



专栏：云原生技术

面向云原生的智能运维架构和关键技术

薛龙, 陆钢, 周奇, 张会炎, 万亭君

(中国电信股份有限公司研究院, 广东 广州 510630)

摘要: 凭借应用简单快捷、部署应用轻松自如、运行应用按需伸缩等优点, 云原生技术得到迅速推广。但随着云原生的应用, 系统架构愈加复杂, 资源规模愈加庞大, 迫切需要更加智能化的运维。利用智能运维, 可以更好地助力云原生的应用开发, 降低运维成本, 提高服务质量。分析了智能运维的应用场景、关键点、经典实践以及存在的问题, 提出了一种面向云原生的智能运维架构, 详细介绍了核心服务算法平台中趋势预测、数据异常检测和故障定位诊断 3 个场景主要原理, 最后展望智能运维未来。

关键词: 云原生; 智能运维; 微服务; 容器

中图分类号: TP309

文献标识码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2020320

Cloud native intelligent operation and maintenance technology

XUE Long, LU Gang, ZHOU Qi, ZHANG Huiyan, WAN Tingjun

Research Institute of China Telecom Co., Ltd., Guangzhou 510630, China

Abstract: Relying on the advantages of simple and fast applications, easy deployment of applications, and on-demand scaling of running applications, cloud native technology has been rapidly promoted. However, with the application of cloud native, the system architecture has become more complex and the scale of resources has become larger, and there is an urgent need for more intelligent operation and maintenance. Using intelligent operation and maintenance can better assist cloud-native application development, reduce operation and maintenance costs, and improve service quality. The application scenarios, key points, classic practices and existing problems of intelligent operation and maintenance were analyzed, and a cloud-native intelligent operation and maintenance architecture were proposed, and the main principles of the three scenarios: the trend prediction, data anomaly detection and fault location diagnosing in the core service algorithm platform were introduced in detail, and finally the future of intelligent operation and maintenance were looked forward.

Key words: cloud native, AIOps, micro service, container

收稿日期: 2020-09-01; 修回日期: 2020-12-08

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2018YFB1802400)

Foundation Item: The National Key Research and Development Program of China (No.2018YFB1802400)



1 引言

智能运维概念，最早是在 2016 年由著名 IT 研究机构 Gartner 在其词库中添加了 AIOps，是 Algorithmic IT Operations 的缩写，按照字面理解，是一种基于算法的运维方式。经历近 3 年 AIOps 市场的发展和沉淀，Gartner 在 2018 年 11 月发布的最新版 Market Guide for AIOps Platforms 报告中把 AIOps 的含义由算法升级为智能，即 Artificial Intelligence for IT Operations，并为 AIOps 平台做出定义^[1]：“整合大数据和机器学习能力，通过松耦合、可扩展方式去提取和分析在数据量（volume）、种类（variety）和速度（velocity）这 3 个维度不断增长的 IT 数据，为所有主流 ITOM（IT operations management）产品提供支撑。”

目前各行各业正面临着巨大的数字化转型压力，IT 由后台走向前台，应用场景越来越多样化和复杂化，要求 IT 运维更加敏捷、高效^[2]。在企业数字化转型的过程中，运维人员所面临的系统架构越发的复杂，关联度越发紧密，因此运维理念的转型也迫在眉睫，传统被动式的、人工干预的运维方式已经无法满足自动、高效、智能的运维需求^[3]。智能运维的实践探索也在进行中，例如，基于全流量分析运维数据，对网络全流量分析，成功切入实现数据中心智能运维新领域^[4]。同时，随着运营商云网融合工作推进，云原生技术成为运营商网络云化的核心技术和关键，可以为通信运营商网络提供更加经济、便捷的部署和运营方法^[5]。

2 云原生智能运维关键点分析

2.1 智能运维应用场景

智能运维依附在具体的应用场景，智能运维系统至少包含一个应用场景。例如，某研究机构针对电信大视频领域，选取大视频质差根因分析和硬盘故障预判两个典型应用场景进行分析，结

果表明基于机器学习的智能运维技术明显提升了大视频运维系统的效率^[6]。因此，研究智能运维，可以先从应用场景入手，首先分析一下 AIOps 智能运维应用场景分类。

（1）单场景应用划分

著名 IT 研究机构 Gartner 在最新版 Market Guide for AIOps Platforms 报告中写道^[1]：“AIOps 平台够同时使用多个数据源、数据采集方法及分析和展现技术，广泛增强 IT 运维流程和事件管理效率，可用于性能分析、异常检测、事件关联分析、IT 服务管理和自动化等应用场景”。

2018 年，高效运维社区和 AIOps 标准工作组联合发布的《企业级 AIOps 实施建议》白皮书中 AIOps 围绕质量保障、成本管理和效率提升的常见运维场景，逐步构建智能化运维能力。质量保障方面，保障现网稳定运行细分为异常检测、根因分析和故障预测等能力；成本管理方面，细分为资源优化、容量规划和性能优化等能力；效率提升方面，分为智能变更、智能客服、舆情分析和智能决策等能力。

通过上面的概述和相关研究不难看出，国内智能运维单应用场景划分比国外的更加细化，种类更加多样，但异常检测、根因分析、趋势预测等都是国内外优先开发实践的经典应用场景。

（2）多场景协同应用

AIOps 的单场景应用之间并不是相互独立的，同时面对日趋复杂的实际应用，仅依靠单场景是很难满足运维需求的，因此，多场景之间协同应用会越来越广泛。例如容量管理场景中，可以将智能采集、分析、调度、扩缩容等协同应用，AIOps 的智能化程度才愈来愈高。

2.2 智能运维的关键点

在智能运维实践应用的理论研究中，金勇等^[6]提出基于 Gartner 给出了 AIOps 平台市场指南，阐述如何依照数据管理、智能算法、场景驱动这三要素进行实践研究。覃进学等^[7]提出基于

AIoT+AIOps 的数据中心实现智能化运维。结合以上的理论研究不难发现,智能运维应用落地最重要的两个关键点就是数据和算法,而从软件系统的角度理解,就是数据平台和算法体系平台的搭建。

(1) 数据平台

数据平台主要包含了数据采集层、数据处理层、数据存储层 3 个重要的层面。

• 数据采集层

目前运维数据的产生和采集主要来自各种 ITOM 监控工具集,例如网络性能监测与诊断、中间件服务可用性和性能监控、应用性能管理 (APM)、系统运行日志管理等工具集采集的关键指标数据、服务链路数据、日志等。

云原生智能运维平台对数据采集层的技术要求:跨平台、跨语言栈、高兼容性的多模式统一采集质量标准、稳定快速的传送机制、可靠的熔断和止损机制、易于部署和维护等。

• 数据处理层

云原生智能运维平台采集的数据增量通常是迅猛的,因此对数据处理层的服务吞吐性能和运行性能要求极高。

数据处理层需要具备的关键技术能力:多数据源、海量数据的快速接入能力,元数据提取和管理能力,简单高性能的数据清洗能力,可扩展的数据分析能力接口等。

• 数据存储层

云原生智能运维数据存储层首先要具有良好的可扩/扩容能力,一方面要快速存储采集到的海量数据,另一方面要结合智能运维平台中对数据分析的结果及时删除无效数据,便于节省成本;其次支持存储各种类型的海量数据、快速安全的访问接口等。

(2) 算法平台

云原生智能运维中算法平台的搭建是一个持久缓慢、不断完善的过程,同时算法的选取是和

场景紧密结合在一起的,智能运维中部分经典场景常用的算法示例见表 1。

AIOps 实践过程中涉及部分常见算法以及相对应适合的场景见表 1,在实际场景中,为了达到更高的性能指标,需要考虑依靠多种算法结合使用。同时适合场景也不限于表 1 中列举的场景。因此在某个特定需求的场景中,往往需要尝试不同的算法,甚至对某个算法进行二次改造开发才能得到一个更加理想的效果。

目前的人工智能机器学习算法还不能完全满足智能运维所有场景的需求,迫切需要新的算法产生或者算法升级,才可以让 AIOps 变得更加智能。所以,云原生智能运维算法平台的搭建过程是场景和算法匹配融合的过程,也是人工智能算法不断优化过程。

3 业界智能运维实践

3.1 经典的实践

云原生智能运维技术目前主要在互联网、金融、电信运营商、工业制造等行业中广泛应用。

在互联网行业中,例如,阿里巴巴的“AIOps 智能监控”系统中,异常故障检测发现召回率高达 90%,极大地提高了故障告警准确率,同时缩短了故障排查时间;根据周期性趋势预测的变化,自动调节参数;通过数据的时间序列分析和大规模数据的机器学习,实现指标无阈值智能检测、自动告警。百度的“单机房故障自愈压缩”系统,为了解决单机房故障时间长、影响范围大的问题,借助已有监控平台和异常检测算法、流量调度算法等,实现了自动感知、止损、定位和根因分析的相互协同,自主规划单机房故障时业务的快速自愈。

在电信行业中,例如,以流媒体业务为聚焦点,在宽带 IP 网内基于端到端网络质量监控和故障自诊断功能构建“集约化宽带服务智能运维体系”,可有效提升运营商网络运维工作的效率及智



表 1 智能运维经典场景常用算法

场景	算法	说明
异常检测	Isolation Forest	孤立森林
	Logistic Regression	逻辑回归
	DNN (deep neural network)	深度神经网络
	RNN (recurrent neural network)	循环神经网络
	LSTM (long short-term memory)	长短期记忆网络
容量预测	HoltWinters/Arima/ETS	趋势预测
	Random Forest	随机森林
	DNN (deep neural network)	深度神经网络
	LSTM (long short-term memory)	长短期记忆网络
	SVM (support vector machine)	支持向量机
智能问答	LSTM (long short-term memory)	长短期记忆网络
	TF-IDF	词频-逆文件频率
	Word2vec	自然语言处理
故障诊断	ID3/C4.5/CART	决策树
	MCTS	蒙特卡洛树搜索
指标间关联分析	Pearson/Spearman/Kendall Correlation	相关性分析
事件关联挖掘	FPGrowth	关联规则挖掘
	Apriori	

能化水平^[9]。IPTV 系统中加入智能异常检测方法，对海量数据的实时分析，可以有效地解决系统监控指标繁多、人工无法及时发现异常等痛点，快速准确检测异常，改善用户体验^[10]。中国移动苏州研发中心的胡建华在《面向业务的智能运维：中国移动智能运维系统探索与实践》给出的“智能运维系统”架构中，核心能力层为智能监控、智能分析、智能告警，实现面向业务维度实现异常检测、故障定位、趋势预测等场景应用，整体系统目标为了更好地应对电信行业云化后资源节点激增、应用架构复杂带来的运维挑战。

另外，其他相对经典的单场景行业实践方案也挺多的。例如利用 XGBoost 分类、LSTM 分类、XGBoost 回归 3 种算法，结合堆叠集成学习模型对系统硬盘故障数据进行处理并预测^[11]；当软件

服务托管在云计算平台上时，对平台节点故障进行预测，提供可预防措施^[12]。

3.2 存在的问题

尽管互联网和运营商在智能运维领域做了很多场景应用的落地，但是面对云原生的系统，智能运维的推进还是遇到了很多现实问题。

（1）目前面对云原生系统的智能运维应用场景比较单一，场景之间的关联性研究缺乏

目前的大部分智能运维可以理解为由不同相对独立模块的单场景组成，例如异常检测单场景模块、根因分析单场景模块、故障预测单场景模块、容量规划单场景模块等。单一场景虽然针对性比较强，但缺乏场景关联性。而多场景协同应用，更接近实际的运维需求，但目前研究应用不够充分深入。

(2) 云原生系统自身的复杂性, 给智能运维带来了巨大的挑战

云原生技术包括容器、容器编排、微服务、无服务、DevOps 等一系列技术, 不是指其中某一项, 是指这些技术的集合, 这就决定了云原生系统的复杂程度相当高。所以, 这就给与其对接的智能运维系统带了巨大的挑战。

(3) 面向云原生的智能运维系统技术和标准研究不够充分, 缺乏整体架构性指导

云原生系统和以前传统的 IT 系统有很大的区别, 目前还没有相对统一的面向云原生的智能运维系统技术标准, 相反, 不同行业领域, 智能运维的开发是基于公司现有系统设计的一套技术标准、技术架构。

4 面向云原生的智能运维架构及关键技术

4.1 面向云原生的智能运维架构

面向云原生的智能运维架构设计有两个重要

的参考点: 第一, 智能运维是为云原生系统服务的, 要结合云原生系统架构的特点去设计能够与之高度契合的智能运维架构; 第二, 智能运维架构可以利用云原生的相关技术实现按需弹性伸缩、动态部署等, 面向云原生的智能运维架构如图 1 所示。

(1) 运维对象

本文提出智能运维架构的一个重要特点就是面向云原生系统设计的, 因为云原生系统这个运维对象, 自身具有运行应用按需弹性伸缩、动态调度等优势, 所以与其匹配的智能运维系统必须要能适应这种实时动态变化。

运维的基础设施包括应用、服务器、虚拟机、数据库等, 运维数据主要包括系统运行日志、关键指标数据、不同服务链路之间的数据等。

(2) 数据平台

数据平台是智能运维架构的基础平台, 为算法平台提供可利用的有效算据。面向云原生的数

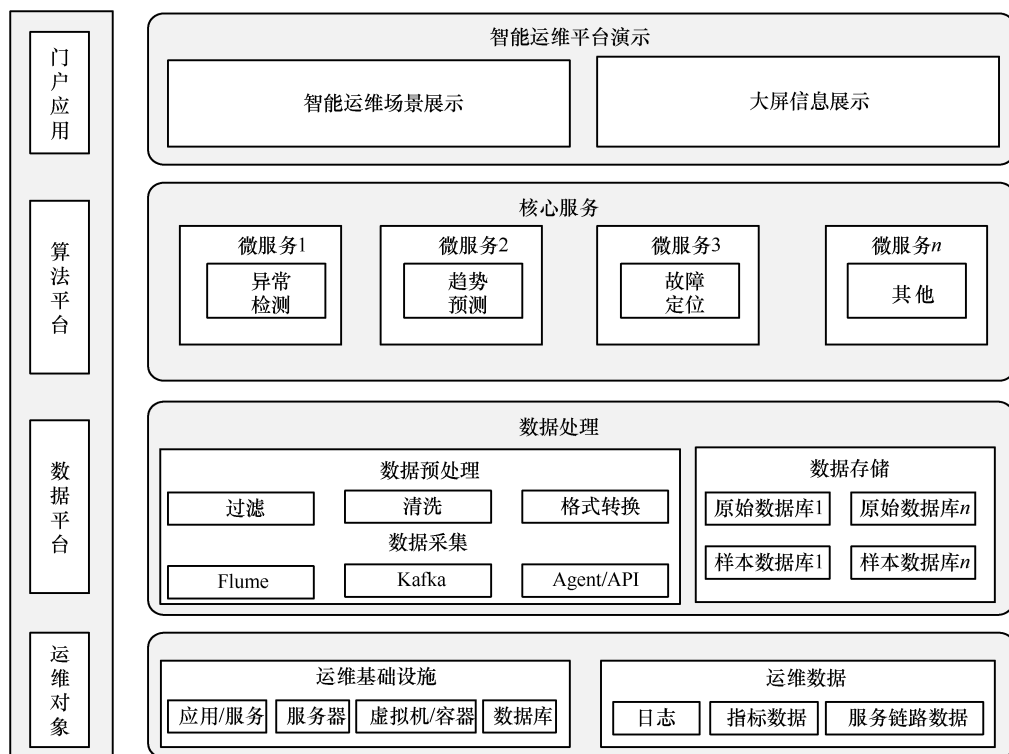


图 1 面向云原生的智能运维架构



据平台除了数据预处理部分外，数据存储需要重点考虑。

面向云原生的智能运维系统中如何保存海量实时采集的系统运行日志、关键指标、跟踪服务链等运维数据是个关键且难度系数又很大的技术问题。面向云原生的智能运维数据存储机制的关键点。

- 数据存储库分类

智能运维数据存储库种类分为原始数据库和样本数据库，两者之间既有联系又有区别：样本数据库的数据来源于原始数据库，原始数据库中数据根据运维场景的需求可以将数据大致分为无效数据和有效数据两部分，样本数据库只保存其中的有效数据；原始数据库中的数据会定时进行清空，但是样本数据库中的数据一般情况下不会删除，数据量不断增加，数据类型不断丰富。

- 快速筛选有效数据

快速筛选有效数据是实现面向云原生的智能运维数据的存储空间弹性伸/缩的重要依据，有效地节约成本。有效数据是依附于现有面向云原生的智能运维包含的实际场景，从原始数据库中结合具体场景和算法筛选出有效的数据进入样本库中，以便模型训练、测试。筛选的过程，会根据样本测试的结果判断是否通过调整参数、条件等重新进行。总之，快速地筛选出有效数据，才能保证可以快速有目的地删除历史数据，降低存储成本压力。

- (3) 算法平台

算法平台是智能运维架构中核心服务。算法平台是结合智能运维的实际需求场景进行设计，采用微服务架构，将每个应用场景作为一个微服务组件，独立部署、低耦合。算法平台是随着实际应用需求，不断扩充不同应用场景进行设计开发的，前期重点考虑开发不同单场景的应用开发，后期考虑场景之间的串联等结合应用。

- (4) 前端界面

前端界面主要是智能运维场景展示和大屏信

息展示。

4.2 关键技术

云原生平台采用微服务技术架构建立高可用性、可扩展性的 IT 系统。当 IT 系统的微服务应用数量达到一定规模时，系统运维层面会出现微服务架构复杂性带来的一系列问题。通过智能运维技术中趋势预测、数据异常检测和故障定位诊断等关键技术，可以有效解决面对云原生系统时传统运维方法存在的难题。

- (1) 趋势预测

在云原生微服务架构中，微服务应用的资源分配需要细粒度的运维管理，不同微服务在启动实例数量、计算存储等资源的分配需要进行有针对性的规划配置。传统人工维护和管理的方式只适用于简单业务，对于复杂的微服务应用，结合智能运维技术中的深度学习模型，使用趋势预测算法在实时监控系统中实现根据历史数据预测微服务资源的分配调度。微服务资源分配趋势预测分析如图 2 所示，智能运维平台的深度学习模型架构采用卷积神经网络 (CNN)、长短期记忆网络 (LSTM)、逻辑回归模型 (Softmax) 对微服务资源分配调度数据进行学习和趋势预测分析。

- (2) 数据异常检测

在云原生微服务架构中，微服务应用来源于传统单体应用的业务拆分，多个微服务之间往往存在依赖关系。微服务应用的数据异常，由于服务之间的关联性，会对整个系统造成影响。从这个层面看，传统人工监控的方式难以监控大量的微服务关联数据。异常值可能出现在微服务应用中的各个数据点，智能运维平台通过机器学习框架生成对抗网络 GAN，持续监控微服务应用之间的时间序列数据，实现对云原生微服务应用的自动化异常检测。微服务应用时间序列数据异常检测如图 3 所示，左部分为机器学习模型训练框架，右部分为异常检测策略框架。

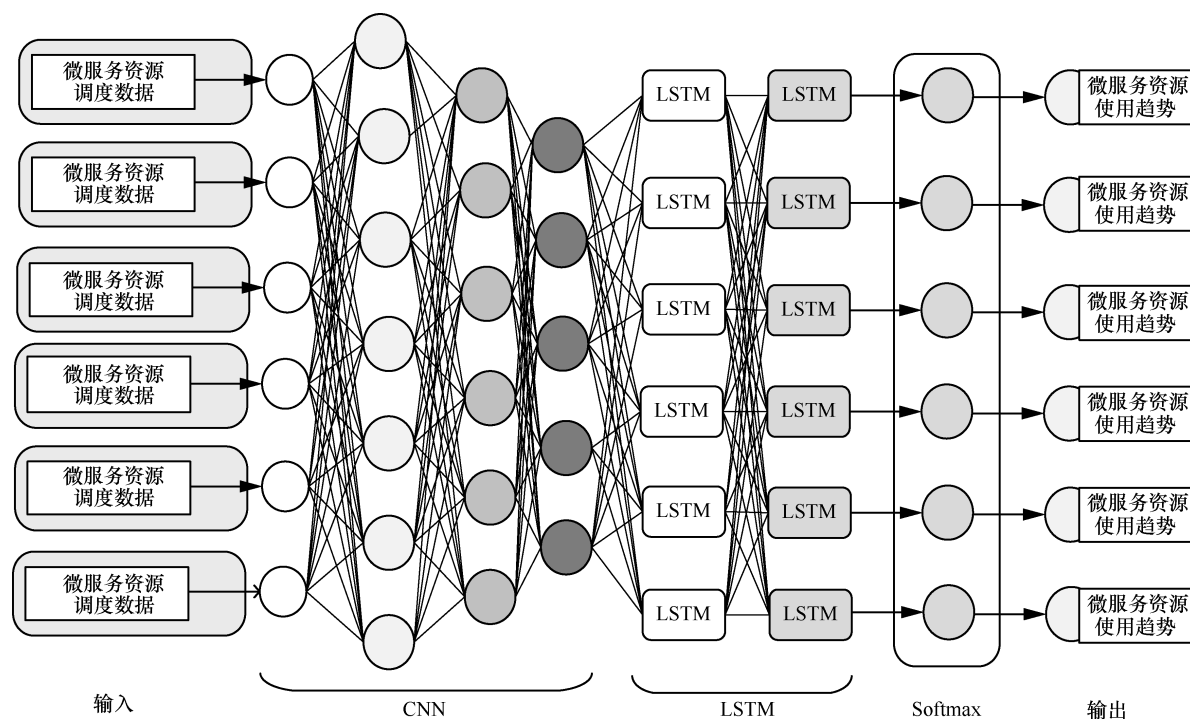


图2 微服务资源分配趋势预测分析

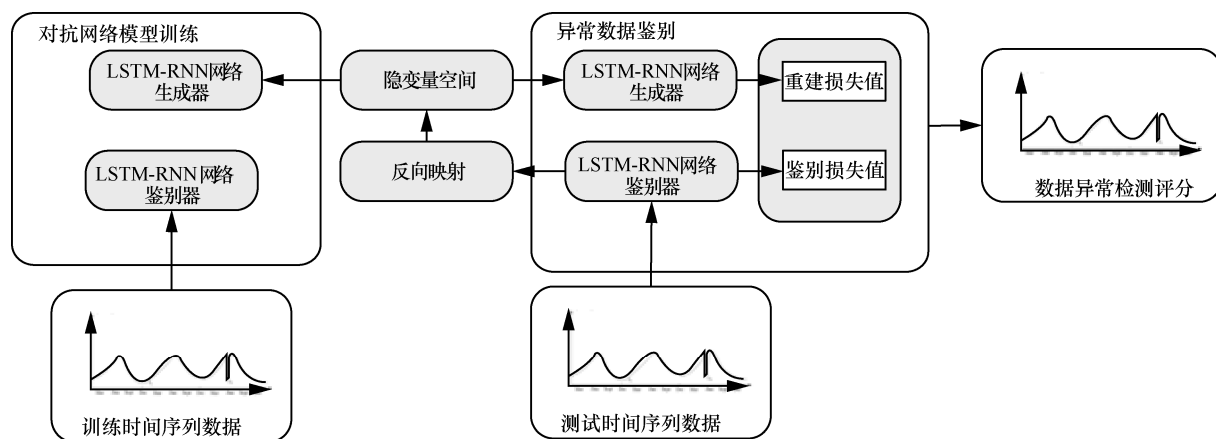


图3 微服务应用时间序列数据异常检测

(3) 故障定位诊断

在云原生架构中，微服务技术从开发层面降低了业务模型复杂带来的影响，但是对于运维层面故障定位、根源问题诊断的成本依然很高。通过在系统工程设计上进行基础性工作（日志标准化、全链路追踪、SLA 规范化等），在异构的微服务系统中建立共性的标志约定，为智能化处理提供数据支持。故障定位诊断常用的机器学习算法有关联规则和决策树，需要结合业务场景优化算

法模型、调整参数，提升智能化处理的效果，通过工程和算法两方面协同达成智能运维最佳实践。

5 结束语

目前随着 5G 在国内外稳定有序的部署应用，云网融合的建设推进，掌握面向云原生的智能运维关键技术，才能更好地维护管理云原生系统，才能更好地助力推进通信运营软件的健康稳定快速发展。从云原生系统的角度出发，思考设计智



能运维系统架构，将云原生相关技术应用到智能运维架构中，是一种可以更好地应对云原生动态按需弹性伸/缩特点的智能运维方案。

参考文献：

- [1] 黄伟. 基于机器学习的 AIOps 技术研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
HUANG W. Research on AIOps technology based on machine learning[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.
- [2] 谏力. 智能运维 AIOps: 数据与场景的突破[J]. 新金融世界, 2018(8): 42-43.
CHEN L. Intelligent operation and maintenance AIOps: breakthroughs in data and scenarios[J]. New Financial World, 2018(8): 42-43.
- [2] 凌政, 安藤. AIOps 平台建设和实践[J]. 网络安全和信息化, 2020, 46(2): 70-71.
LING Z, AN T. AIOps platform construction and practice[J]. Network Security and Information, 2020, 46(2): 70-71.
- [3] 季莹, 赵志远, 章继刚. 全流量监控——科来全流量分析实现数据中心智能运维[J]. 网络安全和信息化, 2018, 25(5): 40.
JI Y, ZHAO Z Y, ZHANG J G. Full flow monitoring-clarion full flow analysis realizes intelligent operation and maintenance of data center[J]. Network security and information, 2018, 25(5): 40.
- [4] 陆钢, 陈长怡, 黄泽龙, 等. 面向云网融合的智能云原生架构和关键技术研究[J]. 电信科学, 2020, 36(9): 67-74.
LU G, CHEN C Y, HUANG Z L, et al. Research on intelligent cloud native architecture and key technologies for cloud-network integration[J]. Telecommunications Science, 2020, 36(9): 67-74.
- [5] 吉锋, 刘丽霞, 文韬, 等. 智能运维技术在电信大视频业务中的应用研究[J]. 信息通信技术, 2018(1): 28-34.
JI F, LIU L X, WEN T, et al. Research on the application of intelligent operation and maintenance technology in telecom big video services[J]. Information and Communication Technology, 2018(1): 28-34.
- [6] 金勇, 罗向军. 浅谈人工智能运维管理(AIOps)及实践[J]. 环球市场, 2019(15): 316-317.
JIN Y, LUO X J. Talking about artificial intelligence operation and maintenance management (AIOps) and practice[J]. Global market, 2019(15): 316-317.
- [7] 覃进学. 基于 AIOps+AIOT 的数据中心智能化运维实现探讨[J]. 数字通信世界, 2020, 182(2): 115-115.
QIN J X. Discussion on the realization of intelligent operation and maintenance of data center based on AIOps+AIOTs[J]. Digital Communication World, 2020, 182(2): 115-115.
- [8] 蔡超, 袁林, 张锡娜. 集约化宽带服务智能运维体系构建方

法[J]. 电信科学, 2017, 33(1): 119-129.

CAI C, YUAN L, ZHANG X N. Method for constructing intelligent operation and maintenance system of intensive broadband service[J]. Telecommunications Science, 2017, 33(1): 119-129.

- [10] 谭晓敏, 方艾, 金铎, 等. IPTV 用户体验异常的自动化检测[J]. 电信科学, 2019, 35(7): 159-164.

TAN X M, FANG A, JIN D, et al. Automatic detection of abnormal IPTV user experience[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(7): 159-164.

- [11] WANG H, ZHANG H. AIOps prediction for hard drive failures based on stacking ensemble model[C]//Proceedings of 2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC). Piscataway: IEEE Press, 2020.

- [12] LI Y G, JIANG Z M J, HENG L I, et al. Predicting node failures in an ultra-large-scale cloud computing platform: an aIOps solution[J]. ACM Transactions on Software Engineering and Methodology, 2020, 29(2): 1-24.

[作者简介]



薛龙 (1989-), 男, 中国电信股份有限公司研究院工程师, 主要从事行业数字化技术、云原生、智能运维及相关人工智能算法研究工作。



陆钢 (1978-), 男, 中国电信股份有限公司研究院企业运营支撑中心副主任、教授级高级工程师, 主要从事行业数字化、云计算、物联网、5G 网络及应用研发工作。



周奇 (1992-), 男, 中国电信股份有限公司研究院工程师, 主要从事行业数字化技术、5G 网络及应用相关研发工作。

张会炎 (1990-), 男, 中国电信股份有限公司研究院工程师, 主要从事行业数字化技术、5G 和 IT 系统平台研发工作。

万亭君 (1996-), 女, 中国电信股份有限公司研究院工程师, 主要从事行业数字化技术、云原生、IT 系统平台研发等工作。