infra 系统工程
- 多 Agent 协作与实践
- 多模态融合
- 模型训练与推理创新
- 数据平台与特征服务

上海

1000人

**QCon**

全球软件开发大会

会议时间：10月22-24日

- AI Agent
- Vibe Coding
- 智能可观测
- 推理基建
- 模型攻防
- AI x 创造力

上海

1200人

# Q1 企业AI的应用趋势及核心挑战

当前阶段大多数企业存在的决策黑箱困境



# AI从效率工具到决策引擎的演进：从“数据智能”走向“决策智能”

## ① 核心目标

描述“发生了什么”和诊断“为什么发生”

## ② 技术代表

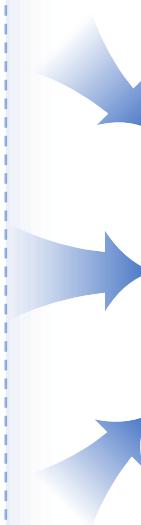
传统BI、RPA、RAG 1.0、监督学习模型

## ③ 人机关系

效率工具/被动辅助：人是决策主体，AI是信息提供者

## ④ 应用场景

报表生成、数据查询、简单流程自动化



## ① 核心目标

预测“将发生什么”和规范“应该怎么做”

## ② 技术代表

Agentic AI、多智能体系统、强化学习、规范性分析

## ③ 人机关系

决策引擎/主动代理：AI参与决策，甚至自主执行

## ④ 应用场景

复杂任务分解、实时风险预警、自主交易、策略优化

Transforme  
2017

ChatGPT爆  
火  
2022年底

DeepSeek V3发  
布  
2024年底



# 业务管理中的“决策黑箱”

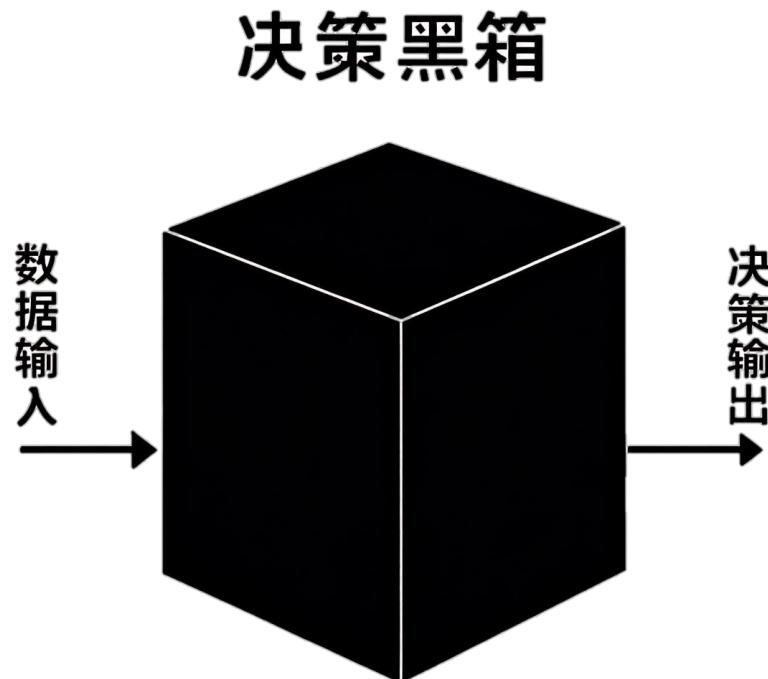
## 双重黑箱

### 传统黑箱（人为主导）

依赖于少数专家的隐性知识和个人经验，流程不规范，导致决策路径难以复制和传承。

### AI黑箱（模型主导）

随着AI模型的复杂化，模型给出的结果缺乏可解释性，使得AI的建议难以被信任和采纳。



## “三维”成因

### 数据割裂

数据分散在异构系统中，缺乏统一的数据血缘和知识图谱。

### 流程不透明

业务流程依赖人工干预和跨部门沟通，缺乏自动化和标准化，导致决策路径长且易出错。

### 信任缺失

无论是专家经验还是AI模型，其决策逻辑都难以被审计和验证。

## 效率低下

决策周期长，大量时间用于信息检索和交叉验证。

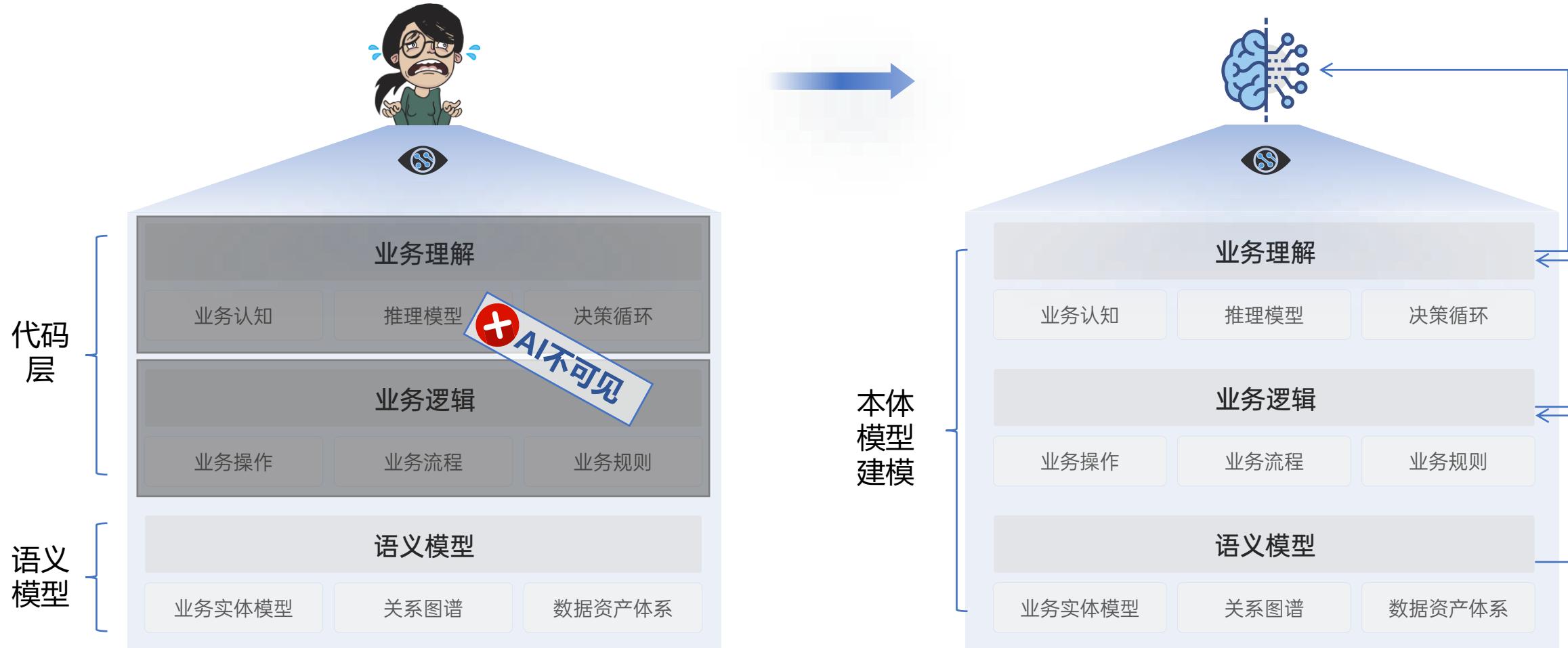
## 风险积聚

合规风险、供应链风险等因缺乏透明度而难以被及时发现和预警。

## 知识断层

成功或失败的决策经验无法结构化沉淀，难以形成组织记忆和持续学习。

# 解决之道 | 让企业AI在数据层面进行全局视野进化

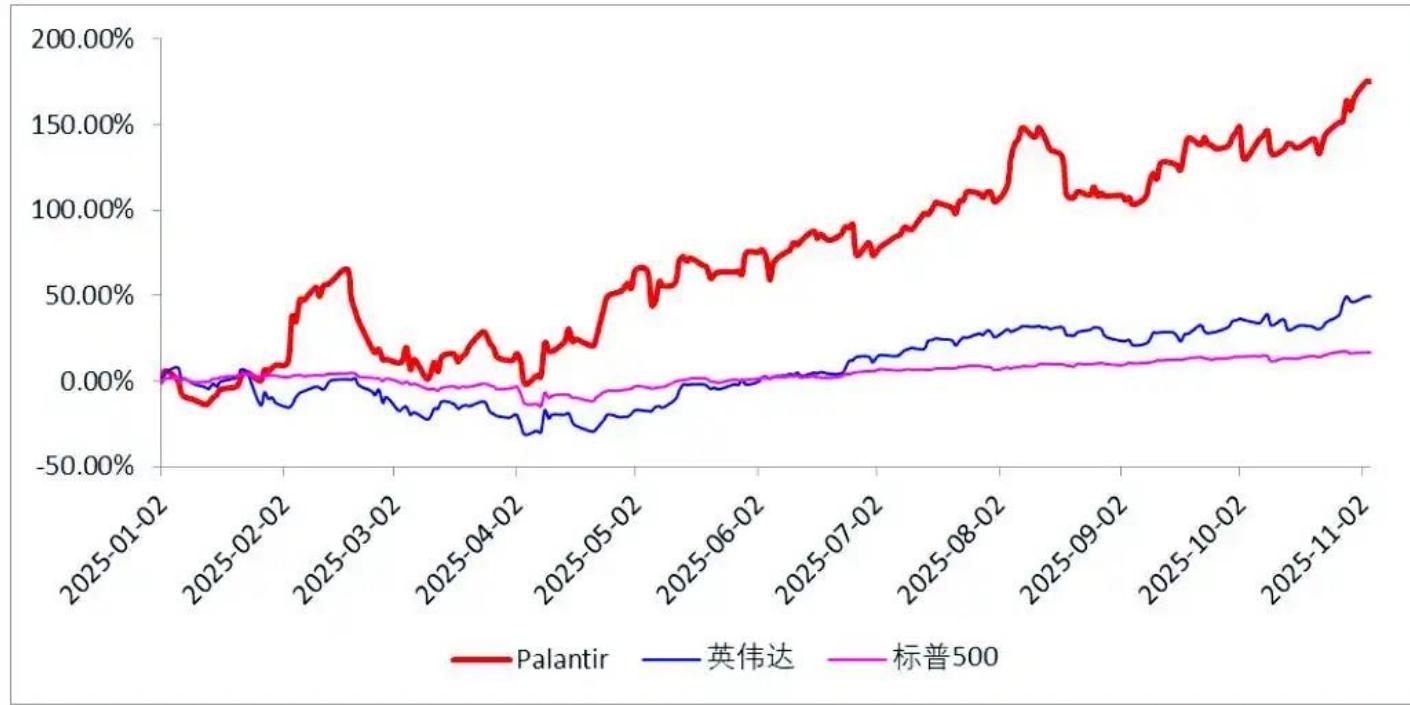


# Q2 “业界传奇”Palantir

基于业务“本体”的业务数字孪生



# “美国国运股”Palantir，2025商业领域收入暴增121%



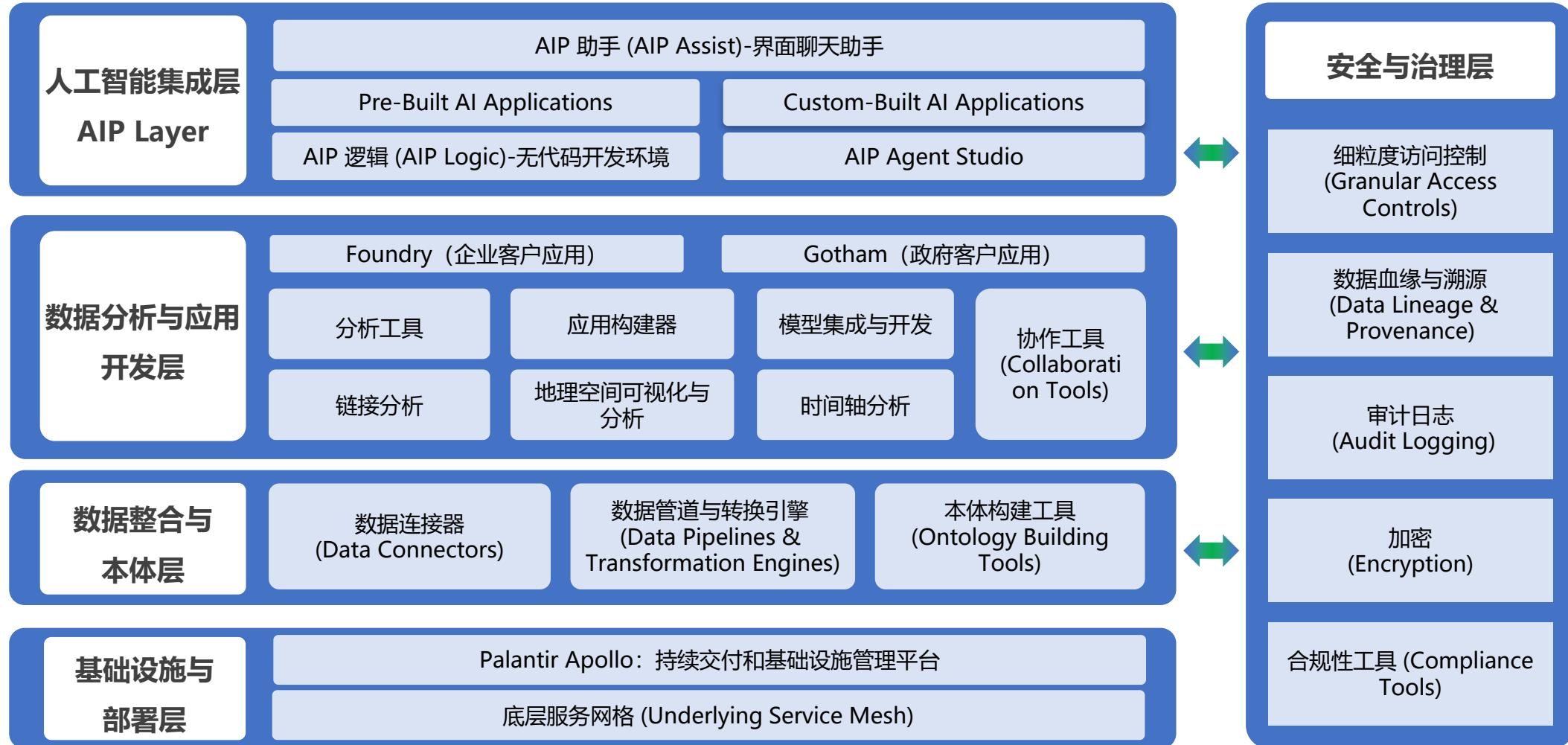
数据来源：iFind

Palantir的股价在11月3日创下了207美元的历史新高，市值超4000亿，今年以来的涨幅已超过165%，**远超AI浪潮中的佼佼者英伟达**





# Palantir的核心产品架构

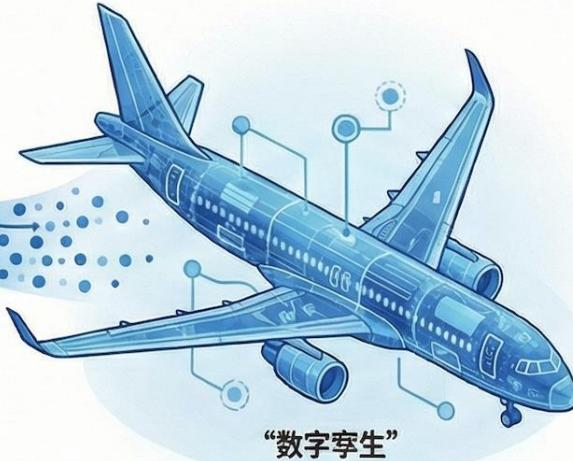


# 从数据到决策:Palantir Foundry如何优化飞机制造流程

数据



第一步：构建本体模型  
(Ontology)



第一步：构建本体模型  
(Ontology)

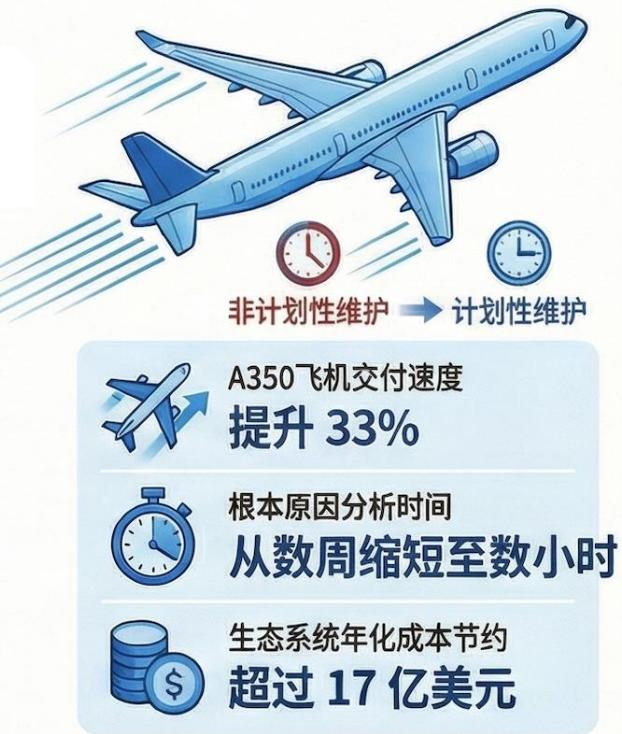
整合设计参数、生产线传感器、质量检测记录等多源数据、构建制造流程的“数字孪生”。

第二步：赋能AIP决策体系



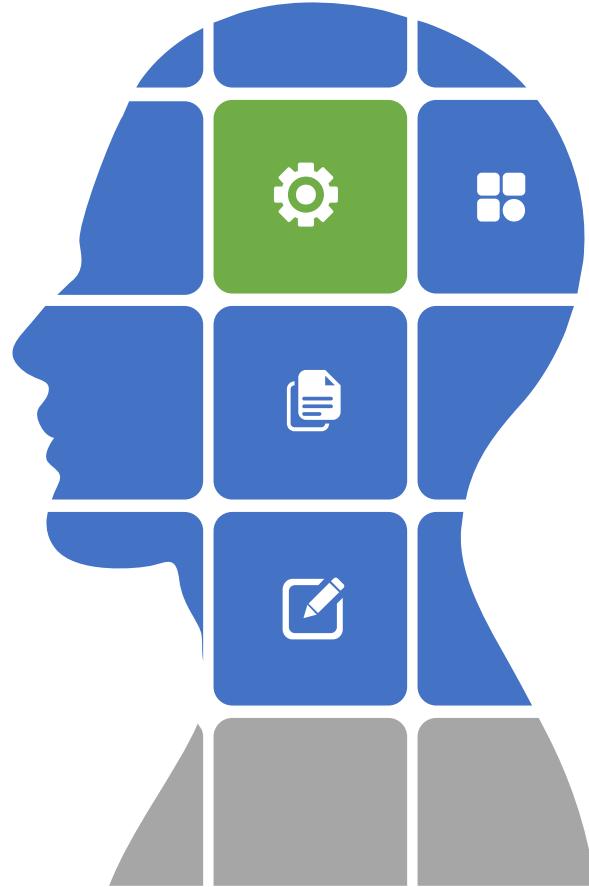
第二步：赋能AIP决策体系  
整合统一的数据模型上，为团队提供单一视图，支持根本原因分析、模拟推演和预测性维护。

第三步：提升生产效率



第三步：提升生产效率  
通过数据驱动的协同工作，将非计划性维护转为计划性维护，从而加速生产与交付。

# Palantir 在当前高速发展下面临的隐患



## 大模型与企业应用的 GAP

AIP更多停留在交互层，未真正重构决策中枢，未深度的用到大模型的能力，尤其是多模态模型、世界模型等垂类大模型的能力。

## 核心场景集中与新场景边缘化的 GAP

长期聚焦国防与超复杂场景，产品重、启动慢，难以适配中轻量、高频、快速验证的新兴AI应用场景。

## 规则系统与开放环境的 GAP

Palantir依赖可建模、可枚举的封闭世界假设，而真实业务环境高度开放、快速变化，规则与本体维护成本失控。

## FDE落地模式与人才的 GAP

高度依赖顶级FDE深度交付，成功率高但不可规模复制，与AI时代平台化、自助化交付趋势冲突。

03

## 基于本体论驱动AI决策的架构实践

如何构建基于本体的“数字孪生”支撑企业决策体系

# 基于数据BI的企业决策架构存在的问题

领导决策层

经营数据智能预警、  
企业标准化、  
经营数据可视化、智  
能图表

执行管理层

流程审批  
数据审核  
项目监控  
成果评审  
业务监控

业务执行层

流程发起  
数据填报  
项目执行  
成果提交  
业务执行

供电服务  
售电服务  
综合能源服务  
.....

业务运营  
销售管理  
采购管理  
设备管理  
其他...  
协同办公  
财务管理  
人力管理  
安全管理  
物资管理

指标+决策

数据

应用



## 存在的问题

### 认知深度不足

核心是数据的聚合、统计和可视化，能够解释数据的相关性，但缺乏业务逻辑

### 语义理解能力缺失

BI系统无法理解业务语言，只能处理的是结构化的数据表

### 推理和泛化能力受限

BI的分析模式相对固定，主要依赖于预设的分析维度和指标。面对新的问题，BI系统往往无能为力

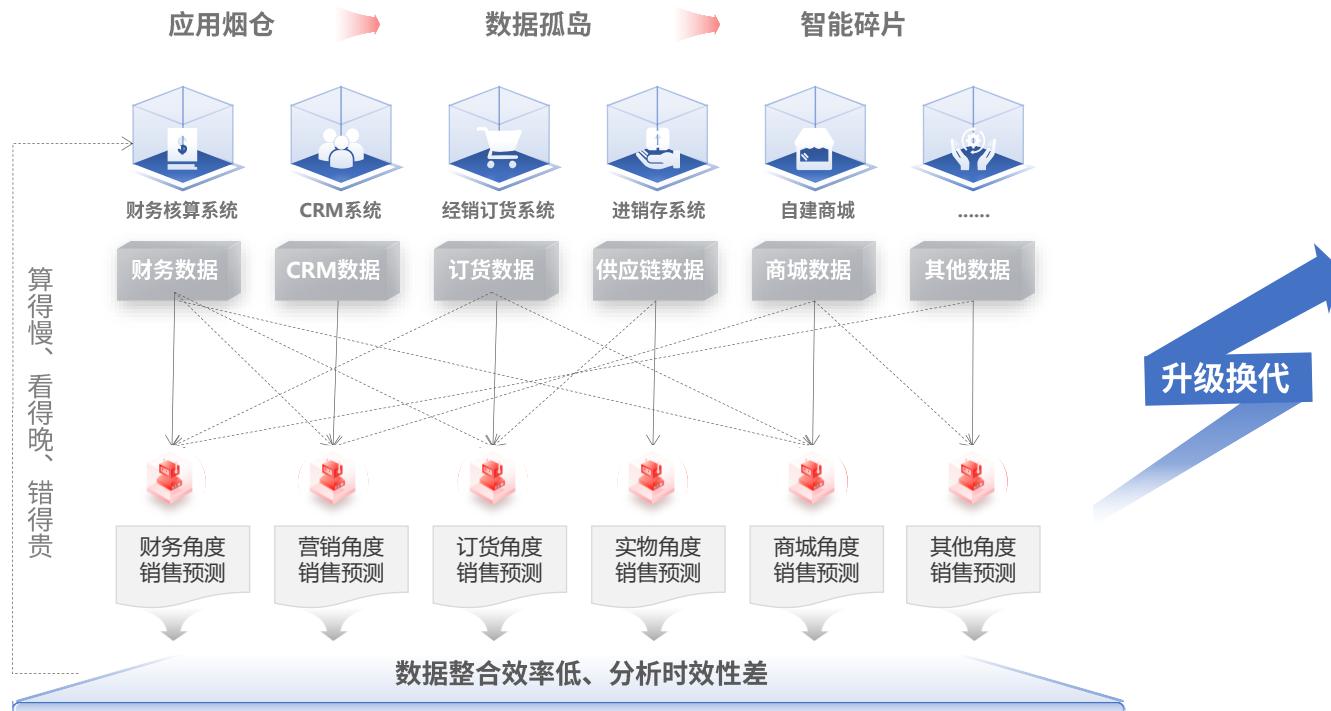
### 自动化程度低

能告诉你“发生了什么”，但不能告诉你“应该怎么办”。

# AI时代商业VS传统IT | 架构升级换代是必然

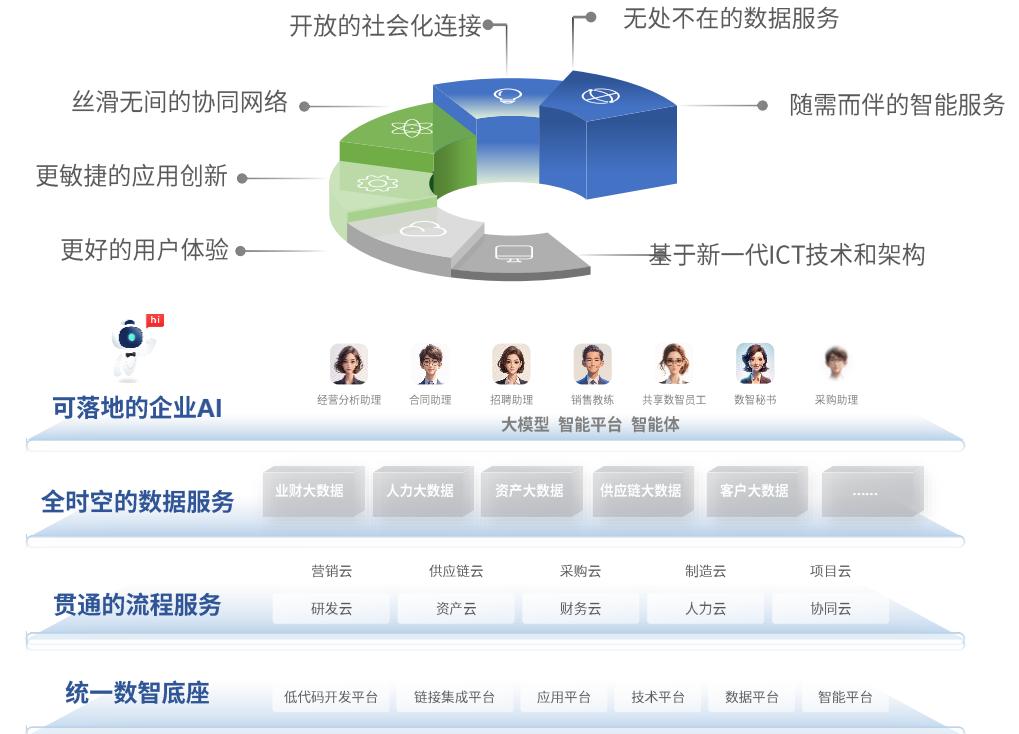
财富500强企业IT系统数量通常在 500以上，存在大量**应用竖井、数据孤岛**问题

—— Gartner《Application Rationalization Playbook》



| 大型企业在**数据整合**耗时占高管决策时间的40%

—— TechTimes



# BIP基于AI决策时代做了哪些变革

 商业创新平台 (BIP) 是基于当代最新信息技术，赋能企业通过数字化、智能化，开展产品与业务创新，组织与管理变革，重构/构建企业发展力的平台型、生态化多元服务体。



ERP (企业资源计划)

人机交互方式变革

复杂的图形界面与菜单



BIP (商业创新平台)

数据处理能力变革

结构化数据与内部信息

自然语言交互与智能助手

流程驱动模式变革

固化流程与手动执行

多源异构数据融合

决策支持模式变革

被动分析与报表

自适应与自动化流程

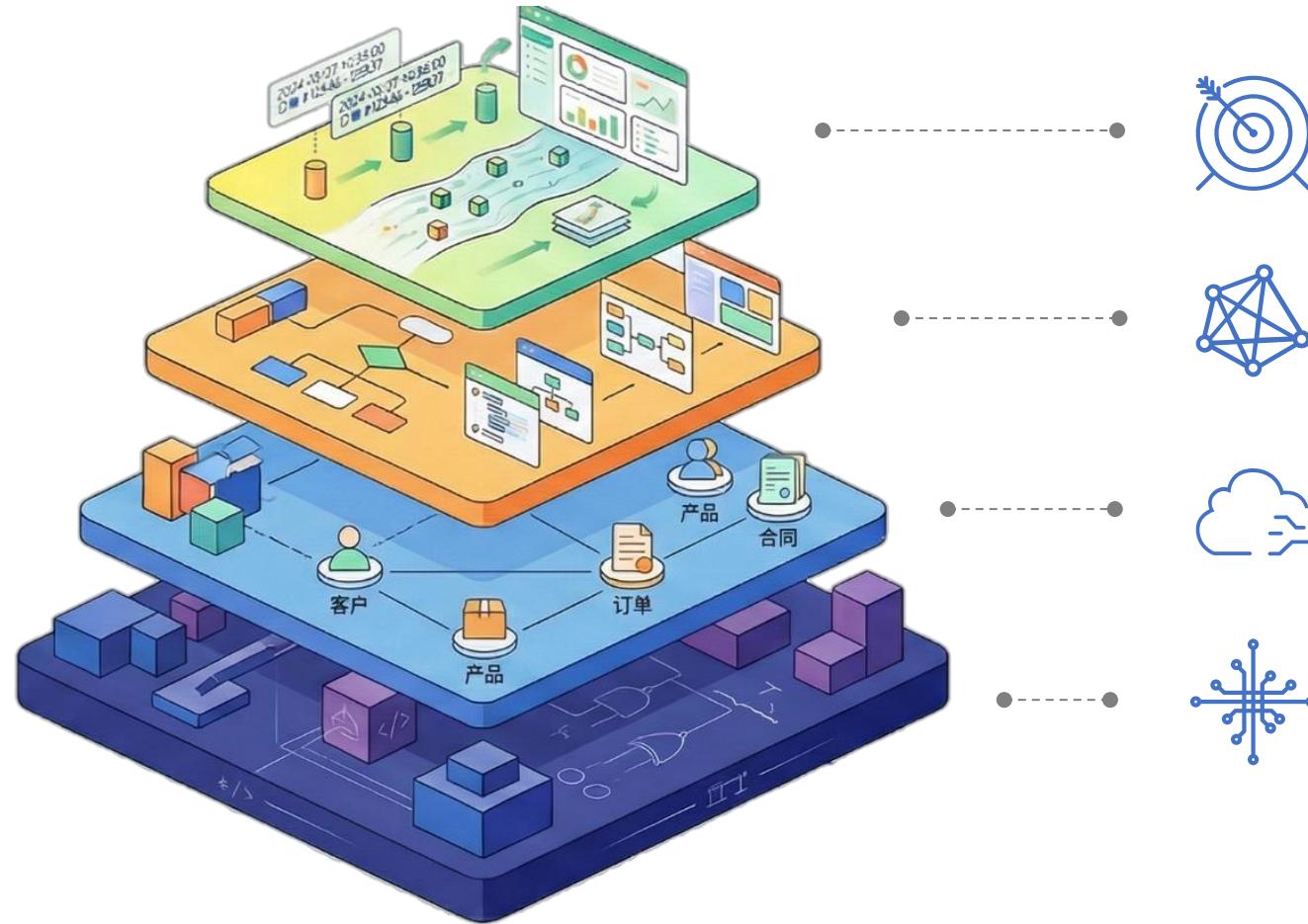
业务协同模式变革

业务系统孤岛

主动洞察、预测与行动

产业互联网/社会化商业/超级Agent协同

# 企业级系统业务建模分层模型



## 1、元元模型：定义建模的“语法”

规定企业建模的基本件和关系规则，是架构的“语法层”。

## 2、元模型：统一通用的“业务语言”

将规则实例化，形成跨业务、跨系统的企业级通用业务概念。

## 3、业务模型：设计具体的“业务方案”

基于通用语言进行组合，支撑具体业务流程、规则与应用的设计。

## 4、具体实例：承载数据的“运行态”

业务模型在系统中的真实运行状态，是具体的数据和流程记录。

# 用友BIP构建基于本体建模的决策系统架构

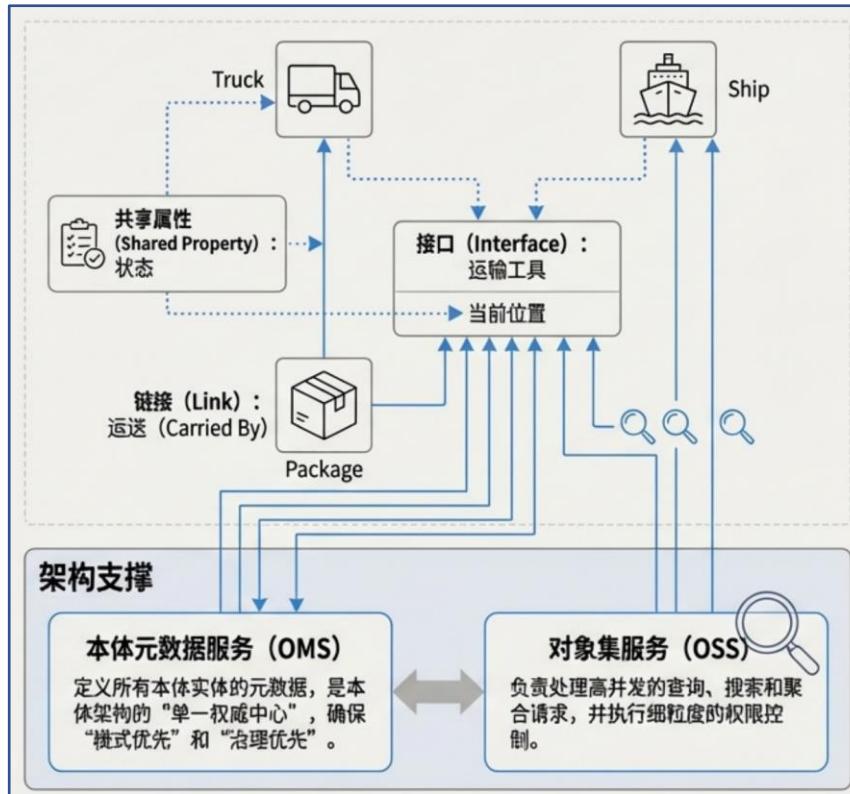


# ■ 本体层：构建数据、逻辑与操作的三角模型

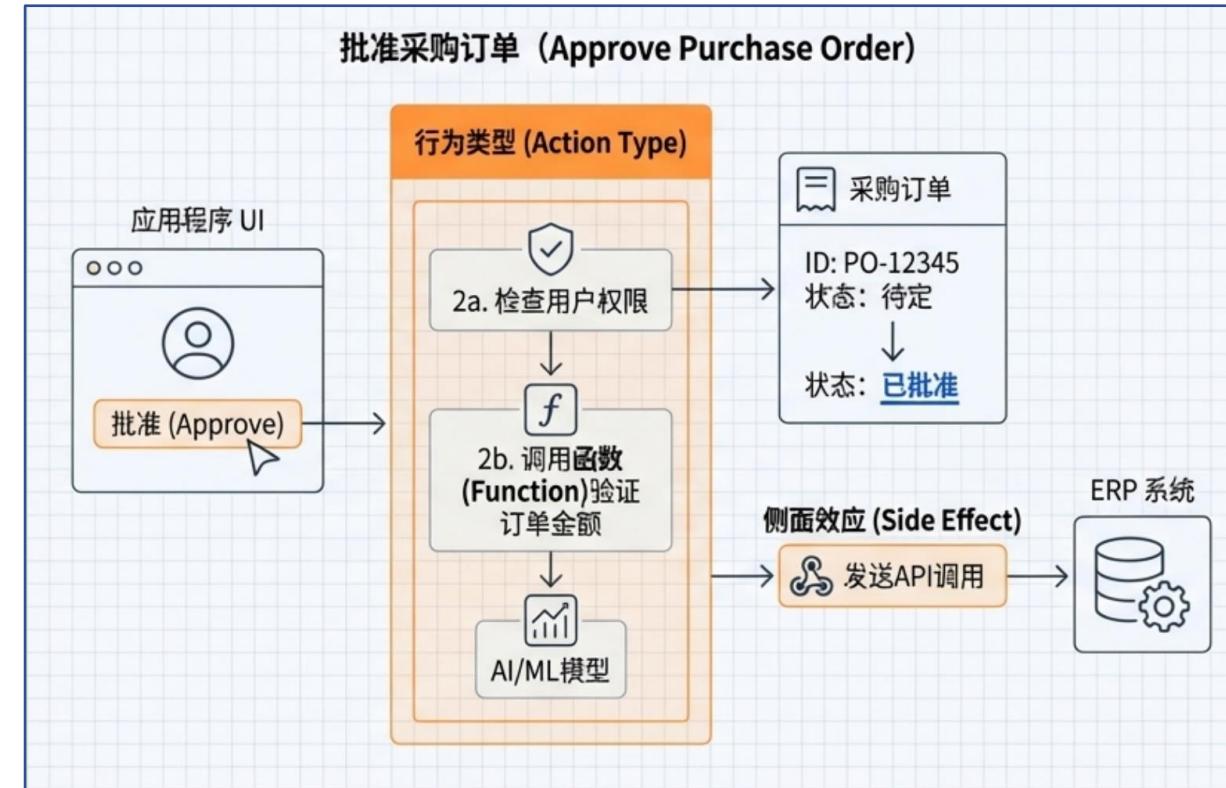


# 本体层 | 在核心语义层&动力层架构逻辑

**数据层：**基于业务对象服务（OSS）构建本体元数据服务（OMS）



**逻辑&操作层：**通过在BIP构建统一的API事物层，与本体层的行为监理联系，从而实现受控的、可追溯的操作





# 本体层 | 建模示例-销售订单风险预警

构建本体  
(  
订单  
风险  
案例  
)

## 创建对象类型 (object type)

客户  
商品  
仓库  
出库单  
订单行项

**销售订单**

物流单据

## 定义本体属性 (object Property)

订单编号 (主键)  
客户名称  
订单金额  
下单时间  
订单状态  
出库状态 (未出库、部分出库、全部出库)  
出库更新时间  
订单交付风险

## 定义关联类型 (link type)

构建对象类型之间的关系，适用于一对或一对多  
  
客户 1 → N 销售订单  
销售订单 1 → N 订单行项  
销售订单 1 → N 出库单  
出库单 1 → N 物流单据  
仓库 1 → N 出库单

## 定义动作类型 (action type)

### 场景：销售订单交付风险预警

- 1、动作名称：销售订单交付风险预警
- 2、作用对象：销售订单
- 3、操作权限：销售负责人、供应链管理人员、风险管理团队、系统可自动触发 (AI/规则引擎)

### 操作说明：

在“销售订单 → 详情页”中显示订单基本信息，展示系统识别的风险事件清单并展示当前风险等级



数据源准备

## 订单数据

销售订单    订单行项

## 仓储物流

WMS    供应链    物流

## 交付风险事件数据

风险事件    风险因素

## 主数据

客户    商品    仓库    承运商

业务梳理与设计

## 识别核心业务对象

客户    商品    销售订单  
订单行项    出库单    物流状态  
交付风险事件

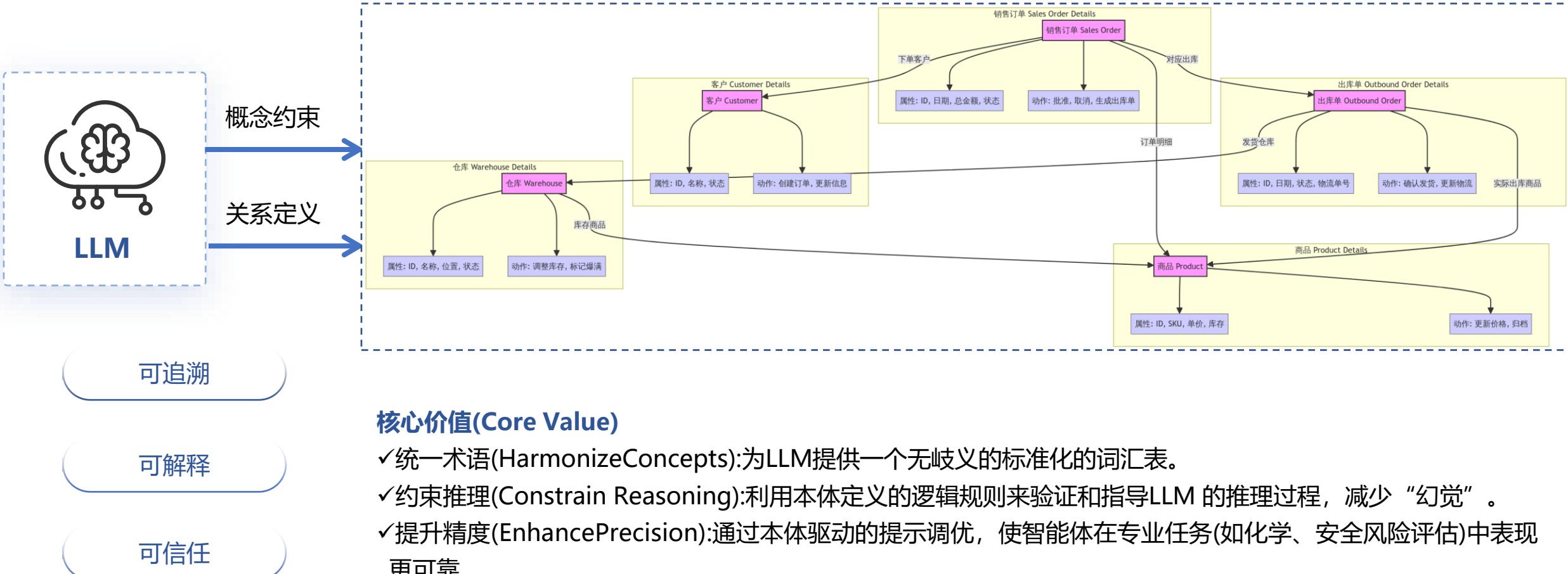
## 定义对象之间关系

一个客户 有多个 销售订单    一个销售订单 多个 订单行项  
一个销售订单 多个 出库单    一个出库单 对应一个仓库  
一个销售订单 对应多个 交付风险事件

## 定义关键属性与指标

销售订单：预计交付日期、实际出库时间、出库完成率、预计延迟天数、风险等级 (无/低/中/高)、风险类型 (库存、供应链、物流、天气等)、风险更新时间、延误原因

# 本体层 | 本体驱动知识锚定，确保大模型推理可靠性

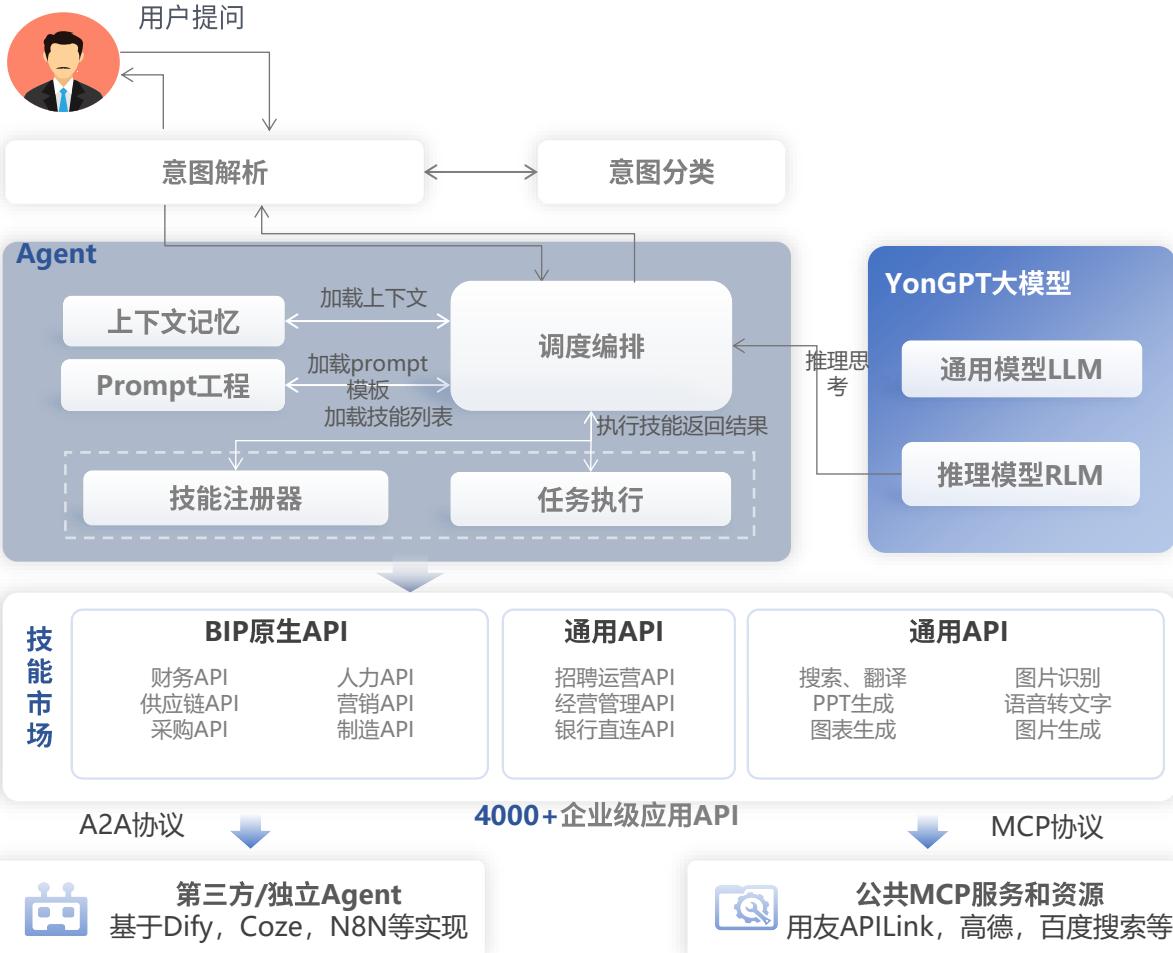


## 核心价值(Core Value)

- ✓ 统一术语(Harmonize Concepts): 为LLM提供一个无歧义的标准化的词汇表。
- ✓ 约束推理(Constrain Reasoning): 利用本体定义的逻辑规则来验证和指导LLM 的推理过程，减少“幻觉”。
- ✓ 提升精度(Enhance Precision): 通过本体驱动的提示调优，使智能体在专业任务(如化学、安全风险评估)中表现更可靠。



# 决策智能体 | 智能体构建平台



意图流

智能体构建

大模型能力，多模型接入

多端、多模态、易集成

便捷接入企业级API/MCP/A2A

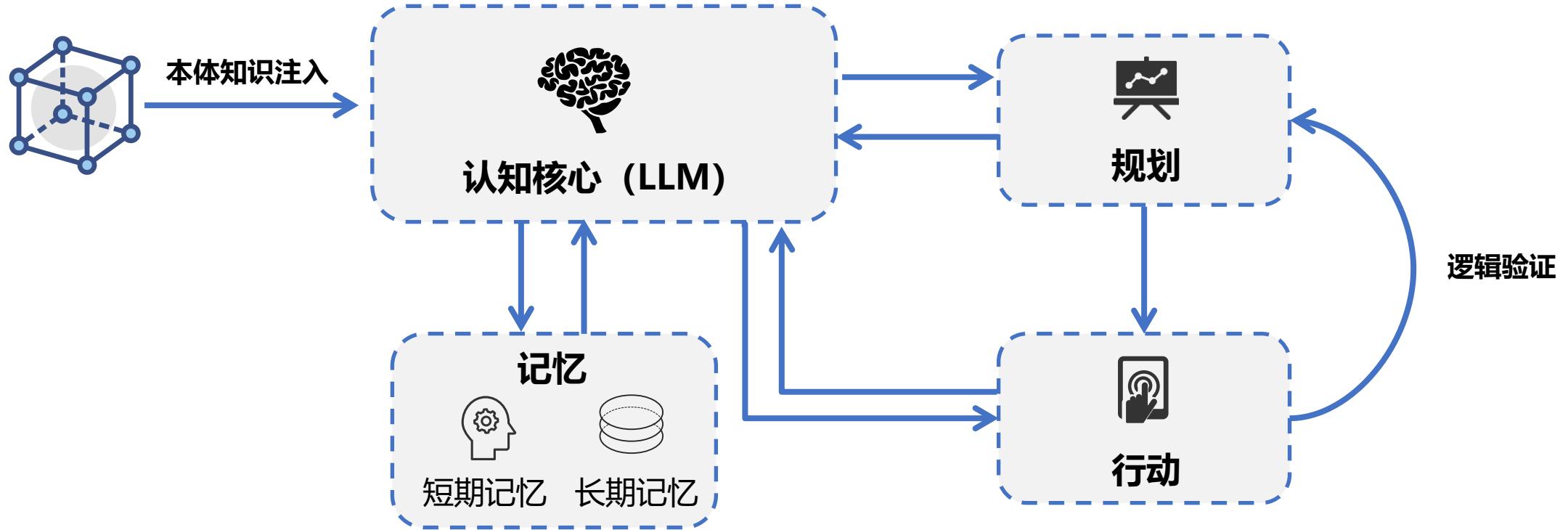
多智能体协作、人机协作

企业级权限管控、RBAC/ABAC

智能体运营，持续优化

幻觉控制高效执行

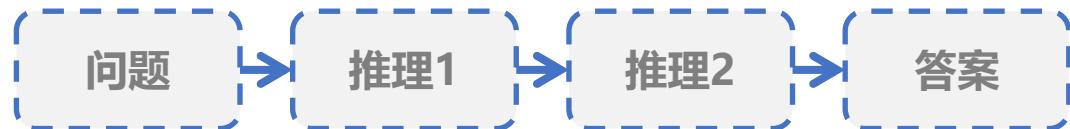
# 决策智能体 | 基于本体模型构建的智能系统框架



通过模块化设计，将LLM从一个语言工具，升级为一个具备记忆、规划、行动和自我纠错能力的认知主体。

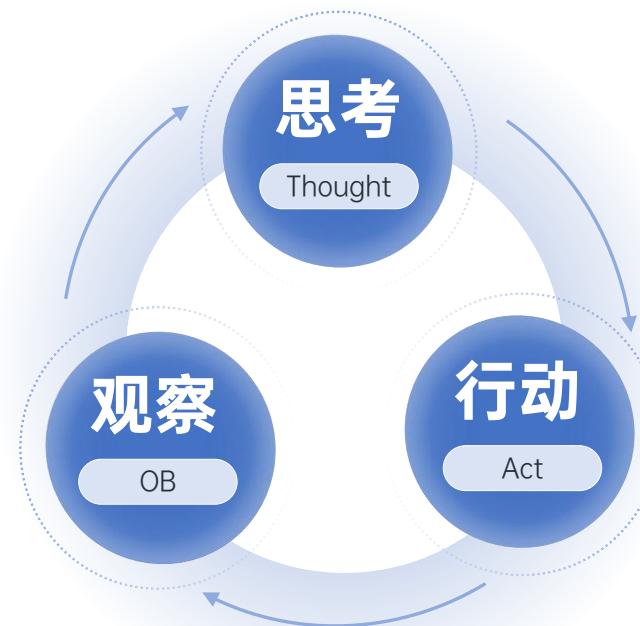
# 决策智能体 | 从线性思考到动态交互

## 思维链(Chain-of-Thought,CoT)



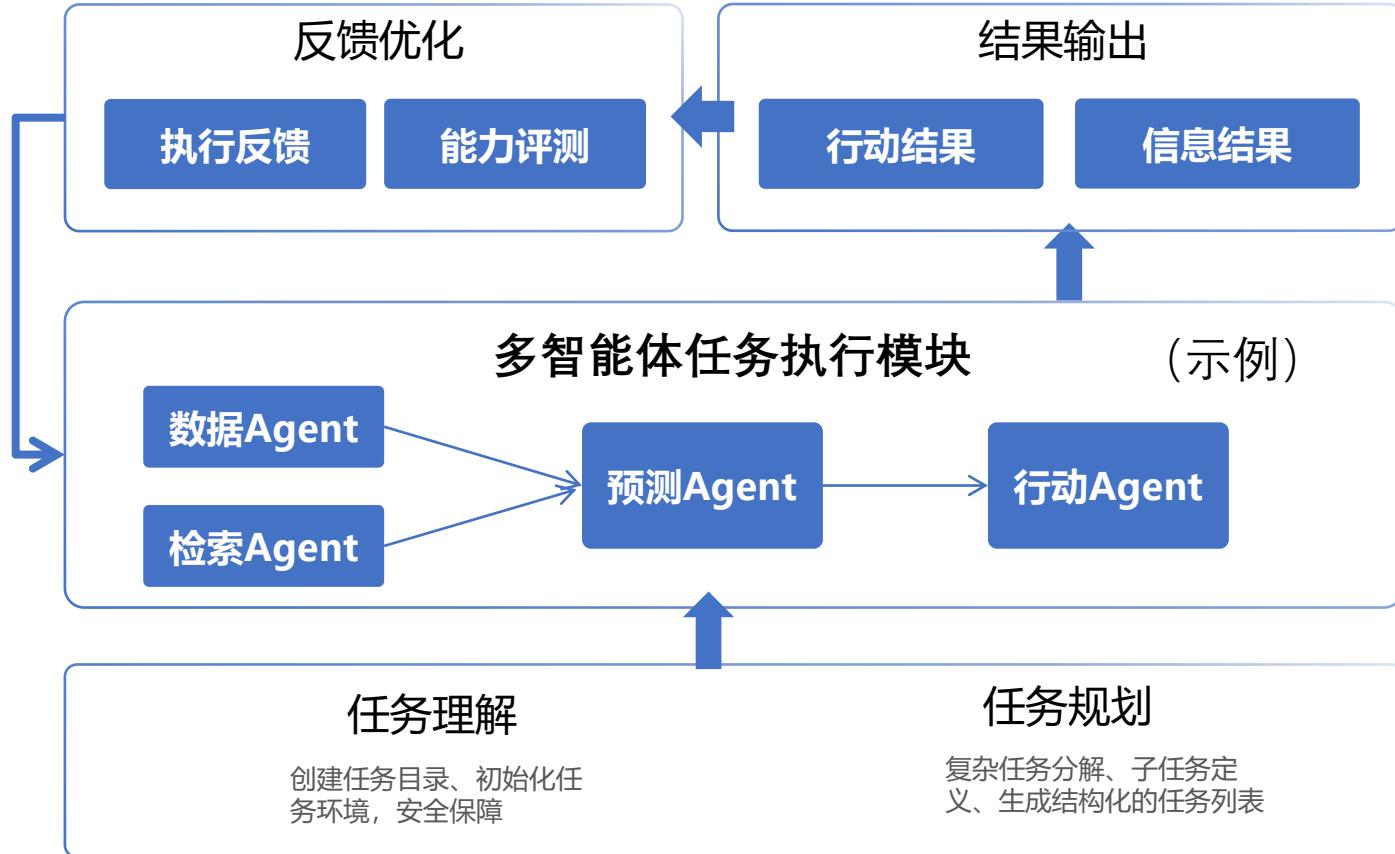
引导LLM通过生成一系列中间推理步骤来解决复杂问题，将问题分解为顺序化的思考路径。

## ReAct(Reason+Act)



将推理与行动、观察相结合。智能体先推理，然后行动(如调用工具),再观察结果，根据观察的调整下一步的推理和行动。

# 决策智能体 | 基于规划、执行、反馈的运营闭环



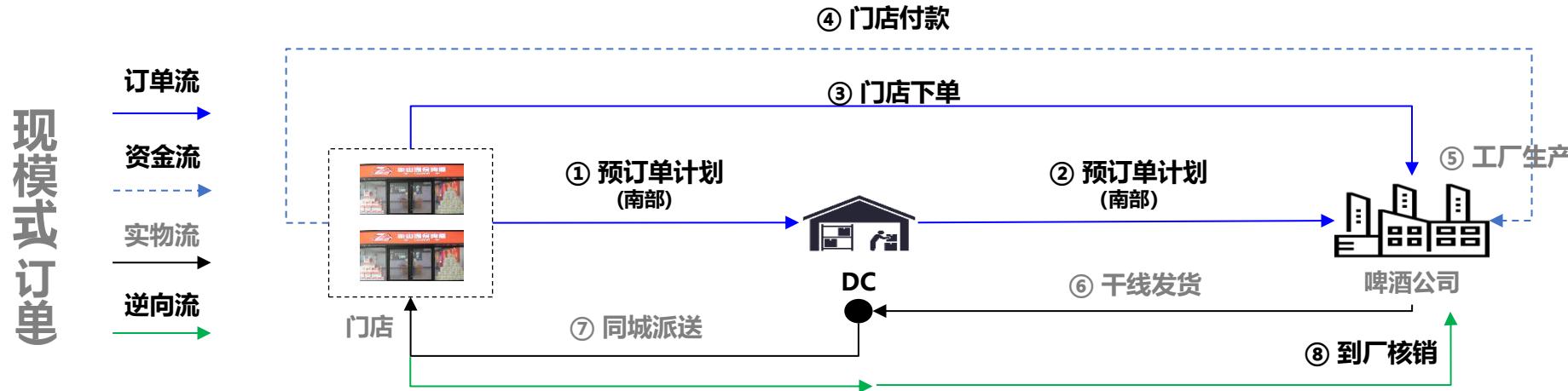


# 用友BIP智能体五横一纵的工程化体系





# 场景示例：xx啤酒销量预测智能补货场景业务痛点

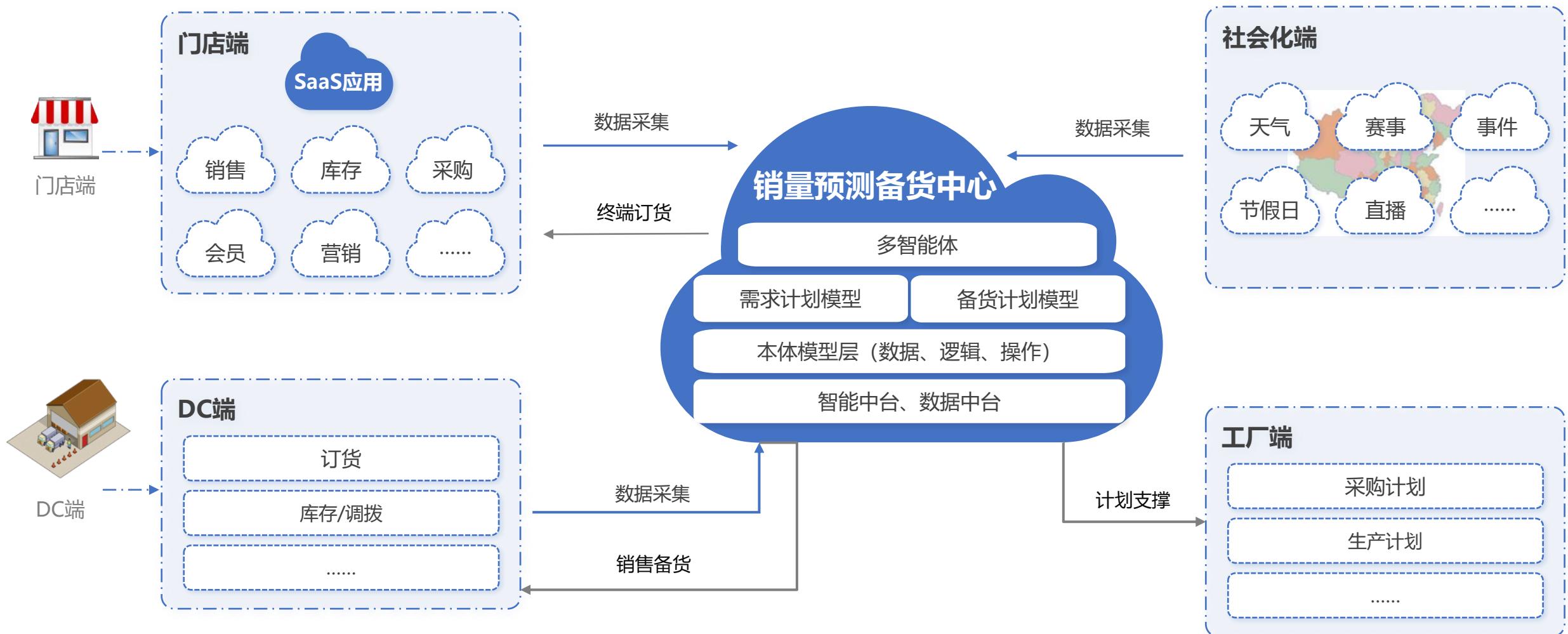


## 痛点：

- 1、门店保守式下单。一切正常情况下，每次订货量大约是实际销量的70%。
- 2、门店无法根据天气、赛季、节日、疫情等数据进行动态调控，导致销量损失在20%。
- 3、DC无库存，当销量持续上升时，门店出现脱销、断货状态且无法快速补货，导致销量损失10%。
- 4、无预测计划导致送达门店出现新鲜度损失和新鲜度下降，导致销量损失15%。
- 5、“牛鞭效应”给供应链网络带来供需失衡，要么是缺货，要么是积压。

以2021年XX集团公开数据13万吨实际销量，预估XX集团的真实销量约为：**26.92万吨**，XX集团在2021年损失销量**51.70%**

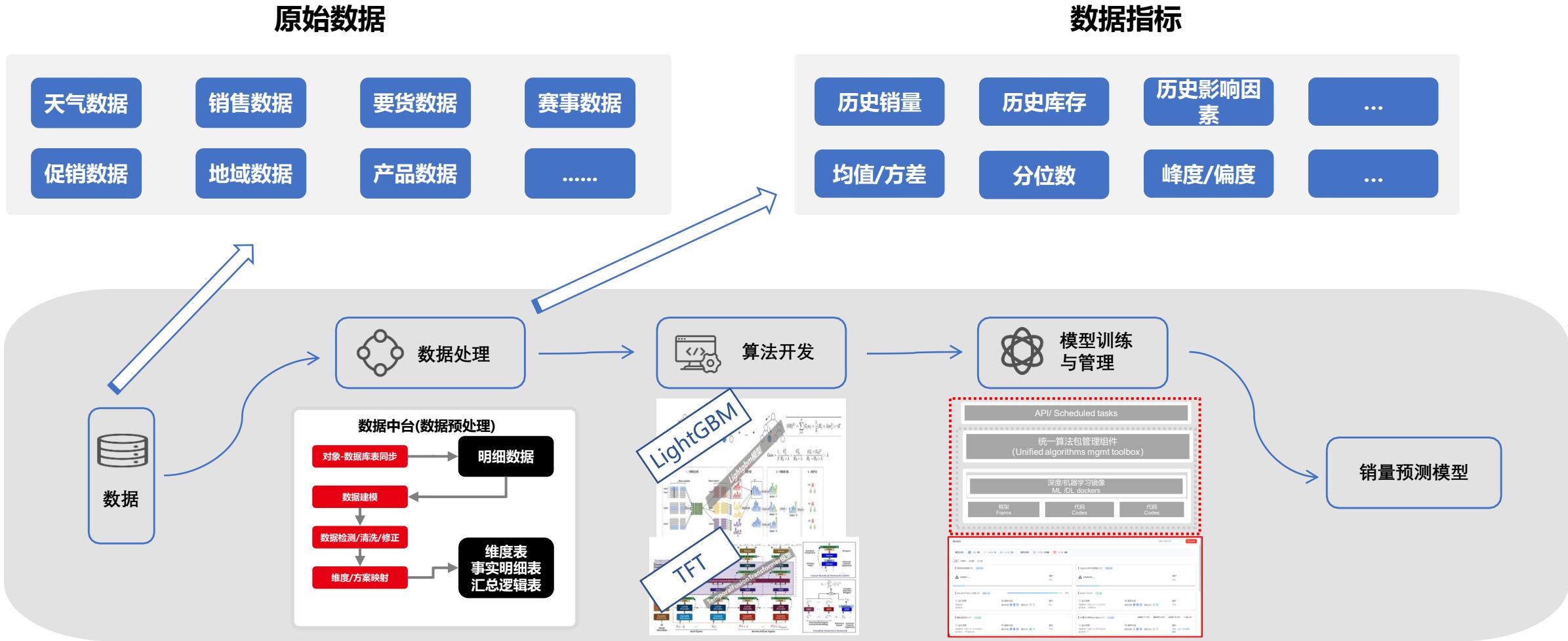
# 场景示例：



# 场景示例：xx啤酒AI驱动的销量预测智能补货业务闭环



# 数据平台+模型训练平台实现啤酒销量预测模型





# 感知&预测 | 小模型辅助大模型完成预测任务

③ 大模型训练

**通用大模型**  
(DeepSeek、千问、豆包，千万亿参数)

继续预训练

**行业大模型**  
(金融大模型，百-千亿参数)

蒸馏和强化学习

**企业大模型**  
(YonGPT，百-千亿参数)

① 数据闭环训练

**知识闭环生成**  
(群回复、用户编辑、工单)

**日志数据**  
(访问、点击、查询，反馈)

**业务实时数据**

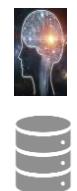


行业数据



**领域小模型**  
(预测模型、推荐模型、语义理解模型、识别模型)

AI训练平台



教师模型/推理模型



行业/企业数据



AI智能体



RAG知识库



**企业模型矩阵**  
(小模型，大模型)

② 小模型训练



**数据本体模型**



**小模型服务训练**



**智能体调用**

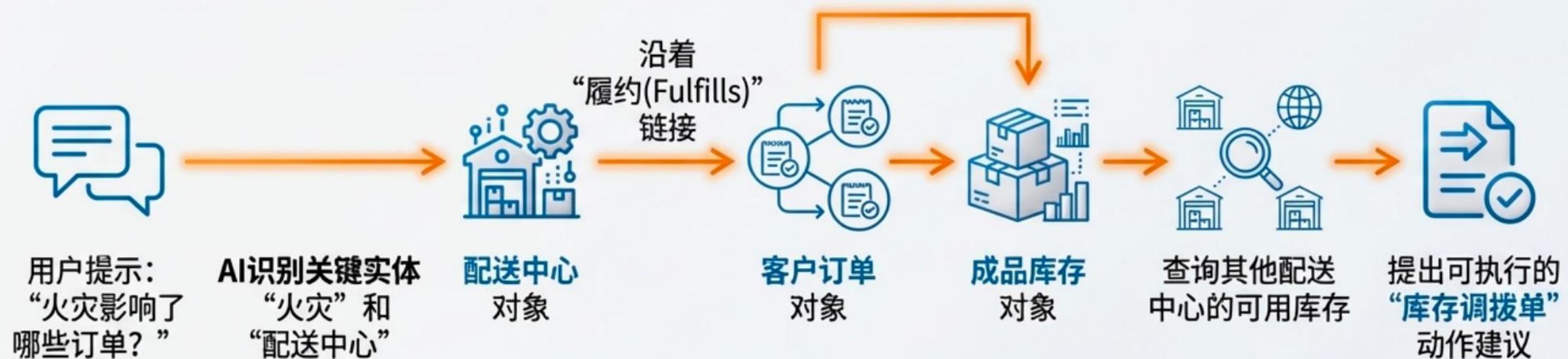
# 感知&预测 | 模型矩阵混合方案核心优势

成本效益	专业性与精准度	速度与实时性	可解释性与可控性	任务解耦与系统鲁棒性
Cost Effectiveness	Specialization & Accuracy	Speed & Real-time Performance	Interpretability & Controllability	Decoupling & Robustness
<ul style="list-style-type: none"><li>绝大多数常规的、重复性的预测任务可以由一个轻量级、高效的小模型（如 LightGBM, ARIMA, 或一个小型Transformer）在成本极低的CPU甚至边缘设备上完成。只有当小模型遇到“疑难杂症”时，才将问题“上报”给大模型进行深度分析。这种“分级诊疗”模式<b>极大地节省了计算资源和调用开销</b>。</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>小模型可以被精准地“调教”来处理特定的业务数据。例如，一个时间序列模型（小模型）可以专注于学习历史销售数据的周期性、趋势性和季节性规律，从而在常规预测上<b>达到非常高的精度</b>。它就是这个特定领域的“专家”。</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>小模型体积小，计算快，可以实现近乎<b>实时的预测</b>。这使得业务系统能够快速根据预测结果做出调整，抓住稍纵即逝的机会。</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>许多经典的小模型（如线性回归、决策树）具有很好的可解释性，可以清楚地展示哪些特征（变量）在多大程度上影响了预测结果。这使得业务人员能够<b>理解、信任并控制预测模型</b>。当小模型将信息同步给大模型时，大模型也可以被要求以“可解释”的方式输出其分析过程和推理链。</li></ul>	<ul style="list-style-type: none"><li>小模型矩阵负责高效、稳定地处理95%的常规预测任务。大模型负责利用其强大的认知能力进行根因分析、情景模拟和策略生成。<b>这种“大小模型协同”的架构，使得系统更加稳健、灵活和可扩展</b>。大模型作为“大脑”和“分析顾问”，小模型作为“手脚”和“执行专家”，共同构成一个高效的智能系统。</li></ul>

# 行动 | 基于本体模型和语义理解自动行动规划

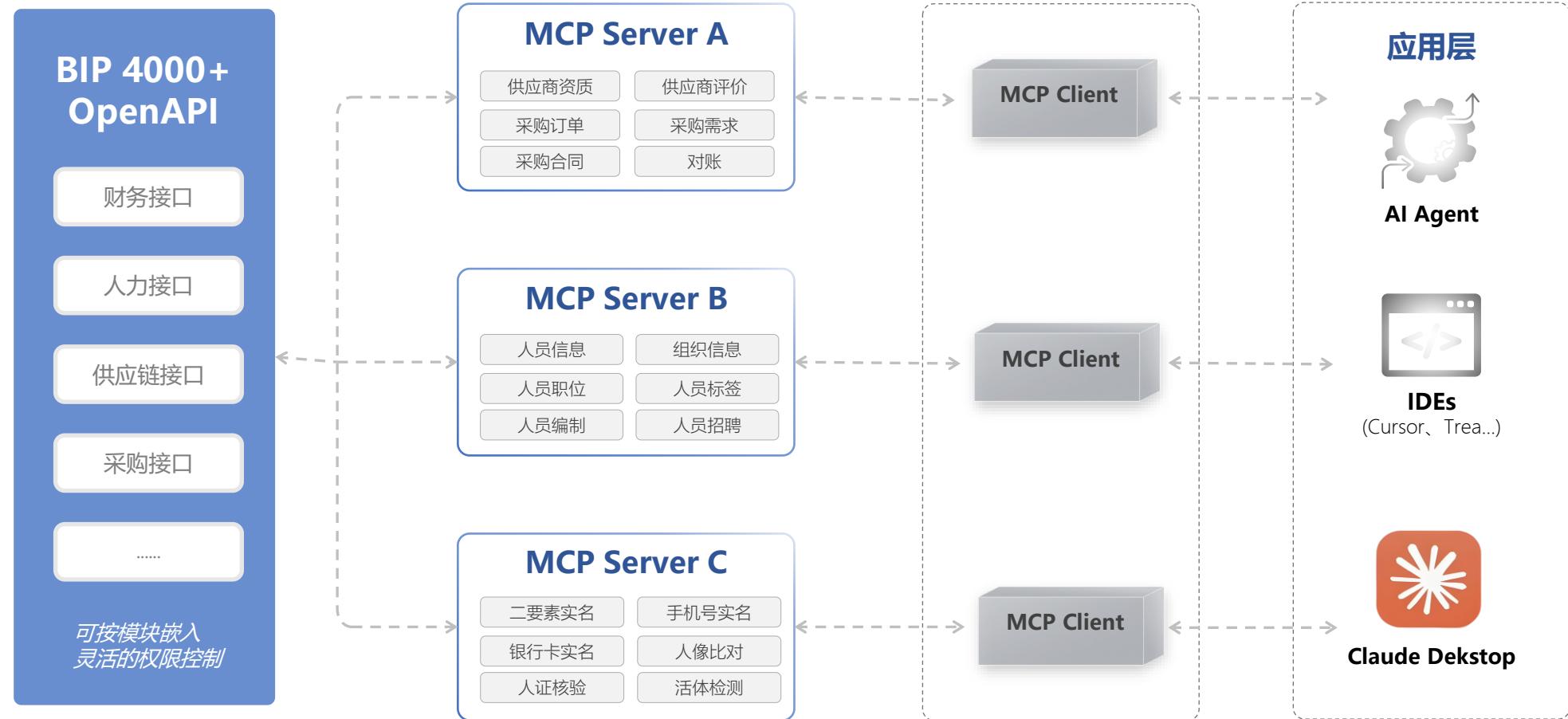
AI的推理过程不再是黑箱操作。本体使得AI的每一步决策都与真实的业务对象、关系或动作绑定，使其**可审计、可追溯、可信任**。决策者可以完全清楚AI是如何得出结论的，做到心中有数。

在本体上清晰可见的思维行动逻辑

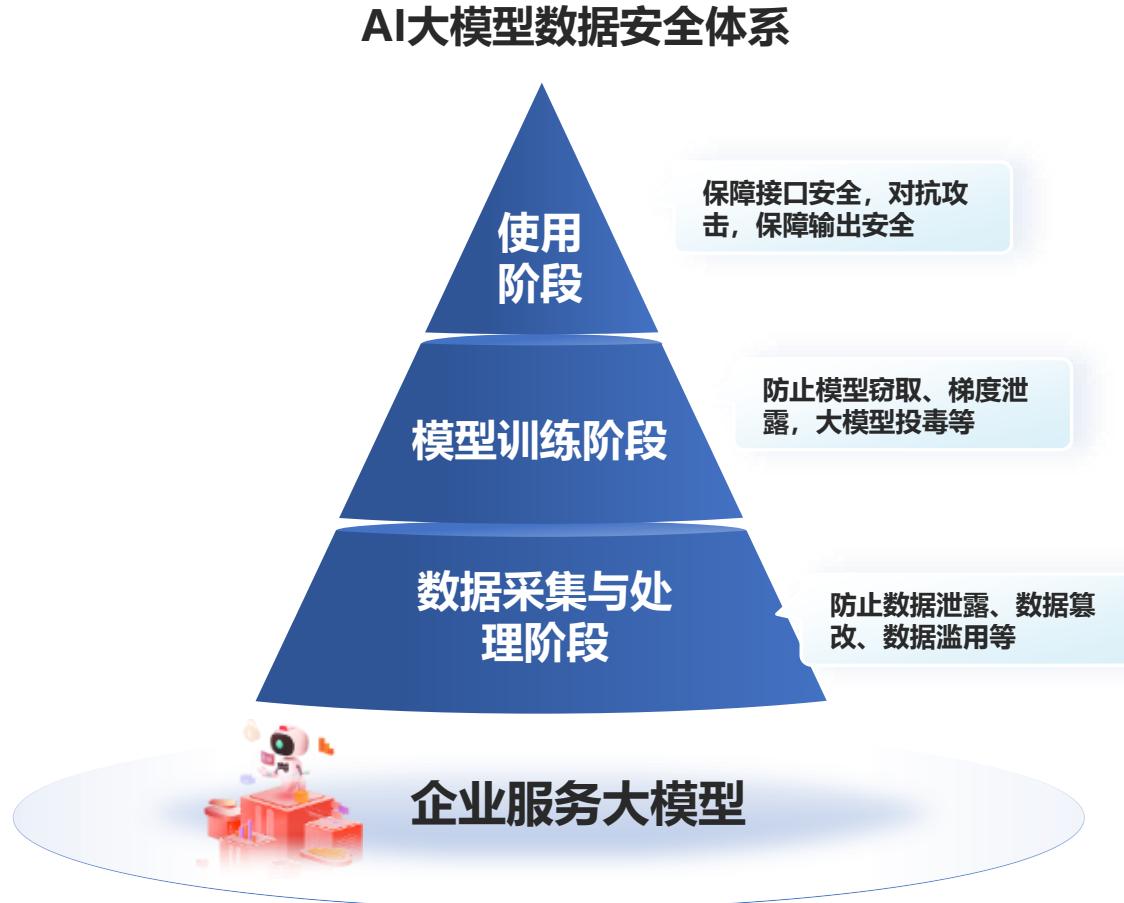




# 行动 | 基于BIP4000+的OpenAPI构建统一的API事物层



# AI数据安全：大模型安全困境及技术突围



## AI使用与运营



企业级的权限体系

云防火墙

内容合规检查

数字水印

敏感数据项处理

DDoS防护

## 模型训练与部署



监督式微调SFT

人类偏好对齐DPO

数据任务与审计

## 数据采集与处理



数据源加密

语料过滤

数据标注安全

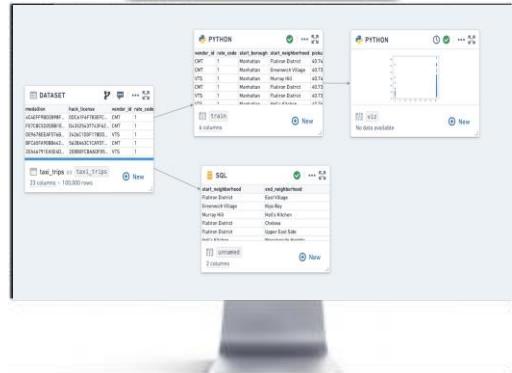
数据脱敏

自带秘钥BYOK

# 决策智能从本体构建到评测优化的运营闭环

通过实时数据+智能体矩阵来推动实时决策&行动的能力

本体建模



智能体构建



洞察分析



执行行动



反馈优化



将业务流程数据快速集成到  
BIP本体模型

基于业务场景构建决策智能  
体矩阵

快速分析偏差、诊断瓶颈并  
执行根本原因分析

基于BIP4000+API采取行动来  
解决行动问题

通过运营标注工具、智能体  
评测工具，不断优化

# 04 企业级场景实践思路分享

面向大型企业AI转型过程中的一些思考

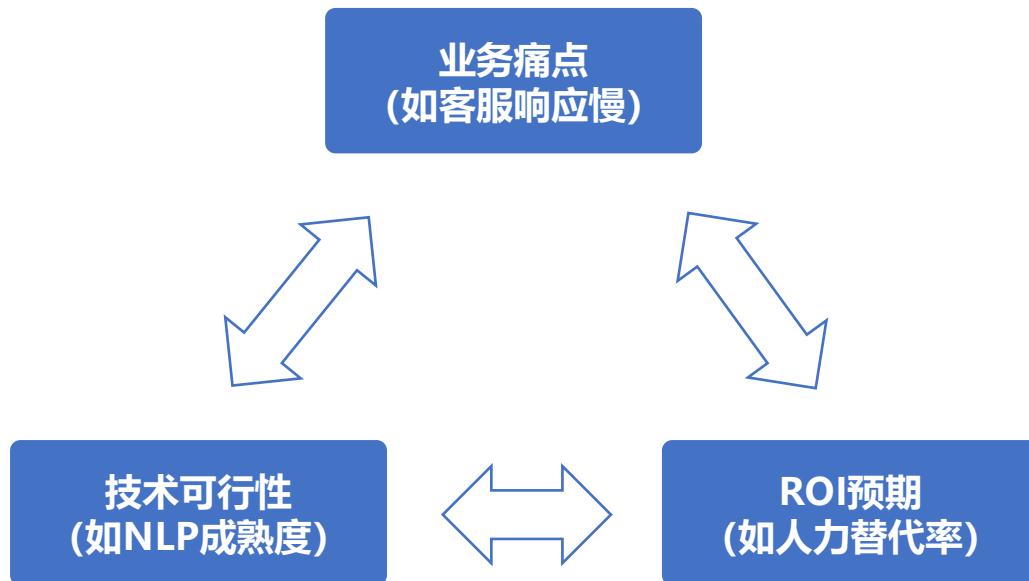


# 企业数智化能力进阶模型



# 经验 | 智能需求识别模型&企业智能体能力分级

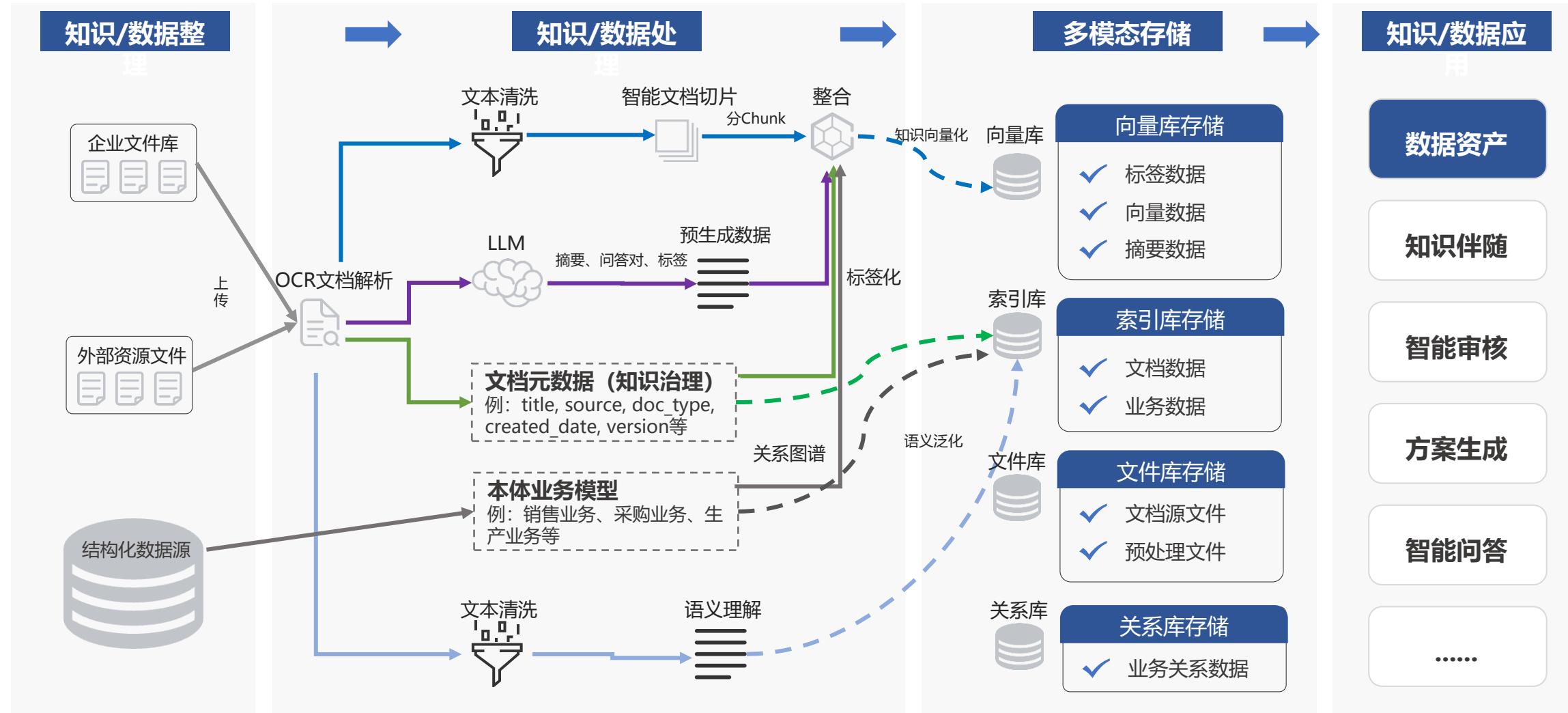
## 需求定义三角模型



## 企业智能体能力分级

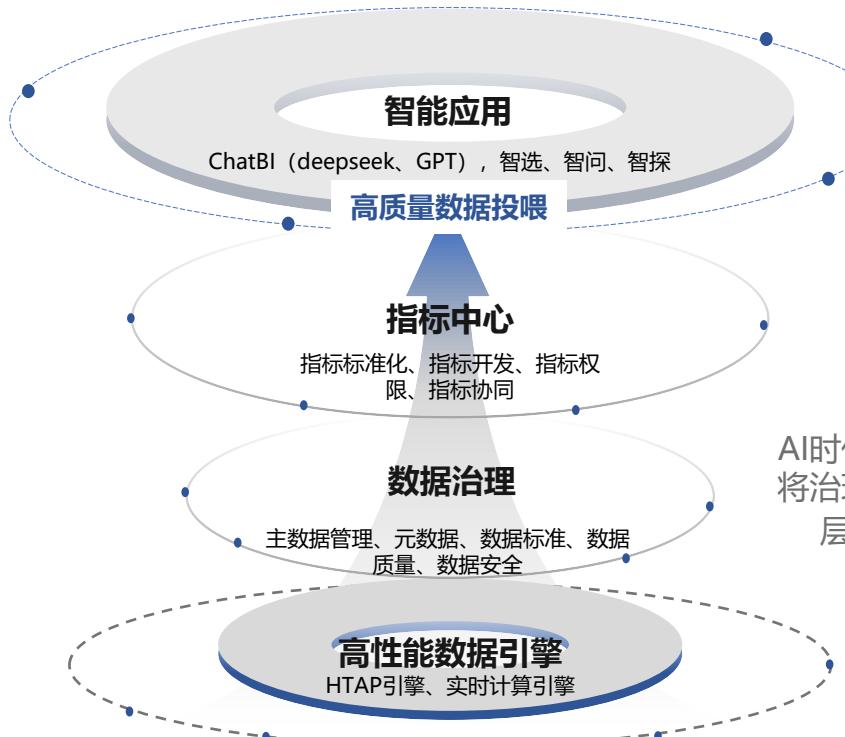
- L4 战略型：市场预判（如新品研发建议）
- L3 认知型：业务决策（如库存动态调整）
- L2 流程型：跨系统协同（如采购审批流）
- L1 工具型：单任务处理（如自动报表生成）

# 经验 | 知识治理：知识治理在AI时代的重要程度



# 经验 | 数据治理：面向智能应用，打造高价值数据供给链

数据治理对数据标准、数据质量和数据安全的管控，**为企业更多智能应用提供高质量的数据供给！**



Agent加持的数据供给体系

AI时代，更需要  
将治理层、指标  
层做**厚**！



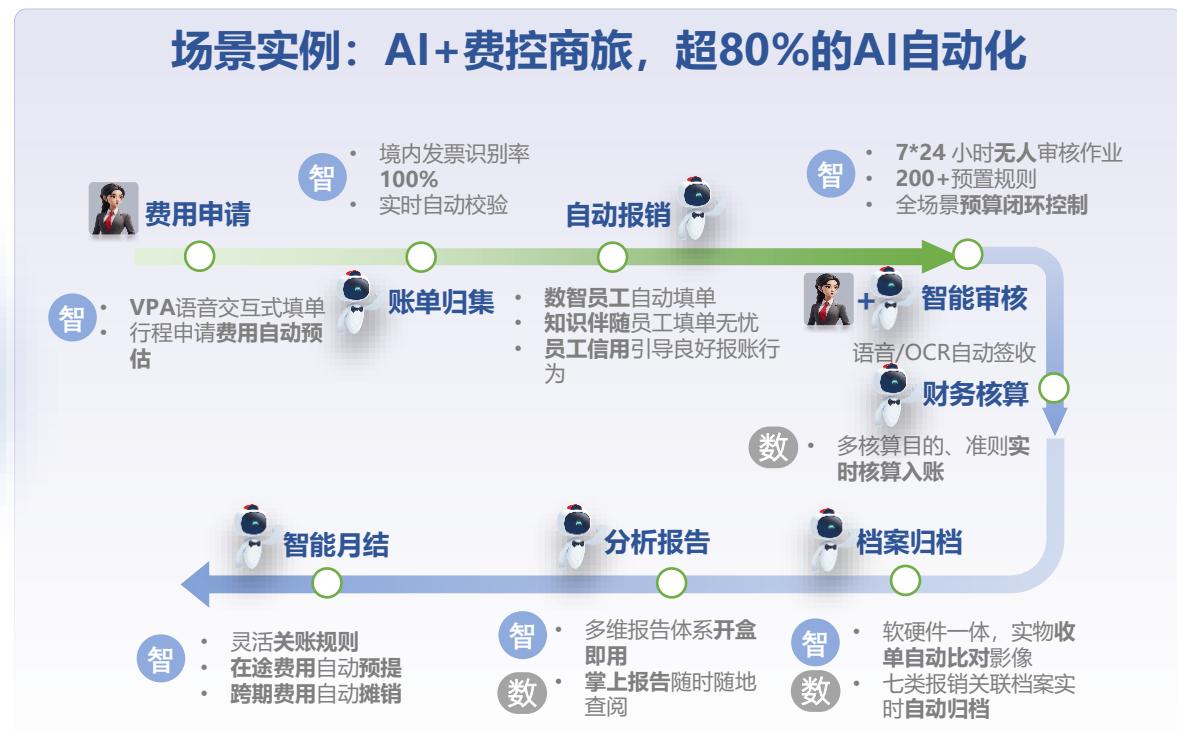
数据运营机制

- 
- A large blue arrow points from the 'Data Operation Mechanism' diagram to the right, leading to a vertical list of four numbered items:
- 1 智能化分析报告 基于AI的智能报告输出
  - 2 自然化人机交互 图形界面交互 → 自然语言交互，和谐人机共生
  - 3 智能知识查询 智能问答+知识管理便=非结构化数据治理
  - 4 卓越数智化运营 根据用户意图优化，智能辅助决策

重塑企业数据应用

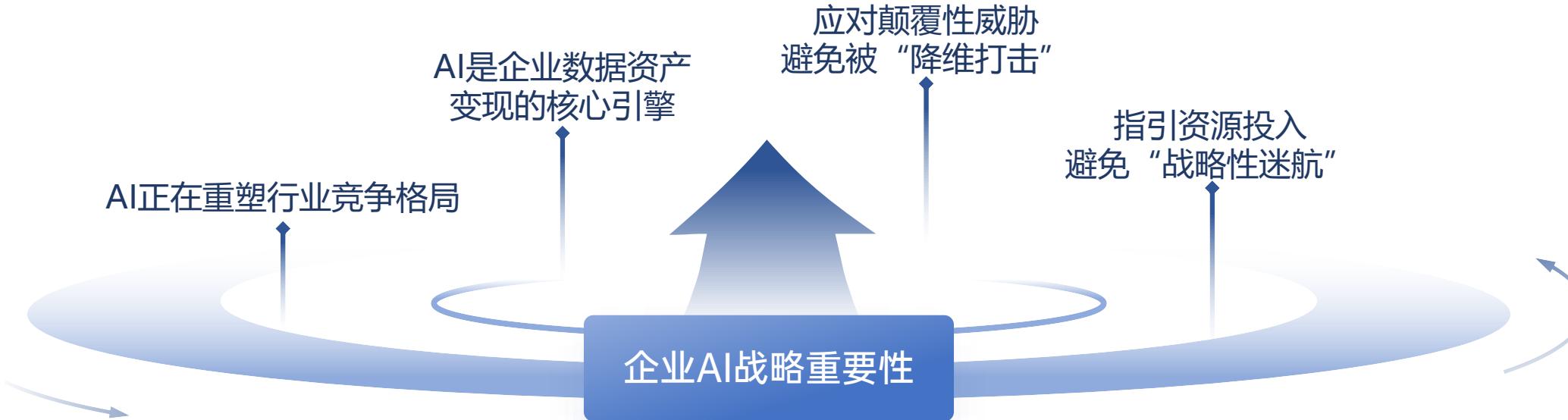
# 经验 | 一体化建设思路促成AI与业务的深度融合

以具体业务场景为核心，将数据与AI技术与业务流程深度融合，解决实际业务问题的应用模式。





# 四大AI落地陷阱 | 每个企业都需要一个AI战略



## — 战略与认知陷阱 —

缺乏明确的业务目标，为了AI而AI，无法创造商业价值。  
对AI期望过高或过低，过度神化AI或者过于保守。

## — 数据陷阱 —

AI模型需要高质量、经过治理的数据才能发挥作用  
数据隐私与安全问题被忽略、得不到妥善解决

## — 技术与人才陷阱 —

技术与业务脱节，并且忽略模型部署与维护（MLOps）的复杂性  
人才短缺且昂贵，组建一个高效的AI团队成本极高。

## — 组织与文化陷阱 —

部门墙与利益冲突，会严重阻碍项目的推进和数据的共享。  
缺乏“允许失败”的创新文化，各级团队对变革的抵触。

# 极客邦科技 2026 年会议规划

促进软件开发及相关领域知识与创新的传播



参会咨询



查看会议

北京

1200人

**QCon**

全球软件开发大会

会议时间：4月16-18日

- Agentic Engineering
- AgentOps
- 下一代模型架构与推理优化
- AI 原生基础设施
- 知识工程实践
- AI 安全

深圳

1000人

**AiCon**

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：8月21-22日

- Agentic AI
- 轻量化与高效推理
- 多模态应用
- AI + IoT 场景实践
- AI 工业化落地

北京

1000人

**AiCon**

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：12月18-19日

- 大模型架构创新
- 多模态 AI 产业融合
- 具身智能
- AI for Science
- 大模型安全

4月

6月

8月

10月

12月

**AiCon**

全球人工智能开发与应用大会

会议时间：6月26-27日

- AI Infra 系统工程
- 多 Agent 协作与实践
- 多模态融合
- 模型训练与推理创新
- 数据平台与特征服务

上海

1000人

**QCon**

全球软件开发大会

会议时间：10月22-24日

- AI Agent
- Vibe Coding
- 智能可观测
- 推理基建
- 模型攻防
- AI x 创造力

上海

1200人

# THANKS

探索 AI 应用边界

Explore the limits of AI applications

AiCon

全球人工智能开发与应用大会

