

AI驱动下IT智能运维与全景可观测体系的协同构建与实践

裴新

上海新炬网络技术有限公司杭州分公司 浙江杭州 310000

摘要: 随着数字化转型的深入, IT系统复杂度呈指数级增长, 传统运维模式面临效率瓶颈与风险预警滞后等挑战。本文探讨AI驱动的智能运维(AIOps)与全景可观测体系的协同构建路径, 分析二者在数据融合、算法建模、场景落地等层面的技术耦合性。通过阐述可观测体系如何为AIOps提供全链路数据底座, 以及AIOps如何反哺可观测能力的智能化升级, 提出“数据-洞察-决策-闭环”的协同实践框架。结合行业案例, 论证该协同模式在故障根因定位、性能优化、资源调度等场景中的应用价值, 为企业构建高效、智能、韧性的IT运维体系提供参考。

关键词: AI驱动; 智能运维(AIOps); 全景可观测; 协同构建; IT韧性

引言

在数字化浪潮席卷而来的时代背景下, 信息技术(IT)系统已然跃升为企业赖以生存和发展的核心生产力。然而, 伴随着IT系统的不断演进, 其分布式架构的复杂性、动态扩容的灵活性以及海量业务数据的高频交互, 使得运维工作的难度呈现出显著提升的趋势。传统的运维模式往往依赖于预设的规则进行被动响应, 这种模式在面对“故障一旦被发现便已对业务造成实质性影响”的困境时, 显得力不从心。幸运的是, 人工智能(AI)技术的迅猛发展和突破性进展, 为运维领域的智能化转型开辟了崭新的可能性。与此同时, 全景可观测体系的构建也在运维领域掀起了一场新的革命。该体系通过高效整合日志记录、性能指标、链路追踪等多维度、多层次的数据资源, 实现对IT系统运行状态的全面、精准感知。这一体系的建立, 不仅为运维人员提供了更为直观、详尽的系统视图, 更是为AIOps(人工智能运维)的落地实施奠定了坚实的基础支撑。将AI技术与全景可观测体系进行有机协同构建, 不仅代表了当前技术发展的必然趋势, 更是企业在激烈的市场竞争中提升运维效率、确保业务连续性和稳定性的关键路径。通过这一路径, 企业能够有效应对日益复杂的运维挑战, 实现运维工作的智能化、高效化, 从而为企业的持续健康发展提供强有力的保障。

作者简介: 裴新, 男, 汉族, 高级职称, 硕士学位, 研究方向: IT智能运维、运维全景可观测。

一、AI驱动智能运维与全景可观测体系的技术耦合性

(一) 全景可观测

全景可观测体系是AIOps的数据基石, 它通过“三个支柱”来实现对数据的全面覆盖。首先, 指标(Metrics)是量化系统性能与资源状态的重要手段, 例如CPU利用率、响应时间等, 这些指标为AIOps提供了实时监控的数据支持。其次, 日志(Logs)是记录系统事件与异常信息的重要途径, 通过对日志进行结构化处理, 可以将其转化为AI算法训练的关键样本, 从而提高算法的准确性和效率。最后, 链路追踪(Traces)是还原分布式调用路径的重要工具, 它可以帮助运维人员定位跨服务故障节点, 为根因分析提供上下文信息。这“三个支柱”的融合, 打破了数据孤岛的现象, 形成了一个“全量、实时、高可用”的数据集。这样的数据集可以确保AIOps模型输入的完整性和准确性, 从而提高模型的性能和效果。全景可观测体系为AIOps提供了坚实的数据基础, 使得AIOps能够更好地进行故障预测、性能优化和资源调度等功能, 从而提高IT运维的效率和效果。

(二) AIOps

AIOps, 即人工智能运维, 是可观测体系中的智能化引擎。它通过运用机器学习、深度学习等先进算法, 对可观测体系收集的海量数据进行深度挖掘和分析, 从而实现运维能力的三大显著升级。AIOps在异常检测方面实现了智能化。传统的异常检测往往依赖于固定的静态阈值进行告警, 这种方法容易产生误报, 导致运维人员疲于应对。而AIOps通过引入时序预测模型, 如长短

期记忆网络（LSTM）和Prophet等，能够智能地识别出数据中的非规则波动，从而更加准确地预测和识别异常情况，大大降低了误报率。另外，AIOps在根因定位方面实现了自动化。当系统出现故障时，海量的告警信息往往让运维人员难以快速定位故障源，延长了故障修复时间。AIOps结合知识图谱和因果推断算法，能够从大量的告警信息中快速分析出故障的根本原因，帮助运维人员迅速定位问题，显著缩短了平均修复时间（MTTR）。AIOps在决策支持方面实现了自主化。在资源调度和优化方面，AIOps通过强化学习等技术，能够自主地学习和优化资源调度策略，实现弹性扩容和空间优化等主动运维操作。这种智能化的决策支持，不仅提高了运维效率，且降低了运维成本，为企业带来了实实在在的经济效益。所以，AIOps作为可观测体系的智能化引擎，通过机器学习和深度学习等算法，实现了异常检测的智能化、根因定位的自动化以及决策支持的自主化，极大地提升了运维效率和系统稳定性，是现代企业智能化运维的重要工具。

二、协同构建框架与实践路径

（一）协同框架设计

精心构建了一个“数据-洞察-决策-闭环”四位一体的协同模型，旨在实现高效、精准的运维管理。首先，在数据层，精心打造了一个全景可观测体系，该体系具备高效的数据采集能力，能够从多个源头迅速获取数据；同时，它还具备细致的数据清洗功能，确保数据的准确性和可靠性；此外，该体系还提供了安全的数据存储机制，保障数据的安全性。通过这一系列操作，最终形成一个标准化且结构化的数据湖，为后续的分析和应用奠定坚实基础。进入算法层，依托强大的AIOps平台，充分利用数据湖中丰富的数据资源，进行深度挖掘和分析。训练出精准的异常检测模型，能够及时发现系统中的异常情况；同时，构建深入的关联分析模型，揭示数据之间的内在联系，从而输出具有实际指导意义的运维洞察。这些洞察不仅揭示了问题的本质，还为后续的决策提供了有力支持。在应用层，将这些宝贵的洞察转化为具体的自动化操作。例如，通过实现故障的自动自愈功能，系统能够在检测到异常后迅速进行自我修复，减少停机时间；同时，实现了资源的智能调整，根据系统负载情况动态分配资源，优化系统性能。为确保这些操作的有效性，再次通过全景可观测体系进行效果验证，实时监控操作结果，并根据反馈进行调整和优化。通过这一系列的闭环迭代过程，不断优化和提升整个协同模型的性能

能和效率，确保其在实际应用中能够发挥最大效用，为企业的运维管理提供强有力的支持。

（二）关键实践步骤

在数据标准化与治理方面，需要对数据进行全方位、细致的标准化处理，具体包括但不限于统一日志格式、明确指标定义以及规范链路追踪协议等多个方面。具体而言，应积极采用如OpenTelemetry等业界广泛认可的标准化的链路追踪协议，以确保在不同系统之间，数据能够实现无缝兼容和高效传输。这一步骤的实施，不仅显著提升了数据的可用性和一致性，还为后续的数据分析和应用提供了坚实的数据基础，确保了数据分析结果的准确性和可靠性。针对AI模型的部署，特别强调轻量化策略的应用。特别是在边缘计算场景中，优化模型的大小和推理速度显得尤为关键和迫切。为此，可以利用联邦学习等前沿技术，有效减少数据传输的成本和延迟，同时确保模型的性能和准确性不受影响。这种轻量化部署策略不仅大幅提升了系统的响应速度，还显著降低了资源消耗，非常适合在资源受限的边缘环境中应用，从而实现高效、低成本的AI部署。在人机协同机制的设计上，需要明确且细致地划分了AI与运维人员的权责边界。具体而言，AI主要负责处理那些重复性高、规则明确的任务，如数据预处理、简单故障诊断等，从而大幅提升工作效率，减轻运维人员的工作负担。而运维人员则将更多的精力集中在复杂决策的制定、规则的持续优化以及突发事件的应急处理等方面。通过这种科学合理的分工协作，不仅充分发挥了AI和人工各自的优势，还实现了系统的高效运行和持续改进，确保了整体运维工作的顺畅和高效。

三、行业应用案例

（一）金融行业，智能风控运维

某股份制银行在数字化转型的大背景下，积极响应行业发展趋势，投入大量资源积极构建了一套“可观测平台与AIOps引擎”高效协同的智能化运维体系。该体系不仅融合了最新的技术成果，还通过引入先进的实时指标监控技术和精准的异常检测模型，构建了一个全方位、多维度的监控网络。这一网络能够迅速捕捉交易系统中的各类潜在故障，无论是硬件故障、软件漏洞还是网络异常，都能在第一时间被精准识别。通过这一体系的运作，银行实现了故障的秒级快速发现与分钟级的高效修复，极大地缩短了故障响应和处理的时间。得益于这一智能运维体系的强大功能和高效运作，银行在风险事件的处理效率上取得了显著提升，优化幅度高达

70%。这不仅意味着银行在面对突发风险时能够更加从容应对，也为其日常业务的稳定运行提供了坚实保障。更为重要的是，该体系的成功应用每年帮助银行减少业务损失超过千万元，这一数字的背后是银行风险防控能力的显著增强和业务运营稳定性的大幅提升。通过这一体系的持续优化和应用，银行在激烈的市场竞争中进一步巩固了自身的优势地位，为未来的可持续发展奠定了坚实基础。

（二）在互联网行业，弹性资源调度技术的应用显得尤为重要

某知名电商平台通过深入挖掘和分析全景链路数据，精心构建并训练出一套高效的资源预测模型。该模型能够精准捕捉和预测用户访问行为的波动趋势，并结合实时监测到的流量指标数据，智能地动态调整服务器集群的规模配置。特别是在电商平台举办大型促销活动期间，这一弹性资源调度策略发挥了显著成效，成功地将资源利用率提升了40%，不仅有效避免了资源闲置和浪费，还确保了系统在高并发场景下的稳定运行，为用户提供流畅、可靠的购物体验。

四、挑战与展望

（一）当前面临的挑战主要包括以下几个方面

1) 数据质量问题尤为突出，具体表现为非结构化日志在整体数据中占据较高比例，同时链路追踪的覆盖率明显不足，这些问题直接影响了模型训练的效果和最终的应用效果。2) 算法的可解释性较弱，深度学习模型固有的“黑箱”特性使得其内部运作机制难以被透明化，这一特性难以满足金融、医疗等对合规性和审计要求极高的行业的实际需求。3) 人才缺口问题也十分严峻，市场上兼具丰富运维经验和深厚AI技术能力的复合型人才极为稀缺，这在很大程度上制约了相关领域的进一步发展和创新。

（二）未来发展趋势

在未来的发展趋势中，可以预见可观测性与AIOps将实现更深层次的融合。这种融合将体现在多个方面，例如，基于可观测数据自动生成AI训练样本，这将极大地提高模型的训练效率和准确性，实现模型的自我迭代和优化。此外，云原生技术与边缘计算的协同作用也将成为一大亮点，通过在边缘节点部署轻量化的可观测工具和AI模型，可以满足低时延场景的需求，进一步提升系统的响应速度和用户体验。同时，韧性运维的理念也将得到更广泛的普及和应用。通过AI技术预测极端场景

下的系统韧性，结合可观测数据制定出更为科学和有效的灾备策略，这将极大地提高系统的稳定性和可靠性，确保在面临突发情况时，系统能够迅速恢复并正常运行。总的来说，未来的发展趋势将更加注重可观测性与AIOps的深度融合，通过自动生成AI训练样本、云原生与边缘计算的协同、韧性运维理念的普及等方式，进一步提升系统的智能化、自动化和稳定性，为用户提供更为优质的服务体验。

结论

在数字化时代，IT运维智能化升级是企业提升竞争力的重要手段，AI驱动的智能运维与全景可观测体系协同构建是核心路径。这种协同需企业在数据融合、算法创新和场景落地等方面探索，通过“观测-分析-决策-优化”闭环实践提升运维效率和系统韧性。数据融合是基础，要打破数据孤岛，构建统一数据平台，实现数据统一调度与全面采集、存储和分析。算法创新是引擎，需探索应用先进AI算法，实现对运维数据深度挖掘分析，达成故障预测、诊断和自愈。场景落地是目标，要将智能运维理念技术应用于具体业务场景，实现运维全生命周期智能化管理。未来，随着大模型技术与可观测工具链成熟，二者协同将向“自治式运维”演进，为企业数字化转型提供技术保障。本文通过技术耦合性分析、框架设计与案例验证，阐述了二者协同构建的核心逻辑，该逻辑适用于当前IT运维环境，也为未来智能运维发展指明方向，不同行业可参考此逻辑结合自身业务探索创新，提升运维效率和系统韧性。

参考文献

- [1] 陈万亿, 聂开勋, 李洋轩. AIOps驱动的信创智能运维系统实践研究[C]//中国电子企业协会. 电力企业信创国产化典型案例及论文集(2025). 浙江浙能数字科技有限公司, 2025: 2-5.
- [2] 黄震. 基于云原生可观测性的智能运维平台的研究与实现[D]. 北京邮电大学, 2024.
- [3] 陈获坤. 大语言模型驱动广电网络智能运维系统研究与实践[J]. 广播与电视技术, 2025, 52(10): 60-63.
- [4] 骆天生. 人工智能在IT运维系统中的融合应用研究[J]. 中国建设信息化, 2025, (19): 76-79.
- [5] 陈俊武. 大数据在通信网络运维中的关键技术及应用效果[J]. 中国宽带, 2025, 21(11): 19-21.