

AI 驱动 软件研发 全面进入数字化时代

中国·深圳 11.24-25

AI+
software
Development
Digital
summit



AI范式演进对AI落地的影响

李焯 微软 (亚洲) 互联网工程院

科技生态圈峰会 + 深度研习



—1000+ 技术团队的选择



K+全球软件研发行业创新峰会

会议时间：2024.05.24-25



K+全球软件研发行业创新峰会

会议时间：2024.09.20-21



AI+ 软件研发数字峰会

会议时间：2023.11.24-25



AI+ 软件研发数字峰会

会议时间：2024.07.19-20



AI+ 软件研发数字峰会

会议时间：2024.11.15-16

▶ 演讲嘉宾



李焯

微软（亚洲）互联网工程院 首席算法工程师

曾在SUN、EMC 等跨国IT公司的核心研发部门工作，20年软件研发经验，
10+ 年 AI 产品研发经验

微软 AI Vertical 团队 AI 架构师, 7 年 AI2B 经验

微软 AI Talent Program (ATP) 创始人、架构师

专家领域：知识图谱、智能对话、自然语言理解、人工智能行业解决方案、
人工智能行业赋能

科普作家，著有《算法第一步》、《机器学习极简入门》、《人工智能入
行实战：从校园到职场》等书

目录

CONTENTS

- AI 落地与 AI2B 项目经验
- AI2B 项目类型及类型判别
- 生成式 AI 技术的爆发
- 生成式 AI 对 AI2B 的冲击
- 让 AI 在各行各业真正落地

PART 01

AI 落地与 AI2B 项目经验

▶ AI 落地

- AI 落地的判别标准
 - 利用 AI 技术
 - 在真实的场景中
 - 解决实际问题
 - 并产生商业效用
- AI 在不同行业的落地情况
 - 软件/互联网行业
 - **其他行业**



▶ AI 落地的挑战

- 商业效用（开源节流） -> 任务执行的自动化 -> 基于人工智能的非机械性自动化
- 产生商业效用的必要条件
 - 确定有效
 - 端到端可用
- 直接挑战
 - 判别 AI 技术的效用
 - 在产品层完成数据、模型与业务逻辑的对接

探索
->
风险



AI2B 项目总结

▶ AI2B 项目经验

- 2016 ~
- 甲方：多个行业头部企业
 - 金融、保险、医疗、汽车、电信、教育.....
- 40+ 项目； 20+ 产品
- 研发模式
 - 联合研发
 - 自主研发
 - **定制研发**
- 解决方案
 - 知识图谱
 - 智能对话
 -

**这些项目最终
实现 AI 落地
了吗？**

▶ AI2B 项目的研发模式

- 3B: Build, Buy, Borrow
- Build: 内部团队自主研发
- Buy: 采购第三方定制研发
- Borrow: 联合研发

**最先出局的是
哪种模式?**

▶ Borrow -> “AI 行业解决方案”

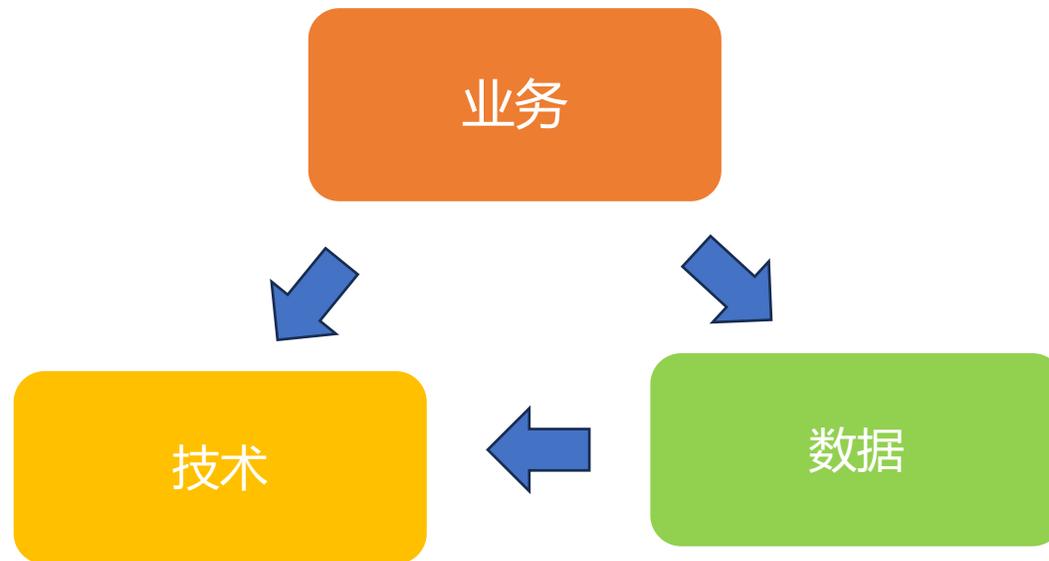
- 真命题？ 伪命题？
- 行业间差异 vs 企业间差异
 - 头部企业 vs 中小型企业
 - 业务的重合度
 - 核心业务
 - 其他业务

▶ AI2B 项目中的常见问题

- 需求不清/不准
 - 不知道该干什么
 - “AI 能干什么 -> 能把这个能力放到什么场景”
 - 不知道这么做的后果
 - “模型的输出是什么 -> 把输出扔给用户”
- 评估标准缺失
 - 解决方案有效的标准?
 - Business metrics?
 - Benchmark? Passmark?
 - AI 部分的必要性?
 - “先别管模型, 我要 XXX 功能”

▶ AI2B 项目的深层问题

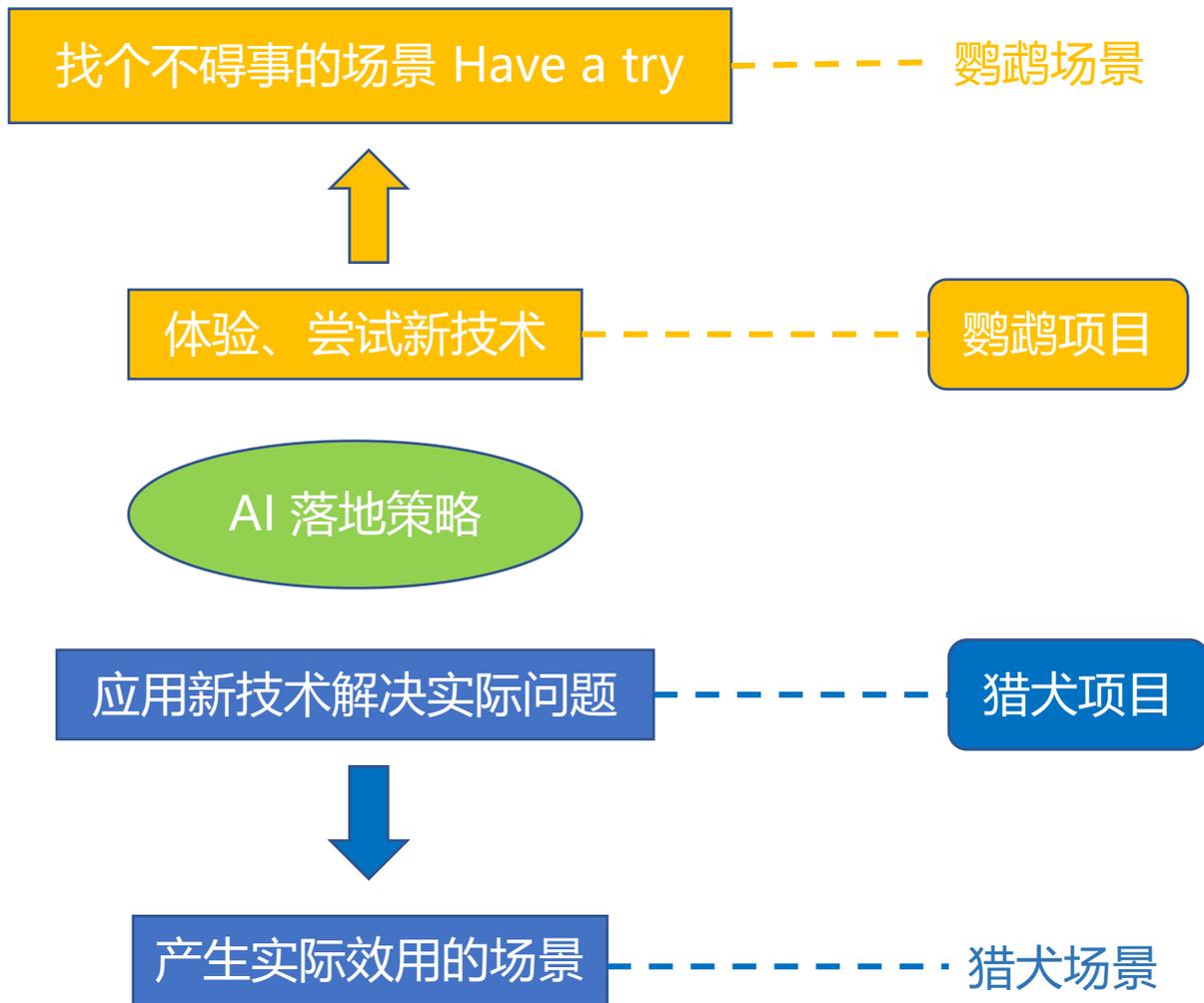
- AI 技术的特点
 - 不确定性
 - “黑盒”
- 业务、数据与技术分离
- 项目角色/资源的错配
 - 驱动者
 - 核心资产
 - 工具



PART 02

AI2B 项目类型及类型判别

▶ AI2B 项目的类型



立项路径

创新 ->

听说 AI 很酷 ->

用 AI 创新

遇到实际问题->

寻求解决方案->

选型 AI 技术

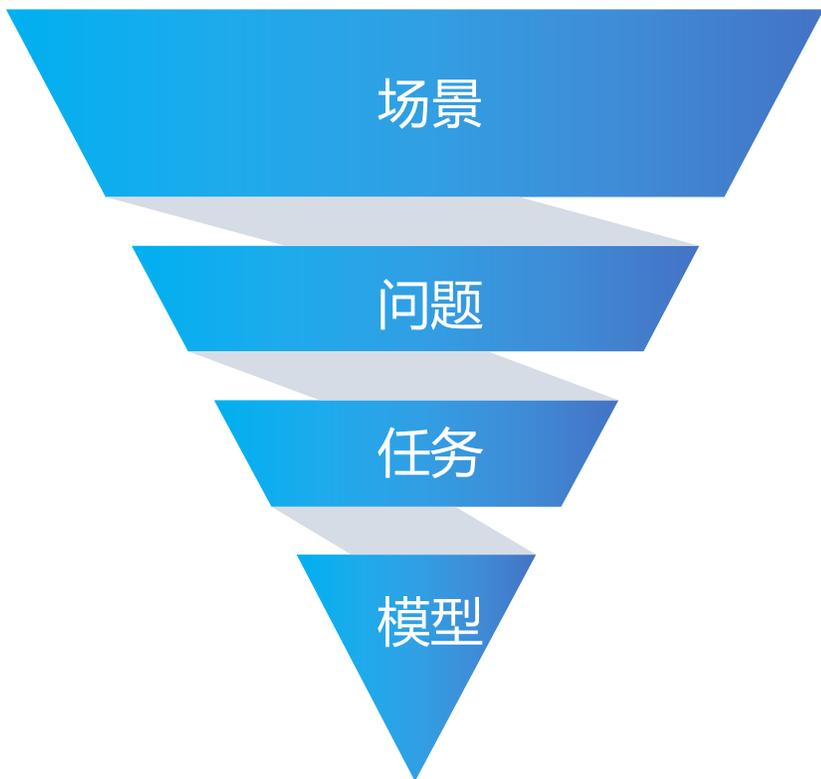
▶ AI2B 项目开始前判断类型：出发点

- AI2B 项目的甲方
 - IT 部门
 - 业务部门
 - IT 部门主导 + 业务部门参与
 - “创新部门”

▶ AI2B 项目开始前判断类型：可能性

- 甲方的资源
 - 业务出口
 - 领域专家
 - 数据

▶ AI2B 项目开始前判断类型： 切入点



- AI 落地漏斗模型
- 场景决定了
 - 要做什么
 - 有什么数据
 - 有什么影响
- 核心场景 or 边缘场景
 - 业务场景 or 职能场景
 - 营销场景 or 服务场景
 -
- 闭环场景 or 开放场景

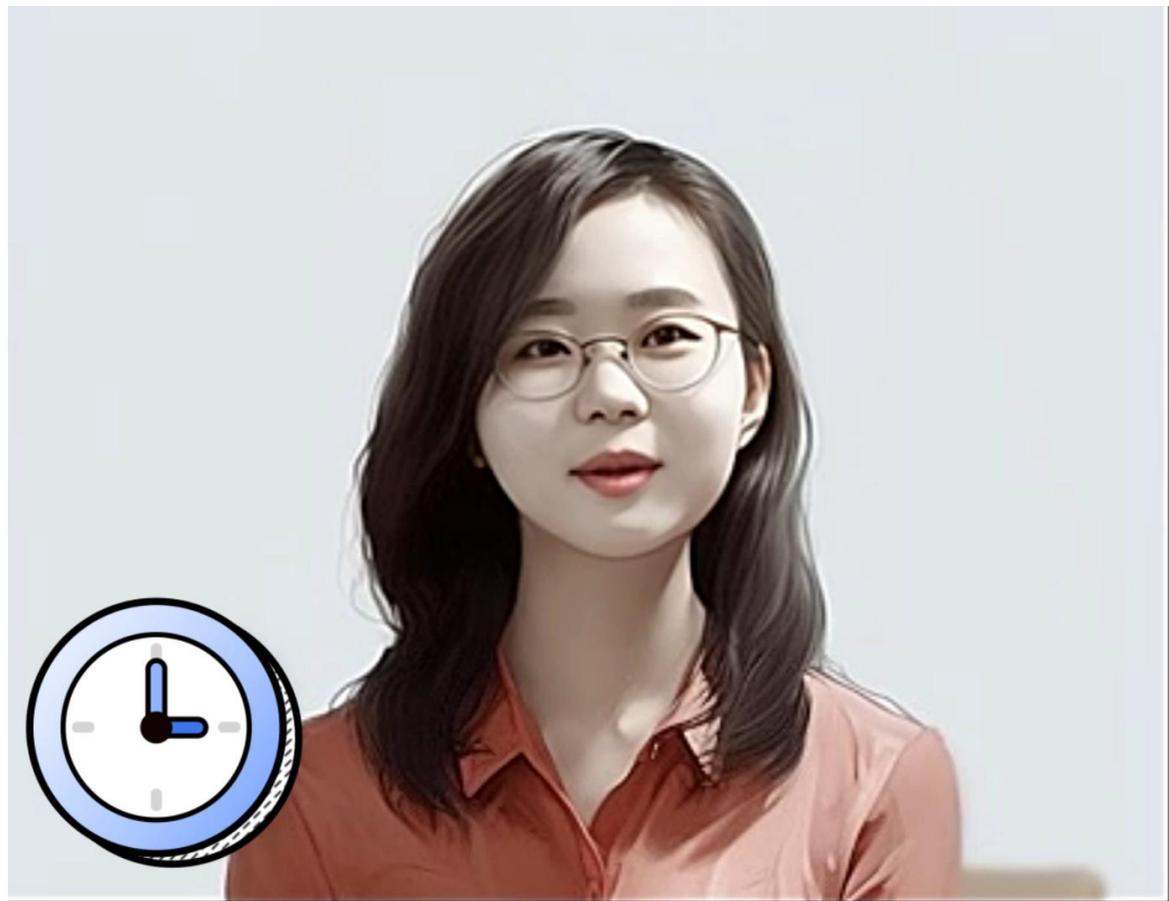
PART 03

生成式 AI 技术的爆发

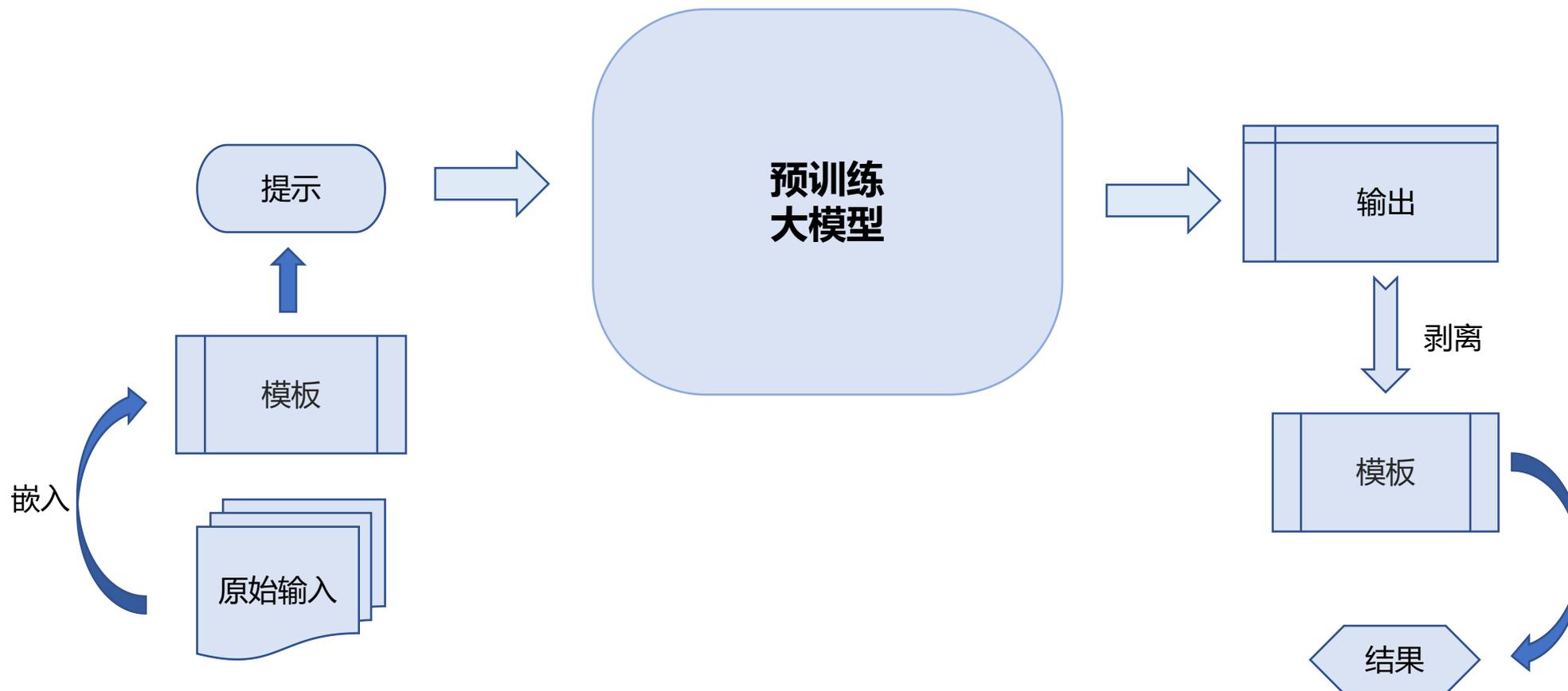


▶ 生成式 AI

- 认识 AIGC
- 生成式 AI
 - 能够创建新内容、数据或解决方案的算法和模型
 - 通过大量的数据训练，学习特定领域的模式和结构，并生成全新的输出
 - 能够进行某种程度的“创新”



新的 AI 范式： 大模型(Large Model) + 提示工程(Prompt Engineering)



▶ 提示工程的兴起及对各个行业的冲击

- 提示工程
 - 通过设计精确的输入指令或问题来优化和指导大型与训练模型的输出
 - **以自然语言作为输入**
 - **激发大模型的潜能**
 - **针对不同任务获得不同输出**
- 提示工程带来的影响
 - 效率提升
 - “跨界”

法律场景：利用 LLM 草拟合同

N 我叫张晓明，要在海淀区风荷小区向王桂英女士租赁一套一居室，每月租金7000元，押一付三，准备租住2年，请帮我草拟一份普通民宅的租赁合同。

LLM 居民住宅租赁合同

甲方（出租人）：王桂英

乙方（承租人）：张晓明

根据《中华人民共和国合同法》和相关法律法规的规定，甲乙双方在平等、自愿、公平、诚实信用的原则基础上，就甲方将其住房出租给乙方使用，乙方承租使用的事项，经友好协商，达成以下合同条款：

1. 出租房屋的位置和基本情况

- 地址：海淀区风荷小区，具体门牌号由甲方提供。
- 房屋类型：一居室
- 面积：待具体测量确认。

2. 租赁期限

- 起始日期：2023年X月X日
- 终止日期：2025年X月X日
- 期限：2年

3. 租金及支付方式

- 租金：每月7000元人民币
- 付款方式：押一付三，即先支付4个月的租金（合计28000元）作为押金及首批租金。
- 每三个月支付一次，每次支付三个月租金。

4. 房屋使用与维修

- 乙方应合理使用房屋，不得擅自进行改建或大修。如因乙方使用不当导致损坏，应由乙方承担维修或赔偿责任。

5. 合同解除与终止

- 如任何一方违反本合同规定，另一方有权要求解除合同，并要求赔偿损失。
- 租赁期满，乙方应将房屋归还甲方。如乙方需续租，应提前一个月书面通知甲方，并经双方协商确定。

6. 其他

- 本合同自双方签字盖章之日起生效。
- 本合同未尽事宜，可另行协商补充。
- 本合同一式两份，甲、乙双方各执一份。

甲方（签字）：

乙方（签字）：

日期：2023年X月X日

请注意，此模板仅供参考，具体的合同内容和条款应根据实际情况制定，并建议在签订正式合同之前请教律师或专业人士。

金融场景：利用 LLM 制定量化交易策略

N 你是一名经验丰富的量化交易员，在不构成任何实际投资建议或策略的前提下，请根据下面的资料给出一些量化交易建议。

- 数据源：美股
- 目标变量：未来5个交易日内的累计收益率
- 条件：预期风险在10%以内，最大回撤不超过15%，每日换手率不超过20%
- 输出：10只股票代码，买卖方向（多/空），仓位大小（百分比）

LLM

首先，我要强调这只是一个基于给定信息的示例性建议，而不是实际的投资建议。在真实环境中，量化策略的开发涉及到更为深入的研究、数据分析和模型验证。

基于给定信息，以下是一些示例性的量化交易策略步骤和建议：

- 1. 数据准备：**
 - 选择一个包含美股历史数据的可靠数据源，例如：Bloomberg、FactSet、Quandl等。
 - 确保数据的质量，清理任何的异常值或数据错误。
- 2. 特征工程：**
 - 计算各种技术指标：如移动平均线、RSI、MACD、布林带等。
 - 考虑基本面因子，例如：市盈率、市销率、市净率等。
 - 加入宏观经济指标，如：利率、失业率、GDP增长等。
- 3. 模型选择：**
 - 选择适合时间序列预测的模型，如：LSTM、ARIMA、Prophet等。
 - 对每个股票单独建模，或考虑一个多资产的模型。
- 4. 模型验证：**
 - 使用滚动窗口或其他时间序列交叉验证方法进行模型验证。
 - 确保预测的累计收益率与实际的累计收益率相匹配。

5. 风险管理：

- 根据预测结果计算每支股票的预期波动率。
- 使用优化方法，如均值方差优化或其他现代组合理论技术，确保组合的预期风险在10%以内，最大回撤不超过15%。

6. 构建投资组合：

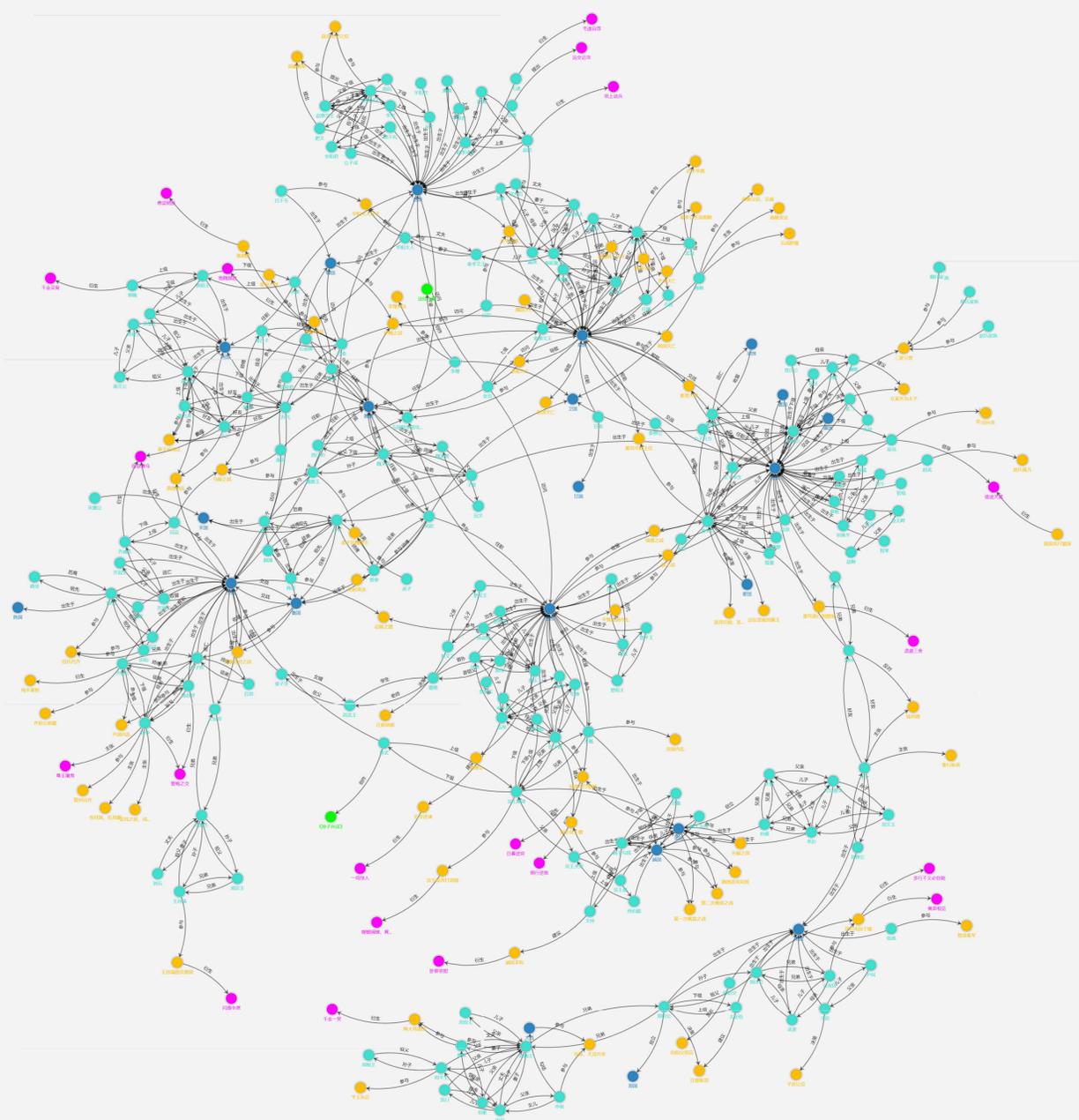
- 选择预测累计收益率最高的10只股票。
- 根据预测结果和风险调整后的权重确定买卖方向和仓位大小。
- 确保每日换手率不超过20%。

假设得到的示例性投资建议如下（这只是为了演示，并非真实数据）：

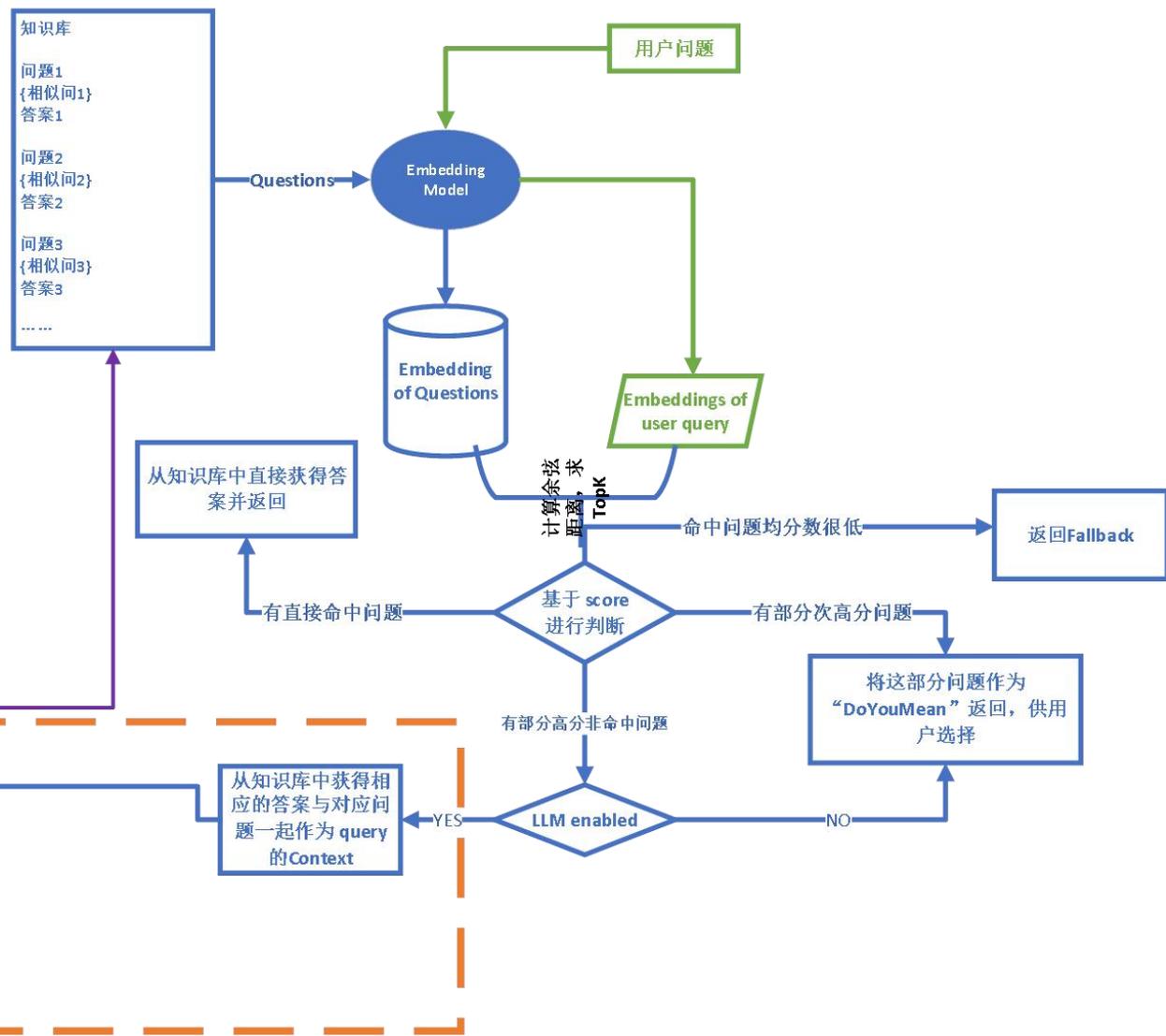
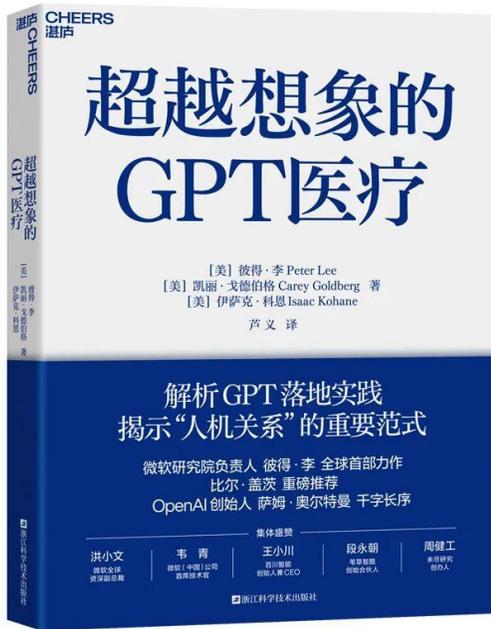
股票代码	买卖方向	仓位大小
AAPL	多	10%
MSFT	多	10%
GOOGL	空	8%
AMZN	多	12%
FB	空	7%
TSLA	多	13%
NFLX	多	10%
NVDA	空	9%
BABA	多	10%
JPM	多	11%

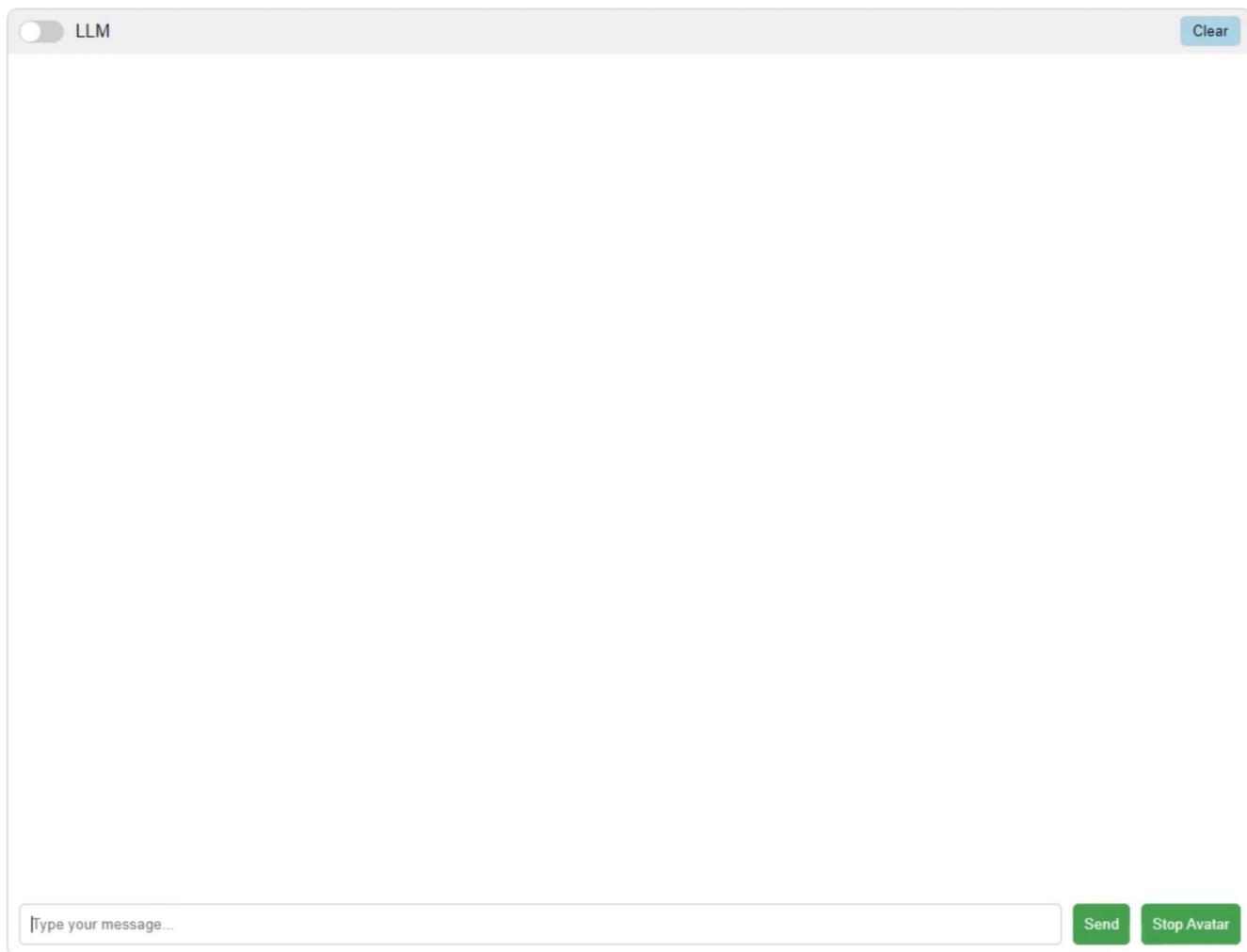
最终，根据投资组合和实时市场条件，持续调整和优化策略，确保达到投资目标并满足风险限制。

▶ 利用 LLM 生成知识图谱



▶ 利用 LLM 编程



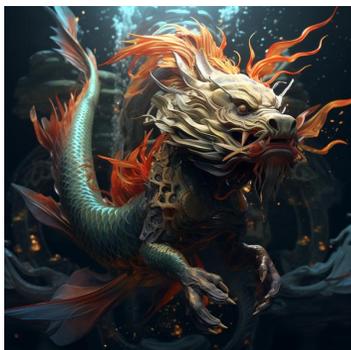


封面设计



+





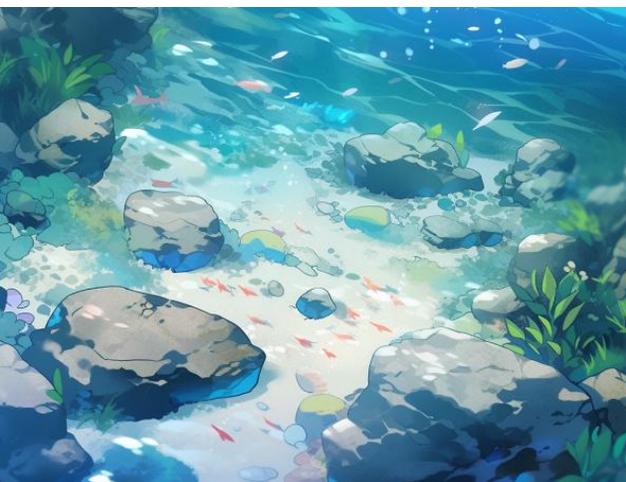
龙王道：“舍妹有九个儿子……”

第一个小黄龙，见居淮渚；
 第二个小骊龙，见住济渚；
 第三个青背龙，占了江渚；
 第四个赤髯龙，镇守河渚；
 第五个徒劳龙，与佛祖司钟；
 第六个稳兽龙，与神宫镇脊；
 第七个敬仲龙，与玉帝守擎天华表；
 第八个蜃龙，在大家兄处，砥据太岳。
 此乃第九个鼉龙，因年幼无甚执事，自回年才着他居黑水河养性，待成名，别迁调用……”

《西游记》四十三回
 黑河妖孽擒僧去
 西洋龙子捉鼉回

龙生九子

▶ 《海马搬家》 绘本创作



海马妈妈有七个宝宝，他们本来住在一块大岩石后面，可是七个宝宝慢慢长大了，这个家的地方就不够住了。海马妈妈就出去找新家。海马妈妈找来找去，终于找到了一座新房子，于是决定搬家。

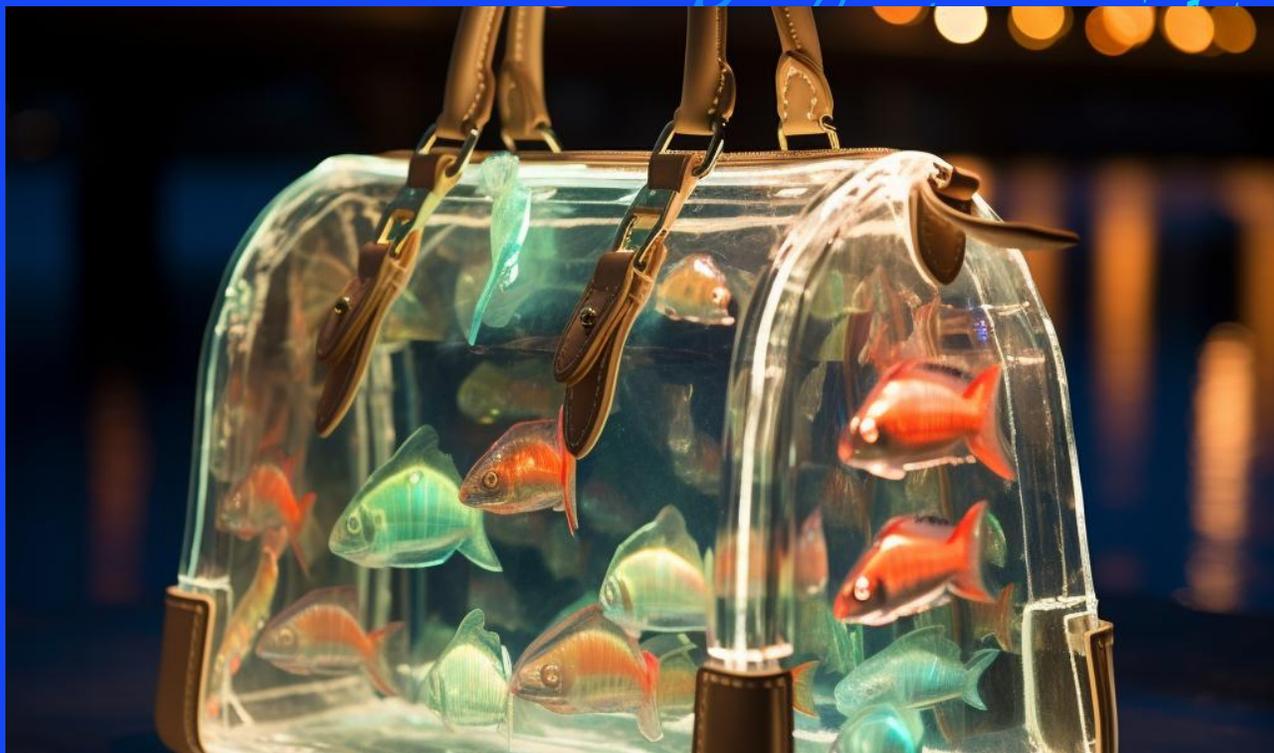
.....

包装设计



首饰设计





▶ 创意广告



AI驱动软件研发全面进入数字化时代

AI+ 软件研发数字峰会
AI+ software Development Digital summit

▶ 创意广告



AI驱动软件研发全面进入数字化时代

AI+ 软件研发数字峰会
AI+ software Development Digital summit



创意广告

PART 04

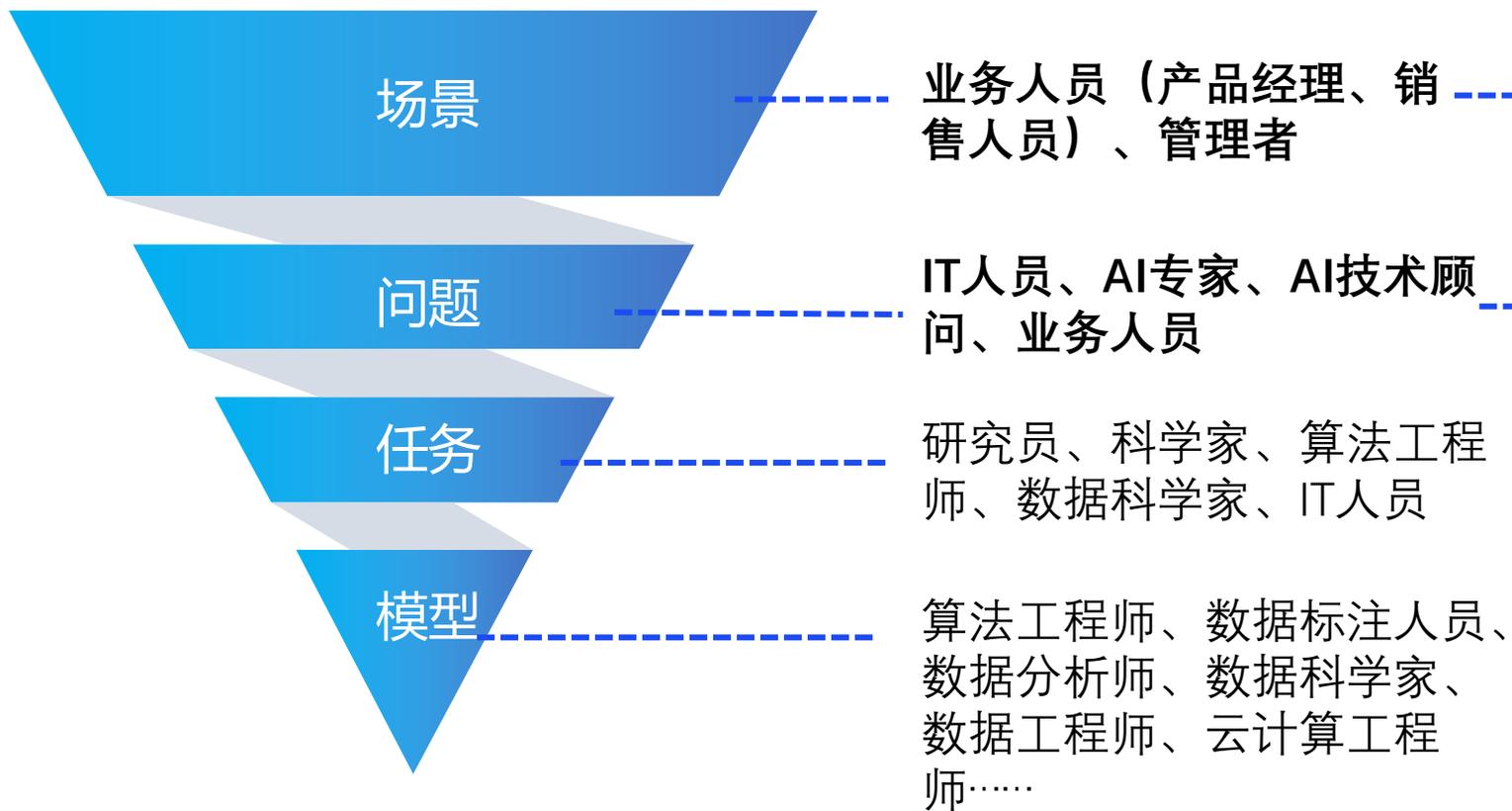
生成式 AI 对 AI2B 的冲击

▶ 认知层面

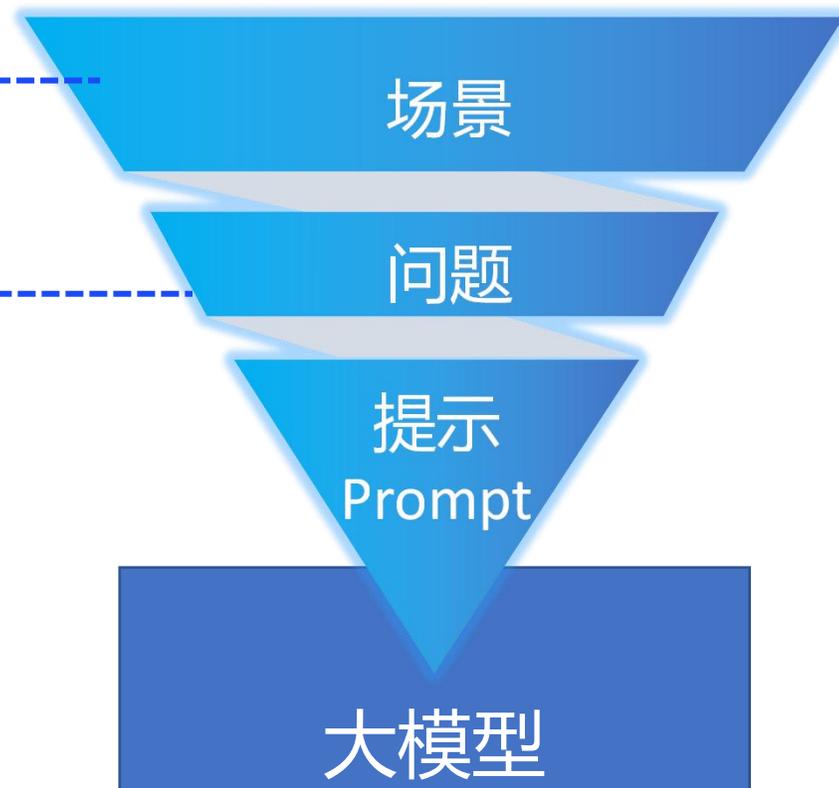
- 新的生成式 AI 工具/服务向大众证明了 AI 的能力
 - AI 不再仅是一个炫酷的技术名字
 - AI 引起了不同行业众多 CEO 的关注
 - AI 被企业决策层寄予期望去解决实际问题

▶ 技术层面

传统的AI技术落地漏斗模型



基于新型 AI 范式的漏斗模型



PART 05

让 AI 在各行各业真正落地



之前 AI 落地的问题解决了吗?

▶ AI 落地最后一公里的问题

- 领域知识与自动化解决方案的**对齐**
 - 领域知识 (Domain Knowledge) 的提取
 - 领域专家脑中的知识
 - 领域专家表达的欲望和能力
 - 利用 AI + 软件技术自动化运用领域知识
 - Standard Operating Procedure (SOP)
 - 原子功能点

▶ AI 落地的先决条件

- 对 AI 合理预期
 - “全能大先知” X
 - “决策者” X
 - “数字实习生” V
- 商业前景光明
 - 商业模式
 - ROI
- 对资源全面掌控
 - 业务出口
 - 数据
- 场景适宜
 - 闭环场景
 - 涉及人员全面配合
- 驱动力强劲

▶▶ 人是一切问题的核心

AI 落地 => 领域专家与 AI 专家的共同努力



八问 AI 创新者

▶ 对 AI 创新者提问 · 初心 3 问

- 你打算用 AI 解决什么问题？
- 这个问题现在有人类能够妥善解决吗？
- 用 AI 比用人类员工的优势是什么？
 - 更便宜？ 更耐心？ 更易于复制？

▶ 对 AI 创新者提问· 性价比 2 问

- 如果 AI 项目成功，带来的商业利益是多少？
- 你对 AI 项目预期的 ROI 是多少？

▶▶ 对 AI 创新者提问 · 执行力 3 问

- 是否有能力为了 AI 项目落地打破现有利益链?
- 如何权衡 Borrow, Buy & Build
 - 有否研发团队? 研发团队能力评估?
- 如何评估 AI 效果
 - AI vs Human
 - AI vs Rule Engine

THANKS

