

人工智能驱动的 IT 运维 (AIOps) 在系统集成中的实践

龙仕云

杭州永大软件有限公司, 浙江杭州, 310014;

摘要: 在数字化转型持续加速的背景下, 系统集成规模不断扩大、结构日趋复杂, 传统 IT 运维模式已难以应对高频故障、数据爆炸和多平台异构环境的挑战。AIOps (Artificial Intelligence for IT Operations) 作为融合大数据分析、机器学习与自动化技术的新一代运维范式, 正逐步成为复杂系统集成中运维智能化转型的关键驱动力。本文从 AIOps 的核心能力出发, 系统梳理其在系统集成中的技术机制、平台架构与落地实践路径, 探讨其在故障预测、根因定位、容量管理与告警治理中的应用价值, 并结合多个行业应用案例, 提出 AIOps 平台化、数据治理、场景驱动等发展方向, 旨在为构建自适应、自学习、自修复的运维体系提供理论支持与实践参考。

关键词: AIOps; 系统集成; 智能运维; 自动化故障处理; 数据分析; 根因定位

DOI: 10.69979/3041-0673.25.10.051

1 AIOps 核心能力体系与技术机制解析

1.1 多源异构数据融合与运维知识图谱构建

AIOps 其智能决策有着相应基础, 那便是要对海量的运维数据展开采集工作, 还要对这些数据进行融合处理, 并且要深入地分析它们。在系统集成这样的环境当中, 数据的来源颇为多样, 像应用日志、系统指标、网络流量、告警事件、用户行为以及调用链信息等等, 都可作为数据来源, 不过这还并非全部。因为各类数据在格式方面、出现的频率、所具有的粒度以及蕴含的语义等方面, 都存在着比较明显的差异, 所以 AIOps 平台得具备很强的数据融合能力以及语义关联能力才行。

通常情况下, 平台会运用 ETL 机制以及实时流处理机制, 来对结构化的数据、半结构化的数据还有非结构化的数据展开统一的治理工作。与此同时, 还要去构建运维知识图谱, 要把故障模式、组件依赖情况、操作方面的经验以及修复动作等都通过图谱化的方式来进行建模, 以此提升事件相互之间在语义关联方面的能力。凭借着图谱所给予的支持, 通过对相似事件开展聚类分析以及对根因传播路径加以分析, 平台就能够比较有效地完成故障溯源的工作, 还能完成预警推理的任务, 进而构建起具备上下文理解能力的智能分析基础。

1.2 异常检测与根因定位的算法模型体系

异常检测属于 AIOps 核心任务范畴, 它的准确性会对故障识别是不是及时以及系统恢复效率高低产生直接影响。平台得针对时间序列指标、行为轨迹以及文本日志等不同的数据类型去运用存在差异的算法。就性能

指标来讲, 往往会采用那种基于自适应阈值及时序预测的模型, 像 ARIMA、Prophet、LSTM 这些, 以此来达成实时异常检测的目的; 对于日志文本而言, 则要把 NLP 和聚类算法, 比如 word2vec 加上 DBSCAN 结合起来, 进而实现语义聚类以及异常分类; 而针对调用链与拓扑数据呢, 要运用图神经网络 (GNN) 去构建服务依赖模型, 这样就能实现对故障传播路径进行精准分析了。根因定位方面则是依靠事件关联分析以及贝叶斯推理框架, 在海量的告警信息当中去识别出核心触发事件, 再结合历史案例以及知识图谱给出修复动作方面的建议, 从而实现从“定位”到“修复”整个过程的智能辅助。

1.3 预测分析与自动化运维

AIOps 平台, 其优势可不单单体现在事后响应上, 在事前预测方面同样展现出了颇为突出的能力。它会对资源使用的趋势、访问负载的模型以及组件历史故障频次等展开分析, 借由这样的分析, 平台能够实现像容量预测、服务健康度评估以及 SLA 风险预测等诸多功能。预测模型往往会采用 XGBoost、Random Forest、LSTM 等算法, 并且会结合具体场景的特征来对权重加以调整, 以此来提升其泛化能力以及准确率。与此同时, AIOps 平台还集成了自动化运维编排引擎, 像 StackStorm、Apache Airflow、Nutanix Calm 这些都在其列, 该平台支持依据事件触发来执行诸如重启服务、扩容实例、清理缓存等恢复任务, 如此一来, 便能够减少人为干预所耗费的时间, 进而构建起“感知 - 分析 - 决策 - 执行”这样的闭环治理机制, 推动从智能分析朝着自愈运维的方向实现跃升。

2 AI0ps 平台架构在系统集成中的设计实践

2.1 AI0ps 平台分层架构与集成逻辑设计

在复杂的系统集成环境之中，AI0ps 平台的构建已不再只是那种简单的数据处理进行单纯叠加就可以的情况了，而是要围绕着“感知—分析—响应—服务”这一完整的过程去构建起高度模块化的、具备可插拔特性且能够实现可集成的分层架构体系。一般来讲，该平台往往会被划分成四大核心层级，即数据采集层、智能分析层、自动编排层以及服务展示层。就其中的数据采集层而言，它可是平台得以运行的重要基础所在，必须要将来自应用系统、基础设施、中间件、网络设备等诸多不同源且异构的数据通道给打通，要通过去部署本地 Agent、开展 API 集成、搭建日志管道或者运用消息中间件等多种多样的方式来采集诸如关键指标、运行日志、调用链追踪以及用户行为等各类数据，并且还要完成数据的标准化转换工作、实现时间戳的同步操作以及达成格式的归一处理，以此来确保数据在结构方面具备一致性，同时也保证数据具有可溯源性。

智能分析层乃 AI0ps 平台的关键核心引擎，它把多种 AI 模型同规则体系加以融合，以此达成多维特征的提取工作、实时异常的检测事宜、行为关联的分析任务以及根因的推理操作。平台得要对模型插件化部署与策略引擎双通道协同判断机制予以支持，如此一来，既能确保算法推理具备相应的灵活性，又能留存传统阈值判断所具有的稳定性。在分析层的上方位置，自动编排层着手构建起响应闭环，其会凭借规则触发、决策引擎运转、脚本调用实施、工单推送等诸多方式，将智能分析所获结果转化为具有实质性的动作，像是自动扩容这类操作、服务重启相关事宜、限流方面的举措、资源清理等具体行动。最后来讲，服务展示层会集成多种多样的可视化组件，以运维画像、故障演进图、告警仪表盘、健康评分等不同形式，给各类角色，也就是运维人员、开发人员以及管理者等，给予多视角的交互界面。就平台的整体集成逻辑而言，其需要和已有的 CMDB（配置管理数据库）、ITSM（服务管理平台）、APM（应用性能监控）、日志系统以及告警系统达成双向联通的状态，不但要保证数据源能够互通有无，而且要对告警联动、事件合并以及自动闭环予以支持，进而实现真正意义上的“统一监控—智能识别—自动修复—协同运维”这样的闭环体系。

2.2 系统集成场景下的 AI0ps 部署模式探索

AI0ps 平台于不同的系统集成场景里面，呈现出颇为明显的部署模式方面的差异，其部署策略得依据系统规模、业务的敏感程度、数据流动所具有的特性以及计算资源的分布等诸多因素来灵活加以调整。在那种典型的分布式系统或者微服务架构当中，服务组件是分散开来的，状态的变化也很频繁，比较推荐采用“边缘智能加上中心智能”这样的混合部署模式，具体来讲就是在边缘节点或者业务集群内部署那种轻量级的智能模块（像是时间序列异常检测、日志分析预处理这些），以此来用于实现低时延的实时分析；与此同时呢，要在中心平台去构建起一个统一的智能分析以及策略管理中心，针对跨集群依赖、全局的趋势以及根因路径展开集中的计算并且进行统一的决策。这种模式能够同时兼顾本地的响应效率以及全局的判断能力，是那种高实时要求和强集成需求同时存在的场景之下极为理想的一种选择。

对于典型的多业务系统集成平台来说，能够采取这样一种策略，那就是‘按照子系统去构建垂直的 AI0ps 引擎，同时利用统一编排调度平台来开展集中治理’。具体来讲呢，每个业务子系统都要部署独立的 AI0ps 模块，依靠这个模块去独立完成数据的采集工作、分析任务以及基础响应方面的事宜。而中心治理平台则要负责把各个引擎输出的结果进行整合，完成像事件关联、资源调度以及运维闭环统一管理等相关工作。这种模式是能够提升模块的弹性以及部署的灵活程度的，在集团型或者平台型组织的跨系统场景当中尤其适用。

2.3 数据治理与模型训练的集成挑战与优化

AI0ps 平台最为关键的价值体现在智能分析方面，而要实现智能分析，高质量的训练数据以及稳定的算法模型是其必不可少的前提条件。在系统集成这样的环境当中，数据源呈现出多种多样的特点，接口也是异构的情况，并且所遵循的标准各不相同，如此一来，数据治理所面临的挑战就变得极为复杂，其复杂程度远远超过了单一系统所面临的状况。首先来讲，在数据采集环节存在诸多问题，像是采集的粒度并不统一，采集的频率也不一致，还有命名方面也不统一等等。针对这些情况，就需要去制定一套统一的数据标准体系，要清清楚楚地明确各类日志、指标、事件的采集规范、字段定义以及存储结构，同时还要构建起数据血缘追踪机制，以此来保证数据流在整个链路当中是能够被看见、能够被控制并且可以进行追溯的。

在模型训练的时候也面临着一些难题，比如样本出现偏移的情况，标签数量比较稀缺，数据还存在失衡的问题等等。特别是在新系统或者是小流量系统当中，故障事件相对而言是比较少的，这就使得模型训练的数据不够充分，其泛化的能力也比较差。为了解决这些问题，平台就有必要引入自动化标签生成机制（就像基于日志规则来自动打标签这种方式），并且要结合迁移学习、联邦学习等相关算法，以此来缓解样本稀缺的问题，进而提升在小样本场景之下模型的可靠性。

系统集成所引发的业务动态方面的种种变化，还催生出了模型的“概念漂移”这一问题。具体来讲呢，就是在模型接受训练的过程当中所形成的数据分布状况，和其在实际运行之时的实时数据已经不再相互匹配了，如此一来便会使判断失去效力，或者是让准确率出现下滑的情况。对于平台而言，需要在其内部设置模型漂移检测方面的相关机制，一旦出现数据分布发生改变，又或者是预测偏差有所上升这类情况的时候，就能够自动地去触发重新训练的流程，并且要对新老模型展开A/B对比评估，同时还要支持灰度发布以及回滚控制等操作，以此来确保模型更新的整个过程是平稳的，而且处于可控的状态之下。

3 AIOps 在典型系统集成场景中的应用实践

3.1 AIOps 在大型零售平台系统集成中的应用实践

在某大型零售集团所搭建的全渠道交易平台当中，其IT系统涉及到订单、支付、物流、库存以及会员等诸多系统模块。每当业务处于高峰期的时候，便会面临着达到数千万级别的海量交易请求，这无疑对系统的稳定性以及响应能力都提出了相当高的要求。在引入了AIOPS平台之后，借助日志聚合分析还有调用链追踪系统，该平台每天能够处理超过20亿条的日志信息，进而构建起服务拓扑图以及调用路径图谱。将LSTM模型与之相结合来预测高峰期库存API所承受的访问压力，如此便可提前触发自动扩容策略，从而有效地防止系统出现拥堵状况。异常检测模块依据指标变化率以及状态转移模式来对订单处理延迟问题加以识别，并且与自动编排系统联动以完成服务热迁移以及负载切换的操作。经过这样一番运作，整个运维过程当中平均故障定位时间从原来的26分钟大幅缩短至3分钟以内，与此同时，系统整体的可用性也提升到了99.98%的程度。

3.2 AIOPS 在智能制造系统集成中的落地案例

在某智能制造企业当中，产线控制系统、工业物联网平台以及企业ERP系统，它们之间的集成工作颇具复杂性。数据是从PLC设备、边缘计算节点还有云端业务平台获取而来的，并且对于时延以及精度方面有着极高的要求。当在平台部署了AIOPS引擎之后，便采用边云协同这种模式来开展数据收集以及模型部署相关工作。在边缘节点这里，会去实施异常检测工作并且进行实时反馈，比如对产线温度过高、电机振动出现异常等这类问题加以识别。中心平台会把历史运行数据和维护记录拿来做对比，借助随机森林模型去训练出故障预测模型，从而针对潜在的设备老化问题给出预警。与此同时，平台和ITSM系统完成集成之后，能够实现告警自动流转起来、智能工单得以分派出去以及问题处置建议可以推送出去等，如此一来，便为企业的运维团队节省下了大量的人力投入，还能提升生产的连续性以及系统的稳定性。

4 结语

AIOPS作为智能运维的技术核心，正在深刻改变复杂系统集成中的运维管理逻辑。通过融合AI算法与自动化流程，AIOPS不仅实现了故障检测、根因定位与容量预测等能力跃升，更为多系统、多平台、多业务集成环境提供了统一、智能、闭环的治理路径。本文从技术机制、平台架构到应用案例系统探讨了AIOPS在系统集成中的实践路径与发展趋势，未来，随着算法进化、数据深化与场景细化，AIOPS将持续成为系统集成智能化演进的核心力量。

参考文献

- [1] 鞠炜刚,王佳.无状态微服务架构及持续集成方法应用研究[J].无线互联科技,2025,22(03):9-14+24.
- [22] 杨奇锋.信息系统集成应用研究[J].信息记录材料,2025,26(02):99-101.
- [3] 王轶辰.数智技术驱动电网升级[N].经济日报,2025-01-03(006).
- [4] 王明皓.人工智能驱动的网络工程故障诊断与云计算资源调度研究[J].中国宽带,2024,20(08):169-171.
- [5] 杜永生,蒋新建,巫江涛.网络智能,以“智”赋“动”[J].中兴通讯技术,2019,25(02):63-70.