

# 企业的数字大脑： Graph + AI 推动大模型行业应用 从“通用问答”迈向“专业决策”

## 政府、产业界对大模型寄予厚望 并重金投入

### 政策支持



# 01

### 二十大报告

加快建设现代化经济体系，着力**提高全要素生产率**



# 02

### 中共中央“十四五”规划

围绕强化数字转型、**智能升级**、融合创新支撑，布局建设信息基础设施、融合基础设施、创新基础设施等新型基础设施。

### 产业界期望

高盛预测，未来数年全球将在生成式 AI 上投入约 1 万亿美元（含芯片、数据中心、软件等）

## 尚未出现规模化商业回报

### Gartner 预测

至少 30% 的生成式 AI 项目将在“概念验证”阶段后被放弃，原因包括数据质量差、风险控制不足、成本上升、业务价值不明。

### MIT

“The GenAI Divide: State of AI in Business 2025”：约 60% 的组织评估了企业级 AI 系统，但只有 20% 进入试点阶段，最终只有 5% 达到“生产 / 可衡量业务价值”阶段。

# GenAI

## 核心逻辑

- 模型“幻觉”机制导致结果在高精度场景中难以信赖
- 领域知识的封闭性与数据孤岛削弱模型落地效果

# 增强检索技术本质：从让大模型从回忆中找答案，到去事实中核查的范式转移

“GraphRAG 是传统 RAG 的革命性升级，通过将知识图谱与图技术深度整合到 LLM 堆栈中，解决了传统 RAG 在上下文关联性、推理深度和结果可解释性方面的三大局限”

索引类型	核心逻辑	典型问题范例	行业场景举例
全文索引	找“词”	“《合同法》第五十二条内容是什么？”	法律检索、专利查询、精确商品搜索
向量索引	找“意”	“给我推荐一些类似《三体》的科幻小说。”	推荐系统、智能客服、语义搜索、以图搜图
图索引	找“关系”	“这家空壳公司的实际控制人还通过哪些关联公司进行了违规担保？”	金融风险、社交网络分析、药物重定位、IT根因分析

## 技术门槛高

技术类型	技术门槛
图索引	复杂：需实体识别（NER）、关系抽取（RE）、社区划分（Community Detection），依赖高质量NLP模型
向量索引	简单：仅需分块（Chunking）和向量化
全文索引	简单：基于分词和倒排索引构建

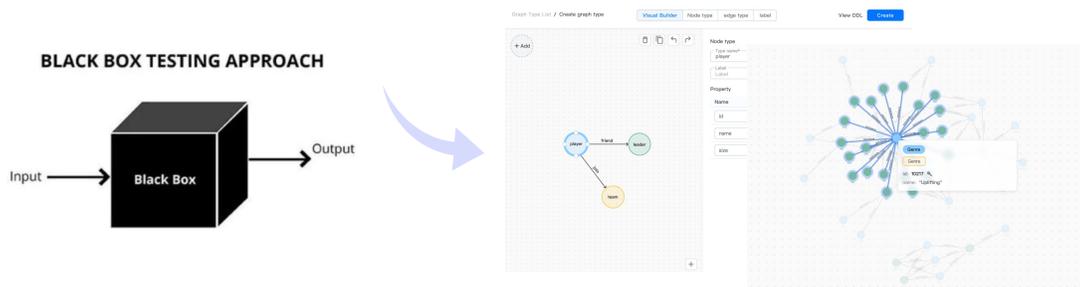
## 使用成本高

技术类型	索引成本	查询成本
图索引	极高：需通过大模型进行实体关系抽取（ER）、社区摘要生成（Community Summary），占LLM使用成本的80%以上。成本约为向量索引的1000倍	较高：全局查询需遍历图结构，复杂度为 $O(n)$
向量索引	中等：仅需文本块向量化	低：基于向量相似度检索，复杂度为 $O(\log n)$
全文索引	低：基于关键词匹配，无需复杂计算，成本最低	极低：基于倒排索引，复杂度为 $O(1)$

# NebulaGraph 图技术的优势：降低技术门槛（1/2）

支持业务人员手动干预与图编排：让非技术用户也能“驾驭图”

将 GraphRAG 从“黑盒 AI”转变为“可解释、可干预”的业务工具



## 透明可控

可视化流程 + 全链路审计，节点与数据一目了然，定位与溯源更高效。

## 灵活定制

任意节点&边插入业务、合规规则，无需重训即可快速迭代。

## 高效协作与调优

拖拽式无代码配置，快速优化性能。

端到端自动化工具链：让技术团队“开箱即用”

将 GraphRAG 从“科研项目”转变为“标准产品”，大幅降低技术门槛和实施成本，使中小企业也能享受图+AI红利

## 传统 GraphRAG 构建需经历

- 数据清洗 →
- 分块 →
- 实体抽取 →
- 关系抽取 →
- 社区发现 →
- 社区摘要 →
- 图入库 →
- 查询接口封装

每一步都需人力投入调参、调试、验证，端到端开发周期通常超过 2-4 周

VS

## NebulaGraph 自动化方案

**技术点 1:** 通过大模型对于领域识别，覆盖 65% 的高频行业场景

**技术点 2:** 高集成度封装，通过生态不断迭代演进，用时相当于标准化方案的 1/10，准确度提升 10%

**效率：数小时**  
初始图谱质量达到可用水平 (F1 > 0.85)

## NebulaGraph 图技术的优势：降低使用成本（2/2）



遵循第一性原理，从文档结构出发，降低计算复杂度，建索引端到端效率优于微软 GraphRAG 方法约两个数量级

各类 GraphRAG	技术核心	检索效率	运维成本
GraphRAG (MS)	动态图结构 + 图谱增强	较慢（复杂计算）	增量索引可行，维护成本高
KAG	知识图谱互索引 + 符号推理	中等（依赖图谱推理）	更新复杂，依赖抽取模型优化
NebulaGraph Fusion GraphRAG	超知识图谱结构+混合索引+图谱增强+CoE+多种召回策略	快速（依赖图技术）	轻量图结构索引，适应性强

# 案例：基于图智能的故障根因定位：某运营商的 AIOps 实践

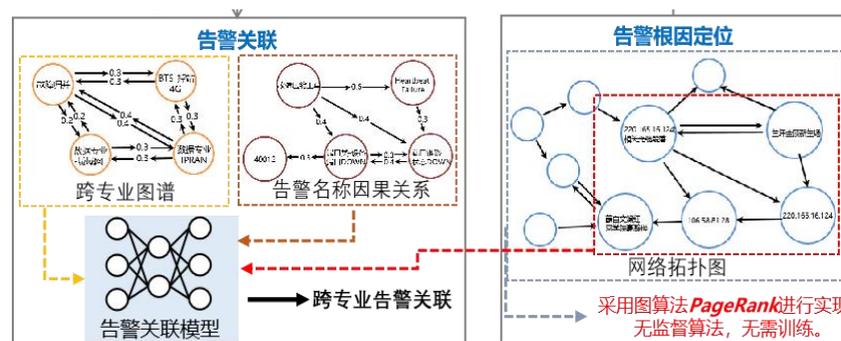
## 业务背景与痛点

运营商总部下发智能化运维考核指标，明确要求各省公司提升故障处理自动化水平，降低人工依赖。

传统方法瓶颈：

- 故障定位严重依赖专家经验与人工规则；
- 日志数据量大、噪声高、关联复杂，平均定位耗时约 1 小时；

## 技术实现路径



步骤	操作	技术要点
① 图构建	将历史故障日志中的告警事件抽象为节点 按时间先后顺序建立有向边	<ul style="list-style-type: none"><li>节点 = 告警类型 + 设备 ID + 时间窗口</li><li>边 = 告警 A → 告警 B (A 发生在 B 之前)</li></ul>
② 图算法应用	在构建的告警关系图上运行 PageRank 算法	<ul style="list-style-type: none"><li>PageRank 值越低，说明该节点越少被其他告警“引用”</li><li>符合“根因先发生、衍生告警后触发”的传播逻辑</li></ul>
③ 根因排序	按 PageRank 值升序排序，Top-K 作为候选根因	结合业务规则过滤（如设备层级、告警等级）提升精度

## 落地成效

- 定位准确率：85%
- 平均定位时间：从 60 分钟 → 5 分钟，效率提升 12 倍

## 可复用价值

- 方法论通用：适用于任何具备时序日志+告警体系的运维场景（如金融、电力、制造）
- 技术栈轻量：NebulaGraph + 图算法，部署成本低

## 大模型在企业中的应用从“单点应用”到“企业级知识中枢”

GraphRAG 将成为企业数字大脑的核心，驱动知识资产化与智能决策一体化。

## 从“静态数据”到“动态知识”

GraphRAG 正成为实时智能决策系统的核心组件，推动大模型从“事后分析”走向“事中干预”。

# 战略愿景：成为全球图+AI 领导者，赋能千行百业数字化转型



图+AI 是未来数字化转型的核心引擎，悦数将与产业界携手，共同构建开放、智能、高效的图数据生态系统，为全球企业创造更大价值，引领产业数字化转型的新潮流。



共建图+AI  
技术标准

推动 GQL 标准化和 GraphRAG 架构规范，降低技术门槛和应用成本。



共育  
图 AI 人才

与高校和研究机构合作，推动图技术与AI融合的人才培养，为产业发展提供智力支持。



共享产业  
实践经验

建立开放的产业案例库，分享金融、制造等领域的成功实践，加速技术落地。

# Q&A

发现数据的更多价值  
创造无限可能