

基于数字孪生的云网智能运维技术研究

曾至诚¹, 匡立伟²

(1. 武汉邮电科学研究院, 湖北 武汉 430073;
2. 烽火通信科技股份有限公司, 湖北 武汉 430074)

摘要:云网融合的加速发展,既推动着通信网络数字化和智能化转型升级,也带来了云网运维复杂性不断提高的问题。尽管近年来通过各种智能化技术手段取得了一定进展,使网络管理控制变得更加敏捷和高效,但大规模云网设施仍然面临着运行维护过程中效率低、周期长和成本高等挑战。针对上述挑战,该文提出基于数字孪生的自适应探测、双重评估、优化调整三种智能运维的技术,旨在提高云网运维的效率并帮助预测网络异常。在自适应探测技术中,利用数据统计方法构建历史时序数据样本,通过算法选择适应的概率分布,预测故障发生的概率。双重评估技术中,通过对孪生系统和物理系统进行双重评估,验证故障原因并进行故障溯源。优化调整技术中,通过张量分解处理大数据,优化数据样本,并通过机器学习训练样本数据来优化调整智能运维模型。实验验证表明,该技术能够预测网络异常、快速定位故障,并优化调整系统,从而实现智能运维的目标。

关键词:云网融合;智能运维;数字孪生;概率分布;数据统计;机器学习

中图分类号:TP393

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2024)05-0024-06

doi:10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2024.0036

A Digital Twin Based Approach for Intelligent Operation and Maintenance of Cloud-network

ZENG Zhi-cheng¹, KUANG Li-wei²

(1. Wuhan Research Institute of Posts and Telecommunication, Wuhan 430073, China;
2. FiberHome Telecommunication Technologies Co., Ltd., Wuhan 430074, China)

Abstract: Cloud-network integration is developing at an accelerated pace, which not only drives the digitalization and intelligence upgrade of communication networks, but also brings about increasing complexity in cloud-network operations and maintenance. Despite the progress made in recent years through various intelligent technologies, making network management and control more agile and efficient, large-scale cloud-network facilities still face challenges such as low efficiency, long cycles, and high costs in the operation and maintenance process. In response to these challenges, we propose three intelligent operation and maintenance techniques based on digital twins: adaptive detection, dual evaluation, and optimization adjustment, aiming to improve the efficiency of cloud-network operation and maintenance and assist in predicting network anomalies. In the adaptive detection technology, historical time series data samples are constructed using statistical methods, and an appropriate probability distribution is selected through algorithms to predict the probability of failure occurrence. In the dual evaluation technology, both the twin system and the physical system are subject to dual evaluation to verify the causes of failures and conduct fault traceability. In the optimization adjustment technology, large-scale data is handled through tensor decomposition to optimize data samples, and machine learning is utilized to train the sample data and optimize the adjustment of intelligent operation and maintenance models. Experimental verification shows that the proposed technologies can predict network anomalies, rapidly locate faults, and optimize adjustment systems, thereby achieving the goal of intelligent operation and maintenance.

Key words: cloud-network integration; intelligent operation and maintenance; digital twin; probability distribution; data statistics; machine learning

收稿日期:2023-07-26

修回日期:2023-11-28

基金项目:国家重点研发计划基金资助项目(2020YFB1805600)

作者简介:曾至诚(1997-),男,硕士,研究方向为网络人工智能、网络数字孪生、云网融合;通讯作者:匡立伟(1978-),男,博士,正高级工程师,研究方向为光通信网络、网络人工智能、网络数字孪生、云网融合。

0 引言

随着新技术在云网架构层面、机制层面、运营层面等不断深入,云网逐渐融合,呈现出一体化的发展趋势^[1]。当前网络规模不断扩大,网络业务类型日益多样化,网络业务质量不断提高,导致网络运维变得更加复杂。传统的人为主导的运维方式已无法满足业务规模的增长,现有的封闭网络架构也难以支持业务的灵活性。近年来智能化技术手段取得了一定进展,推动了网络管理控制向敏捷、高效的方向发展,但云网智能运维仍然面临巨大挑战,具体如下:

(1) 预测能力不足。面对复杂的网络结构和海量的网络数据,缺乏智能化的分析和预测手段,无法对网络健康状态进行实时分析和预测,也无法动态分析和预测业务流量。

(2) 故障定位困难。网络故障定位及分析依赖人为经验和手工决策,无法准确进行故障根因溯源和关联分析。传统的网络管理只能通过人工计算和判断来调整网络,无法对运维方案进行准确的评估、验证和决策。

(3) 优化效率低^[2]。云网优化调整包括诸如资源调配、内容分发、网络调度等多种场景,但缺乏有效的虚拟验证平台,导致网络优化操作不得不直接作用在现网基础设施中,消耗时间长且存在较高的现网运行风险,增加了网络运营成本,使得云网优化效率低下。

为了解决上述云网运维过程中面临的挑战,该文引入数字孪生技术。数字孪生技术已在智慧交通、智慧城市、智能制造等领域得到广泛关注和应用^[3]。数字孪生技术以虚拟的形式存在,对物理实体进行检测评估和健康管理时,不会影响真实的云网环境,因此,通信领域发现数字孪生技术在云网运维方面具有潜力。数字孪生技术能够在独立的数字孪生平台中搭建与物理网络设备和数据信息完全一致的虚拟系统,通过传感技术、高性能计算和数字仿真,实现网络状态和运维功能的精准仿真与模拟,弥补传统管控方式的不足^[4],进一步提高云网智能运维的效率。该文基于数字孪生技术,提出了自适应探测、双重评估、优化调整三种智能运维的技术,用于预测网络异常、快速定位到异常点。实验验证结果表明,基于数字孪生的智能运维方法能够帮助预测、排查故障,提升云网智能运维效率。

1 国内外现状

数字孪生的概念模型于2002年在美国密歇根州特洛伊市召开的制造工程师协会会议上,由Michael Grieves首次引入^[5]。在2010年由美国国家航空航天局(National Aeronautics and Space Administration,

NASA)提出的一份路线图报告中正式定义了Digital Twins^[6],中文翻译为数字孪生。2010年,NASA为阿波罗计划开发了两款完全相同的太空飞行器,利用数字孪生的概念在飞行训练中模拟和反映太空状态,这是数字孪生首次应用于实际情境中。2015年到2017年,Grieves和Vickers在白皮书中定义数字孪生三元素,包括物理空间中的物理对象、虚拟空间中的虚拟对象以及两个空间之间的数据链接^[7]。目前,数字孪生在信息通信领域的应用仍处于起步阶段,相关理论与技术研究成果正在陆续发布,并开始小规模试点验证。然而,信息通信领域的数字孪生产业链尚未成熟,产业界对网络数字孪生的探索主要还是以研究为主,处于单一领域、单一功能的Demo验证阶段,现阶段落地难度较大。同时由于研发成本较高,研发原动力有待加强,相较于其他领域,通信领域的数字孪生产业链在推动产品化的过程中进展相对较慢。

从2018年起,运营商、设备商和高等院校开始探索信息通信领域的数字孪生应用。2018年2月,华为公司发布意图驱动的智简网络解决方案,提出通过构建物理网络的数字孪生,实现以用户为中心的运营^[8]。2019年,工信部推动成立IMT-2030(6G)推进组,将“万物智联、数字孪生”作为6G网络愿景,数字孪生网络作为6G的关键技术之一^[9]。2021年9月,中国移动发布数字孪生网络(Digital Twin Network,DTN)白皮书^[10],系统阐述了DTN总体架构、关键技术和分级体系,描述了数字孪生网络的典型应用场景。同年12月,烽火通信公司发布《智慧光网白皮书》^[11],提出基于数字孪生和人工智能等技术来赋能光网络,支持光网络从人工运维向自主、自愈、自治的转变,从被动维护向主动预防的转变。2022年9月,中国联通发布《光网络数字孪生技术白皮书》,对光网络中的数字孪生架构、关键技术及应用案例进行了分析。

随着云网融合的快速发展,网络设备类型和型号不断演进和递增,导致了包括云网资源分配、网络调度、弹性部署等场景运维难度的提升^[12],由于云网环境的高可靠性要求以及网络本身的复杂性,对现网基础设施进行运维会消耗较长时间并带来较高的运营风险。近十年,基于数字孪生技术,将运维方式从被动式运维转向主动式运维,构建数字孪生系统,通过概率分布自适应预测故障,通过孪生系统和物理系统进行双重评估,主动识别、预防和控制故障,使系统能够做出数据驱动的决策^[13],从而减少停机时间和维护成本,提高整体运维效率,实现智能运维。

2 基于数字孪生的智能运维技术

2.1 云网智能运维基本框架

数字孪生是指通过传感器等技术手段获取现实世

界物体或系统的数据,并利用这些数据构建一个与其完全相同的虚拟模型,以便进行仿真和模拟^[14]。在智能运维中,数字孪生技术可用于预测故障发生概率、准确定位问题,并提高系统的可靠性、稳定性和运维效率。该文基于数字孪生技术提出了一个云网智能运维的基本框架,如图 1 所示。

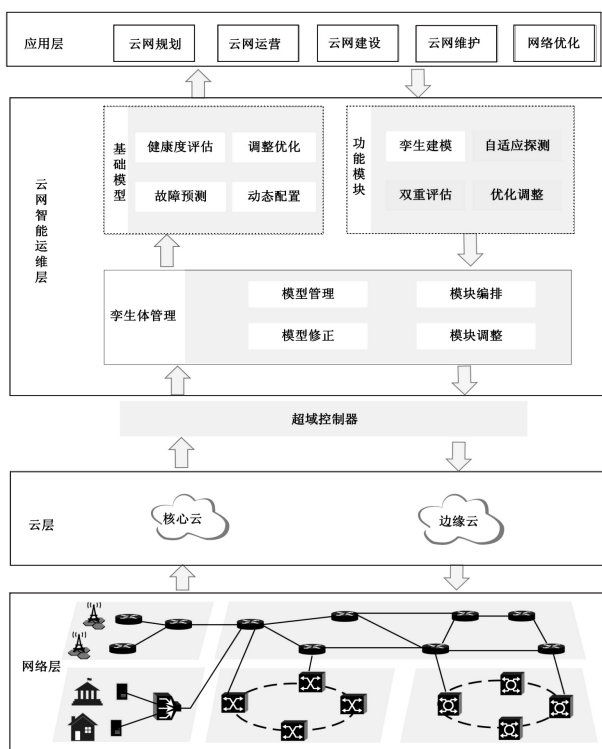


图 1 云网智能运维基本框架

云网智能运维的基本框架自下而上分为网络层、云层、云网数字孪生系统、应用层。

(1) 网络层,是物理空间中需要进行数字孪生仿真建模的物理实体,包括服务器、交换机、系统及网络等。

(2) 云层,是由核心云、边缘云构成。核心云是以集中式数据处理和存储为主,在核心云中,数据和应用程序通常集中存储在远程的大型数据中心,通过互联网进行访问和处理。边缘云是一种分布式的云计算模型,将计算和数据处理推向更靠近数据源的边缘节点,以更快地处理数据、减少数据传输延迟,并支持实时性强的应用和服务。核心云、边缘云相互协作,共同实现高效和可靠的云计算服务。

(3) 云网数字孪生系统,是云网智能运维体系架构的核心系统,实现云网在器件、网络和业务多层次上的孪生建模。它包括基础模型、功能模块和孪生体管理。孪生体管理负责孪生模型和模块的全生命周期管理、编排和控制,包括模型修正、管理以及模块的编排和调整。基础模型包括健康度评估、故障预测、调整优化和动态配置等功能,确保应用层指令下发至云层和

物理层网络时的有效性和可靠性。功能模块包括孪生建模、自适应探测、双重评估和优化调整等。自适应探测、双重评估和优化调整是基于数字孪生新提出的三种技术,针对特定应用场景,利用历史数据和基础模型建立故障预测、仿真、评估和优化等各种功能模型。

(4) 应用层,包含云网规划、运营、建设、维护、优化等多方面的创新技术及应用。经过充分验证后,孪生系统通过智能化管控平台下发指令至物理实体网络。

2.2 云网智能运维技术

云网智能运维中,随着 AI 技术的发展,运维工作变得更智能化。通过采用 AI 技术的特征向量生成、系统状态管理、故障异常检测与预测和网络监控等技术,可以优化网络告警模型,实现系统运维的持续调整与优化。然而,尽管 AI 技术的引入提高了运维的自动化程度,但仍面临着自适应性低、测试成本高以及无法溯源故障等问题。因此,为了应对这些问题,结合数字孪生技术,该文提出了三种功能技术,分别是自适应探测技术、双重评估技术和优化调整技术。

2.2.1 自适应探测技术

在自适应探测技术方面,利用数据统计分析历史时序数据,提取其概率分布密度,并构建探测样本。通过自适应探测算法,根据不同情况选择相应的概率分布,并预测故障发生的概率。通过自适应探测技术的应用,可以帮助优化云网智能运维系统,解决现有问题,提高运维的自动化程度和效率。提出的自适应探测算法如下:

Algorithm 1: 自适应探测算法

Input: 历史样本数据 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_N\}$

Output: 自适应概率分布 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$, $B = \{b_1, b_2, \dots, b_N\}$, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$

```

1: for  $i$  in range(1,  $N$ ) do
2:   if  $d_i \leq X_1$  then
3:      $a_i \leftarrow$  “二项分布”
4:   else if  $X_1 < d_i \leq X_2$  then
5:      $b_i \leftarrow$  “泊松分布”
6:   else
7:      $c_i \leftarrow$  “正态分布”
8:   end if
9: end for
10: return  $A B C$ 

```

在该算法中,输入为历史样本数据向量 D ,输出为自适应概率分布 A, B, C 。步骤 1: 对 i 依次赋值 1, 2, \dots, n ; 步骤 2: 当故障样本数据 $\leq X_1$ 时,为小概率样本事件,采用二项分布预测故障概率,输出为向量 A ; 步骤 4, 当 $X_1 <$ 故障样本数据 $\leq X_2$ 时,故障发生的概率适中,采用泊松分布计算并预测故障在下一阶段可能

发生的概率,输出为向量 \mathbf{B} ;步骤6,当故障样本数据 $> X_2$ 时,为大概率事件,采用正态分布预测故障概率,输出为向量 \mathbf{C} 。该算法运用概率分布对不同的故障进行自适应探测,提前预测故障发生概率。

2.2.2 双重评估技术

为了实现云网智能运维,需要对数字孪生的仿真平台进行预测评估,并结合物理实体反馈的真实性数据进行双重评估验证。在评估过程中,通过加权组合多个系统的验证结果,发现此方法的评估效果优于单个系统的评估效果。因此,该文采用了双重评估验证,并以加权形式整合数字孪生系统 S_d 和物理实体系统 S_p ,得到评估结论。数据统计是通过人力或其他工具收集和分类有用数据的过程。基于当前云网故障数据统计,包括云平台日志记录、DCI(数据中心互联)和 DCN(数据中心网络)日志记录等,根据当前数据统计分布情况,数字孪生系统 S_d 和物理实体系统 S_p 的取值公式如公式1和公式2所示:

$$S_d = S_d^c + S_d^i + S_d^n \quad (1)$$

$$S_p = S_p^c + S_p^i + S_p^n \quad (2)$$

在评估数字孪生系统 S_d 时,由于不影响现网业务,但样本空间内评估效果较差,因此在数字孪生空间中进行了多次评估。而在评估物理实体系统 S_p 时,结果更准确,但在物理空间评估较多可能会影响正常业务,所以评估次数较少。因此,根据数据统计及 S_d 和 S_p 的特征属性,由公式3和公式4计算得出数字孪生系统 S_d 与物理实体系统 S_p 可能加权比值 Δ 为4:6。

$$\Delta = \frac{P(S_d)}{P(S_p)} \quad (3)$$

$$\sum_{k=1}^N \Delta = \frac{P(S_d^k)}{P(S_p^k)} = \frac{P(S_d^{ck} + S_d^{ik} + S_d^{nk})}{P(S_p^{ck} + S_p^{ik} + S_p^{nk})} \quad (4)$$

2.2.3 优化调整技术

为了优化调整技术,首先需要通过张量分解处理大数据,对数据样本进行优化,并统计调整矩阵中的各项调整量,以提高数字孪生系统的认知能力。在网络运维过程中,采用机器学习技术来解决各种问题。

本节首先介绍了张量分解,其中核心张量 S 是初始张量 T 的压缩表示,近似张量 \hat{T} 可以重建数据,由于重建数据消除了冗余和不一致性,通常比原始数据更有效^[15]。核心张量 S 、初始张量 T 和近似张量 \hat{T} 之间的关系由公式5和公式6给出,其计算公式为:

$$S = T \times_1 U_1^T \times_2 U_2^T \cdots \times_p U_p^T \quad (5)$$

$$\hat{T} = S \times_1 U_1 \times_2 U_2 \cdots \times_p U_p \quad (6)$$

数据应用程序可以简单地保留核心张量 S 和截断的底数 U_1, U_2, \dots, U_p ,通过奇异值分解(SVD)计算出矩阵 U ,由公式7和公式8计算得出,计算公式为:

$$M = U \sum V^T \quad (7)$$

$$M_k = U_k \sum_k V_k^T \quad (8)$$

在数字孪生系统的优化调整中,机器学习技术是不可或缺的,常用的技术包括长短期记忆网络、孤立森林^[16]、贝叶斯网络等。数字孪生系统通过机器学习训练模型,在孪生网络环境对模型参数进行预验证和实时调整,提高模型精度。深度强化学习是调整智能模型的关键技术,特别在动态场景中展现出了强大的网络运营和优化能力。根据数字孪生体生成的经验数据,可以自适应选择最佳AI模型,如卷积神经网络(CNN)、生成对抗网络(GAN)和长短期记忆网络(LSTM)^[17],通过强化学习实现与动态物理网络环境进行实时交互。通过近似张量计算和机器学习技术的持续优化、调整,数字孪生系统可以不断学习,实现云网智能运维系统的能力。

3 实验

3.1 实验示范环境

为了验证论文提出的基于数字孪生的云网智能运维技术,搭建了一个实验示范环境。该实验环境包括三个云计算数据中心、一个通信网络。烽火通信公司部署两个云计算中心,标识为Cloud-Fiber-1和Cloud-Fiber-2,华中科技大学部署一个云计算中心,标识为Cloud-Hust-1。Cloud-Fiber-1与Cloud-Fiber-2通过承载设备相连,Cloud-Fiber-1与Cloud-Hust-1通过湖北移动通信网络连接,如图2所示。

根据当前的实验环境,以一年为周期构建了时序样本,并经过仔细的统计分析,最终选择了云网融合场景下的10类典型故障案例,如表1所示。

表1 10类典型故障案例

| 故障 | 故障原因 | 故障次数/(次/年) |
|------|------------|------------|
| 故障1 | OSD异常 | 1 |
| 故障2 | 节点时间不同步 | 3 |
| 故障3 | 数据库异常 | 6 |
| 故障4 | Rabbitmq异常 | 12 |
| 故障5 | Libvirt异常 | 12 |
| 故障6 | 网络节点异常 | 15 |
| 故障7 | 计算组件异常 | 10 |
| 故障8 | 宿主机内存异常 | 10 |
| 故障9 | 网络异常 | 8 |
| 故障10 | Mysqld异常 | 8 |

这些故障案例包括ceph、计算、数据库异常等。利用自适应探测技术,预测了各类故障的发生概率。对于概率较高的故障,主动发起探测,并通过双重评估技术确定故障原因。然后,根据历史数据构建了样本

状态空间集合,并通过优化调整技术和机器学习对样本集合进行实时调整,以提高数字孪生体的质量和准确度。

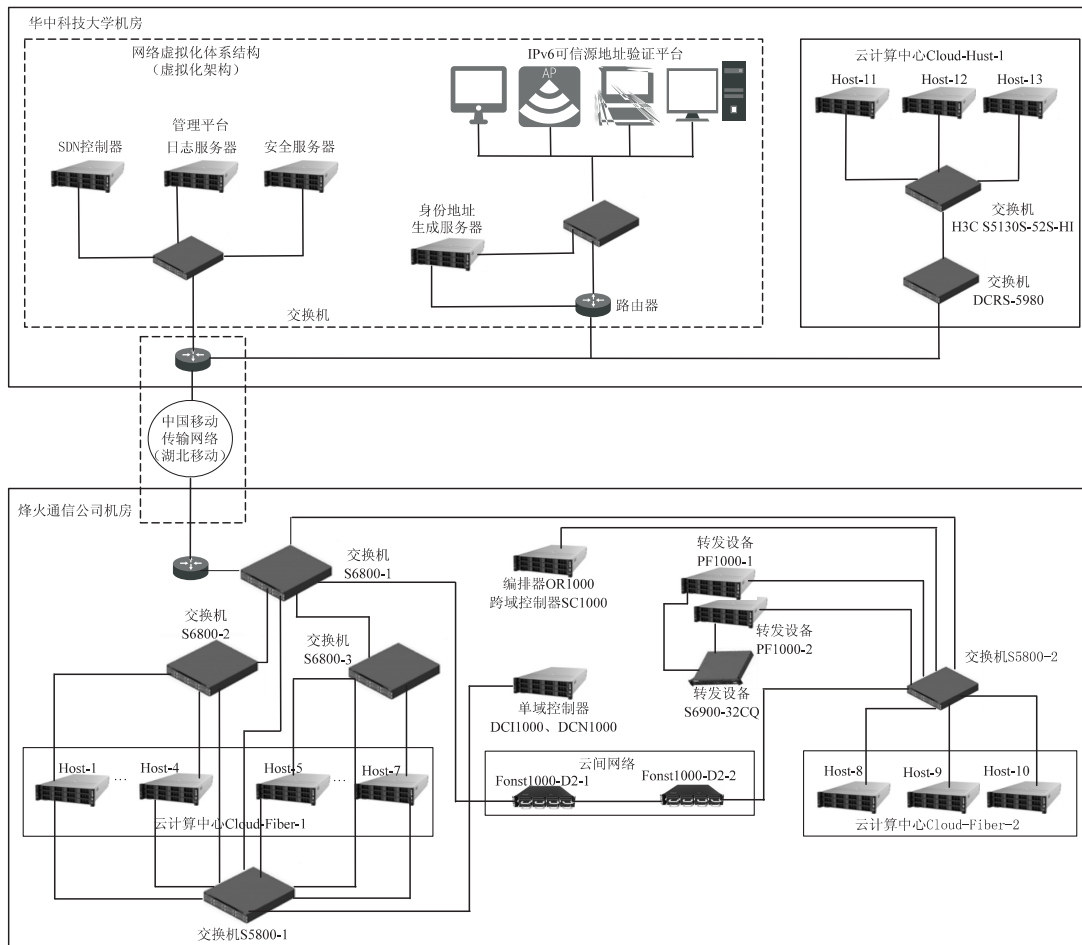


图 2 实验示范环境

3.2 实验验证

在当前云网融合的实验环境中,根据自适应探测技术的算法,经过计算,对上述 10 类典型故障的发生概率进行了预测,如图 3(a)所示。其中,故障 1 和故障 2 采用二项分布预测概率,故障 3,9 和 10 采用泊松分布进行预测,而故障 4~8 等大概率故障则采用了正态分布进行预测。

该文选择了故障 1、故障 3 和故障 4 作为示例,根据自适应探测技术,基于数据和分布密度,计算了每个季度的预测概率,如图 3(b)所示。例如,对于故障 4,根据统计结果,在过去一年 Rabbitmq 异常的次数为 12,平均每个季度发生故障的次数约为 3。根据数据和分布密度,采用泊松分布计算了下一个季度发生故障异常的概率为 95.2%。

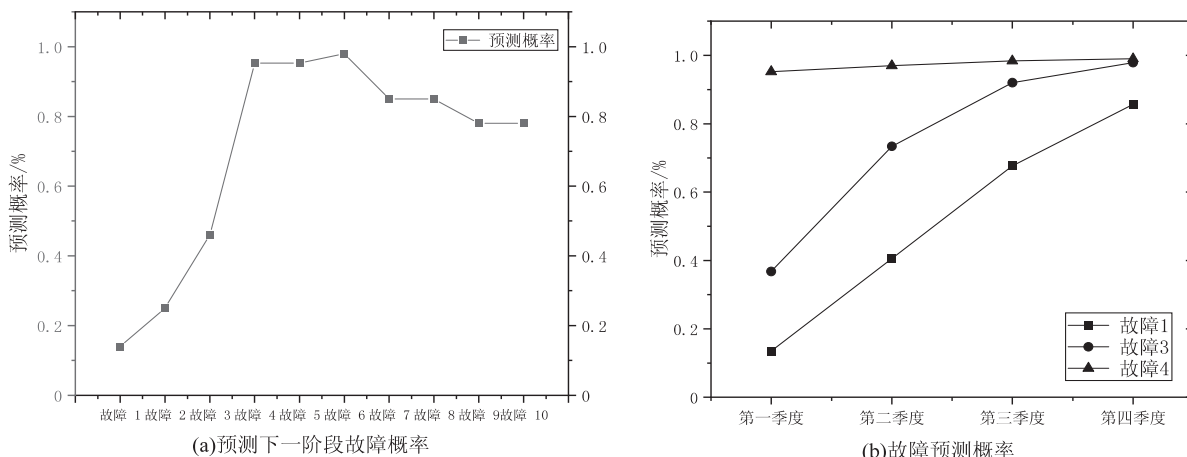


图 3 概率预测

利用自适应探测技术预测故障发生概率后,将样本数据输出为集合 A, B, C , 并采用双重评估技术,通过加权整合数字孪生系统和物理实体系统的结果,得出评估结论。以故障 4 为例,数字孪生系统通过模型驱动和数据驱动相融合的方式检测故障,并确定故障原因,可能得出评估结果是数据库异常或 Rabbitmq 异常;而物理实体系统则通过手动排查的方式进行实体检测,得出验证结果为 Rabbitmq 服务异常。通过加权的方式选择概率较大的结果作为双重评估的结果,如图 4 所示。

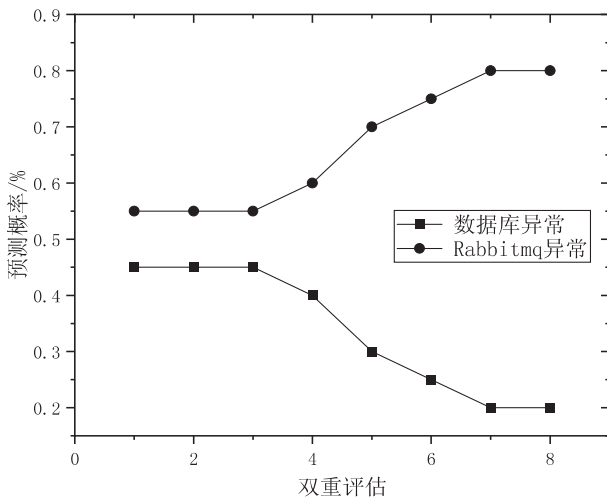


图 4 故障 4 在双重评估中的验证结果

由于故障发生的原因可能是多样的,排查复杂且繁琐,利用数据统计记录样本数据,并通过张量分解和机器学习训练样本数据,持续优化调整数字孪生系统,以不断提高故障检测的准确性,提高双重评估的正确率,从而实现闭环自治。

通过以上实验,验证了运用这三类技术的应用,有助于实时监控故障、预测未来故障发生的概率,并准确判断故障原因,同时优化调整云网智能运维系统。

4 结束语

云网融合是当前网络演进的重要方向。该文旨在分析数字孪生在云网智能运维中的关键作用,并提出了三种智能运维技术:自适应探测技术、双重评估技术和优化调整技术。通过实验验证了上述技术的有效性,并证明它们能够快速预测和排查故障,从而提高云网运维的效率。通过推动数字孪生、人工智能等技术在云网中的广泛应用,进一步推动云网运维向智能化方向迈进。

参考文献:

- [1] 雷波,王江龙,赵倩颖,等.基于计算、存储、传送资源融合化的新型网络虚拟化架构[J].电信科学,2020,36(7):42-54.
- [2] 王威丽,唐伦,陈前斌.基于数字孪生网络的6G智能网络运维[J].中兴通讯技术,2023,29(3):8-14.
- [3] 陶飞,马昕,胡天亮,等.数字孪生标准体系[J].计算机集成制造系统,2019,25(10):2405-2418.
- [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.
- [5] GRIEVES M W. Product lifecycle management: the new paradigm for enterprises [J]. International Journal of Product Development, 2005, 2(1-2): 71-84.
- [6] PIASCIOK R, VICKERS J, LOWRY D, et al. Technology area 12: materials, structures, mechanical systems, and manufacturing road map [M]. Washington, DC: NASA Office of Chief Technologist, 2010.
- [7] GRIEVES M W, VICKERS J. Digital twin: mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems [J]. Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems, 2017(8): 85-113.
- [8] 胡克文.以智简网络拥抱智能社会时代[J].通信世界,2018(14):30-31.
- [9] IMT-2030(6G)推进组正式发布《6G总体愿景与潜在关键技术》白皮书[J].互联网天地,2021(6):8-9.
- [10] 孙滔,周铨,段晓东,等.数字孪生网络(DTN):概念、架构及关键技术[J].自动化学报,2021,47(3):569-582.
- [11] 范志文,吴军,马俊,等.智慧光网络关键技术应用实践和未来演进[M].北京:人民邮电出版社,2022:151.
- [12] 张雪.5G核心网云网一体化运维[J].电信科学,2021,37(8):128-135.
- [13] 程瑞营,张攀,肖雨,等.基于时序数据的云网协同平台人工智能运维体系[J].电信科学,2022,38(11):24-35.
- [14] 刘大同,郭凯,王本宽,等.数字孪生技术综述与展望[J].仪器仪表学报,2018,39(11):1-10.
- [15] KUANG Liwei, HAO Fei, YANG L T. YANG, et al. A tensor-based approach for big data representation and dimensionality reduction [J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing, 2014, 2(3): 280-291.
- [16] 王诚,狄萱.孤立森林算法研究及并行化实现[J].计算机技术与发展,2021,31(6):13-18.
- [17] WANG Ming, FENG Hao, QI Dunzhe, et al. φ -OTDR pattern recognition based on CNN-LSTM [J]. International Journal for Light & Electron Optics, 2023, 272: 170380.