

大语言模型时代的智能运维



Artificial Intelligence for IT Operations in Era of Large Language Model

裴丹/PEI Dan¹, 张圣林/ZHANG Shenglin²,
孙永谦/SUN Yongqian², 裴昶华/PEI Changhua³

(1. 清华大学, 中国 北京 100084;
2. 南开大学, 中国 天津 300457;
3. 中国科学院计算机网络信息中心, 中国 北京 100190)
(1. Tsinghua University, Beijing 100084, China;
2. Nankai University, Tianjin 300457, China;
3. Computer Network Information Center, Chinese Academy of Sciences,
Beijing 100190, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202402009

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.tn.20240407.1926.002.html>

网络出版日期: 2024-04-09

收稿日期: 2024-03-10

摘要: 大语言模型由于其强大的语言能力、代码生成能力、工具编排能力, 将是智能运维 (AIOps) 落地取得突破的重要因素。大模型时代的 AIOps 架构是多 AIOps 智能体的人机协同系统。首先列举了 AIOps 对大语言模型的应用需求, 探讨了大语言模型时代的 AIOps 架构, 其次总结了将大语言模型整合到运维工作流程中所面临的挑战, 最后结合这些挑战给出了解决思路并倡议以“社区众包, 群体智慧”的方式加速落地运维大语言模型。

关键词: 大语言模型; 智能运维; 人机协同; 智能体

Abstract: Due to its powerful linguistic capabilities, code generation abilities, and tool orchestration capabilities, the large language model will be an important factor in the breakthrough of artificial intelligence for IT operations (AIOps). The architecture of AIOps in the era of large models is a human-machine collaborative system composed of multiple AIOps intelligent agents. Firstly, the application requirements of AIOps for large language models are listed and the architecture of AIOps in the era of large language models is explored. Secondly, the challenges of integrating large language models into operational workflows are summarized, and solutions to these challenges are proposed. Finally, it advocates for the acceleration of large language model implementation in operations through the "community crowdsourcing and collective intelligence" approach.

Keywords: large language model; AIOps; human-machine synergy; Agent

引用格式: 裴丹, 张圣林, 孙永谦, 等. 大语言模型时代的智能运维 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(2): 56-62. DOI: 10.12142/ZTETJ.202402009

Citation: PEI D, ZHANG S L, SUN Y Q, et al. Artificial intelligence for IT operations in era of large language model [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(2): 56-62. DOI: 10.12142/ZTETJ.202402009

近年来, 大语言模型 (LLM) 的出现对自然语言处理、机器学习和人工智能等众多领域产生了革命性的影响。诸如生成式预训练 Transformer 模型 (GPT) 系列^[1], 在理解和生成自然语言以及执行复杂的文本处理任务上表现出了前所未有的卓越能力。因此, LLM 在各行业中得到了广泛应用, 并已逐步渗透到智能运维 (AIOps) 这一前沿领域。

本文系统地研究了 AIOps 领域对 LLM 的具体应用需求, 深入剖析了大语言模型时代下的 AIOps 体系架构的发展趋势。同时, 本文中, 针对将 LLM 有效整合至运维工作流程所面临的挑战, 我们进行了深度探讨, 着重强调了群体智慧协同创新对于促进专用于运维场景的大语言模型 (OpsLLM) 技术研发与快速迭代的重要性。

1 智能运维领域对大语言模型的需求

1.1 AIOps 工具更为人性化的交互方式

运维环境的复杂性和数据规模化特性, 在人工运维阶段给用户和决策者带来的挑战逐渐加剧^[2]。运维环境中通常包含多种模态的数据, 这会进一步增加分析处理的难度。随着 AIOps 工具的出现, 运维系统逐步具备了数据采集监控 (相当于眼睛)、自动化运维 (如同手) 和智能运维 (相当于大脑) 的功能。然而, 尽管这些工具的功能日益强大, 但它们的使用却相对繁琐, 通常需要通过特定的界面进行交互, 这增加了决策者理解其输出的难度。在 LLM 时代, 已有的运维工具可以通过自然语言与人进行交流, 从而使决策者能够

更加直观地理解和应用这些工具的输出信息。

以图1中《星球大战》这一电影为例，LLM在决策者与AIOps工具之间充当翻译者的角色，通过几轮交流，决策者能够做出更加明智和准确的决策。LLM的引入首先将为AIOps工具赋予沟通的能力，使其能够更加高效地与决策者交流，从而实现人性化交互的目标。

AIOps小模型工具经赋能后被称为工具智能体（Tool Agent），具备响应自然语言指令和要求进行工作的能力。工具智能体被定义为现有工具经LLM赋能后的智能体，其功能边界清晰，可接受应用程序编程接口（API）调用或自然语言指令。但仍需明确的是，工具智能体的推理和规划能力（如有）源自工具内置的AIOps与岗位型智能体。这类的Agent本质是在现有的AIOps小模型的基础上进行封装，以供大模型调用。如可以将现有的时序异常检测的算法进行封装，那么大模型通过接口请求该异常检测算法，并将需要查询的时间以及实体通过参数传递给异常检测算法。该算法拉取对应实体的时序数据并进行异常检测，将最后的结果返回给大模型，完成一次异常检测工具智能体的调用。

另一种智能体被称为岗位型智能体（Job Agent）。它充分利用知识、经验、规则、算法，具备了类似运维人员的观察、推理、规划、决策能力，可与运维人员、其他岗位智能体以自然语言交互，与工具型智能体以自然语言或API交互。工具型智能体是现有流程驱动、数据驱动的工具经LLM赋能后的升级，而岗位智能体则以人为本，是模拟一线运维、应用运维、网络运维、存储运维等岗位工程师的智能体。这类的Agent是在上述的工具智能体的基础上，基于现有的LangChain框架，通过“思维链”（CoT）或简单的、规则的配置，将一系列的工具智能体聚合到一起，从而完成一

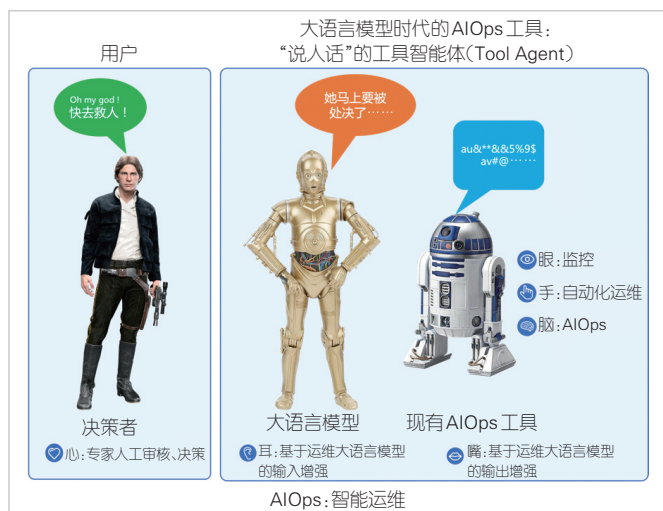
个具体的任务。如在构建一个有线网络故障排障的岗位型智能体时，用户只需要询问该岗位型智能体某个有线网络在某个时间段内是否正常，该智能体便可以通过历史积累的排障手册的规则或者大模型自身的思考能力，决定先去调用数据拉取的工具智能体，然后调用异常检测的工具智能体，并对所有的时序曲线或者日志进行异常检测，对所有的异常检测结果输入到根因定位工具智能体中，最后将根因定位的结果返回给大模型。大模型决策时要启动故障消除工具智能体。这些工具智能体以大模型的编排能力为纽带，共同完成了某个特定的岗位或任务。

1.2 智能运维领域对大语言模型的应用需求

有了LLM，AIOps领域的应用将在不同发展阶段扮演不同角色。在近中期应用阶段，LLM可能被定位为助理、教练、顾问和参谋，其主要任务是提供各种建议和指导，而不直接进行决策和处置。这种角色定位能够充分利用LLM的知识和智能，为运维人员提供必要的支持和帮助，同时避免了直接决策和处置可能带来的风险。而在中长期的应用阶段，随着LLM的不断优化和经验积累，其角色可能逐渐演变为内部专家。在这个阶段，LLM具备更多的决策和处置能力，可以参与到实际的运维工作中，对问题进行分析，并提出解决方案，因此在一定程度上还担任着决策的角色。总的来说，AIOps领域对LLM的需求随着发展阶段的不同而有所变化，需要根据错误容忍度和技术挑战的解决难度来合理应用LLM，从而实现AIOps系统的持续改进和优化。下面我们列出了不同阶段AIOps领域对LLM的应用需求。

1) 知识检索：在企业环境中蕴藏着大量的结构化知识，这些知识对于运维和故障排除至关重要。为了更有效地利用这些存量知识，LLM时代的AIOps需要通过自然语言的方式进行快速多轮问答，以便在需求出现时迅速获取清晰的排障路径。为了实现这一目标，首要条件是拥有至少60 min的OpsLLM，并且支持检索增强（RAG）技术。这样的模型能够利用其强大的自然语言处理能力，根据问题的特征和上下文信息，快速准确地检索到相关的知识，并以问答形式提供解决方案，从而提高了问题解决的效率和准确性。这种基于OpsLLM和RAG技术的自然语言问答系统，为企业运维团队提供了强大的工具，使他们能够更加高效地应对各种运维挑战，并迅速解决故障。

2) 多文档问答：目前许多企业拥有庞大的存量文档资源，包括但不限于运维文档、应急手册、产品手册和排障手册等。这些文档通常以PDF、Word等格式保存，代表着丰富的知识库。以售后技术支持文档为例，以往需要手动存



▲图1 决策者、大语言模型与智能运维工具之间的联系

储、查询和整理常见问题解答 (FAQ)。而现在企业可以将成百上千的技术文档上传至私有部署的 OpsLLM，再利用 OpsLLM 的能力，根据文档中的内容和知识，实现快速精准的问答交互。

3) 数据注释：过去，监控数据常常以单个字段的形式呈现，其复杂性和抽象性使其难以被人类用户直观理解，进而增加了运维工作的复杂度。随着 OpsLLM 的引入以及对知识库的调用，情况已经发生了改变。通过将 OpsLLM 与知识库相结合，监控数据得以转化为自然语言形式，这使得原本冰冷的字段和多模态运维数据能够以更加易于理解的方式呈现，这便形成了所谓的注释型岗位智能体。

4) 数据理解：在当今的运维环境中，各种工具智能体如日志工具、告警工具、安全日志工具和指标工具等发挥着至关重要的作用。它们的功能不仅仅是收集和存储运维数据，更重要的是能够对这些数据进行快速、准确的总结和分析。例如，当面对大量日志数据时，工具智能体能够在短时间内对这些数据进行归纳总结，提炼出关键事件，辅助运维人员迅速了解系统的运行状态和可能存在的问题。尽管工具智能体在这方面已经取得了一定的进展，但在运维领域的能力仍然存在不足和改进的空间。

5) 脚本解读：在企业运维环境中，存在着大量的存量脚本、结构化查询语言 (SQL) 查询语句、日志查询以及各种脚本配置等，这些都具有其物理意义和实际运维价值。然而，这些存量查询的脚本往往是以编程语言或者查询语言的形式存在的，对于非技术人员或者新员工而言，理解和应用这些脚本可能存在一定的难度。因此，能否将这些已有的存量查询的脚本翻译成自然语言，并将其中的隐性知识转化为显性知识，成为一个备受关注的问题。这样的转化将极大地提升老员工培训新员工的效率，使得新员工能够更快地掌握运维工作所需的技能和知识。

6) 从自然语言到查询 (NL2Query)：NL2Query 旨在为单个存量工具提供自然语言交互增强的功能，使其具备意图识别、总结等功能，从而进化为工具智能体。这其中涵盖了大量存量 AIOps 小模型工具、可观测性工具，图数据库和 SQL 查询等多种形式的查询以及一些代码生成等功能。要实现 NL2Query 的成功应用，前提条件是需要一个具备良好性能的 OpsLLM，以确保对自然语言的准确理解和响应。其次，需要对数据进行标准化处理，以确保查询的一致性和可靠性。此外，还需要标准化工具接口，以便与其他工具和系统进行无缝对接。总体而言，NL2Query 是多 Agent、人机交互框架中的一个重要组成部分。通过 NL2Query 技术的应用，不同智能体之间可以使用自然语言进行交流。这实现了接口

的统一化，促进了存量工具与总线之间的无缝连接。

7) 基于不同运维数据模态的基础模型的工具智能体：基于不同模态运维数据的基础模型开发工具智能体是当前运维领域的一个重要研究方向，涵盖了对指标、日志、调用链、告警数据等多种数据类型的智能分析和处理。针对指标异常检测的落地问题，通常存在着一个落地困境，即虽然算法本身是通用的，但需要针对每个企业的具体指标训练一个定制化模型。这增加了模型训练和部署的复杂性和成本。为了解决这一问题，可以利用 Transformer、Diffusion 等技术建立一个 LLM，以实现零样本学习。

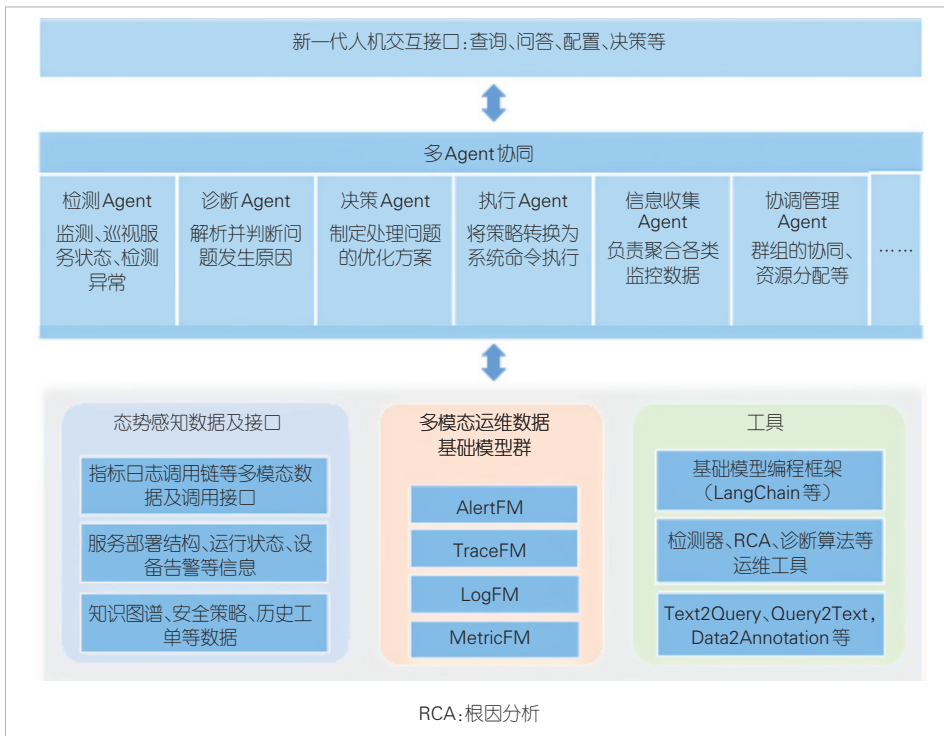
8) 多 AIOps 智能体人机协同，完成复杂运维任务：在运维作战指挥室这一模拟场景中，运维人员聚集在一起，展开各种不同角色或操作工具的讨论与合作，并且每个岗位都配备了专属的 LLM 数字孪生助手，能够显著提升其工作效率。同时，各种监控工具和 AIOps 小模型工具也配备了相应的工具型智能体，从而实现了人、岗位智能体、工具智能体之间的自然语言对话和协作。这使得运维应急处置更加高效和智能化。在多 AIOps 智能体人机协同应用的起步阶段，我们可以将其视为现有的 ChatOps 运维即时通信聊天室。其中，人的参与占比较高。随着智能体能力的不断提升，其负责的任务占比将逐渐增加，而人的直接参与程度则会逐渐降低，且更加聚焦于最为关键的决策任务。

2 大语言模型时代的 AIOps 架构

新的 AIOps 架构将充分利用大语言模型所具备的强大语言理解交互能力和深度的知识学习运用能力，极大地丰富和拓展传统智能运维的功能边界及智能化水平。

如图 2 所示，新的 AIOps 架构以多个智能体为主体，形成了一个人机协同的“运维团队”，各智能体犹如具备特定职责的“数字运维专员”，各自承担着信息收集、异常检测、故障诊断、反感决策与执行等核心角色。人与智能体、智能体与智能体之间通过自然语言进行沟通交流。每个智能体的能力通过通识大语言模型结合领域知识、任务要求进一步学习训练获得。如同真实运维人员一样，智能体在执行运维任务时需整合多元信息来源，包括但不限于环境态势感知、基础数据模型以及各类运维工具，并确保在相应权限范围内合理运作。

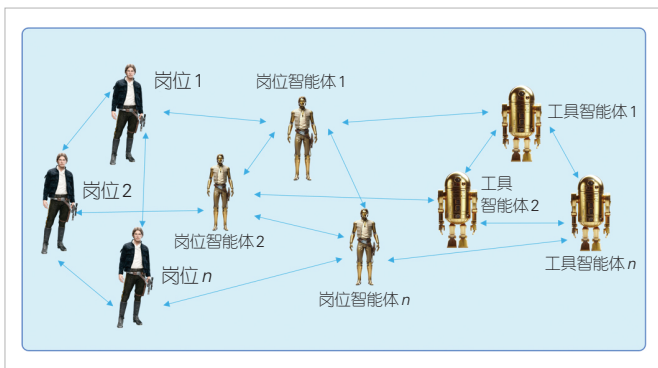
在新型智能运维架构下，人机交互体验将得到前所未有的提升，运维人员所需的技术门槛和工作负担显著减轻，这将有力加快 AIOps 迈向更高程度无人值守运维的步伐，开启运维自动化的新篇章。



▲图2 多智能体协同的智能运维(AIOps)架构

2.1 多 AIOps 智能体的人机协同系统

LLM 的应用将成为 AIOps 领域实现突破的关键因素之一。在 LLM 时代的 AIOps 架构中，如图 3 所示，多个智能体形成了一个人机协同系统，其中包括工具智能体（信息收集、检测、诊断等 Agent）、岗位智能体（知识培训、决策执行、协调管理等 Agent）以及真实运维人员等实体，它们之间通过自然语言进行交互。自然语言充当着运维人员、岗位智能体和工具智能体之间的通用接口，而单聊和群聊窗口则扮演着“服务总线”的角色，负责连接、编排和融合各种小模型工具、结构化知识、人类的经验，以实现人机协同完成运维任务的目标。这种整合了自然语言、智能体和运维人员的协同架构将为 AIOps 的应用带来新的突破和进展，从而可



▲图3 多智能运维(AIOps)智能体协同的人机系统

以促进运维工作的智能化和高效化。

2.2 智能体赋能

针对运维领域的特点，AIOps 架构需要对公域和私域进行有效分离。在运维领域，共性多于差异化，如一个运维专家在不同公司间转岗时，尽管需要适应新的工作环境，但依靠通用的运维知识仍能快速展开工作。因此，我们应集中力量处理共性问题。利用人工智能社区最新、最强有力的开源 LLM 底座，结合多模态的运维知识图谱和混合专家 (MoE) 模型，可以构建运维通用的 LLM。这一举措将为 AIOps 架构提供更强大的语言理解和决策能力，使其能够更好地适应多样化的运维场景。而在私域方面，由于数据获取困难，算力和语

料有限，因此需要简化处理。

正如医疗大模型需要针对影像、核磁、电子计算机断层扫描 (CT) 等不同数据类型建立对应的基础模型一样^[3]，AIOps 架构也需要建立针对不同类型运维数据的基础模型，构建面向多模态运维数据的基础模型群。这是因为，每种类型的数据特征各异，如果直接使用 LLM 处理非文本数据往往效果不佳，因此需要针对不同数据类型设计不同的处理方法。

AIOps 架构还应融合已有的自动化运维工具，通过基础模型的编程框架（如 LangChain^[4]等）进行整合。我们需要确保这些工具的接口尽可能标准化，从而能够清晰描述 API，使自然语言描述的需求能够直接转换成接口调用（如生成 SQL 语句、配置、API 调用等）。

3 运维大语言模型落地面临的挑战

尽管通识 LLM 在许多领域已经展现出了强大的能力，但其无法全面准确地掌握运维领域的专业知识。通识 LLM 具有广泛的应用前景，但在运维领域仍然存在着许多需要克服的难题。我们既不能过于乐观地期待通识 LLM 能够立即解决运维领域的所有难题，又要在充分了解其局限性的基础上，积极地探索其在运维领域的应用，持续努力地克服各种挑战，实现 OpsLLM 的落地应用。

LLM在AIOps领域的落地应用存在如下技术挑战：

1) AIOps系统对错误的容忍度低，因为一旦决策错误将带来灾难性后果。但是，通用LLM容易出现幻觉，错误率较高。

2) 运维人员往往要求AIOps系统输出的结果具有可解释性，以便于他们判断结果的准确性并采取相应的运维措施。但通用LLM往往是黑盒模型，可解释性欠佳。

3) AIOps领域的严肃语料数量不足且质量欠佳，但训练或微调OpsLLM往往需要大量高质量语料。

4) 大部分企业通常不愿意为AIOps耗费太多计算资源，往往要求OpsLLM具有较低的部署开销。但是，通用LLM的部署、微调和应用往往耗费大量的计算资源。

5) 当前，通用LLM呈现百花齐放、日新月异的局面，因此如何选择最优的通用LLM，是OpsLLM亟待解决的挑战。

6) 通用LLM往往无法直接处理时间序列、知识图谱、拓扑结构等多模态运维数据，但企业往往积累了海量多模态运维数据亟待OpsLLM处理。

7) 企业往往已开发了大量AIOps、自动化运维工具，需要与OpsLLM结合起来，发挥它们的价值。

虽然目前将LLM应用到AIOps领域面临着一些挑战，但前述所有技术挑战都有相应的技术思路可供解决，具体而言有以下6点：

1) 为了避免幻觉，增强模型的可解释性，可以采用检索增强(RAG)的方式，增加显式知识的占比，包括思维链、思维树、思维图和知识图谱，并通过“有据可依”的生成策略提供原文引用。

2) 解决严肃语料不足的问题可以通过由易到难的课程学习方式训练，以逐步提高模型对运维领域的理解和适应能力。

3) 针对“私有部署训练和部署开销都要低，私域数据的数量、质量不足”的问题，可以进行模型分层，通过在公域进行预训练、微调和提示工程，训练一个针对运维领域的LLM(即L1层LLM)。在私有部署时，可以避免预训练和微调，而是通过检索方式融合本地知识库，以文档和提示作为便捷的知识工程手段，并通过降低模型的精度来降低私有部署的一系列推理开销。

4) 在底座选型时，应尽量与开源LLM的底座解耦，以便更灵活地应对不同需求和场景。

5) 对于结构化、多模态和实时数据的处理，可以建立专门的多模态基础模型群，并构建相应的工具智能体，以实现对这些数据的有效处理和分析。

6) 对于存量的AIOps小模型工具和自动化运维工具，可以利用工具智能体的方式将其融入到多智能体架构中，以实现更高效、更智能的运维流程。

这些措施将有助于克服技术难题，推动LLM在AIOps领域的发展和应用。

4 大模型时代的AIOps落地建议

针对上述具体的挑战，我们都有相应解决方法和应对手段。从方法论角度看，大模型时代技术日新月异，因此我们更需要更加系统地、有规划地设计大模型时代的AIOps落地路径，少走弯路，用有限的资源获得最大化的落地效能。具体而言，本文中我们总结了大模型时代AIOps的3个重要的设计准则或重要方向。

4.1 训练“懂运维语言”的大语言模型OpsLLM

在运维这一严肃领域，迫切需要训练一个“懂运维”的LLM，而非仅仅是一个通用的LLM。这一模型必须具备真正理解输入文档和上下文的能力，而不是仅提供大致答案。举例而言，如图4所示，开源的LLM可以被视为训练有素的本科生，他们博闻强记，但如果将这些本科生直接投入运维工作岗位，他们可能无法理解其中的内容，甚至不了解相关术语，从而难以胜任工作。因此需要利用大量与运维相关的语料对模型进行训练、微调和优化，以使其能更好地理解运维上下文，此时的模型可以被视为运维专业研究生。只有这样，它才能在实际的运维场景中发挥作用。这一观点与中文



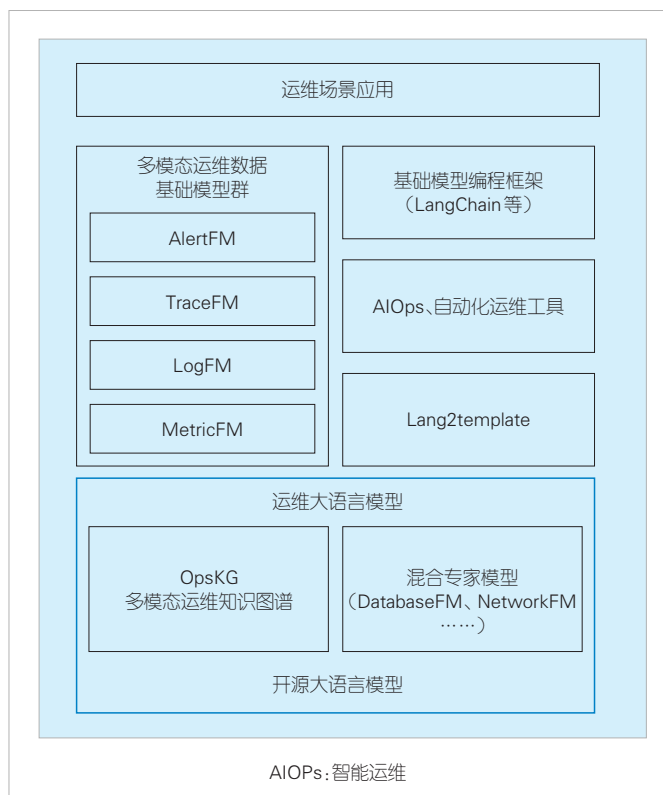
▲图4 运维大语言模型的模型栈

医疗 LLM 的逻辑类似^[5]，强调了为特定领域训练模型的重要性，以确保其在专业场景中的准确性和可靠性。而基于私域运维数据微调，通过检索方式融合本地知识库，以文档和提示作为便捷的知识工程手段的私有部署 OpsLLM 则可以被视为拥有 10 年运维工龄的专业运维员工。

OpsLLM 是一个综合性的模型，它除了拥有一个基于垂直语料进行预训练、微调或者提示工程的大语言基座模型外，还涵盖了多个关键组成部分^[6]。首先，运维大语言模型框架（如图 5 所示）的中心构成是 OpsLLM，即“懂运维”的 LLM。OpsLLM 的内部结构包含了运维知识图谱、混合专家模型以及开源 LLM 的底座。在底座部分，尽量采用松耦合的设计，借助流水线工具实现可替换、可迭代、持续演进的特性。此外，针对多模态的运维数据，还需构建多模态基础模型群，例如基于 Transformer 架构构建的 MetricFM、LogFM 等基础模型。最后，通过基础模型编程框架，将现有和新的运维工具有机地串联起来，更好地实现运维场景的智能化。

4.2 小步快跑,以用促建

相比于 AIOps “全面开花，什么都做”的建设现状，我们更建议 AIOps 的建设要小步快跑，以用促建，错误容忍度



▲图 5 多智能体协同的 AIOps 架构

从高到低，循序渐进。将 LLM 在运维领域的落地应用从岗位助手、岗位培训教练、岗位顾问、岗位参谋逐步转变为内部专家，从提升效率逐渐过渡到参与决策。举例来说，某监控数据采集厂家在应用落地方面采用了一种创新的方法：他们利用 ChatGPT 搭建了一个“售后工程师 GPT 助手”。在售后专家工程师与客户进行交流时，他们将客户的问题交给“GPT 助手”进行回答，然后再经过售后专家工程师审核修改后传递给客户。这样一来，售后专家工程师的工作效率得到了大幅提升。需要强调的是，这个应用的目的是作为“售后技术支持岗位助手”，旨在帮助售后技术专家提升效率，而不是替代专家进行售后工作。这一实例充分展示了渐进式应用落地策略的可行性和有效性，为 AIOps 技术的实际应用提供了有益的参考和借鉴。

4.3 构建开放的运维社区

构建开放社区的方式不仅是 LLM 快速发展的必经之路，更是推动其不断演进和优化的关键机制。在这种模式下，从各行各业的专家到普通用户，都可以通过参与模型训练、数据标注、模型评估等方式，为 LLM 的发展贡献自己的智慧和经验。这种集体智慧的汇聚和共享，不仅能够加速模型的学习和优化过程，还能够帮助模型更好地理解各个领域的特定需求和挑战，从而更加精准地应用于实际场景中。

在群体智慧的引导下，LLM 在运维领域的应用可以实现以下愿景：

- 运维社区可以积极参与和协作，共同开发和优化针对运维领域的大型语言模型。这些模型将结合运维领域的专业知识和实践经验，具备更高的专业化和适用性，能够更准确地理解和处理运维中的各种复杂情境和问题。
- 通过建立开放的平台和论坛，运维专业人士可以分享自己的经验、技术和最佳实践，共同探讨和应对运维领域的一些挑战和问题。这种知识共享和协作的模式将加速 LLM 在运维领域的应用和普及，推动运维工作的效率和质量不断提升。
- 借助群体智慧的力量建立丰富多样的运维数据集和场景模拟环境，可以为 LLM 的训练和优化提供更加充分和真实的数据支持。这将有助于模型更好地理解和模拟运维实践中的各种场景，提高其泛化能力。
- 通过开放的 AIOps 联盟社区的共同努力，可以不断完善和扩展 LLM 在运维领域的应用场景和功能，实现从运维监控、故障诊断到自动化运维和智能决策的全面覆盖。这将为运维工作带来革命性的变革，提升运维效率，降低成本，并为企业提供更加可靠和稳定的服务保障。

5 结束语

在 LLM 时代，AIOps 是多 AIOps 智能体的人机协同系统。这一体系的核心在于运维人员、岗位型智能体和工具型智能体之间的紧密合作和交流。通过人机协同，运维人员可以利用 LLM 的强大能力，更高效地处理各种复杂的运维任务和问题。与此同时，岗位智能体和工具智能体作为 LLM 的延伸和应用，为运维人员提供了更多的支持和辅助，进一步提升了整个运维系统的智能化水平。这种多 AIOps 智能体的人机协同系统不仅能够提高运维效率和质量，还能够适应运维领域日益复杂和多变的需求，为企业的稳定运行和持续发展提供了有力的技术支持。因此，多 AIOps 智能体的人机协同系统具有重要的理论和实践意义，值得进一步深入研究和应用。

参考文献

[1] RADFORD A, NARASIMHAN K, SALIMANS T, et al. Improving language understanding by generative pre-training [EB/OL]. [2024-03-08]. https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf

[2] 裴丹, 张圣林, 裴昶华. 基于机器学习的智能运维 [J]. 中国计算机学会通讯, 2017, 13(12): 68-72

[3] ZHOU H Y, YU Y Z, WANG C D, et al. A transformer-based representation-learning model with unified processing of multimodal input for clinical diagnostics [J]. Nature biomedical engineering, 2023, (7): 743-755. DOI: 10.1038/s41551-023-01045-x

[4] LangChain [EB/OL].[2024-03-08]. <https://www.langchain.com/>

[5] ChatMed: a Chinese medical large language model [EB/OL]. [2024-02-04]. <https://github.com/michael-wzhu/ChatMed>

[6] LIU Y H, PEI C H, XU L L, et al. OpsEval: a comprehensive task-oriented AIOps benchmark for large language models [EB/OL]. [2024-03-08]. <https://arxiv.org/abs/2310.07637>

作者简介



裴丹，清华大学计算机系长聘副教授、博士生导师，ACM/IEEE 高级会员；主要研究方向为基于机器学习的智能运维；发表论文 200 余篇，授权专利 30 余项。



张圣林，南开大学软件学院副教授、博士生导师；主要研究方向为基于机器学习的智能运维，包括异常检测、故障定位、根因分析等；主持国家自然科学基金项目 2 项；发表论文 40 余篇。



孙永谦，南开大学软件学院副教授；主要研究方向为智能运维，包括异常检测、异常定位、告警聚合收敛、故障定位分析等；发表论文 30 余篇。



裴昶华，中国科学院计算机网络信息中心副研究员；主要研究方向为智能运维、AI for Networking、机器学习；承担国家重点研发计划子课题、国家自然科学基金项目和中国科学院网信专项等项目；发表论文 20 余篇。