



基于数据感知融合的电力通信网络智能运维

吕华辉¹, 明哲², 樊凯², 陈清明², 石宏宇², 邹文景², 王定波², 关声涛², 吴勇²

(1. 南方电网数字电网集团有限公司, 广东 广州 510700;

2. 南方电网数字电网集团信息通信科技有限公司, 广东 广州 510700)

摘要: 受到电力通信网络中多因素及其结构复杂性的共同影响, 传统运维方法在感知过程中极易受到电压异常信号与变压器异常信号扰动, 造成网络全局感知出现偏差, 严重影响整体运维效果。为了有效解决多因素造成的感知偏差问题, 采用数据感知融合算法对电力通信网络下的电力参量进行感知优化, 提升感知精准度, 优化运维整体质量的效果。在提出的优化方案中, 首先对电力通信网络安全态势感知范围进行确定, 然后进行电力通信网络运行下的电压安全态势感知优化, 接着基于数据感知融合算法对电力网络变压器安全态势感知参量进行定义, 最后完成感知信息的数据感知融合计算。仿真结果表明, 数据感知融合算法具备提升运维整体质量、降低运维过程中的感知偏差、提升感知灵敏度与精准度的能力。

关键词: 数据感知融合; 电力通信; 网络智能; 运维技术

中图分类号: TM773

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2024016

Intelligent operation and maintenance of power communication network based on data perception fusion

LYU Huahui¹, MING Zhe², FAN Kai², CHEN Qingming², SHI Hongyu², ZOU Wenjing²,

WANG Dingbo², GUAN Shengtao², WU Yong²

1. Southern Power Grid Digital Grid Group Co., Ltd., Guangzhou 510700, China

2. Southern Power Grid Digital Grid Group Information and Communication Technology Co., Ltd., Guangzhou 510700, China

Abstract: Under the common influence of multiple factors and structural complexity in the power communication network, traditional operation and maintenance methods are vulnerable to the disturbance of abnormal voltage signal and abnormal transformer signal in the perception process, resulting in the global perception of the network and seriously affecting the overall operation and maintenance effect. In order to effectively solve the problem of perception bias caused by multiple factors, the data perception fusion algorithm was used to optimize the perception of the power parameters under the power communication network, so as to realize the effect of improving the perception accuracy and optimizing the overall quality of operation and maintenance. In the optimization scheme, the situational awareness scope of power communication network security was determined firstly. Secondly, the situational awareness of voltage security under power communication network operation was optimized. Thirdly, the security situational awareness parameters of power network transformer were defined based on the data perception fusion algorithm. Fi-

nally, the data perception fusion calculation of perception information was completed. The simulation comparison test shows that the data perception fusion algorithm has the ability to improve the overall quality of operation and maintenance, reduce the perception deviation in the process of operation and maintenance, and improve the perception sensitivity and accuracy.

Key words: data perception fusion, power communication, network intelligence, operation and maintenance technology

0 引言

近年来,南方电网公司高度重视电力通信网络的建设和运维工作,并提出了两个转变要求,其中一个要求是“电网发展向更加智能、高效、可靠、绿色转变”,要求积极推进电力通信网的智能化建设,加强通信网络运维管理能力。同时,随着电网规模的不断扩大和业务类型的增多,电力通信网络运维工作也面临较大挑战。当前电力通信网主要存在以下几个方面问题。

(1) 故障检测与处理难度加大^[1-2]。当前电力通信网络设备类型多、型号繁杂、数量庞大,针对不同的设备类型和型号,往往需要通过人工进行故障处理。同时,通信设备厂商众多,导致设备故障原因多样^[3-4],从而造成电力通信网运维人员难以对故障进行准确定位与分析。

(2) 通信系统运维人员工作方式差异化严重。不同地区电力通信网运维人员工作方式存在差异性,导致电力通信网故障处理效率较低。此外,由于不同地区电力通信网络运维人员工作经验的不同和业务水平的差异化,部分运维人员难以有效进行通信网络故障定位与分析。

(3) 通信网络智能化水平较低。目前南方电网公司在电力通信网智能化方面仍处于起步阶段,通信网络的智能化水平不高。同时,电网运行环境复杂多变、设备运行状态不可控等原因导致对电力通信网络故障检测与处理难度较大。

鉴于以上问题和困难,将运维工作信息化,并结合智能算法进行处理,是一种很好的解决方法,其中工作包括信息资源获取、处理、存储、

传输和共享使用,目前所采用的运维技术主要基于以下几种。

(1) 基于规则的故障检测方法:通过规则推理和模糊逻辑算法实现故障检测与定位。例如,利用故障征兆规则推理系统判断通信设备是否存在故障。但是由于缺乏充分的数据挖掘和数据融合等数据分析手段,无法准确地定位和发现故障根源和原因。

(2) 基于深度学习的故障定位方法:深度学习算法的引入使得故障定位能够更加准确地反映故障发生时网络拓扑结构、链路资源以及网络设备之间的关系等信息。但是深度学习算法在数据特征提取、特征选择等方面存在不足之处^[5-6],难以准确地描述数据本身的特点。

(3) 基于多传感器融合的智能运维方法:将不同类型的传感器数据融合在一起实现故障检测与定位,同时利用传感器数据融合技术解决运维人员缺乏经验的问题。

上述方法在长期实践中均表现出异常态势感知误差较大这一问题,因此有必要提出一种能够有效解决感知偏差、具备多感知信息融合的运维方法。

1 运维方法的数据感知融合优化

1.1 感知范围确定

根据实际电力通信网络运行状态可知,对应电网状态直接决定网络状态感知效果,受到自身网络分布范围的限制,一般情况下电力通信网络状态的感知范围具有不确定性。因此,为了能够准确判定电力通信网络的安全态势,需要利用数



据感知算法在信息网络中进行低密度区域信息熵训练,根据训练信息熵融合密度的高低,判定对应区域网络安全态势,进而确定目标感知范围。在传统信息熵训练过程中,会根据不同位置上两个样本间的距离计算对应信息熵系数,并通过与其信息熵的比较结果确定训练点。此过程中会出现局部信息熵分布位置偏差,从而造成计算距离出现误差,为此所提方法采用欧氏距离^[7-8]进行计算,同时对两个样本进行归一化处理,进而消除计算偏差,欧氏距离的计算式为:

$$d = \|x(g_1^l) - x(g_2^l)\|^2 \quad (1)$$

其中, $x(g_1^l)$ 、 $x(g_2^l)$ 分别代表选取网络区域中两个不同位置的样本信息。对比计算结果可知,当计算结果之间的相似度较高时,该网络区域下的信息距离较近;反之,两个样本之间的距离较远。基于数据感知融合的信息熵样本间相似度的计算式为:

$$\varsigma = -d \sum_{x=1}^t P_{\text{sim}_{1,2}} \text{lb} \mu_{1,2} \quad (2)$$

其中, $P_{\text{sim}_{1,2}}$ 代表不同样本之间的相似度, $\text{lb} \mu_{1,2}$ 代表信息熵所对应系数的增益函数。根据信息熵计算结果,可以假设一个数据所在电力通信网络中的分布边界为 $[y_{\min}, y_{\max}]$,若 $\varsigma \in [y_{\min}, y_{\max}]$,则对应样本分布区域指向低密度区域,即该区域电力通信网络处于异常态势范围;若 $\varsigma \notin [y_{\min}, y_{\max}]$,则对应样本分布区域指向高密度区域,即该区域电力通信网络处于正常态势范围,从而完成感知范围的确定。

1.2 电压安全态势感知

完成范围区域的确定之后,对电压状态进行感知计算。在电力通信网络下分布着多条电路,每一条路径下的电压各不相同,在确定的感知范围内,如何对其进行多路数据信息融合,准确感知对应电路电压态势信息,是该环节的重要任务。在对多目标电路电压信息构成的电压序列分解之

前,需要通过数据感知融合算法对其进行信息预融合处理,其目的在于剔除其中可信度较低的数据^[9-10],提升感知精准度。对其目标感知范围内的电压信息进行可信度融合判定,计算式为:

$$C_R \oplus C_F(z) = \begin{cases} 0, & z = \emptyset \\ \frac{\sum_{g_1 \cap g_2 = z} C_R(g_1) C_F(g_2)}{\sum_{g_1 \cap g_2 = \emptyset} C_R(g_1) C_F(g_2)}, & z \neq \emptyset \end{cases} \quad (3)$$

其中, C_R 、 C_F 分别代表高可信度参量与低可信度参量的电压数据信息; z 代表感知区域内数据 g_1 、 g_2 的信息交集。经过上述信息量的标准化处理后,可以得到电压序列中构成要素的重要性,经过信息剔除整理,得到数据感知融合下的电力通信网络中电压序列。

$$V_{t_n \sim t_{n+1}} = [v_1, v_2, v_3, v_4]^T \quad (4)$$

由式(4)可知,在 $t_n \sim t_{n+1}$ 时间段内共包含 4 种属性电压,分别为零序电压、超限电压、过载电压、未来态电压。4 种电压的感知结果如下。

(1) 零序电压。隶属于不接地运行方式,当其中性点处于单/双相接地失常状态时,对应零序电压会迅速增高。在此情况下可通过对其变化态势的分析,判定电力通信网络电压安全态势。

(2) 超限电压。电压超限系数主要指当前电力网络状态下及其未来一段时间范围内的电压变化趋势,如短路、设备投入、切除等。电压超限系数的计算式如下。

$$U_j = C_R \oplus C_F(z) \left| \frac{U_j^1 - (U_{\text{up}} + U_{\text{low}})}{(U_{\text{up}} + U_{\text{low}}) / V_{t_n \sim t_{n+1}}} \right| \quad (5)$$

其中, U_j^1 代表第 j 个节点所对应的电压指数, U_{up} 、 U_{low} 分别代表最大电压指数与最小电压指数。

(3) 过载电压。过载电压是指当前时间点下某一电路中点电流超过设定阈值时的电压安全态势,该指标能够反映当前配电网运行状态以及未来一段时间范围内的发展趋势。过载电压的计算式为:

$$H = U_j e^{\max(L_0)} - 1 \quad (6)$$

其中, L_0 代表过载系数。

(4) 未来态电压。未来态电压是指未来一段时间内的电压变化及其对应相位变化量^[11-12], 其对应节点电压的相位变化在指定时间范围内的计算式为:

$$\begin{cases} v_j = \text{mod}(2\pi \bar{U}_j \cdot \Delta t, 2\pi) / H, & \bar{U}_j \geq 50 \text{ Hz} \\ v_j = \text{mod}(2\pi, \bar{U}_j \cdot \Delta t) / H, & \bar{U}_j < 50 \text{ Hz} \end{cases} \quad (7)$$

其中, $\bar{U}_j$ 代表某一阶段的均值电压, $\text{mod}(\cdot)$ 代表求余函数, Δt 代表某一段时间。所提方法将未来电压相位变化量设定为 $[0.709_j, 0.909_j]$, 在其区间内说明电力通信网络下的电压态势稳定、安全; 反之, 电压运行存在异常。

1.3 基于数据感知融合的感知参量定义

基于上述电压态势感知优化方案, 对相同环境下的变压器安全态势进行数据感知融合优化。基于上述电压感知点属性, 变压器安全态势感知同样分为 4 类, 分别为良好、达标、异常、故障, 变压器安全态势感知分级如图 1 所示。

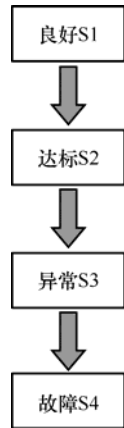


图 1 变压器安全态势感知分级

- 良好状态 S1: 主要针对变压器运行数据及其连续性数据无任何变化时的感知态势。
- 达标状态 S2: 主要针对变压器运行数据及其连续性数据存在异常变化诱因, 并且整

体变化特征维度大于 0.5, 需要提升监测级别时的感知态势。

- 异常状态 S3: 主要针对变压器运行数据及其连续性数据存在严重影响电力网络及其通信监测网络正常运行的缺陷型问题的安全态势。
- 故障状态 S4: 主要针对变压器运行数据及其连续性数据存在严重危害电力网络正常运行, 且电网已经处于断开状态下的安全态势。

1.4 电力通信网络的智能运维的实现

结合上述定义, 对其感知量进行综合整理, 利用数据感知融合算法, 对其进行融合计算, 完成电力通信网络的智能运维。将计算所得感知参量集中于传感器中, 并随机抽取一个节点 i , 将其对应感知信息量定义为 x_i , 若在信息感知过程中单次感知信息量的规模定义为 Size, 单位为 bit。将节点 i 所对应支路上的感知节点数量设为 m_i , 则根据电力通信网络收发过程中的节点转发机制可知节点 i 发送的数据量为:

$$\text{packet}_i = v_j(m_i + 1) \times \text{Size} \quad (8)$$

从上述关系可以看出, 数据感知信息在转发过程中极为容易完成信息属性的转变^[13-14], 但是其对应感知信息节点 i 所发送数据量 packet_i 与 m_i 之间构成正比关系, 此关系下局部感知信息节点在传感器中的短时大量聚集, 造成传感器计算过载, 网络电力通信出现拥塞。

因此, 本文提出的数据感知融合算法中针对这一问题, 采用感知信息量压缩方案, 将感知信息量向量定义为 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$ 。根据压缩感知理论将 $\mathbf{x}$ 设定为 k 的稀疏信息量^[15], 则感知融合次数 $M = ck \lg(N/k)$ 时, 可计算得到传感器中的感知信息压缩结果为:

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(\text{packet}_i) &= \Phi_{M \times N} \mathbf{x} = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N)(x_1, x_2, \dots, x_N)^T = \\ &= \sum_{i=1}^N \phi_i x_i = \sum_{i=1}^N \delta_i \end{aligned} \quad (9)$$



其中, ϕ 代表感知向量, δ_i 代表融合感知向量。

考虑在完成全局感知信息量融合之前, 需要对每一个节点 i 进行部署预置处理, 以保证每个节点自身的存储节点标识与其对应的随机向量 ϕ 相统一, 向量 ϕ 大小为 M bit。节点 i 对应发送数据前的初始融合感知向量为 $\delta_i = \phi x_i$, 在完成数据接收后对其数据感知指令集中的初始融合感知向量 δ 与 δ_i 直接相加, 得到:

$$\text{Send}_i = y \sum_{t=1}^{m_i} \phi_t x_{i_t} + \phi x_i \quad (10)$$

完成数据融合后将其融合特征量发送给上一跳节点。 Send_i 代表各子节点融合感知向量之和, 其长度与个体节点融合感知向量长度一致。

由于在上述数据融合相加后长度不同的情况下, 传感器的融合节点会出现小范围分布不均的问题, 因此将传感器网络中每个节点对应的发出感知信息量约束设定为 $\text{packet}_i = M \times \text{Size}$, 以此解决节点分布不均造成的偏差问题。经过约束处理后, 全局感知节点信息量所对应的向量积之和为:

$$y_M = \sum_{i=1}^N \phi x_i \quad (11)$$

经过上述优化后, 融合感知节点数量满足 $m_i \geq M - 1$, 且其中压缩感知信息所对应节点信息与其对应随机向量 ϕ 保持一致。

当融合确认感知信息量 x_i 后, 按照以下算法对数据进行融合输出。

(1) 若 $m_i < M - 1$, 将传感器中任意节点 i 所对应的感知信息量 x_i 进行融合, 并发送给上一跳节点, 在转发机制作用下完成感知分析结果的融合输出。

(2) 若 $m_i = M - 1$, 则读取传感器中 $M - 1$ 个感知信息节点, 并对其进行以下操作。

①根据电力通信网络支路上的感知节点信息特征, 对其传感器中的感知信息节点 n 进行对应

随机向量 ϕ_n 匹配。

②将传感器中匹配完成的感知信息 x_n 乘以 ϕ_n , 以此获得新的融合感知向量:

$$\delta_n = \phi_n x_n \quad (12)$$

将原始融合感知向量 δ_i 与新的融合感知向量 ϕ_n 进行相加, 完成感知数据的融合:

$$\text{Send}_i = \sum_{t=1}^{M-1} \delta_{n_t} + \delta_i = \sum_{t=1}^{M-1} \phi_{n_t} x_{n_t} + \phi x_i \quad (13)$$

将融合后的数据输出, 即可完成电力通信网络状态的感知分析, 为运维分析提供数据依据。为了验证所提方法的可行性, 下面对其进行数据对比调试。

2 应用测试

采用仿真模拟技术创建仿真测试场景, 选取基于多源信息特征的电力通信网络运维 (CZ-1) 方法、基于链路特征的电力通信网络安全态势分析 (CZ-2) 方法、基于差分感知技术的电力通信网络异常感知 (CZ-3) 方法作为测试参照组, 本文提出方法为验证组 (YZ-0)。在配置条件下, 完成测试项目并对比分析所得指标量, 以此获得验证结果。

2.1 设置测试条件

为了在测试过程中降低扰动因素的产生, 测试采用仿真电力通信系统模型 RMT2.0 作为场景配置数据, 测试样本采用随机抽取的方式, 由仿真测试工具 MATLAB 动态配置样本信息, 其中每组样本之间的时间间隔需要大于或等于 25 ms, 且相邻样本之间不得具有属性交集, 以此避免相同属性样本的重复计算。

2.2 感知灵敏度测试

在设定的仿真电力通信系统模型配置下, 随机抽取 3 000 组异常状态信息样本, 按照时间间隔 30 ms 进行下发, 迭代次数设置为 5, 分别由 4 种运维方法对其进行各自算法的异常感知处理, 所

得结果由仿真测试采集工具对其进行统计, 并生成柱状图, 4 种方法的测试结果如图 2 所示。

根据图 2 (a) 可以发现, CZ-1 方法在运维过程中对网络异常态势感知效果并不理想, 其主要原因有二: 其一, 指标值偏小, CZ-1 方法在 5 次迭代后所得到的灵敏度指标整体偏小, 最大灵敏度指标值只有 1.41 aW, 无法满足多样性异常数据感知要求; 其二, 感知趋势波动频率较高, 在 5 次迭代过程中, CZ-1 方法感知灵敏度均有变化, 且变化幅度不一, 不利于整体检测效果的控制。因此, CZ-1 方法的检测结果不是最佳的。

根据图 2 (b) 可以发现, CZ-2 方法在运维过程中对网络异常态势感知效果波动较大。可以看出, 在第 1 次迭代到第 2 次迭代过程中, CZ-2 方法的感知灵敏度表现为稳步增长, 但是由第 2 次迭代到第 3 次迭代的过程中增长速度提升明显,

并且在第 4 次迭代中又迅速回落, 说明该方法受不确定性因素的瞬时扰动, 故出现频繁大幅度波动。基于上述表征, CZ-2 方法的测试结果并非最佳测试结果。

根据图 2 (c) 可以发现, CZ-3 方法在运维过程中对网络异常态势感知灵敏度整体偏低, 虽然 5 次迭代后所得指标无较大幅度波动, 具有较佳的稳定性, 但整体指标均未能达到历史经验值 1.5, 且每次迭代过程中 CZ-3 方法的增长趋势较弱, 说明其感知算力不足。因此, CZ-3 方法的检测结果不是最佳检测结果。

根据图 2 (d) 可以发现, YZ-0 方法的网络异常态势感知效果与上述 3 组方法均不相同, 其整体指标为测试方法中的最大值, 且 5 次迭代后所得结果无较大幅度波动, 整体指标呈现为先稳步增长后平稳控制, 根据其表现可以判定 YZ-0 方法

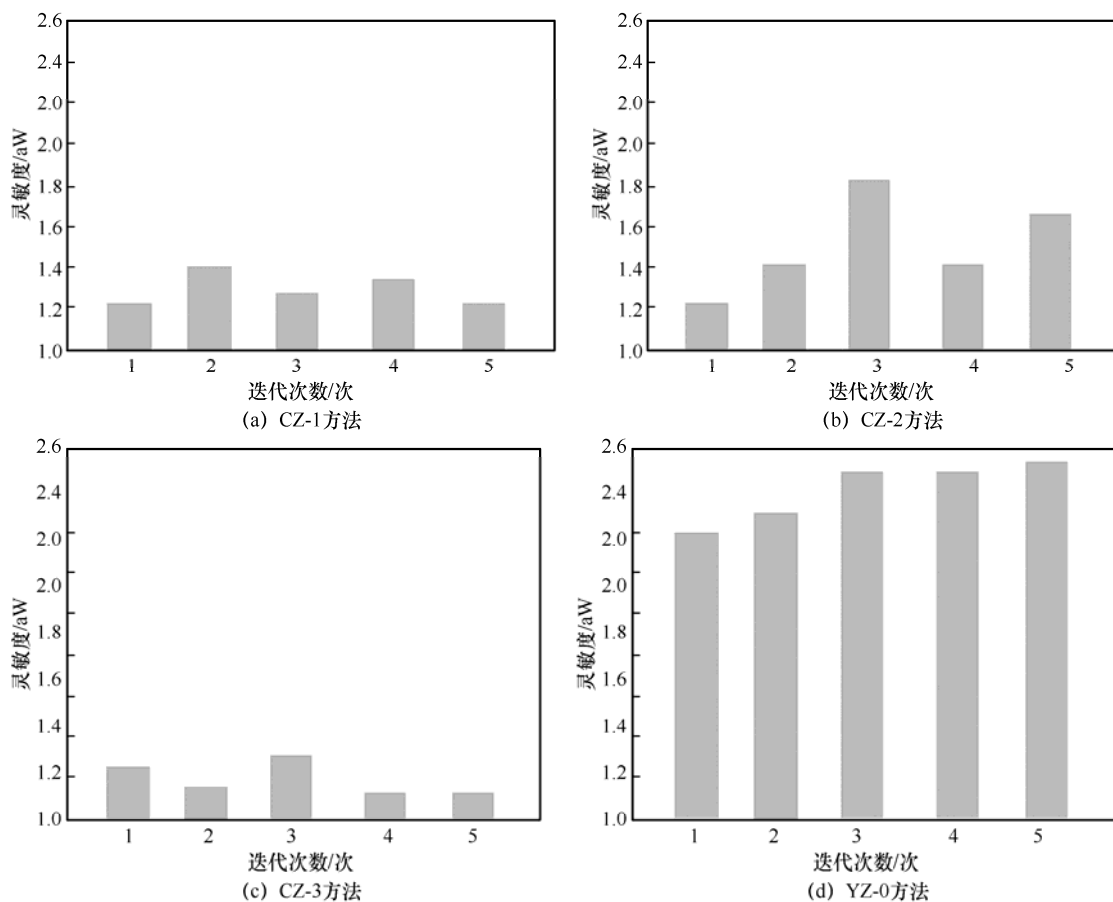


图 2 4 种方法的测试结果



所得检测结果为感知测试的最佳结果。

由此可以看出,数据感知融合算法在运维异常感知优化方面具有明显的提升效果。

2.3 稳定性压力测试

为了验证 YZ-0 方法的运行稳定效果,对其进行稳定性压力测试。在不改变上述测试数据配置条件的前提下,连续循环重复上述测试过程 100 次,提取偏差指标进行统计,将统计所得 100 组偏差指标进行均值分组,均值指标为 10,分组后得到 10 组偏差均值统计指标。根据历史运维过程中感知偏差指标 1.0 进行对比,所得偏差均值大于 1.0,说明对应方法不满足稳定性测试要求;反之,所得偏差均值小于或等于 1.0,说明对应方法满足稳定性测试要求。稳定性压力测试结果见表 1。

根据表 1 可知,YZ-0 方法的偏差均值最小且一致性最好,另外 3 组指标均有不同程度波动,而且偏差均值均大于 YZ-0 方法。因此,根据判定规则可以判定 YZ-0 方法的稳定性最好,基于数据感知融合优化后的电力通信网络运维稳定性更能满足实际应用要求。

3 结束语

利用数据感知融合算法对电力网络运维过程中的异常感知特征进行全局态势感知优化,消除扰动对其感知精度与准度的影响,提升运维感知效果,减小感知偏差。运维技术信息化智能处理

方案的提出不仅丰富了现阶段的电力网络运维解决方案,而且进一步促进了数据感知融合技术的研究与成果转化。但是,要清楚地认清本文提出的方法所存在的问题,如局部约束的缺失问题,在现阶段技术下还无法做到对不确定性因素的全局控制,因此在未来的应用与研究中,需要不断积累数据、尝试新的算法,最大限度确保提出方法的稳定性与有效性。

参考文献:

- [1] 刘元莹. 基于关联知识图的电力通信网络攻击行为辨识[J]. 电子设计工程, 2022, 30(20): 108-111, 116.
LIU Y Y. Recognition of attack behavior of electric power communication network based on associated knowledge graph[J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(20): 108-111, 116.
- [2] 彭泉萌. 基于大数据的电力通信网络状态感知分析[J]. 电气应用, 2022, 41(10): 25-30.
PENG X M. State perception analysis of electric power communication network based on big data[J]. Electrotechnical Application, 2022, 41(10): 25-30.
- [3] 刘元莹. 基于目录哈希树的电力通信网络数据容灾备份[J]. 电子设计工程, 2022, 30(19): 102-105, 110.
LIU Y Y. Data disaster recovery backup of power communication network based on directory Hash tree[J]. Electronic Design Engineering, 2022, 30(19): 102-105, 110.
- [4] 彭波涛, 戈伟. 基于蚁群算法的电力通信网络节点故障检测系统[J]. 机电工程技术, 2022, 51(9): 273-275.
PENG B T, GE W. Node fault detection system of power communication network based on ant colony algorithm[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2022, 51(9): 273-275.
- [5] 张凯, 原军, 药炜, 等. 基于通信网络状态感知的电力交换光网络一体化运维平台[J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(7):

表 1 稳定性压力测试结果

均值组	YZ-0 方法偏差均值	CZ-1 方法偏差均值	CZ-2 方法偏差均值	CZ-3 方法偏差均值
1	0.5	1.4	1.4	1.2
2	0.5	1.4	1.7	1.1
3	0.5	1.4	1.8	1.2
4	0.5	1.6	1.8	1.3
5	0.5	1.4	1.4	1.2
6	0.5	1.6	1.2	1.3
7	0.5	1.6	1.2	1.3
8	0.5	1.4	1.3	1.2
9	0.5	1.5	1.7	1.3
10	0.5	1.4	1.8	1.2

- 65-68.
ZHANG K, YUAN J, YAO W, et al. Design of platform of operation and maintenance system for power switching optical network based on communication network state perception[J]. Techniques of Automation and Applications, 2022, 41(7): 65-68.
- [6] 高伟, 杨林贵. 电力通信网络在运设备的多维健康评估模型研究[J]. 自动化技术与应用, 2022, 41(4): 67-69, 73.
GAO W, YANG L G. Research on multidimensional health assessment model of equipment in operation in power communication network[J]. Techniques of Automation and Applications, 2022, 41(4): 67-69, 73.
- [7] 严彬元, 王皓然, 周泽元. 基于卷积神经网络的电力通信网络攻击源定位方法[J]. 电力大数据, 2022, 25(3): 26-33.
YAN B Y, WANG H R, ZHOU Z Y. Location method of attack source in power communication network based on convolutional neural network[J]. Power Systems and Big Data, 2022, 25(3): 26-33.
- [8] 俞浩. 电力通信网络故障问题分析及对策[J]. 数字通信世界, 2022(3): 69-71.
YU H. Fault analysis and countermeasures of power communication network[J]. Digital Communication World, 2022(3): 69-71.
- [9] 黎志威. 脚本应用于电力通信网络管理系统的研究[J]. 技术与市场, 2022, 29(1): 92-93.
LI Z W. Research on the application of scripts in electric power communication network management system[J]. Technology and Market, 2022, 29(1): 92-93.
- [10] 张怡然. 基于通信流量智能化分析的电力工控网络入侵检测方法探究[J]. 科技传播, 2021, 13(21): 140-142.
ZHANG Y R. Research on intrusion detection method of electric power industrial control network based on intelligent analysis of communication traffic[J]. Public Communication of Science & Technology, 2021, 13(21): 140-142.
- [11] 原军, 张凯, 药炜, 等. 基于机器学习的分组交换电力光网络流量异常检测[J]. 机械与电子, 2021, 39(9): 47-50, 55.
YUAN J, ZHANG K, YAO W, et al. Anomaly detection of packet switching power optical network traffic based on machine learning[J]. Machinery & Electronics, 2021, 39(9): 47-50, 55.
- [12] 刘沂震. 电力通信网的运维信息化技术分析[J]. 集成电路应用, 2021, 38(1): 78-79.
LIU Y Z. Analysis on operation and maintenance information technology of power communication network[J]. Application of IC, 2021, 38(1): 78-79.
- [13] 蒋燕, 王新, 陈妍, 等. 一种适用于电力通信网络的智能光缆运维管理系统[J]. 电工技术, 2020(24): 132-134.
JIANG Y, WANG X, CHEN Y, et al. Intelligent optical cable operation and maintenance management system suitable for electric power communication network[J]. Electric Engineering, 2020(24): 132-134.
- [14] 董芸州, 王诚, 符方友, 等. 基于物联网的电力通信网络智能运维系统研究[J]. 机械与电子, 2020, 38(12): 51-54, 59.
DONG Y Z, WANG C, FU F Y, et al. Research on intelligent operation and maintenance system of power communication network based on Internet of Things[J]. Machinery & Electronics, 2020, 38(12): 51-54, 59.
- [15] 孙昀子, 佟忠正. 云计算下电力通信网络断点自动检测方法

研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2020(9): 71-74.

SUN Y Z, TONG Z Z. Research on automatic detection method of power communication network breakpoint under cloud computing[J]. Automation & Instrumentation, 2020(9): 71-74.

[作者简介]



吕华辉 (1968-), 男, 南方电网数字电网集团有限公司副总经理, 主要从事电力系统信息化建设管理工作。



明哲 (1978-), 男, 南方电网数字电网集团信息通信科技有限公司董事长, 主要从事网络安全及电力系统自动化工作。



樊凯 (1984-), 男, 南方电网数字电网集团信息通信科技有限公司总经理, 主要从事网络安全建设工作。

陈清明 (1982-), 男, 南方电网数字电网集团信息通信科技有限公司副总经理, 主要从事网络安全与信息系统建设工作。

石宏宇 (1986-), 男, 现就职于南方电网数字电网集团信息通信科技有限公司, 主要从事信息系统建设及运维管理工作。

邹文景 (1990-), 男, 现就职于南方电网数字电网集团信息通信科技有限公司, 主要从事信息系统建设工作。

王定波 (1985-), 男, 现就职于南方电网数字电网集团信息通信科技有限公司, 主要从事网络安全建设工作。

关声涛 (1981-), 男, 现就职于南方电网数字电网集团信息通信科技有限公司, 主要从事信息系统建设工作。

吴勇 (1996-), 男, 南方电网数字电网集团信息通信科技有限公司工程师, 主要从事信息系统运维工作。