





中国北京 2024.7.26

主办方: 中国计算机学会 | 承办方: CCF开源发展委员会、夜莺项目开源社区







Ai Agent在运维体系中的探索与实践



钱誉

Zenlayer GFS Monitoring Automation 负责人

中国北京 2024.7.26

主办方: 中国计算机学会 | 承办方: CCF开源发展委员会、夜莺项目开源社区

大纲

- Zenlayer在运维体系中对Copilot & Agent理解
- Zenlayer在私域数据尝试: FT or RAG(Baseline & Graph)
- 场景实现案例
- 实践预期
- 未来展望



Zenalyer在运维体系中对Copilot & Agent理解

- 传统的 AIOps 在异常检测和根因分析上严重依赖于标注数据,这限制了算法的 泛化能力,因为它们需要在有监督的环境下进行训练。而大语言模型能够学习 更多的通用知识,减少对标注数据的依赖,从而降低训练成本。
- 运维团队积累的专家经验很难编码到算法模型中。通常,这些经验会被简化为阈值或复杂的规则,不仅难以维护,也难以传承。Copilot & Agent通过大语言模型,将专家经验转化为模型可以理解和推理的形式,从而提升了故障处理的能力。
- 传统 AIOps 的接入和维护成本较高,需要业务和算法团队深入理解业务逻辑和算法模型。此外,私域数据的处理和定制化开发也增加了成本。Copilot & Agent 框架采用集成学习的概念,通过模块化设计,使得系统能够像搭积木一样动态编排。
- 在传统 AIOps 中,未遇到过的故障很难被解决,因为它们超出了模型的训练范围。大语言模型展现出了强大的推理能力,能够基于通用知识和训练中学到的 关键字,推断出未知故障的性质,即使没有相似的训练数据。
- 传统的 AIOps 解决方案需要用户理解模型并精确地传递参数,而 Copilot & Agent框架支持自然语言交互,使得非技术用户也能轻松地与系统交互,提高了用户体验,并有潜力开放给更广泛的用户群体







Zenlayer在私域数据的尝试:FT or RAG(Baseline & Graph)

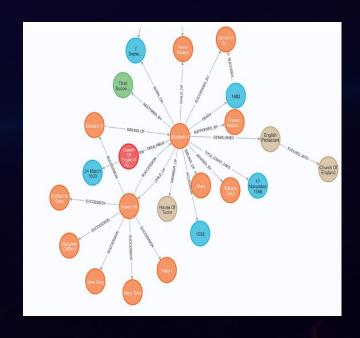
• OneKE/DeepKE:对高度碎片化,非结构化,的信息进行抽取,构建一个高质量的知识图谱并建立知识要素间的逻辑关系,实现可解释的推理决策并提升稳定性

- 1. RE(Relation Extraction) 关系抽取。这是一个任务,旨在从文本中识别实体之间的 关系。例如,从句子"北京是中华人民共和国的首都"中,抽取"北京"与"中华人民 共和国"之间的"是首都"的关系。
- 2. NER (Named Entity Recognition) 命名实体识别。这个任务的目标是从文本中识别出具有特定意义的实体,如人名、地名、组织机构名等。例如,在句子"约翰·史密斯在纽约工作"中,识别出"约翰·史密斯"和"纽约"分别为人名和地名。
- 3. EE(Event Extraction) 事件抽取。这个任务是从文本中抽取事件信息,包括事件类型、触发词、参与实体以及它们的角色。例如,从句子"苹果公司昨天宣布了新产品"中,抽取事件类型为"产品发布",触发词为"宣布",参与实体为"苹果公司",角色为"发布者"。
- 4. EET (Event Entity Type) 事件实体类型。这可能是指在事件抽取中,识别参与事件的实体的类型,如上述例子中的"苹果公司"被识别为"公司"这一实体类型。
- 5. EEA(Event Entity Argument) 事件实体论元。这涉及到事件抽取中的更深层次分析,即识别实体在事件中扮演的具体角色。例如,在"苹果公司昨天宣布了新产品"中, "新产品"被识别为"对象"这一论元。
- 6. KG(Knowledge Graph) 知识图谱。知识图谱是一种以图的形式表示实体及其关系的数据结构,能够帮助理解复杂的实体关系网络。在NLP中,构建或完善知识图谱通常涉及从文本中抽取实体和关系信息。



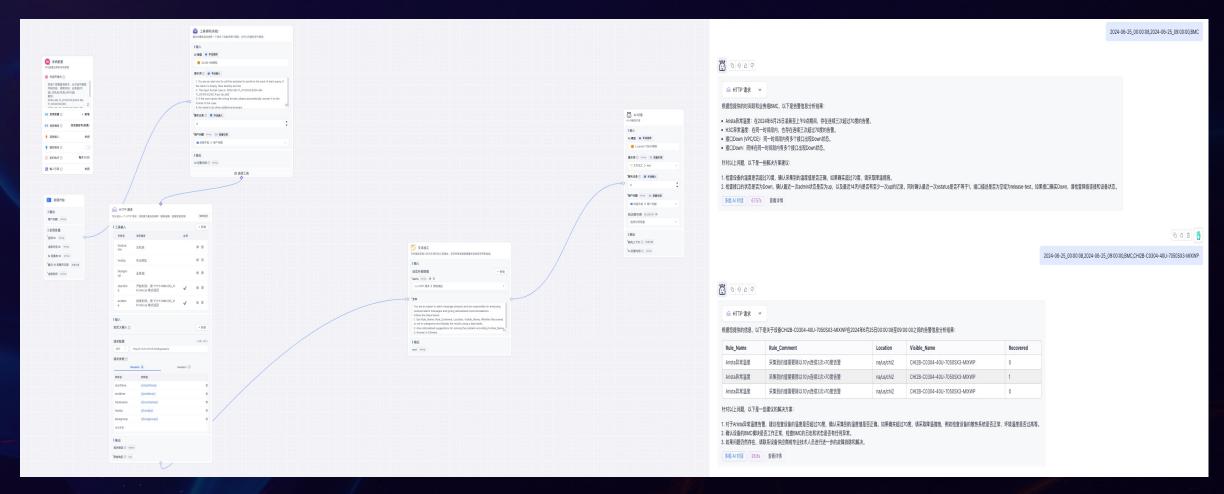
Zenlayer在私域数据的尝试:FT or RAG(Baseline & Graph)

- Neo4J:结构化知识表示:通 过图结构来表示知识, GraphRAG可以更好地理解和 利用知识之间的关系,这对于 运维场景中理解复杂的系统架 构和故障传播路径非常有帮助。 增强推理能力:基于图的结构, 模型可以进行更复杂的推理, 比如在运维场景中预测故障的 影响范围或推荐解决方案
- 当今的 RAG 应用中,从大型 文本语料库中检索准确且具有 上下文信息的能力至关重要。 传统的向量相似性搜索方法虽 然功能强大,但有时会在嵌入 较长的文本时忽略特定的上下 文。
- 通过将较长的文档拆分为较小的向量并对其进行相似性索引我们可以提高检索准确率,同时保留父文档的上下文信息以生成答案。同样,我们可以使用 LLM 生成假设问题或文本摘要。然后,LLM 为这些问题和摘要编制索引,以更好地表示特定概念,同时仍返回父文档中的信息



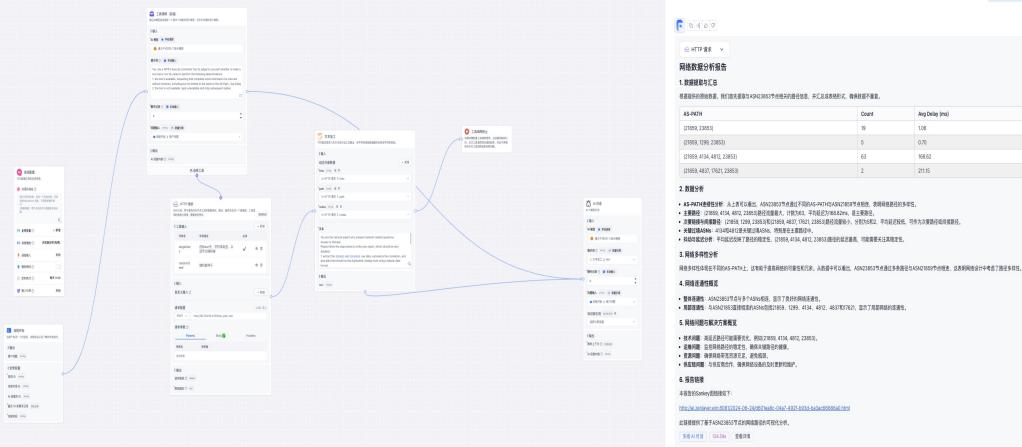


Zenlayer的场景实现案例一





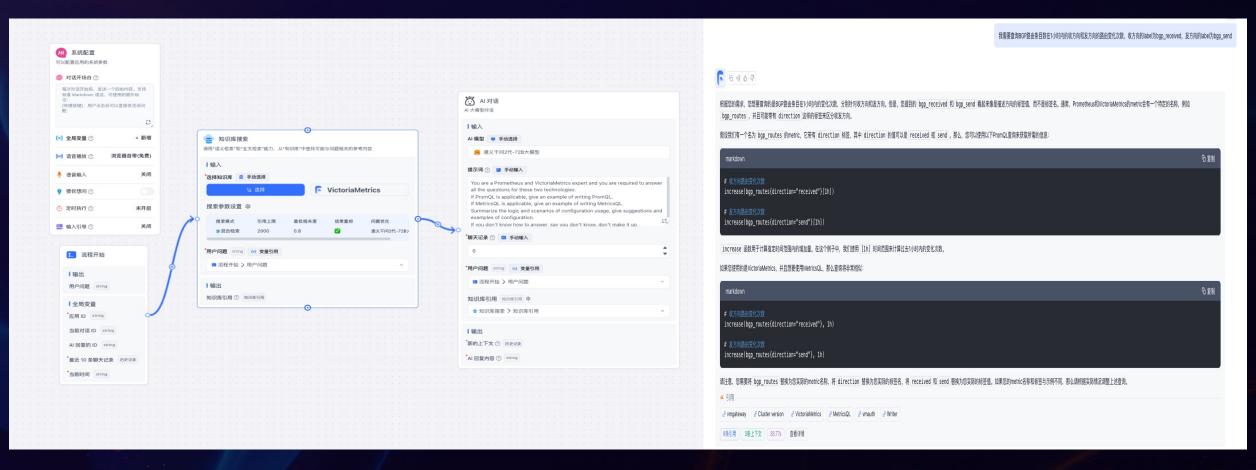
场景实现案例二



帮我测试ASN23853节点,随机种子5,不需要分析随机种子,基于ASN23853网络分析,提供完整的网络数据分析报告

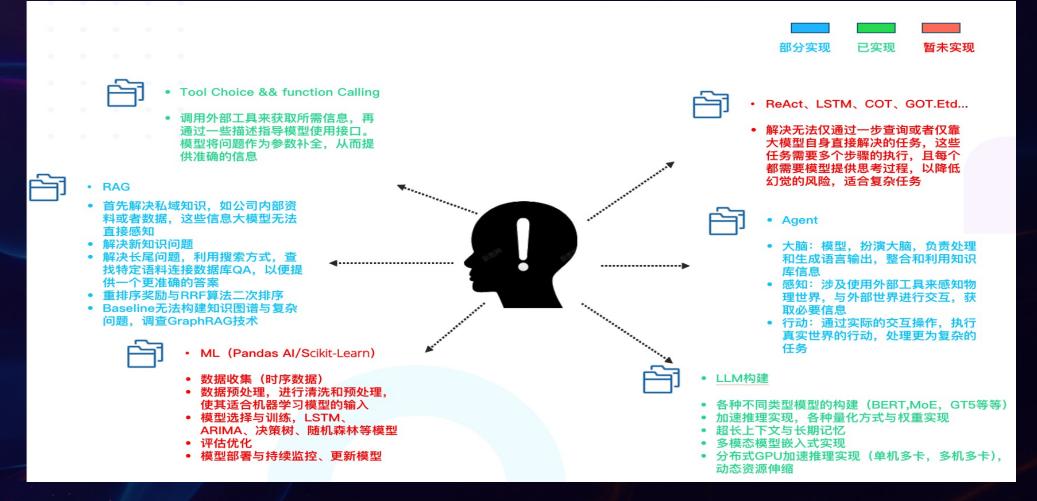


场景实现案例





实践预期





未来展望

基于 LLM 的 RCA-Agent 构建

目标是先将基于大语言模型的根因诊断(RCA)Agent 框架落地应用,因为根因诊断是所有运维团队面临的一个主要挑战,它占用了大量的时间和精力,日常的On Call 问题定位也给团队成员带来了沉重的负担。我们希望专注于解决这些实际问题,真正缓解同事的痛点。

我们决定定义了一些工具和插件, 是在出现故障时用来进行检测的 工具。除了工具和插件,我们还 设计了工作流编排,以自动化和 优化故障处理流程。我们构建了 一个知识库,它包含了历史故障 数据、专家经验和故障处理策略, 这些都是进行有效根因分析的关 键资源

知识库/知识图谱的构建

构建知识库方面所做的工作主要包括 以下几个部分,并且我们计划未来会 引入更多用户原始文档、历史 On Call 记录等不同类型的数据。 排障专家经验: 这部分是根据根因 诊断的场景特别设计的,目的是让业 务团队的成员能够管理和记录他们的 知识和经验。定义的每一个经验都是 一组根因故障,包括故障发生时的描 述和一些止损措施的组合。这些信息 将被用来训练大语言模型推理。 故障场景 SOP 文档:我们希望用户 输入的是一些 SOP 文档。这种方式 给组件团队提供一种灵活管理知识的 方法。选择这种半规范化文档的形式, 是因为当前大语言模型的能力还有局 限,需要通过文档梳理来帮助模型更 好地理解。

历史故障信息:建立维护一个历史故障信息库,记录每一次通过大语言模型检测到的故障,这些记录会用来对组件团队进行训练和打标。

基础工具的构建

在构建框架的基础工具方面,我 们参考了 OpenAI GPTs 将工具集 成到平台时所遵循的规范。我们 将运维场景中的一些关键指标和 基础工具进行了统一管理,把传 统的异常检测方法统一成一个工 具,用户只需要维护他们需要进 行异常检测的指标即可。 用户可以自定义检测项,包括指 标名称、指标的标签或指标描述, 以及定义何为异常表现。因为是 用户自定义的工具,所以可以根 据具体需求设置检测标准。 实现了一个变更事件查询工具, 当出现故障时,用户可以通过调 用这个接口来确定是否由线上变 更导致。我们在平台上部署的组 件配置了一些工具,例如异常检 变更和事件查询等,还包括 了自然语言的意图理解和大语言 模型的根因推理功能。

工作流的构建(SOP)

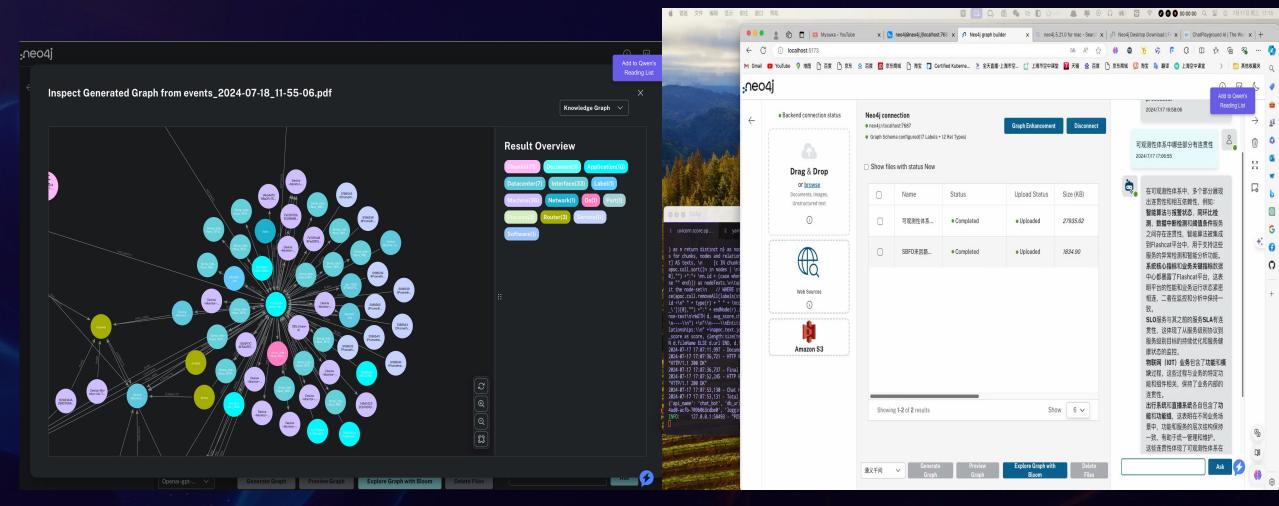
构建工作流,目前这一过程仍然需要用户自行配置,这主要是由于大语言模型当前能力的限制所做出的妥协。不过,我们正在探索一种新的方法,即允许用户在其 SOP 文档中预先设定工作流,例如,文档中可以指明首先需要检查哪些指标,以及根据这些指标的结果接下来应该检查哪些指标

我们希望能够训练大语言模型,使其能够直接根据用户的 SOP 文档生成工作流。最终,运维团队能够向大语言模型提供一个简单的文档,甚至是未经格式化的文本,而模型能够根据文档中的指标或检测项动态地编排诊断步骤,并根据每一步的检测结果,智能地调度后续的执行流程。





彩蛋---Neo4J-RAG





感谢聆听

Thank you for listening



