

# 面向下一代互联网的 云网运维智能化转型研究

## Research on Intelligent Transformation of Cloud Network Operation and Maintenance for Next Generation Internet

严劲,刘珮(中国电信股份有限公司,北京 100010)  
Yan Jin, Liu Pei (China Telecom Corporation Limited, Beijing 100010, China)

### 摘要:

随着下一代互联网的快速发展,云网运营面临前所未有的挑战,包括服务的高度复杂性、广泛的数据处理要求和对实时响应的严格要求。针对这些问题,研究了云网运维智能化转型的创新实践,包括基于DevOps的故障识别、智能推荐系统的故障定位、大模型辅助的故障处置、人机交互的故障调度以及智能分类的工单质检。基于创新实践应用,重点讨论了Fuzzy Matching与BERT结合的智能推荐算法、大模型在故障处置中的应用,以及多维度工单智能质检技术。

### 关键词:

云运维;智能化转型;大模型;故障处置  
doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2024.04.005  
文章编号:1007-3043(2024)04-0026-06  
中图分类号:TP393.4  
文献标识码:A  
开放科学(资源服务)标识码(OSID):



### Abstract:

With the rapid development of the next generation Internet, the maintenance of cloud network is facing unprecedented challenges, including the high complexity of services, extensive data processing requirements and strict requirements for real-time response. In response to these problems, innovative practices for the intelligent transformation of cloud network operations and maintenance are studied, including fault recognition based on DevOps, fault localization of intelligent recommendation systems, fault handling assisted by large models, fault scheduling through human-machine interaction, and intelligent classification of work order quality inspection. Based on innovative practical applications, it focuses on the intelligent recommendation algorithm combined with Fuzzy Matching and BERT, the application of LLM (Large Language Model) in fault handling, and the multi-dimensional work order intelligent quality inspection technology.

### Keywords:

Cloud network operation and maintenance; Intelligent transformation; LLM; Fault handling

引用格式:严劲,刘珮. 面向下一代互联网的云网运维智能化转型研究[J]. 邮电设计技术, 2024(4):26-31.

## 0 引言

云计算和网络技术的快速发展正在推动下一代互联网变得更加高效和智能,在带来前所未有的机遇的同时,也将给云网运营带来新的挑战。利用人工智能(AI)和大数据分析技术实现云网运维的自动化和智能化,成为解决这些问题的重要途径。本文旨在探讨下一代互联网发展背景下,云网运维智能化转型的

现状、面临的挑战、实践案例、关键技术和应用情况,并对未来的发展趋势进行展望。

## 1 下一代互联网发展给云网运维带来的挑战

与当前互联网相比,下一代互联网通常在技术、架构、应用和服务等方面都进行了发展和创新。它旨在克服现有互联网的局限性,确保提供更高效、安全、智能和用户友好的在线体验。下一代互联网的主要特点是更高的速度和带宽、更广泛的连接、更高的安全性和更高的智能性<sup>[1-2]</sup>。下一代互联网提供了更快

收稿日期:2024-02-20

的速度和更高的带宽,允许用户更快地访问和传输数据,不仅在人与人之间,而且在物与物之间实现更广泛的连接,从而创建更智能的网络。采用先进的加密技术和身份验证机制,保护用户隐私和数据安全,具有更强的智能能力,自动识别和了解用户需求,并提供个性化服务和推荐。

下一代互联网由AI、物联网、5G/6G通信、区块链、云计算、边缘计算等新兴技术驱动。这些技术提供了更快的数据处理、更高的连接速度、更强的数据安全性和更好的用户体验。预计将引入更先进的网络架构,如软件定义网络(SDN)、网络功能虚拟化(NFV)和去中心化设计,以提高网络的灵活性、可扩展性和可靠性。下一代互联网将专注于改善用户体验,包括更个性化的服务、更直观的界面、更智能的通信方式以及虚拟现实和增强现实等新的沉浸式环境。随着对隐私和数据保护的重视,下一代互联网通过赋予用户更大的个人数据控制权和所有权来支持数据主权。

下一代互联网的发展,以及5G、物联网、边缘计算和人工智能等新技术的快速发展和广泛应用,给云网运维带来了许多挑战,包括规模和复杂性的增加、更高的实时要求、安全问题、数据管理和隐私保护,运营成本的增加以及技能和知识的快速迭代。

a) 规模和复杂性不断增加。随着互联网技术的发展,云基础设施的规模和复杂性也在增加。运营团队管理的设备数量和类型不断增加,使监测和控制变得更加困难。

b) 实时性要求正在提高。网络游戏、自动驾驶汽车、远程医疗等下一代互联网应用对延迟和可靠性有很高的要求,这要求云运营能够实时监控问题并对问题做出快速响应,从而确保服务的高可用性。

c) 安全问题日益严重。随着云服务的普及,安全问题越来越突出。云运营和维护必须采取适当的安全措施来应对各种网络安全威胁,包括数据泄露、恶意攻击等。

d) 数据管理和隐私保护。不断增加的数据量需要更高效的云操作数据管理能力,同时遵守越来越严格的数据保护规则,如《通用数据保护条例》(GDPR)。

e) 成本控制。云服务的广泛使用导致运营成本稳步上升。如何在保证服务质量的同时有效控制成本,是云服务必须面对的重要挑战。

f) 提升技能和知识。新技术的发展需要工作人员在云服务的使用和维护方面不断学习和创新,这对

云网运维团队的技能培训提出了更高的要求。

为了应对这些挑战,云和智能维护是一条必要的途径,需要更多地依赖自动化工具和人工智能技术来提高效率和减少人为错误。云网运维需要不断采用新的技术和流程,比如采用基于DevOps的故障识别,基于AI的故障定位,基于大模型的故障处置,基于AI与自编排的故障调度以及基于AI的智能质检全流程智能化运维模式。

## 2 云网运维的现状存在的问题

传统的运维模式通常是指在云计算和大规模自动化出现之前,对IT基础设施的内部管理和对系统中服务的支持。这种模式主要是手动操作,靠运维团队的经验和知识来维持IT系统的正常运行。在传统的工作和维护模型中,许多任务(如部署、配置、监控和故障排除)都需要手动完成。这不仅效率低下,而且可能存在故障<sup>[3]</sup>。运营知识和经验主要取决于个人或小组,而不是系统地存储在系统的知识库。这就造成了知识转让和共享的障碍。由于缺乏自动化工具,运维人员往往不得不重复相同或相似的任务,从而浪费时间和资源。在缺乏通用标准和流程的情况下,每个操作和维护人员可能有自己的处理方式,使得运维工作难以被量化和评估。

基于云网事件处置的运维模式转型通常涉及自动化、智能化、云服务以及DevOps。基于云网事件处置的运维模式使用先进的监控工具和日志分析解决方案来实时跟踪系统性能和安全事件<sup>[4]</sup>。它有助于快速识别和解决问题,并执行预测性维护。新的操作和维护模式依靠自动化来提高效率和减少人为错误。这包括使用脚本、配置管理工具和自动化平台来完成自动化部署、测试、监控和错误恢复等任务<sup>[5]</sup>。它强调开发和运营团队之间的合作与沟通。DevOps旨在加快开发周期,同时通过自动化软件交付流程确保质量和稳定性<sup>[6]</sup>。智能化运维强调使用大数据、机器学习和其他先进的分析技术来自动识别和解决运维中的问题。该平台收集和分析广泛的数据,包括监控数据、日志文件、事件、票证和性能指标。通过复杂的算法,智能操作可以检测这些数据中的模式和异常,从而支持数据驱动的决策过程。它可以集成聊天机器人和虚拟助理,为用户提供智能化支持,并快速解决常见问题<sup>[7]</sup>。这些工具可以通过自然语言处理与用户进行交流,并提供即时帮助。

### 3 云网运维智能化转型创新实践

本章所提出的基于云网事件处置标准作业流程包括故障识别、故障定位、故障处置、故障调度以及回单质检的全闭环流程。该标准作业流程可实现故障端到端闭环处置,涉及自动化、智能化、云服务以及 DevOps。

#### 3.1 基于 DevOps 的故障识别

基于云网事件处置标准作业流程,构建了基于 DevOps 的故障识别。基于 DevOps 的故障识别集成了敏捷的开发和运营方法,许多工具和实践用于在检测错误时快速准确地识别和响应系统问题,是实现实时监控应用程序和基础设施性能的监控工具<sup>[8-9]</sup>。如果监控系统检测到任何问题,自动报警系统应立即通知相关人员。

在故障识别方面,构建了面向硬件及服务的全方位监控体系。面向硬件及服务产品提供监控服务,提供性能指标监控、自动告警、历史信息查询等功能。灵活告警支持自定义告警规则和告警通知,支持启用、停止、删除等灵活操作。数据可视化可将多个资源集中展示,实现多实例、多指标对比,满足各种场景监控数据的可视化需求。

#### 3.2 基于智能推荐的故障定位

传统运维知识和经验主要依赖于个人或小分队,导致知识传承和共享存在障碍。构建云网运维知识库,收录云专业共计 500+ 篇文档,包含告警 SOP、产品文档、故障处理手册、维护处理手册、技术社区等多种文档类型。针对基于云网事件的故障定位,构建了告警处置标准作业程序手册。对在途事件处置工单,利用告警名称进行对应的告警处置标准作业程序手册关联,涵盖 400+ 告警类型,辅助运维人员快速完成云专业告警处置。告警名称及对应告警处置标准作业程序手册关联采用基于 Fuzzy Matching 和 BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) 的智能推荐算法,结合了文本相似性匹配和深度学习的语义理解来提供更为精确和相关的推荐。使用 Fuzzy Matching 进行文本相似性<sup>[10-11]</sup>匹配,快速筛选出在字面上相似的项,提供告警名称相同或相似的告警处置方案。基于 BERT 进行深度语义理解,进一步分析告警原因的深层语义,提供对相同告警原因的故障处置流程。通过基于 Fuzzy Matching 进行文本相似性匹配以及基于 BERT 的深度语义理解,同时考虑到告警名

称字面相似以及告警原因深层语义联系,更准确地推荐出符合的告警处置方案。

#### 3.3 基于大模型辅助的故障处置

传统运维的故障处置主要通过运维人员的专业知识和经验来处理,缺乏统一的标准和流程,每个运维人员可能有自己的处理方式,使得运维工作难以被量化和评估。本文提出基于大语言模型辅助故障处置,基于故障处置 SOP、历史工单数据等信息,利用大模型的推理能力<sup>[12-13]</sup>、实时的故障信息、告警信息、变更操作等,分析故障的可能原因,并提出初步的处理建议,帮助快速处置故障。故障处置人员在输入框输入想要查询的割接/变更、事故现象原因分析、处置交互信息/工单号的案例生成等相关问题,点击发送,系统自动调用大模型故障分析能力,输出对应的割接/变更列表、事故现象原因分析结果等。提供故障发生时的变更割接信息、前后 10 min 的告警信息、网络拓扑图等,用户可据此进行故障分析和故障处置。基于大语言模型辅助的故障处置能够显著提高效率,提供综合的信息汇总,提高定位准确率。

#### 3.4 基于人机交互的故障调度

在故障处置过程中,基于工单处理实现故障处置与故障调度,实现故障处理各方协同。利用工单自动化平台进行相关工单的流程编排、工单创建、状态跟踪及处置调度。通过工作流引擎定义和执行处理工单的自动化流程,平台根据定义的条件自动执行相应流程操作。包括设置规则和触发器,在特定条件执行特定的工作流,根据故障调度流程自定义对应的工作流实现工单的自动化处置。工单交互智能化是维护模式转变的有效方式,利用自然语言处理技术识别省公司或者现场操作人员反馈的消息,然后进行智能回复,无需人工参与即可完成回单工作,节省人力,并且在业务量扩大的情况下也可满足需求。选取云专业部分告警工单进行智能化改造,业务专家根据实际业务生产需求将场景划分为 8 类,最上层分类可以分为干预类以及不干预类。

#### 3.5 基于智能分类的工单质检

工单质检是对故障处理过程和结果的评估,通过智能算法对工单处置过程中出现的接单/结单不及时、反馈超限、无效反馈影响工单处置效率等问题进行质检,推动各岗位处置工单的时效性与处置质量,实现故障处置闭环管控。当前质检根据各岗位故障反馈时效性(接单时效性、接单反馈时效性、非挂起时段内



超限反馈结单时效性)和反馈语义有效性(3种语义类别)2个维度进行工单质检。基于智能分类的工单质检主要是利用AI分类算法对当前工单反馈内容进行语义有效性质检。

## 4 关键技术

### 4.1 基于 Fuzzy Matching 和 BERT 的智能推荐算法

告警名称及对应告警处置标准作业程序手册的关联采用基于 Fuzzy Matching 和 BERT 的智能推荐算法,结合了文本相似性匹配和深度学习的语义理解来提供更为精确和相关的推荐。Fuzzy Matching 是一种处理文本数据的技术,用于在不完全匹配的情况下找到相似的项。它可以容忍拼写错误、同义词、不同的词序或者其他小的差异。常见的模糊匹配方法包括 Levenshtein 距离、Jaccard 相似度及余弦相似度。根据当前云专业告警名称设定规则,相似告警的告警名称表述相同,比如“CORE\_STATE”和“数通设备 syslog 告警: CORE\_STATE”是防火墙 VGMP 优先级变动告警在设备及日志层面产生的监控告警,告警处置流程相同。据此告警名称的业务特征,选取 Jaccard 相似度计算告警名称的相似度。计算公式如下:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

其中,  $A$  和  $B$  是 2 个集合。  $|A \cap B|$  表示集合  $A$  和集合  $B$  的交集中元素的数量。  $|A \cup B|$  表示集合  $A$  和集合  $B$  的并集中元素的数量。 Jaccard 相似度的值介于 0 和 1 之间,其中 0 表示 2 个集合没有共同元素,1 表示 2 个集合完全相同。值越接近 1,表示 2 个集合的相似度越高。

BERT 是一种预训练的深度学习模型,用于理解自然语言。它通过在大量文本上进行预训练,学习语言的深层语义。BERT 的关键特点是它的双向结构,可以同时考虑上下文中的前后信息,以获得单词的全面语义表示。使用 BERT 模型将每个文本编码成向量。假设 2 个告警的原因描述文本分别是  $A$  和  $B$ ,将文本输入到 BERT 模型中,使用第一个特殊标记[CLS]的输出作为文本的向量表示  $\text{vec}\{A\}$  和  $\text{vec}\{B\}$ ,利用余弦相似度计算文本之间的相似度,其计算公式为:

$$R(A, B) = \text{Cosine Similarity}(\text{vec}\{A\}, \text{vec}\{B\}) = \frac{\text{vec}\{A\} \cdot \text{vec}\{B\}}{\|\text{vec}\{A\}\| \|\text{vec}\{B\}\|}$$

其中,  $\text{vec}\{A\}$  和  $\text{vec}\{B\}$  是 2 个向量,  $\text{vec}\{A\} \cdot \text{vec}\{B\}$  是它们的点积,而  $\|\text{vec}\{A\}\|$  和  $\|\text{vec}\{B\}\|$  是它们的  $L_2$  范数(即向量的长度)。使用 BERT 进行编码,一方

面开源 BERT 模型经过大规模语料训练,应用业务相关语料进行微调就能获得较好的语言模型。另一方面 BERT 语言模型具有通用性,下游可以连接不同类型任务。

最终针对 2 个告警计算加权平均,得到告警处置标准作业程序手册推荐结果。

$$\text{加权相似度} = \frac{(w_1 \times J(A, B)) + (w_2 \times R(A, B))}{w_1 + w_2}$$

其中  $J(A, B)$  表示告警名称相似度,  $R(A, B)$  表示告警原因相似度,权重  $(w_1)$  和  $(w_2)$  反映了  $J(A, B)$  和  $R(A, B)$  在平均中的相对重要性。

### 4.2 基于大模型的云专业故障辅助处置

基于大语言模型对运维专家的任务进行精准意图识别,同时完成任务拆解和实时 sql 数据查询,基于准实时故障信息,利用大模型的云网知识理解能力,实现云专业事故的自主分析和复盘(agent)(见图 1)。

#### 4.2.1 精准意图识别

基于 UIE 框架的精准意图识别算法,实现 6 类意图识别和时间、地点、现象等的实体抽取,辅助 agent 完成下游任务拆解和执行(见表 1)。

#### 4.2.2 prompt 设计

针对分析类意图和方案生成意图的 prompt 设计,引导网络大模型更准确地理解和完成对意图任务。输入信息包括故障现象及故障描述( $\text{user\_text}$ )、故障发生时的变更割接信息( $\text{change}$ )、故障发生时的同云池局点的变更割接信息( $\text{change\_region}$ )、故障相关的工单信息、故障发生时间前后 10 min 的告警信息。对应的 prompt 设计如图 2 所示。

### 4.3 多维度工单智能质检

根据故障反馈的时效性和反馈语义的有效性对工单进行智能质检。时效性得分包含接单时效性、接单反馈时效性、超限反馈得分以及结单时效性。

接单时效性 =

$$\begin{cases} \left[ 1 - \frac{(\text{接单时间} - \text{任务生成时间})}{15 \text{ min}} \right] \times 100 \\ 0, (\text{接单时间} - \text{任务生成时间}) \geq 15 \text{ min} \end{cases}$$

指派单任务的接单超出 15 min,得分为 0。

接单反馈时效性 =

$$\begin{cases} \left[ 1 - \frac{(\text{接单后首次有效反馈时间} - \text{接单时间})}{30 \text{ min}} \right] \times 100 \\ 0, (\text{有效反馈的时间} - \text{接单时间}) \geq 30 \text{ min} \end{cases}$$

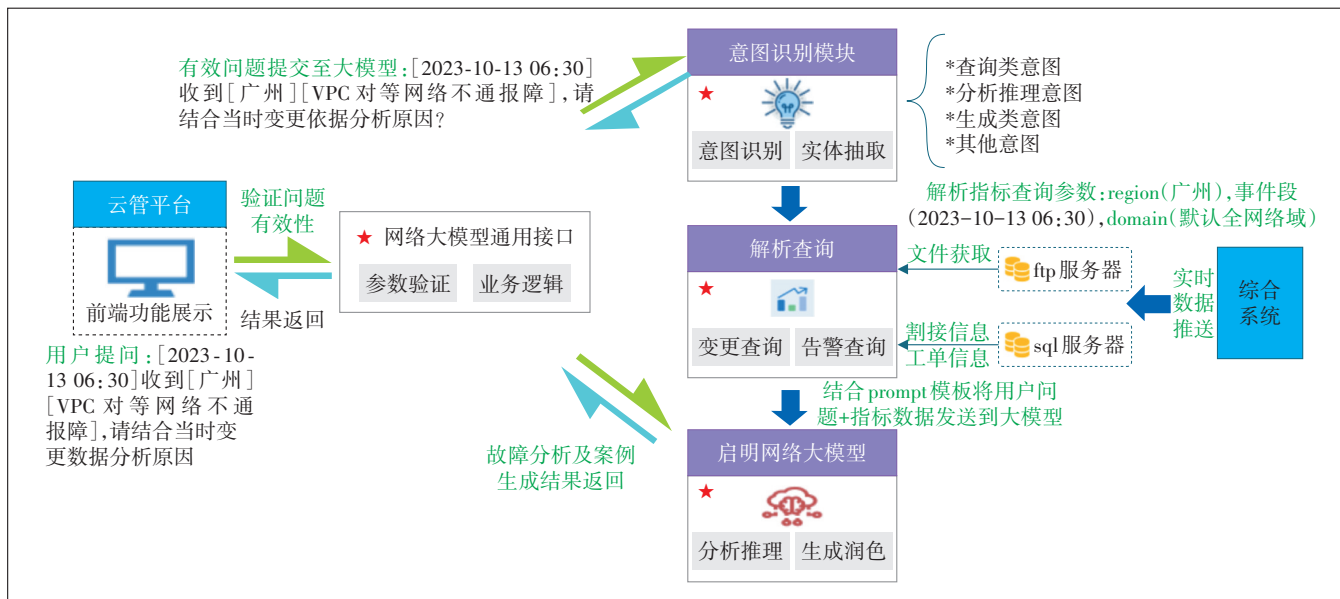


图1 基于大模型的云专业故障辅助处置agent实现流程

表1 基于大模型的云专业故障辅助处置意图识别设计

| 意图标签 | 意图名称         | 示例  |
|------|--------------|---|
| 1    | 查某时某地全域云事故   | 查一下[广州][2023年11月12日06:38]进行中的割接/变更                        |
| 2    | 查某时全地全域所有云事故 | 查一下[2023年11月12日]的全部割接/变更                                  |
| 3    | 查某时全地某区域云事故  | 查一下[2023年11月12日].[虚拟网络域/物理网络域/工具域/框架域/计算域/存储域/高阶域]全部割接/变更 |
| 4    | 分析云事故原因      | [2023-10-13 06:30]收到[广州][VPC对等网络不通报障],请结合当时变更数据分析原因       |
| 5    | 其他           | 你好,VPCEP的介绍。  |

```

{user_text}
查询的关键的信息包括:
{change}
{change_region}
{workOrder_info}
{region_alarm}
你是一位网络运维专业专家,请根据以上信息,分析原因,反馈的格式为:
进行中的变更有:
xxxx
xxregion进行中的变更有:
xxxx
工单的告警信息为:
xxxx
故障发生前后10min xxxregion告警:
xxxx
经过信息汇总与分析,可能的原因有:
1.xxxx
2.xxxxx
    
```

图2 prompt设计示意

指派单任务的接单超出30min,得分为0。  
超限反馈得分=(10-超限反馈次数)/10×100

结合挂起时间、解挂时间、交接班时间3个字段,判断各值班岗非挂起时间内超出4h反馈次数(此处反馈指有效反馈;超限反馈为非挂起时间内,超出4h的反馈)。

以10次为上限,超过10次得分为0。剔除“应挂起”情况下的超限反馈。

结单时效性 =

$$\begin{cases} 1 - \frac{(\text{工单结束时间} - \text{最后一次回单时间})}{30 \text{ min}} & \times 100 \\ 0, (\text{工单结束时间} - \text{最后一次回单时间}) \geq 30 \text{ min} \end{cases}$$

岗位总时效性  $KPI_1 = (C_1 \times \text{岗位平均接单时效性} + C_2 \times \text{岗位平均反馈时效性} + C_3 \times \text{岗位平均超限反馈得分} + C_4 \times \text{岗位平均结单时效性}) / (C_1 + C_2 + C_3 + C_4)$

其中  $C_1, C_2, C_3, C_4$  表示岗位是否有接单(0/1)(指派单任务的接单),岗位是否有接单反馈(0/1),岗位是否有处理反馈(0/1),岗位是否有结单(0/1)。

反馈语义有效性分为3个等级:  $L_0, L_1, L_2$ 。  $L_0$  表示反馈完全无意义。如:“请省公司排查”“正在排查”“请反馈”“已接单”“定位中”等。  $L_1$  表示反馈中有流程信息,但没有故障处理的相关信息。如:“待重保之后再进行操作”“备件暂未到,待备件到后再处理”“故障原因维护核实中,有结果会及时反馈”“请省公司回单”“请省侧协助查看,可能与2023031600716有关联”。  $L_2$  表示反馈中存在故障定位、故障处置、处理结果等信息。如:“光功率高于限值导致闪断,现已恢

复”“目前可以 ping 通, ping 量过多, 暂观察”“Giga-bitEthernet1/0/5 端口状态 down, 请查看”“自动清除”“华为反馈硬件无问题”等。

各岗位反馈有效性得分  $KPI_2 = (w_0 \times L_0 \text{反馈次数} + w_1 \times L_1 \text{反馈次数} + w_2 \times L_2 \text{反馈次数}) / \text{总反馈次数} \times U \times 100$

各类反馈的权重  $w$  和权重  $U$  可根据历史数据分布进行调整, 或由专家制定(见表 2 和表 3)。

表 2 各类反馈的权重  $w$  示例

| 工单反馈有效性  | $L_0$   | $L_1$     | $L_2$   |
|----------|---------|-----------|---------|
| 权重 $w_0$ | $w_0=0$ | $w_1=0.8$ | $w_2=1$ |

表 3 权重  $U$  示例

| 工单紧急程度 | 一级(特重) | 二级(严重) | 三级(重大) | 四级(一般) |
|--------|--------|--------|--------|--------|
| 权重 $U$ | 4      | 3      | 2      | 1      |

反馈语义有效性利用基于 BERT 的文本分类算法实现。BERT 利用了大量无标注文本数据来学习语言的深层次特征表示, 其双向的 Transformer 架构, 允许模型在预训练阶段同时考虑到文本中每个单词的上下文信息。基于 BERT 的文本分类算法步骤如下。

a) 预训练。利用大量的工单处理交互数据进行预训练, 学习语言的通用特征。这个过程不需要标注数据, 模型通过预测句子中被掩盖(mask)的单词和判断句子是否连贯来自我学习。

b) 微调(Fine-tuning)。在预训练的基础上, 针对当前工单反馈数据进行语料标注, 反馈语义的有效性分为 3 个等级:  $L_0, L_1, L_2$ 。BERT 模型通过在云工单质检任务的标注数据上进行微调来适应特定的文本分类任务。

c) 特征提取。微调后的 BERT 模型能够为输入的文本生成深层次的语义特征表示。通常, 文本分类任务会使用 BERT 模型最顶层的输出, 即[CLS]标记对应的隐藏状态向量作为整个输入文本的表示。

d) 分类头部(Classification Head)。在 BERT 模型的顶部添加一个分类层(通常是一个全连接层), 用于将特征表示映射到不同的类别标签。

e) 训练和优化。在微调阶段, 通过反向传播和梯度下降算法来优化模型参数, 包括 BERT 本身的参数和新增的分类层参数, 以提高分类的准确率。

## 5 结束语

本文探讨了面向未来的云网运维智能化转型的

现状以及为应对新挑战而采取的一系列创新策略。从基于 DevOps 的故障识别到智能推荐系统的故障定位, 再到大数据辅助的故障处置, 我们看到了如何通过整合先进的技术来提高云网运维的效率和效果。人机交互的优化以及智能分类技术在工单质检中的应用, 进一步证明了通过智能化转型, 我们能够更好地管理复杂的云网络环境, 提供更加可靠和高效的服务。未来, 随着新技术的涌现和成熟, 将持续推动标准化和创新实践的形成, 以实现云网运维的持续优化和智能化升级, 云网运维智能化将迎来更加广阔的发展前景。

## 参考文献:

- [1] 王雪莹. 从欧盟《Web4.0 和虚拟世界倡议》看下一代互联网的发展趋势[J]. 互联网天地, 2023(8): 2-8.
- [2] 章继刚. 智能监控下的云运维[J]. 网络安全和信息化, 2019(6): 16.
- [3] 万涵. 智能化运维管理平台的规划设计探讨[J]. 通讯世界, 2019, 26(6): 131-133.
- [4] 商业, 王鹏宇, 朱瑶. 基于人工智能的网络质量运维自智体系[J]. 通信世界, 2024(2): 47-48.
- [5] 庞爱民. 一体化智能运维助力企业数字化转型[J]. 软件和集成电路, 2024(1): 28-29.
- [6] 黄霄霄, 李攀, 黄东江, 等. 通信运营商 DevOps 两级协同研发运维模式实践[J]. 网络安全和信息化, 2023(12): 70-74.
- [7] 柏兆朋. 数据中心网络运维自动化管理软件介绍[J]. 中国金融电脑, 2018(11): 92.
- [8] 马璐璐, 黄亚蒙, 徐源音. 基于大数据技术的通信网络故障检测方法[J]. 长江信息通信, 2023, 36(5): 96-98.
- [9] 曾毅. 人工智能技术在网络故障诊断中的运用[J]. 信息与电脑(理论版), 2021, 33(21): 157-159.
- [10] 韩开旭, 袁淑芳. 基于混合机器学习模型的短文本语义相似性度量算法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2023, 61(4): 909-914.
- [11] 孙北宁, 吕维新, 曾俊, 等. 一种结合 TF-IDF 和 Simhash 的科技项目文本相似性度量方法[J]. 电子技术应用, 2023, 49(6): 89-93.
- [12] 邹贺铨. 大模型融入云平台, 信息化走向数智化[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2024, 36(1): 1-8.
- [13] 郭艳. AI 大模型应用将迎来“浪潮年”[J]. 中国对外贸易, 2024, (2): 14-15.

### 作者简介:

严劲, 工程师, 硕士, 主要研究方向为云计算、智能化运维、数据通信等; 刘珮, 工程师, 硕士, 主要研究方向为人工智能、云计算、大数据。

