



跨专业承载网络智能运维研究与应用

韩赛¹, 张冬月¹, 王泽林¹, 王光全¹, 李奥¹, 方道铿², 马红兵³

(1. 中国联合网络通信有限公司研究院, 北京 100048;

2. 中国联合网络通信有限公司广东省分公司, 广东 广州 510660;

3. 中国联合网络通信集团有限公司, 北京 100032)

摘要: 随着人工智能技术和网络日趋紧密地融合, 未来网络的运营和生产应该是全面数字化、自动化和智能化的。目前跨专业网络故障定位主要依赖各专业运维人员分别进行分析和派单, 导致排障时间长、重复派单等问题。为了节省人力工作, 借助自动化和人工智能技术, 研发了一套应用于实际现网的跨专业网络智能运维系统。该系统可对 IPRAN 和 OTN 关联的拓扑信息以及实时的 IPRAN 和 OTN 告警数据进行综合分析, 精准定位根因告警, 确定故障位置, 实现自动派单。该系统构建了跨专业的故障自动诊断能力, 将故障定位时间由传统的 2 min 缩短为几十毫秒, 极大减少故障处理时间和人工工作, 可覆盖现网大部分故障种类。

关键词: 跨专业网络; 故障定位; 智能运维

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2022269

Research and applications on intelligent operations of cross-professional carrying network

HAN Sai¹, ZHANG Dongyue¹, WANG Zelin¹, WANG Guangquan¹, LI Ao¹, FANG Qiukeng², MA Hongbing³

1. Research Institute of China United Network Communications Co., Ltd., Beijing 100048, China

2. China United Network Communications Company Limited Guangdong Branch, Guangzhou 510660, China

3. China United Network Communications Group Co., Ltd., Beijing 100032, China

Abstract: With the increasingly close integration of artificial intelligence technology and networks, the operation and production of networks in the future should be fully digitalized, automated and intelligent. At present, fault locating of cross-professional network mainly relies on operation and maintenance staff of each professional network to analyze and dispatch orders, resulting in long trouble clearing time and repeated orders. In order to save manual work, with the help of automation and artificial intelligent technologies, a cross-professional network intelligent operation and maintenance system was developed and applied in real network. The associated topology information of IPRAN and OTN, along with the real-time IPRAN and OTN alarm data were analyzed, the root cause alarm was located accurately, the fault location was determined, and dispatch order was achieved automatically. A automatic cross-professional fault diagnosis capability was built by the system, which reduced the fault locating time from traditional two minutes to tens of milliseconds, therefore, the manual work was reduced by more than 90%, and 95% fault types of the existing network could be covered.

Key words: cross-professional network, fault location, intelligent operation



0 引言

随着技术的发展和社会的进步,新技术尤其是人工智能(artificial intelligence, AI)、区块链、数字孪生等与网络的结合日趋紧密,有力地推动了网络的演进。5G 在全球范围的规模商用已有效地促进了垂直行业的数字化转型。数字化转型促进各行业智能化水平提升、生产效率提高并节省了人力投入^[1-3]。通信运营商也身在其中,运营商正从单纯网络向云网/数字服务提供商转型,边界已经从通信技术(communication technology, CT)转向信息通信技术(information communication technology, ICT),同时也是网络基础设施提供商、ICT 基础设施服务提供商以及综合数字服务提供商^[4]。

数字化转型的显著特征之一就是通过数字化应用提升运营效率。随着网络规模的扩大以及 5G 应用的爆发式增长,网络运营也迎来新的需求和挑战^[5]。运营的方式决定了网络使用的效率和网络服务的品质。传统的运维方式,被称为被动运维时代,从客户投诉出发,以人工操作为主,跨专业解决问题能力较弱,业务开通周期长,网络资源利用率低,故障定位难,客户管理水平低。

为了解决这些问题,在传统运维系统中引入专家经验模型并增加数据提取分析等能力,实现部分故障的自动定位,但仍需要部分人工进行问题处理与网络修复,这些运维方式的改变一定程度上提升了运维效率,将运维方式带入半自动化时代^[6]。

在数字化转型的趋势下,未来的运营和生产应该是全面数字化、自动化的。新网络、新服务的爆发式增长亟须进一步提升网络运营水平,减少传统低效、重复性的工作,从依赖运维人员在流程中转化为运维人员在流程之上,从数据采集、分析、故障定位、修复到优化,形成自动化闭环。这是真正意义的数字化,利用新一代信息技术,构建数据的采集、传输、存储、处理和反馈的闭

环。在数字化运营的支撑下,可实现客户运维自助、运维作业与运维开发协同、运营工作可视可控可评等能力。此外,通过引入 AI 等技术进行预测,可灵活应对故障风险,网络运营全面进入自动化、智能化的主动运维时代^[7-8]。

相比于数据中心网络,运营商网络具有规模大、层次多、专业多、节点分散和业务方案复杂等特点,这对利用自动化、数字化、智能化能力提升网络运维效率带来极大的障碍。未来的 6G 网络架构具备智慧内生、安全内生、多域融合、算网一体四大特征^[9]。其中 AI 技术是智慧内生的基础,对内可提升网络运营效率^[10]、服务质量,对外为千行万业用户提供 AI 和网络结合的计算和服务能力。近年来虽然有一些 AI 赋能运维的案例^[11-13],但整体运维能力提升效果并不明显。

在网络故障自动诊断领域,运营商网络分层分专业架构如图 1 所示,运营商网络分层分专业,具有多层承载关系,底层故障具有向上层传递的可能,仅通过专业网络内的自动诊断能力,难以直接定位到最根本的故障原因。比如光传送网络(optical transport network, OTN)故障导致大片互联网协议无线电接入网络(Internet protocol radio access network, IPRAN)网元故障,IPRAN 的故障导致基站大面积断站。目前跨专业网络故障定位主要依赖各专业运维人员分别进行分析定位,并分别派发故障工单,导致故障工单重复而庞杂,增加网络维护人力成本。故障处理时间长、效率低,是当前网络运维工作的主要痛点之一^[14]。

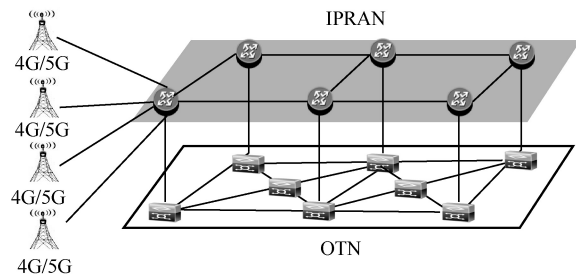


图 1 运营商网络分层分专业架构

本文尝试打破已有专业壁垒，构建跨专业的故障自动诊断能力，系统性地提升运营商故障自动诊断定位能力。IPRAN 作为中国联通移动网络的承载网，接入 4G、5G 基站，提供了移动业务回传能力，同时由于组网安全性等要求，IPRAN 设备间的重要连接往往承载在 OTN 之上，当 OTN 或 IPRAN 出现故障或网络劣化时，会极大地影响承载在上面的移动业务。因此，本文选取 IPRAN 和 OTN 作为关联性强、故障频发的跨专业网络场景，研发了一套基于现网的跨专业承载网络智能运维系统。该系统可提升 IPRAN 和 OTN 跨专业快速故障定位能力，提升运维效率。

1 IPRAN 和 OTN 跨专业网络故障定位

为解决 IPRAN 和 OTN 跨专业故障定位问题，本文采用自动化和智能化技术，研发了一套跨专业网络智能运维系统。下面对技术方案进行详细阐述。

1.1 数据采集

跨专业网络智能运维系统架构如图 2 所示，主要包括数据采集模块及 IPRAN 和 OTN 故障定位模块。

数据采集模块进行故障定位功能相关数据的采集。其中，告警数据经运营商企业服务总线（enterprise service bus, ESB）获得，其采集各厂商网络设备 IPRAN 网元和 OTN 网元的告警数据。拓扑信息可通过运营商资源系统获得。告警数据和拓扑信息通过 Kafka 接口采集，存储到数据采

集模块并创建索引、搜索、关联以供 IPRAN 和 OTN 故障定位模块调用，从而实现单专业以及 IPRAN 和 OTN 跨专业网络故障定位。

1.2 跨专业网络故障定位

对 IPRAN 和 OTN 关联的拓扑信息以及实时 IPRAN 和 OTN 告警数据进行综合分析，根据专家经验和关联规则挖掘算法，可精准定位根因告警，确定故障位置，实现自动派单。告警数据一般包括告警名称、定位信息、最近发生时间、附加信息等。IPRAN 和 OTN 跨专业网络故障自动定位流程如图 3 所示。

（1）采集实时告警数据

通过采集接口实时接收 IPRAN 和 OTN 专业的告警数据。

（2）根源告警筛选

根据专家经验规则库筛选出 IPRAN 和 OTN 专业的根源告警，具体如下。

- IPRAN：挑选出告警名称为“物理端口 down”的告警。
- OTN：过滤除 5 种板卡（OAU/LSC/U402/DAPXF/LTX）以外的告警，过滤相关衍生告警。

（3）频发告警清洗

对筛选后的 IPRAN 和 OTN 的告警数据进行频发告警清洗，按照下述规则剔除相同告警（同一告警名称、同一网元、同一端口），只保留第一条告警信息。

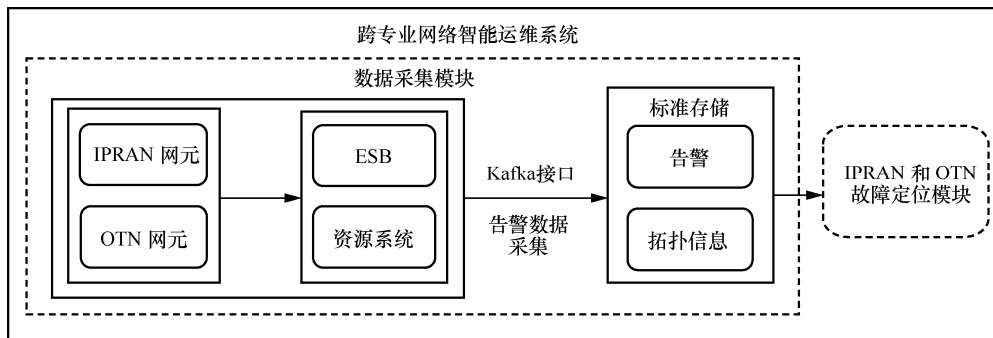


图 2 跨专业网络智能运维系统架构

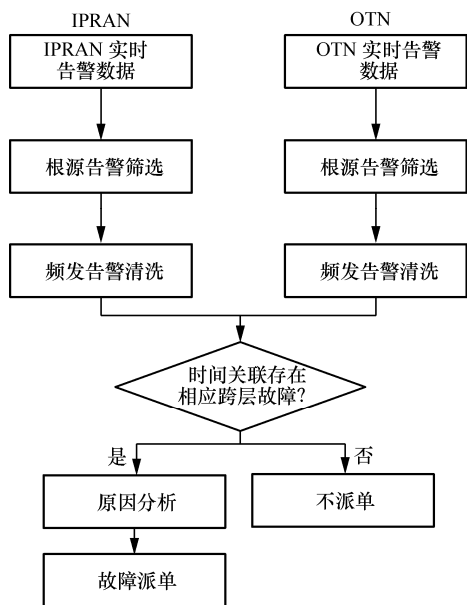


图3 IPRAN 和 OTN 跨专业网络故障自动定位流程

- 相同告警出现后存在时间小于 1 min 并且 5 min 之内只出现 1 次。
- 同一端口 1 min 之内相同告警。

(4) 时间关联分析

当读取到 IPRAN 根源告警（告警名称为“物理端口 down”）时，需要等待一段时间，直到产生 3 条以上非 IPRAN 根源告警（即告警名称为除“物理端口 down”以外的告警），并且告警发生时间比本组最早的根源告警的发生时间晚 90 s 为止，此时已采集到本组全部 IPRAN 根源告警。如果 IPRAN 告警数量为 1，则直接判断为 IPRAN 内部告警。如果 IPRAN 告警数量大于 1，设当前 IPRAN 告警组最早的告警发生时间为 M ，找到发生时间为 $(M-16)$ s 及 $(M+100)$ s 的 OTN 告警组，分析 OTN 故障。如果存在对应的 OTN 告警（Y），则进行下述步骤（5）；如果不存在（N）则不派单。

(5) 原因分析

本方案将根据 OTN 告警，结合网络拓扑分析出具体故障类型和故障位置。当前网络故障主要是光缆故障，主要包括以下 4 种情况：如果出现 1 个网元 DAPXF 告警，则无法判断故障位置；当出现 2 个网元 DAPXF 告警时，可直接判断

2 个网元之间出现光缆中断；当出现多个网元 DAPXF 告警时，则关联网元位置关系，确定各个网元之间的连接关系，判定存在连接关系的网元之间出现光缆中断的故障；当出现 OAU 告警时，如果是超过 1 个网元的 OAU 出现告警，则对关联网元位置关系进行分析，其余故障比如板卡故障判断方法在本文不详细描述。本文的故障判断方法主要将专家经验数字化为计算机可识别的规则，结合专家规则和网络拓扑分析 OTN 故障原因，自动定位故障网元。

(6) 故障派单

故障定位的结果以微信的形式向相关运维人员推送并进行派单。

2 告警分组

在对实时告警进行故障定位之前，需要用历史告警数据进行验证，通过告警分组方法分析历史告警数据中故障的数量，告警分组的组数结果即故障数量。下面将详细介绍告警分组的流程。

假设所有的告警数据共 K 条，为 $\text{alarm}_1, \text{alarm}_2, \dots, \text{alarm}_K$ ，总共被分为 CLUSTERS 组， $\text{alarm}_i (i \leq K)$ 包含告警名称、告警源、最近发生时间。

具体流程如下。

(1) 断电告警预处理

对于断电告警，比如告警名称为 POWER_FAIL 的告警，单独划分为一组。因此，告警名称为 POWER_FAIL 的告警数据不参与预分组的过程，例如，若总共需要分为 18 组，即 CLUSTERS=18，但出现一条 POWER_FAIL，那么其他数据应分为 CLUSTERS-1 组。

(2) 预分组

将所有告警按照最近发生时间排序，并进行初步预分组，给定一个预分组时间（210 s/220 s 为建议值，参数可调整），在预分组时间间隔以内的告警为同一组。预分组需要考虑如下两点。

- 预分组的时间间隔选择必须满足预分组后形成的组数大于或等于 CLUSTERS。
- 最佳预分组的时间间隔的选取是 10~450 s，每秒执行一次，根据最终的聚类效果进行选择。

如果两个告警数组满足如下条件，则进行预分组合并。

- 告警数据组只有一条告警且告警源名称与上一条告警（即上一组的最后一条告警）一致。
- 告警数据组只有一条告警且告警源名称与下一条告警（即下一组的第一条告警）一致。

(3) 告警数据组的特征向量

假设所有的告警数据中共有 N 个网元，分别为 $e_1, e_2, \dots, e_N$ ，网元占比向量和最早发生时间将作为聚类的特征向量。

1) 网元占比向量

统计所有网元在本告警数据组中的占比：假设对于一个告警数据组 g ，如果网元 $e_1, e_2, \dots, e_N$ 出现的次数分别为 $g_1, g_2, \dots, g_N$ ，那么其网元占比向量为 $\left(\frac{g_1}{g_1 + g_2 + \dots + g_N}, \frac{g_2}{g_1 + g_2 + \dots + g_N}, \dots, \frac{g_N}{g_1 + g_2 + \dots + g_N} \right)$ 。注意网元占比向量各个维度的数值之和应为 1。

2) 最早发生时间

告警数据组的最早发生时间为这一组内第一条告警数据的发生时间。此外，为了对最早发生时间进行数值化处理，将其转化为与所有告警的最早发生时间的差值（单位为 s）。

(4) 标准化处理

执行完上述步骤，可得到 H 个告警数据组 $group_1, group_2, \dots, group_H$ ，以及 H 个告警数据组对应的特征向量，每个特征向量的维数为 $N+1$ （ N 个网元占比和 1 个最早发生时间）。

由于告警数据组对应的特征向量中前 N 维位于 0~1，而第 $N+1$ 维的数值基本都超过 1 且达到

万数量级，不同维度之间的数值差距过大，为了不影响聚类的效果，需采用归一化处理，对第 $N+1$ 维数据进行标准化，按比例缩放，使之落入 [0,1]。本文采用极值正规化 min-max normalization 方法进行标准化，如式 (1) 所示。

$$x_{\text{normalization}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

(5) 距离度量

在聚类中，对于每个待聚类的元素，都拥有一个特征向量作为自身所在位置的度量。聚类算法的核心是根据不同元素之间的距离进行类别划分的。常用的距离度量方法有以下 2 种。

1) 欧氏距离 (Euclidean distance)

欧氏距离是最易于理解的一种距离计算方法，源自欧氏空间中两点间的距离公式。适用于求解两点之间直线的距离，以及各个向量标准统一的情况，其计算式如下。

$$\text{EuclideanMetric}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \sqrt{(v_{1,1} - v_{2,1})^2 + \dots + (v_{1,N+1} - v_{2,N+1})^2} \quad (2)$$

2) 曼哈顿距离 (Manhattan distance)

由于欧氏距离计算比较复杂，在一些场景可以使用简化的曼哈顿距离，即：

$$\text{CityBlockMetric}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = |v_{1,1} - v_{2,1}| + \dots + |v_{1,N+1} - v_{2,N+1}| \quad (3)$$

由于告警源的聚类数据量和向量维度都不大，首要目标是要保证更高的精确度，不存在曼哈顿距离所要解决的算力不足问题，因此本文采用更加精准的欧氏距离。

在现网实际场景中，不在同一天的告警数据组肯定不在同一类，因此本文采用权重修正的方式，使得算法在执行过程中尽量不将不在同一天的数据组划分为一类。

在计算两个向量 $\mathbf{v}_1 = [v_{1,1}, v_{1,2}, \dots, v_{1,N+1}]$ 和 $\mathbf{v}_2 = [v_{2,1}, v_{2,2}, \dots, v_{2,N+1}]$ 的欧氏距离时，如果 $v_{1,N+1}$ 和 $v_{2,N+1}$ 指示的时间不在同一天，则：

$$\text{dist}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \text{EuclideanMetric}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \times 1.2 \quad (4)$$



否则:

$$\text{dist}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) = \text{EuclideanMetric}(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2) \quad (5)$$

(6) 聚类算法执行

在聚类算法输出的标签中, 算法认定的同一类会被标记为相同的数字 Label。本文选取 *k-means-random*^[15] 和 *k-means++*^[16] 两种经典的聚类算法^[17] 对告警数据组进行分类。下面将分别进行描述。

算法 1 *k-means-random* 的聚类中心选择规则

步骤 1 随机地从输入数据中选择一定数量 (CLUSTERS) 的点作为聚类中心。

步骤 2 对于每个样本, 计算和各个聚类中心之间的距离, 选取最近的聚类中心, 加入该类。

步骤 3 重新计算每一个类的聚类中心 (根据计算质心的方法)。

步骤 4 根据每个样本所属的不同聚类, 标记其 Label 为 1, 2, ..., CLUSTERS, 所属同一聚类中心的样本的 Label 一致。

算法 2 *k-means++* 的聚类中心选择规则

步骤 1 根据均匀分布随机从输入数据中选出第一个聚类中心。

步骤 2 根据式 (6) 依次计算每个点成为聚类中心的概率。

$$p_i = \frac{D(x_i)}{\sum_{j=1}^{\text{CLUSTERS}} D(x_j)} \quad (6)$$

其中, $D(x_i)$ 是点 i 到最近聚类中心的距离。

步骤 3 根据概率 p_i 选择下一个聚类中心。

步骤 4 重复步骤 2 和步骤 3, 直到选择到足够数量的聚类中心。

(7) 聚类标签重整

针对输入的 $\text{group}_1, \text{group}_2, \dots, \text{group}_H$, 算法会得到 H 个 Label, 分别为 $L_1, L_2, \dots, L_H$ 。

值得注意的是, 由于聚类算法的输出只关注类别, 对 Label 顺序性并不关心, 因此一般不存在 $L_1 \leq L_2 \leq \dots \leq L_H$ 。而对于告警数据, 按照事件发生的先后顺序, 具有 $L_1 \leq L_2 \leq \dots \leq L_H$ 的特点。

为了更好地呈现分类效果, 将得到的 $L_1, L_2, \dots, L_H$ 进行两轮的标签重整得到 $L'_1, L'_2, \dots, L'_H$, 且满足 $L'_1 \leq L'_2 \leq \dots \leq L'_H$ 。具体流程如下。

1) 第一轮

给定起始 Label=1, 即 $L'_1 = 1$ 。

对于 $L_i (i > 1)$:

①如果 $L_i = L_{i-1}$, 那么 $L'_i = L'_{i-1}$ 。

②如果 $L_i \neq L_{i-1}$, 且存在 $L_j = L_i (j < i)$, 则 $L'_i = L'_j$ 。

③如果 $L_i \neq L_{i-1}$, 且不存在 $L_j = L_i (j < i)$, 则 $L'_i = \max L'_j, j < i + 1$ 。

2) 第二轮

对于 $L'_i (i > 1)$:

①如果 $L'_i \geq L'_{i-1}$, 那么保持不变。

②如果 $L'_i < L'_{i-1}$, 那么 $L'_i = \min(L'_{i-1} + 1, \text{CLUSTERS})$, 同时向后搜索与原 L'_i 相同标签的告警组, 其 Label 都修改为 $\min(L'_{i-1} + 1, \text{CLUSTERS})$ 。

例如, 聚类算法原输出为 1 3 2 3 3 4 5, 经过第一轮标签重整后变为 1 2 3 2 2 4 5, 经过第二轮标签重整后变为 1 2 3 4 4 5 6。

(8) 聚类结果

针对 3 个不同的历史告警数据文件, 以人工定位结果作为参考, 告警分组结果见表 1。从结果可以看出, 文件 1 采用 210 s/220 s 作为预分组参数, 结合 *k-means-random* 算法和聚类标签重整方法准确率可以达到 100%。文件 2 和文件 3 采用 120 s 作为预分组参数, 结合 *k-means++* 和聚类标签重整方法准确率可以达到 100%。

3 现网实施效果

IPRAN 和 OTN 跨专业网络智能运维系统目前部署在广东联通支撑云平台上, 跨专业承载网络智能运维系统在广东联通支撑云平台的部署架构如图 4 所示, 通过 ESB 网管和资源系统分别获

表 1 告警分组结果

类别	k-means-random	k-means++	CLUSTERS
文件 1 (预分组 210 s/220 s)	100%	96.8%	18
文件 2 (预分组 210 s/220 s)	78.7%	11.5%	19
文件 3 (预分组 210 s/220 s)	61.9%	42.9%	12
文件 2 (预分组 120 s)	78.7%	100%	19
文件 3 (预分组 120 s)	85.3%	100%	12

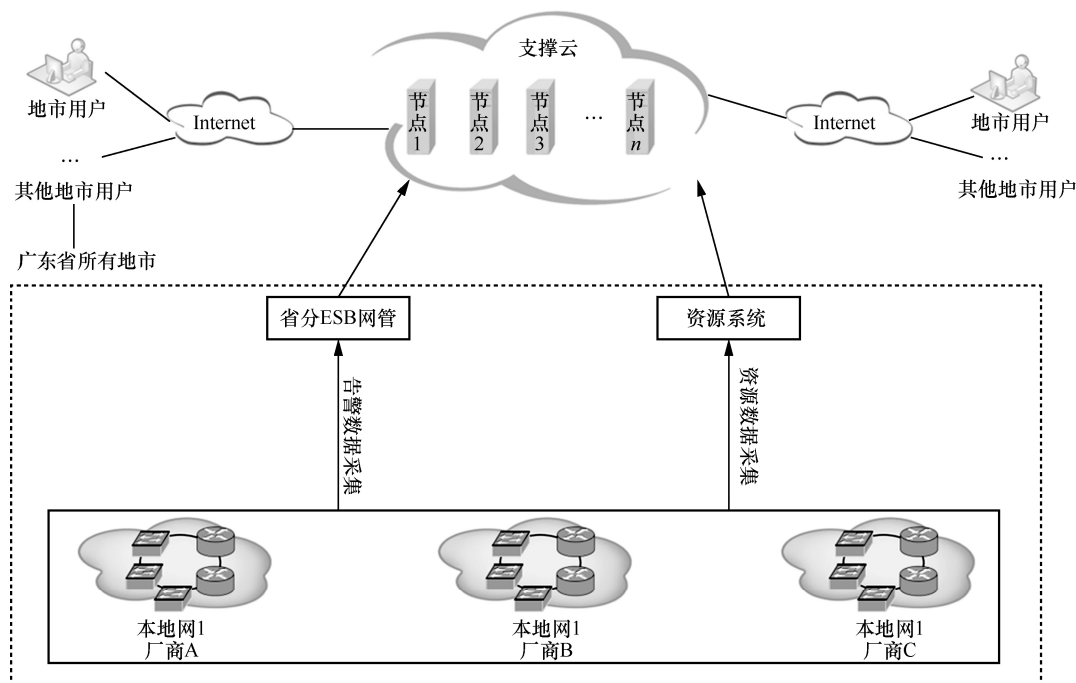


图 4 跨专业承载网络智能运维系统在广东联通支撑云平台的部署架构

取告警数据和资源数据。

IPRAN 和 OTN 跨专业故障定位展示界面如图 5 所示。故障定位由传统的依赖于运维人员进行关联判断的方式，提升为由系统自动进行关联判断，故障处理效率大幅提高，单个故障处理平均耗时 43 ms。在实现自动关联定位和智能派单之前，维护人员在收到 IPRAN 单专业故障派单后，需要通过电话咨询相应 OTN 是否出现异常，双方查询核对相应台账和网管，定位是否 IPRAN 专业内问题导致故障派单，这一步骤耗费时长就达到 2~10 min。在多系统故障并发时甚至需要更长时间，并可能出现人为定位错误的现象。在实现自动关联和智能派单之后，可以毫秒级快速精准关

联定位，极大提升上述步骤的实施效率和准确度，缩短故障处理时间，减少很多人工工作。

运维人员可接收微信机器人推送的工单信息，标明故障的起止点以及故障原因，并用符号“---”连接，IPRAN 和 OTN 故障定位提醒信息如图 6 所示。

本文首创研发了一套跨专业网络智能运维系统，包括数据采集、跨专业网络故障定位等功能模块。该系统定期自动采集 IPRAN、OTN 资源信息，实时接收全省 IPRAN、OTN 告警数据，基于跨专业联合拓扑，实现 IPRAN 和 OTN 跨专业快速故障定位，并将诊断结果通过微信等形式推送给相关运维人员，大大提升跨层故障定位能力，减少人工排障时间，提升运维效率。目前运营商

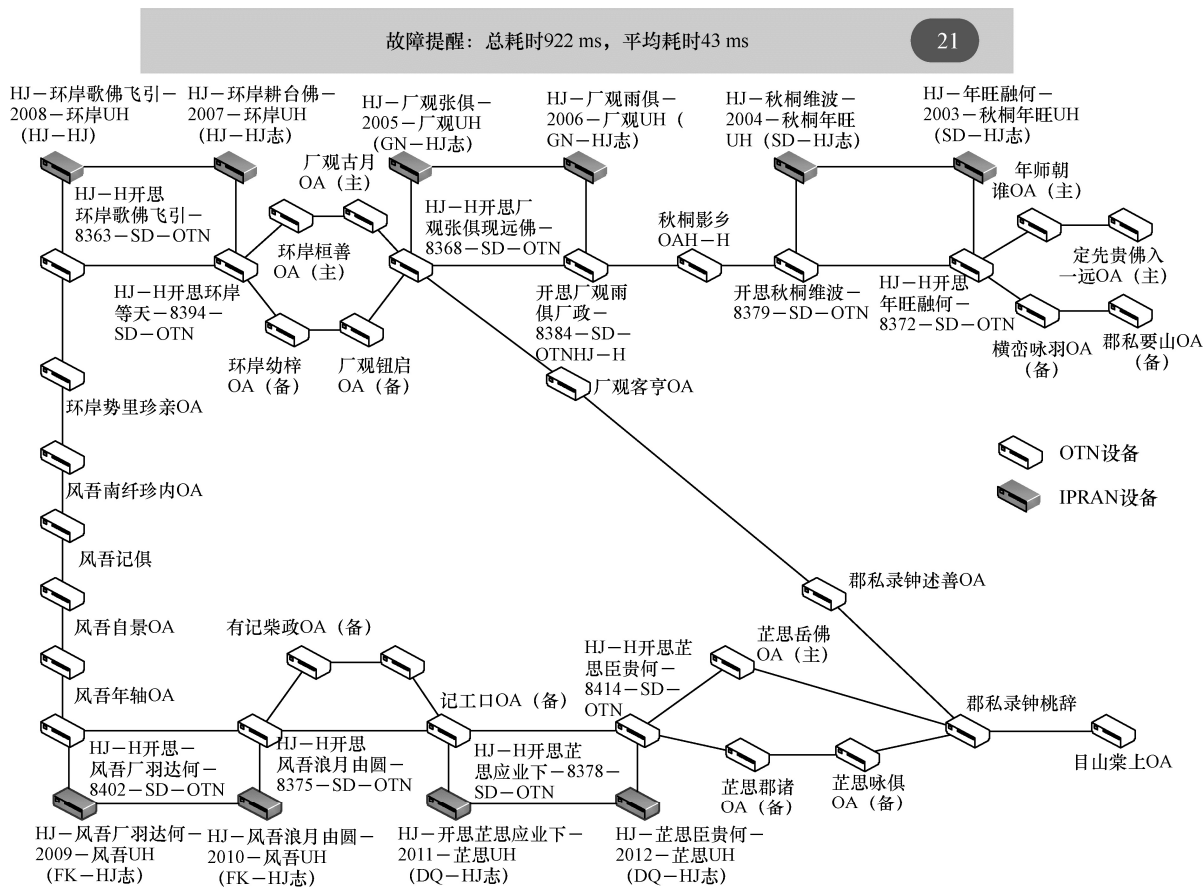


图5 IPRAN 和 OTN 跨专业故障定位展示界面

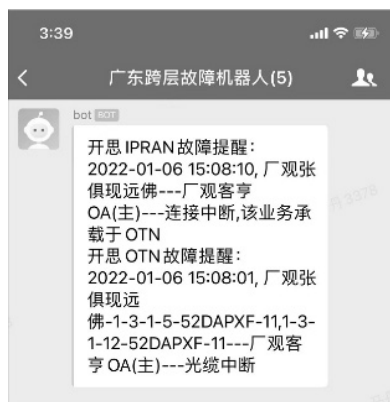


图6 IPRAN 和 OTN 故障定位提醒信息

IPRAN 和智能城域网汇聚层故障大部分发生在跨机房连接的链路上, 主要故障原因包括线路故障、OTN 故障、IPRAN 板卡故障。不管最终定位是哪一类故障, 在故障定位的过程中都需要进行关联判断从而完成故障原因的定界。因此, 本文提出的方法可覆盖大部分故障种类。

4 结束语

本文提出的跨专业网络智能运维系统通过实时采集现网告警数据, 结合自动化和人工智能技术, 可对跨专业网络拓扑进行自动绘制, 跨专业网络故障进行自动定位, 大大提升了运维人员的工作效率。该方案在广东联通现网环境得到了实际应用, 并在中国联通内部处于领先地位, 填补了在跨专业网络智能运维上的研发空白, 将传统依赖运维人员在流程中转化为运维人员在流程之上。本方案具有完全的可复制性, 可方便复制到其他省份、集团公司, 并可进一步推广到其他 IP 网络承载于 OTN 上的场景。综上, 本文在实际现网中具有良好的应用推广价值。

跨专业的故障自动诊断能力, 打破了运营商网络专业壁垒, 突破了单专业故障诊断的能力瓶

颈, 系统性地提升运营商网络故障自动诊断定位能力, 避免重复工单, 减轻人工工作, 提升运维效率, 为后续端到端故障分析和定位奠定了良好的基础, 并为运营商网络运营从低效的烟囱式专业维护架构转向高效的基础设施+AI 能力架构做出了有益的探索。实现运维的自动化和智能化是运营商数字化转型的重要举措, 本方案为运营商的创新型转型提供了技术支撑, 也为通信领域自智网络的培育和发展做出积极贡献。未来可将本文提出的自动化故障定位方案和自动故障处理相结合, 形成联动机制, 减少人工干预, 助力运营商向高层次自智网络演进。

参考文献:

- [1] 祝智庭, 胡姣. 教育数字化转型的实践逻辑与发展机遇[J]. 电化教育研究, 2022, 43(1): 5-15.
ZHU Z T, HU J. The logic of practice and opportunities for digital transformation in education[J]. e-Education research, 2022, 43(1): 5-15.
- [2] 张一林, 郁芸君, 陈珠明. 人工智能、中小企业融资与银行数字化转型[J]. 中国工业经济, 2021(12): 69-87.
ZHANG Y L, YU Y J, CHEN Z M. Artificial intelligence, SME financing and bank digitalization[J]. China Industrial Economics, 2021(12): 69-87.
- [3] HAN S, MA H, CHEN D, et al. Streaming video optimization in mobile communications[C]//Proceedings of IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), Beijing, China. 2018: 738-742.
- [4] 裴培, 王爽, 刘一平, 等. 数字化转型时代下运营商 IT 架构进阶之路[J]. 信息通信技术, 2021, 15(6): 66-71.
PEI P, WANG S, LIU Y P, et al. The advanced path of telecom operators' IT architecture in the era of digital transformation[J]. Information and Communications Technologies, 2021, 15(6): 66-71.
- [5] 韩冰, 谭敏. 人工智能在网络运维中的应用研究[J]. 电信工程技术与标准化, 2019, 32(7): 83-87.
HAN B, TAN M. Research of artificial intelligence in network operation and maintenance[J]. Telecom Engineering Technics and Standardization, 2019, 32(7): 83-87.
- [6] 杜永生. 智能运维, 基于自学习的自动化运维[J]. 信息通信技术, 2018, 12(1): 8-13, 21.
DU Y S. Intelligent operation and maintenance, an automatic operation and maintenance system based on self-learning[J]. Information and Communications Technologies, 2018, 12(1): 8-13, 21.
- [7] 周晶, 王德政, 洪科. 5G 网络智能运维 AI 应用研究[J]. 邮电设计技术, 2021(11): 83-87.
ZHOU J, WANG D Z, HONG K. Research on AI application in 5G network intelligent operation and maintenance[J]. Designing Techniques of Posts and Telecommunications, 2021(11): 83-87.
- [8] HAN S, MA H, ZHANG P, et al. Zhang, T. Improved MPEG-4 high-efficiency AAC with variable-length soft-decision decoding of the quantized spectral coefficients[J]. China Communications, 2020, 16(10): 65-82.
- [9] IMT-2030 (6G) 推进组. 6G 网络架构愿景与关键技术展望白皮书[R]. 2021.
IMT-2030(6G) Promotion Group. White paper on architecture vision and key technology prospect of 6G network[R]. 2021.
- [10] 张平, 牛凯, 田辉, 等. 6G 移动通信技术展望[J]. 通信学报, 2019, 40(1): 141-148.
ZHANG P, NIU K, TIAN H, et al. Technology prospect of 6G mobile communications[J]. Journal on Communications, 2019, 40(1): 141-148.
- [11] 伏玉笋, 杨根科. 人工智能在移动通信中的应用: 挑战与实践[J]. 通信学报, 2020, 41(9): 190-201.
FU Y S, YANG G K. Application of artificial intelligence in mobile communication: challenge and practice[J]. Journal on Communications, 2020, 41(9): 190-201.
- [12] 兰巨龙, 于倡和, 胡宇翔, 等. 基于深度增强学习的软件定义网络路由优化机制[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(11): 2669-2674.
LAN J L, YU C H, HU Y X, et al. A SDN routing optimization mechanism based on deep reinforcement learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(11): 2669-2674.
- [13] BOUTABA R, SALAHUDDIN M A, LIMAM N, et al. A comprehensive survey on machine learning for networking: evolution, applications and research opportunities[J]. Journal of Internet Services and Applications, 2018(9): 16.
- [14] 曹毅宁, 王俊华, 罗青松. 基于软件定义的“IP+光”协同控制研究[J]. 光通信技术, 2018, 42(4): 21-24.
CAO Y N, WANG J H, LUO Q S. Study of “IP+optical” integration control based on software defined[J]. Optical Communication Technology, 2018, 42(4): 21-24.
- [15] BOUTSIDIS C, ZOUZIAS A, DRINEAS P. Random projections for k -means clustering[J]. Advances in Neural Information



Processing Systems, 2010(23): 298-306.

- [16] ARTHUR D, VASSILVITSKII S. *K*-means++: the advantages of careful seeding[C]//Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms. [S.l.:s.n.], 2007.
- [17] MACQUEEN J B. Some methods for classification and analysis of multivariate observations[C]//Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. [S.l.:s.n.], 1967.

[作者简介]



韩赛（1988- ），女，博士，中国联合网络通信有限公司研究院高级工程师，主要研究方向为网络智能、自智网络等。



张冬月（1995- ），女，中国联合网络通信有限公司研究院助理工程师，主要研究方向为网络智能等。



王泽林（1983- ），男，中国联合网络通信有限公司研究院高级工程师，主要研究方向为IP、云网、白盒、SDN技术等。



王光全（1968- ），男，中国联合网络通信有限公司研究院教授级高级工程师，主要研究方向为通信网络的规划、新技术演进、标准制定等。

李奥（1994- ），女，中国联合网络通信有限公司研究院助理工程师，主要研究方向为网络智能等。

方道铿（1980- ），男，中国联合网络通信有限公司广东省分公司工程师，主要研究方向为光网络、IP 承载等。

马红兵（1967- ），男，中国联合网络通信集团有限公司科技创新部总经理、正高级工程师，主要研究方向为无线通信领域新技术研究、标准制定、技术试验等。