

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.231516

# 配电物联网边缘计算场景下基于改进 ANFIS 的电缆通道 综合评估及智能预警方法研究

李宏川<sup>1</sup>, 赵宇<sup>1</sup>, 李彬<sup>1</sup>, 傅哲<sup>1</sup>, 张琦<sup>1</sup>, 张毅<sup>1</sup>, 王海冰<sup>2</sup>

(1. 国网北京城区供电公司, 北京 100034; 2. 上海理工大学电气工程系, 上海 200093)

**摘要:** 针对配电网智能化运维需求和数智化坚强电网发展趋势, 融合物联网和边缘计算技术, 提出一种配电物联网边缘计算场景下基于改进自适应神经模糊推理系统(adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)的电缆通道综合评估及智能预警方法。首先, 借助边缘物联终端的数据采集和处理计算优势, 基于设备感知层、物联网网络层、数据平台层和应用展示层 4 层结构, 对电缆通道综合监测系统进行了设计。然后, 为实现通信延时和计算延时最小, 构造出分层边缘计算模型, 并从实时价值密度、执行紧迫性、重要性量化分析三个方面, 提出相应的任务卸载及调度方案, 提升资源利用和任务执行效率。最后, 利用相空间重构对 ANFIS 进行改进, 迭代训练后用于电缆通道运行状态的综合评估。并通过层次聚类将电缆通道标记为不同的风险等级, 为运维人员提供支持。算例部分结合工程实验, 验证了该方法的可行性。

**关键词:** 配电物联网; 边缘计算; 电缆通道; 综合评估

## Comprehensive assessment and intelligent early warning of cable passages based on improved ANFIS in the edge computing scenario of PDIoT

LI Hongchuan<sup>1</sup>, ZHAO Yu<sup>1</sup>, LI Bin<sup>1</sup>, FU Zhe<sup>1</sup>, ZHANG Qi<sup>1</sup>, ZHANG Yi<sup>1</sup>, WANG Haibing<sup>2</sup>

(1. State Grid Beijing Urban District Power Supply Company, Beijing 100034, China; 2. Department of Electrical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**Abstract:** In view of the demand for intelligent operation and maintenance of distribution networks and the trend of digitalization of the smart grid, a comprehensive evaluation and intelligent early warning method for cable passages based on improved adaptive network-based fuzzy inference system (ANFIS) in the edge computing scenario of the distribution internet of things is proposed. First, leveraging the data collection and processing computing advantages of edge IoT terminals, a comprehensive monitoring system is designed based on the device perception, IoT network, data platform, and application display layers. Then, to minimize communication and computation delays, a hierarchical edge computing model is constructed, and corresponding task unloading and scheduling schemes are proposed from three aspects: real-time value density, execution urgency, and importance of quantitative analysis to improve resource utilization and task execution efficiency. Finally, the adaptive fuzzy inference system is improved by phase space reconstruction, and used for comprehensive evaluation of cable passages operational status after iterative training. The cable passages are calibrated to different risk levels through hierarchical clustering, and the feasibility of the model is verified through engineering experiments in a case analysis.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51777126).

**Key words:** PDIoT; edge computing; cable passages; comprehensive evaluation

## 0 引言

随着新型能源体系和新型电力系统建设, 源网荷储联系更加紧密, 智能配电网逐渐成为推动能源

转型的重要支撑<sup>[1]</sup>, 也是打造数智化坚强电网的重要组成环节。电力电缆作为城市配电网能源输送的地下动脉, 其运行状态和运维水平直接关系到经济社会高质量发展。由于隧道、排管、沟道等电缆通道属于隐蔽工程, 不仅容易受地面车辆、施工挖掘、机具钻探、人为偷盗等外力破坏, 还可能在其电缆内部发生绝缘老化<sup>[2]</sup>、接头破损<sup>[3]</sup>、局部放电<sup>[4-5]</sup>、

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51777126); 国网北京市电力公司科技项目资助(520202230006)

温度异常等问题, 给电缆运行带来极大风险。同时, 由于多头建设管理, 缺乏长远规划等历史原因, 电缆运行的数据基础较为薄弱, 缺乏相应管理人员和专业技术支持, 给电缆线路的智能化运维、故障排除和快速抢修带来了诸多不利影响。

在配电物联网背景下, 遵循“精准感知、边缘智能、统一物联、开放共享”的技术原则, 满足设备智能化管控、多参量状态感知、风险因素预警<sup>[6]</sup>和系统快速响应等需求的电缆通道状态综合评估及智能预警技术, 成为当前电缆数智化运维的主要发展方向。新型电缆通道运维体系借助广泛分布的智能传感器<sup>[7]</sup>实时采集电压、电流、功率、谐波等电参量, 以及温度、湿度、水位、有毒有害气体等环境参量, 实现运行状态远程在线监测。同时, 基于边缘计算的分布式协作系统<sup>[8]</sup>, 可以有效解决海量数据采集计算面临的时效性和安全性问题, 并能融合人工智能、机器学习<sup>[9]</sup>, 实现电缆通道状态评估及风险预警, 提升电网安全运行和电力可靠性水平, 降低人工运维成本, 具有深远的现实意义。

国内外已有学者对电缆智能化运维方法进行研究。文献[10]研究了一种云智能井盖监测及防外破系统, 采用无线通信、物联网、大容量电池、智能传感器等技术, 将井盖状态和井下环境纳入统一监管, 并通过电子地图实时显示报警信息。文献[11]研究了一种基于钹式换能器的智能井盖监测系统, 结合低功耗技术, 实现了智能井盖无线传感和自供电, 极大节省了人力运维资源。以上方法均采用传统“云-端”模式打造主站监测系统, 虽然能够有效监测电缆工井内设备运行信息, 但随着中压电缆的广泛应用, 监测范围和传感设备将急剧增加, 终端异构问题也将越发复杂, 有限的计算、通信资源难以满足全参量、全覆盖要求。同时, 云端主站数据处理压力较大, 数据共享和实效性也愈发突出, 引发的无效警告将给运行人员带来极大干扰, 难以满足数智化坚强电网发展需求。

为此, 提出一种配电物联网边缘计算场景下基于改进自适应神经模糊推理系统(adaptive network-based fuzzy inference system, ANFIS)的电缆通道综合评估及智能预警方法。首先, 面向配电网数智化运维需求, 融合物联网和边缘计算技术, 构建了包含感知层、网络层等 4 层结构的电缆通道综合监测系统; 然后提出了一种针对分层边缘计算的任务卸载与调度模型, 从通信和计算两个方面降低任务延时, 并根据实时价值密度、执行紧迫性和重要程度等多重因素进行任务调度, 进一步提升任务处理效率; 最后融合相空间重构对模糊推理系统进行改

进, 综合评估电缆通道运行状态, 并结合各参量不同时段变化规律, 进行风险类型划分和等级标定, 为电缆通道智能化运维提供有效支撑, 还结合算例对以上方法进行了验证。

## 1 配电物联网边缘计算场景

### 1.1 配电物联网

配电物联网(power distribution internet of things, PDIIoT)是指利用物联网技术对配电网进行智能管理和监控的一种新型智能配电系统<sup>[12]</sup>, 整体架构可分为“云管边端”4 个层级, 其重要作用是为配电网的安全稳定运行提供重要支撑, 以满足配电网各类业务数智化需求。通过部署大量 PDIIoT 设备, 可以采集电压、有功、无功、谐波等参数, 协助开展故障定位<sup>[13]</sup>、状态检测、负荷预测等电力业务。此外, 配电物联网也通过融合人工智能、云计算等技术, 向多能互联、智能交互的方向发展。

### 1.2 边缘物联终端

随着数字化转型, 配电网中传感器分布愈发广泛, 种类和数量也更加庞大, 呈现快速增长趋势。同时, 传感器具有典型的终端异构和随机混合特征<sup>[14]</sup>, 导致传统云、端网络难以实现多参量、全口径数据实时采集、处理计算等功能。

融合网络、计算、存储等信息与通信技术功能(information and communications technology, ICT)的边缘物联终端是配电物联网的关键设备<sup>[15]</sup>, 既可以作为本地通信网络和远程通信网络之间的“枢纽”, 提供协议转换、轻量连接管理, 完成统一的访问和控制, 又可以作为边缘端的核心计算单元, 进行数据分析和应用管理, 实现与物联网管理平台的互联, 如图 1 所示。

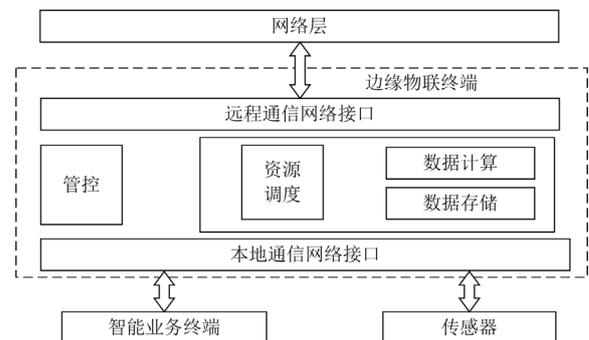


图 1 边缘物联终端功能架构

Fig. 1 Functional architecture of edge IoT terminal

### 1.3 电缆通道智能化运维系统架构

配电物联网边缘计算场景下电缆通道智能运维体系包含 4 层架构, 如图 2 所示。

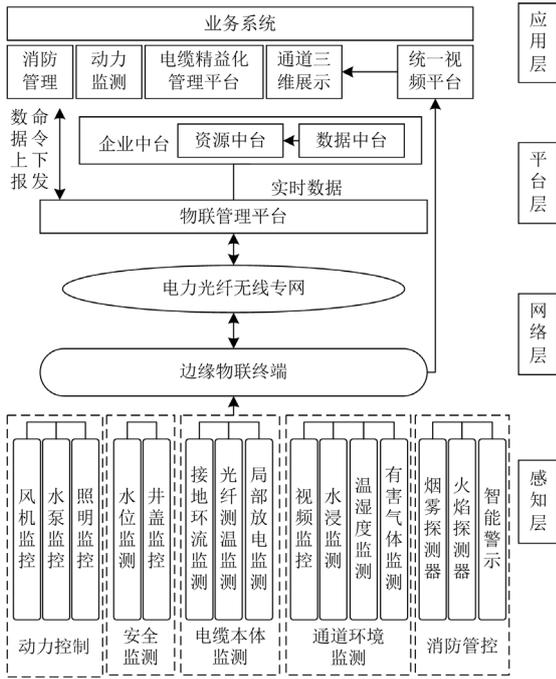


图2 电缆通道综合监测系统架构

Fig. 2 Cable passage integrated monitoring system

1) 设备感知层：采集数据并进行本地处理。依托边缘物联设备，不仅对传输来的信息进行本地化处理，还可以与边缘服务器进行数据交互，实现多层次边缘代理的智能管控。

2) 物联网络层：由光纤、无线网及相关通信设备组成。借助 NB-IoT 等通信技术，建立本地控制单元与后台数据中心，以及广域范围内高级远程监测的数据传输通道，实现信息的双向流动。

3) 数据平台层：统一接入和批量管理数据，并根据不同业务类型进行整理分析，可以减轻主站数据存储压力，一定程度上降低硬件扩展成本，实现数据融通共享，为管理者提供决策支持。

4) 应用展示层：融合业务需求，包括应用显示、统计分析和远程控制等核心功能，可实时推送信息，实现电力电缆通道状态信息远程监测、报警和控制，并可查询设备台账信息。

## 2 边缘计算的任务卸载与调度方法

### 2.1 分层边缘计算的任务卸载模型

边缘计算采用分布式处理和存储，通过任务卸载<sup>[16]</sup>将终端数据传输到边缘服务器，实现快速处理，减少网络流量和响应时间<sup>[17]</sup>。为此，提出一种分层边缘计算模型，其中第一层是配置较少计算资源、距离终端设备较近的  $N$  个边缘节点(每个节点连接  $n$  个终端)，用于处理延迟少且计算量小的简单

任务；第二层是配置较多计算资源、距离用户较远的边缘服务器，适用于处理延迟要求不高，同时计算量较大的复杂任务，系统架构如图 3 所示。

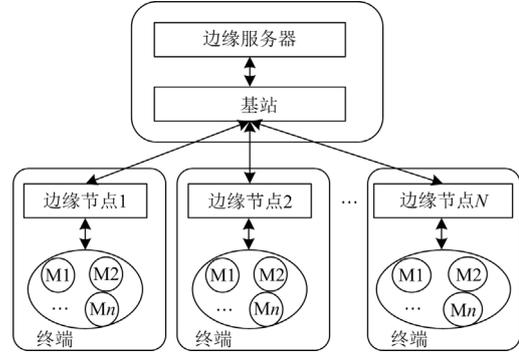


图3 分层边缘计算系统架构

Fig. 3 Hierarchical edge computing system

#### 2.1.1 通信延迟模型

每个边缘节点连接一组智能边缘物联终端，可以将边缘节点  $i$  对应的终端记为  $M_i$ ，且由该设备发起的信息传送任务表示为  $\tau_{i,k}$ 。同时，任务  $\tau_{i,k}$  的需求集合为  $\{C_{i,k}, D_{i,k}, L_{i,k}\}$ ，其中  $C_{i,k}$  表示任务在边缘节点  $i$  上简单计算所需的时隙数， $D_{i,k}$  表示简单任务的数据量， $L_{i,k}$  表示简单任务的截止时间。

在边缘节点  $i$  上简单地处理完任务后，需求集合就变成  $\{C'_{i,k}, D'_{i,k}, L_{i,k}, p, \alpha_{i,k}\}$ 。其中， $C'_{i,k}$  为任务在边缘服务器上精确计算所需的时隙数， $D'_{i,k}$  为简单处理后的剩余数据量， $p$  表示任务优先级标定值， $\alpha_{i,k}$  为该项任务从基站分配得到的无线通信资源比例。

假设基站将频谱资源正交分配给系统内所有终端对应的任务，总频谱带宽为  $B$ ，任务  $\tau_{i,k}$  的上行传输速率记为  $R_{i,k}$ ，则满足

$$R_{i,k} = [\alpha_{i,k}(1 - p_{i,k})]B \log_2 \left( 1 + \frac{|h_{i,B}|^2 P_i d_{i,B}^{-r}}{\sigma^2} \right) \quad (1)$$

式中： $p_{i,k}$  为优先级权重； $h_{i,B}$  为上行通道衰减系数； $P_i$  为边缘节点的传输功率； $d_{i,B}$  为基站到边缘节点  $i$  的距离； $r$  为路径损耗因子； $\sigma^2$  为噪声功率。

$\alpha_{i,k}$  满足：

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \alpha_{i,k} \leq 1 \quad (2)$$

则任务  $\tau_{i,k}$  的通信时延  $t_{i,k}^{\text{trans}}$  如式(3)所示。

$$t_{i,k}^{\text{trans}} = \frac{D'_{i,k}}{R_{i,k}} \quad (3)$$

### 2.1.2 计算延迟模型

记终端设备  $M_k$  从边缘节点分配得到的计算资源记为  $f_k$ , 边缘节点从边缘服务器分配得到的计算资源为  $f_n$ 。由于每个边缘节点分配给所有设备的计算资源之和不能超过自身的最大计算资源, 即

$$\sum_{k=1}^n f_k \leq f_n \quad (4)$$

记第  $i$  个边缘节点分配给终端设备  $M_k$  的计算资源记为  $f_{i,k}$ , 边缘服务器的最大计算资源记为  $f_s$ , 则分配给所有任务的计算资源应该小于边缘服务器的最大计算能力, 即

$$\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n f_{i,k} \leq f_s \quad (5)$$

此任务需要在边缘服务器上执行更复杂的计算, 因此计算量更大, 并且具有更多的时隙。总计算延迟  $t_{i,k}^{\text{comp}}$  为边缘计算和服务器计算延迟之和, 如式(6)所示。

$$t_{i,k}^{\text{comp}} = \frac{C_{i,k}}{f_k} + \frac{C'_{i,k}}{f_{i,k}} \quad (6)$$

## 2.2 计及通信延迟和计算延迟的目标优化

任务卸载的目的是通过资源配置实现通信和计算总延迟最小, 则目标函数可以表示为

$$\min \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n (t_{i,k}^{\text{trans}} + t_{i,k}^{\text{comp}}) \quad (7)$$

即:

$$\min \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \left( \frac{D'_{i,k}}{R_{i,k}} + \frac{C_{i,k}}{f_k} + \frac{C'_{i,k}}{f_{i,k}} \right) \quad (8)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} C_1: \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \alpha_{i,k} \leq 1, \alpha_{i,k} \geq 0, k \in M_i, i \in N \\ C_2: \sum_{k=1}^n f_k \leq f_n, f_k \geq 0, k \in M_i \\ C_3: \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n f_{i,k} \leq f_s, f_{i,k} \geq 0, k \in M_i, i \in N \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $C_1$  为无线通信资源分配比例的约束, 确保分配给所有终端设备的通信资源之和不超过系统的最大带宽;  $C_2$  和  $C_3$  分别为边缘节点和边缘服务器的计算资源约束, 确保分配给所有终端设备的计算资源总和不超过相应的最大计算能力。

由于无线通信资源分配与计算资源分配不存在耦合关系, 可以将原问题转化为两个子问题。其中, 无线通信资源分配属于凸优化<sup>[18]</sup>问题, 可令

$$r_{i,j} = B \log_2 \left( 1 + \frac{|h_{i,B}|^2 P_i d_{i,B}^{-\alpha}}{\sigma^2} \right) \quad (10)$$

引入拉格朗日乘子  $\lambda$ , 得到拉格朗日函数如式(11)所示。

$$L(\alpha_{i,k}, \lambda) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \left[ \frac{D'_{i,k}}{\alpha_{i,k}(1-p_{i,k})} + \lambda \left( \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \alpha_{i,k} - 1 \right) \right] \quad (11)$$

利用 KKT 条件, 得到无线资源分配比例的最优解  $\alpha_{i,k}^*$  为

$$\alpha_{i,k}^* = \frac{\sqrt{\frac{D'_{i,k}}{r_{i,k}(1-p_{i,k})}}}{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \sqrt{\frac{D'_{i,k}}{r_{i,k}(1-p_{i,k})}}} \quad (12)$$

同理, 计算资源分配问题可以表示为

$$L(f_k, f_{i,k}, \lambda, \mu) = \sum_{k=1}^n \left( \frac{C_{i,k}}{f_k} + \sum_{i=1}^N \frac{C'_{i,k}}{f_{i,k}} \right) + \quad (13)$$

$$\lambda \left( \sum_{k=1}^n f_k - f_n \right) + \mu \left( \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n f_{i,k} - f_s \right)$$

得到边缘节点上计算资源分配的最优解  $f_k^*$  为

$$f_k^* = \frac{f_n \sqrt{C_{i,k}}}{\sum_{k=1}^n \sqrt{C_{i,k}}} \quad (14)$$

边缘服务器上计算资源分配的最优解  $f_{i,k}^*$  如式(15)所示。

$$f_{i,k}^* = \frac{f_s \sqrt{C'_{i,k}}}{\sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^n \sqrt{C'_{i,k}}} \quad (15)$$

## 2.3 任务动态调度方法

本文提出一种考虑实时价值密度<sup>[19]</sup>、执行紧迫性和重要程度等多因素的任务动态调度模型, 确保任务有序执行, 提升资源的利用效率, 执行流程如图4所示。

### 2.3.1 实时价值密度分析

任务实时价值密度  $R_{T_i}$  是指任务当前信息价值容量与剩余处理时间的比值, 由自身的信息属性和执行进程决定, 可以表示为

$$R_{T_i}(t) = \frac{V_{T_i,0} - V_{T_i}(t)}{C_i - t} \quad (16)$$

式中:  $V_{T_i,0}$  为任务  $T_i$  的初始信息容量;  $V_{T_i}(t)$  为已处理信息容量;  $C_i$  为任务预期处理时间;  $t$  为该任务  $T_i$  已执行时间。  $R_{T_i}$  越大, 说明在后续过程中单位时间处理的价值信息越多, 可安排在任务队列的前段。

### 2.3.2 执行紧迫性分析

在最大化单位时间处理高价值密度信息能力的同时, 还要充分考虑任务执行的紧迫性, 可以用执行任务所需的时间与空闲时间的比值  $\alpha_{T_i}$  表示。

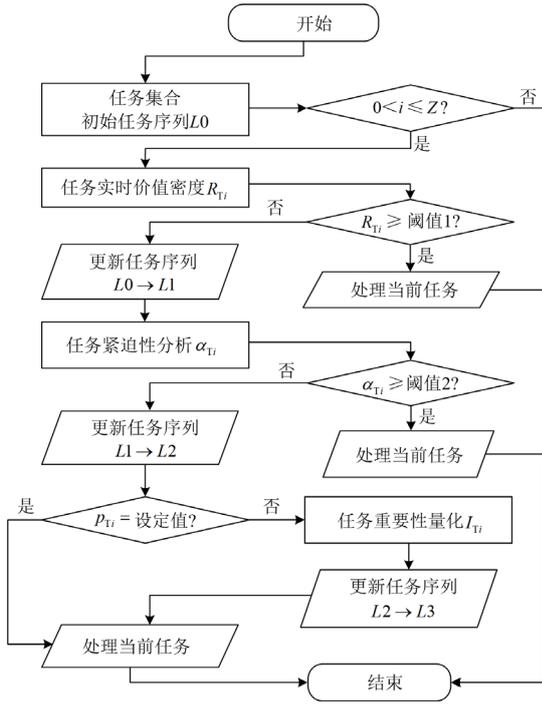


图 4 任务动态调度流程

Fig. 4 Dynamic task scheduling execution flow

$$\alpha_{T_i}(t) = \frac{C_i - t_T}{d_i - \tau_i} \quad (17)$$

式中： $d_i$ 为执行的绝对截止时间； $\tau_i$ 为当前时间。 $\alpha_{T_i}$ 越大；说明空余时间中需要消耗资源的时间占比越大，时间的有效利用率越高。

### 2.3.3 重要性量化分析

按照任务重要性标记为不同的处理优先级，可以将任务  $T_i$  的重要性量化值  $I_{T_i}$  表示为

$$I_{T_i}(t) = S_{T_i}(t) \cdot (P_{T_i}(t) + w_{T_i}(t)) \quad (18)$$

式中： $S_{T_i}(t)$ 是任务  $T_i$  在  $t$  时刻的状态，取值 0 或 1，跟随处理进程变化； $P_{T_i}(t)$ 为任务  $T_i$  在时刻  $t$  的优先级，先后排序为  $P_{T_i}(t) = 1, 2$  或  $3$ ； $w_{T_i}(t)$ 为任务  $T_i$  在时刻  $t$  所需等待的时间与预期执行时间  $C_i$  的比值，即：

$$w_{T_i}(t) = \frac{C_i - t}{C_i} \quad (19)$$

$P_{T_i}(t)$  据式(20)计算。

$$P_{T_i}(t) = \max_{x=0}^Z (P_{T_x}(t)) \quad (20)$$

式中， $Z$ 为任务  $T_i$  相关的任务数量。

## 3 基于 ANFIS 的状态评估及预警方法

### 3.1 自适应神经模糊推理系统

自适应神经模糊推理系统是自适应网络和模糊

推理系统的结合，继承了模糊推理系统可解释性和自适应网络的学习能力<sup>[20]</sup>，利用神经网络的学习机制从输入和输出的样本数据中自动提取规则，构成自适应神经模糊控制器，并可以通过混合算法自主调整系统参数，使系统的输出更接近实际输出<sup>[21]</sup>。

ANFIS 由输入层、隶属层、规则层、决策层和输出层 5 个功能模块组成<sup>[20]</sup>，如图 5 所示。

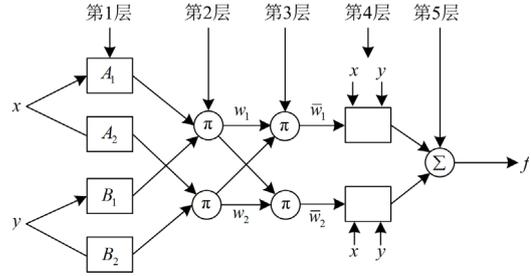


图 5 ANFIS 的结构

Fig. 5 Structure of ANFIS

图 5 中， $x$  和  $y$  为输入变量，形成 2 个 if-then 规则。规则 1：若  $x$  是  $A_1$ ， $y$  是  $B_1$ ，则  $f_1 = p_1x + p_1y + r_1$ ；规则 2：若  $x$  是  $A_2$ ， $y$  是  $B_2$ ，则  $f_2 = p_2x + p_2y + r_2$ ；其中  $p_2$ 、 $q_i$ 、 $r_i$  为变量系数。

ANFIS 各层的描述如下。

第 1 层：为自适应节点，用隶属函数模糊输入特征，得到区间内的隶属度，输出为

$$\theta_i^1(t) = \mu_{A_i}(x) \quad (21)$$

式中： $x$ 为节点  $i$  的输入； $\mu_{A_i}(x)$ 为隶属函数，通常有钟形曲线、余弦函数或高斯函数等。本文使用高斯函数，表示为

$$\mu_{A_i}(x) = e^{-\frac{(x-c_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (22)$$

式中， $c_i$ 和 $\sigma_i$ 均为高斯函数设定的参数。

同理， $\mu_{B_i}(y)$ 为关联变量  $B_i$  的隶属度函数。

第 2 层：为固定节点，用  $\Pi$  表示。每个规则的触发强度  $\omega_i$  由每个特征的隶属度相乘得到，输出为

$$\theta_i^2 = \omega_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad (23)$$

第 3 层：进行分类处理，将前一层得到的每条规则的触发强度进行归一化<sup>[22]</sup>处理，即为规则对应的使用概率，用来表示该规则的触发比例。由式(20)给出：将前一层得到的每条规则的触发强度归一化，表示该规则在整个规则库中的触发比例，即在整个推理过程中使用该规则的概率。

$$\theta_i^3 = \bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum_{j=1}^n \omega_j} \quad (24)$$

式中， $\bar{\omega}_i$ 为归一化触发强度。

第4层: 为自适应节点, 每个节点的输出仅仅是归一化触发强度和一阶多项式的乘积, 输出为

$$\theta_i^4 = \bar{\omega}_i \cdot f_i = \bar{\omega}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (25)$$

第5层: 为固定节点, 通过去模糊获得精确输出, 其特征为  $\Sigma$ 。对每个规则的结果进行加权平均, 得到模型的最终输出为

$$\theta_i^5 = \sum_i \bar{\omega}_i \cdot f_i \quad (26)$$

ANFIS 克服了简单神经网络的黑箱特性, 以及模糊推理过程中推理规则的不全面性和粗糙性, 最大程度地简化了数据处理, 具有自适应、自组织、自学习的特点。

### 3.2 融合相空间重构的改进 ANFIS

提出一种融合相空间重构的改进 ANFIS, 通过对历史数据进行预处理和规范化, 在混沌时序分析模块中重建相空间, 确定模型的输入后进行训练和测试, 从而更好地还原 ANFIS 的非线性动态特征。

#### 3.2.1 数据预处理

时间序列的历史数据会受到异常事件引起的噪声的污染, 在训练之前, 必须对它们进行处理。

1) 畸变数据处理: 采用横向比较法筛选并修正畸变数据。若数据样本值记为  $x_{i,j}$ , 则平均值  $\bar{x}_{i,j}$  和方差  $\sigma_i^2$  的计算分别如式(27)和式(28)所示。

$$\bar{x}_{i,j} = \sum_{i=1}^n x_{i,j} \quad (27)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{i,j} - \bar{x}_{i,j})^2 \quad (28)$$

根据统计学规律, 当同时间节点数据偏差大于  $3\sigma_i$  时, 即可将  $x_{i,j}$  看作是畸变数据, 进行修正。

$$x_{i,j} = \alpha \cdot (x_{i,j-1} + x_{i,j+1}) / 2 + \beta \cdot x_{i,j+1} \quad (29)$$

式中:  $x_{i,j-1}$  和  $x_{i,j+1}$  分别为该时间节点前、后一节点的数据;  $\alpha$  和  $\beta$  均为调节系数, 且满足  $\alpha + \beta = 1$ 。

2) 缺失数据处理: 采用平滑修正法进行插值, 如式(30)所示。

$$x_{i,j} = \frac{\sum_{t_1=1}^{T_1} x_{i,j-t_1} + \sum_{t_2=1}^{T_2} x_{i,j+t_2}}{T_1 + T_2} \quad (30)$$

式中:  $T_1$  为前向采集节点数;  $T_2$  为后向采集节点数。

3) 数据标准化: 采用 Min-Max 归一化方法, 如式(31)所示。

$$X_{i,j} = \frac{x_{i,j} - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \quad (31)$$

#### 3.2.2 时间序列的混沌分析

根据混沌理论, 混沌是介于确定性和随机性之

间的一种行为, 在长期内是不确定的, 但在短期内是可行的<sup>[23]</sup>。为了研究时间序列的混沌特征, 通过极大李雅普诺夫指数来检验相空间中相邻轨迹平均指数散度的数值特征。

$$\lambda = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{n=0}^{n-1} \ln \left| \frac{df(x_n, \mu)}{dx} \right| \quad (32)$$

式中:  $\mu$  为 Lyapunov 指数;  $x_n$  为第  $n$  次迭代值。改进 ANFIS 预测模型的输入后, 将时间序列嵌入到相空间的多维空间中以形成轨迹矩阵  $X$ 。

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N-(m-1)\tau} & x_{N-(m-2)\tau} & \cdots & x_N \end{bmatrix} \quad (33)$$

式中:  $\tau$  为时延;  $m$  为嵌入维数。

在这种嵌入中, 多维空间中的每个点都是一个向量, 其元素是时间序列的延迟版本。

#### 3.2.3 模型的输入向量重构

根据 Takens 的延迟嵌入定理, 系统中任意变量的时间序列都可以用来重构相空间<sup>[24]</sup>。通过嵌入单变量时间序列实现的相空间重建与原始相空间不完全相同, 但保留了其拓扑性质。重构  $m$  维相空间, 嵌入相向量表示为

$$X_i = (x_{i-(m-1)\tau}, x_{i-(m-2)\tau}, \cdots, x_i) \quad (34)$$

本文使用平均互信息法 (average mutual information, AMI) 估计  $\tau$  的最优值, 并基于香农熵测量连续点  $x_i$  和  $x_{i+\tau}$  之间的非线性相关性。AMI 函数  $I(\tau)$  为

$$I(\tau) = \sum_{x_i, x_{i+\tau}} p(x_i, x_{i+\tau}) \log_2 \frac{p(x_i, x_{i+\tau})}{p(x_i) \cdot p(x_{i+\tau})} \quad (35)$$

式中:  $p(x_i, x_{i+\tau})$  为联合概率密度;  $p(x_i)$  和  $p(x_{i+\tau})$  为独立概率密度。当时滞  $\tau$  变大时, 信号的混沌行为使得测量值  $x_i$  和  $x_{i+\tau}$  在实际意义上变得独立,  $I(\tau)$  趋于 0。合适的  $\tau$  值与 AMI 达到第一个最小值时的时延对应。

本文使用伪最近邻 (the false nearest neighbors, FNN) 方法估计嵌入维数  $m$ 。该方法搜索给定维度  $m$  中每个点的最近邻居, 然后检查这些点在更高维度  $m+1$  中是否仍然是近邻。若得到验证, 则  $m$  为正确的嵌入维数, 反之不是正确的嵌入维数。在更高的维度上重复这个过程, 直到 FNN 的百分比变为 0 或足够小。

### 3.3 电缆通道综合评估及预警

电缆通道状态综合评估是一种非线性、复杂和动态的计算过程, 主要分为数据采集与处理、模型训练与验证、综合评估与等级划分 3 个部分, 主要

流程如图 6 所示。

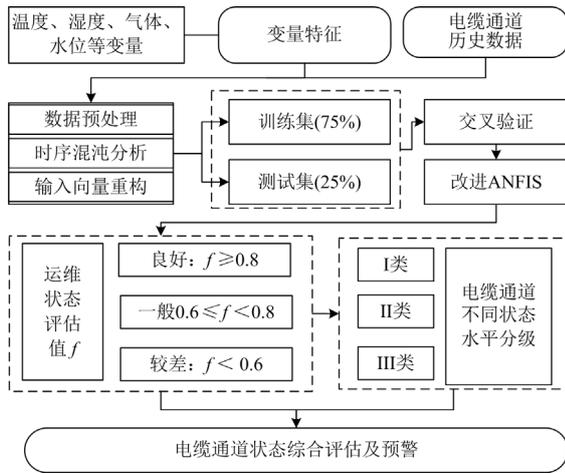


图 6 电缆通道综合评估及预警流程

Fig. 6 Comprehensive assessment and early warning process of cable passages

文中训练集与测试集样本数比值为 4:1, 并通过 10 折交叉验证的方法, 取平均误差 MAE、平均绝对百分比误差 MAPE 均值检验模型的鲁棒性, 避免单次试验的误差。

### 4 算例分析

算例选取北京某地区一段 1.83 km、两侧 10 m 左右范围内的电缆通道进行实验, 其中数据采集点主要分布在电缆接头井内, 部分工井配置了智能井盖, 且井内物联终端数量根据实际需要配置。在模型优化过程中, 为避免陷入局部最小值的问题, 采用最小二乘法和梯度下降法相结合的混合学习算法。

#### 4.1 电缆通道运维的终端功能设计

边缘物联感知层主要由传感器组件、控制模块、计算模块、通信模块、存储模块、电源模块和电机驱动模块组成, 集成了多种传感设备, 如工井液位感应等状态传感器, 以及有毒有害气体、温湿度监测等数据传感器, 如图 7 所示。

该模型配备了 1 台边缘服务器和 20 个边缘物联终端设备, 无线通信上行、下行链路的频谱带宽设置为 180 kHz, 边缘节点的传输功率为 29.2 dBm, 路径损耗因子为 4。

#### 4.2 分层边缘计算的任务卸载与调度效果分析

##### 4.2.1 不同任务卸载策略的比较

为验证文中分层边缘计算资源分配策略的有效性, 对以下 4 种策略进行比较。策略 1: 通信资源和计算资源优化分配; 策略 2: 通信资源平均分配, 计算资源优化分配; 策略 3: 通信资源优化分

配, 计算资源平均分配; 策略 4: 通信资源和计算资源均平均分配。平均延时结果如图 8 所示。



图 7 智能边缘物联终端的传感器体系

Fig. 7 Sensor for intelligent manhole cover

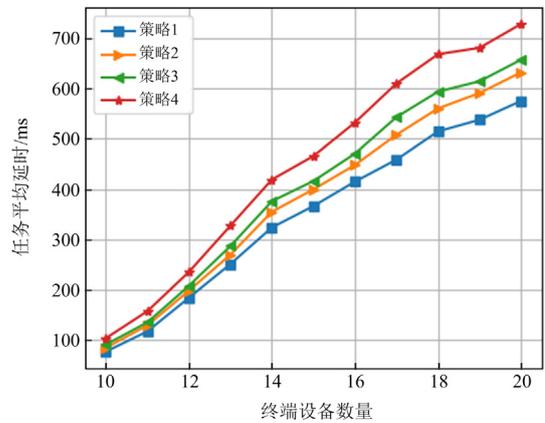


图 8 任务平均延时随终端数的变化

Fig. 8 Average task delay varies with the terminal quantities

由图 8 可知, 随着终端数量增加, 所有策略的任务平均延时都在增加。策略 1 的延时最小, 策略 4 的延时最大, 说明文中计及通信延迟和计算延迟的优化方法具备最好的降低时延效果, 显著降低了资源浪费。策略 2 的延时小于策略 3, 说明无线通信引起的传输时延明显小于计算时延, 优化计算资源比通信资源明显具有更好的效果。

##### 4.2.2 不同调度方法的比较

得到文中分层边缘计算不同任务量的平均延时, 对以下 3 种任务调度方法进行比较。方法 1: 任务动态调度方法; 方法 2: 先进先出顺序调度方法; 方法 3: 固定优先级调度方法。任务平均延时结果如图 9 所示。

分析可知, 方法 1 的任务平均时延最小, 说明文中提出的考虑实时价值密度、执行紧迫性和重要程度等多因素动态调度方法具有显著降低延时的效果; 方法 3 的任务平均时延最大, 说明先进先出顺序调度方法效果最差; 方法 2 的任务平均时延始终

小于方法 3, 但大于方法 1, 说明固定优先级任务调度方法能一定程度上降低任务时延。

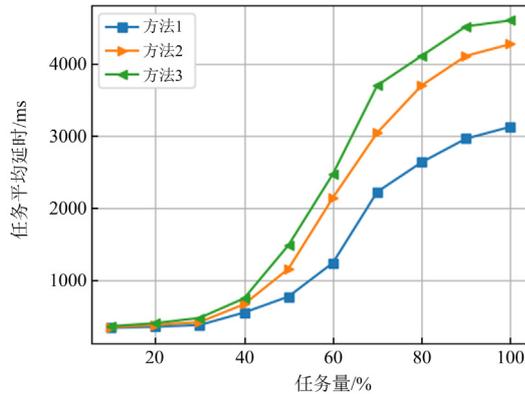


图 9 任务平均延时随任务量的变化

Fig. 9 Average task delay with the number of tasks

通过以上对比分析, 文中提出的分层边缘计算任务卸载与调度方法具有较好的低延时效果, 提升了任务处理的整体效率。

### 4.3 基于改进 ANFIS 的电缆通道状态评估及预警

#### 4.3.1 数据预处理与隐患分析

经过数据预处理, 将时间序列嵌入后构造为六维相空间, 并划分为 75%训练集和 25%测试集。对采集的环境变量进行预处理, 得到核密度估计分析结果如图 10 所示。

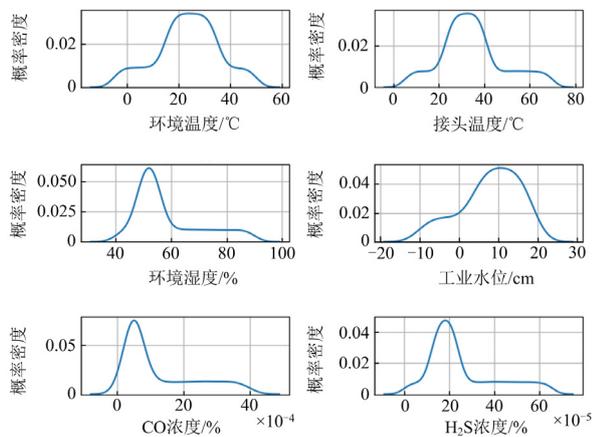


图 10 环境变量的核密度分析

Fig. 10 Kernel density analysis of environmental variables

由图 10 可知, 各变量的数据变化呈现出“单峰”特征, 尖峰位置对应的数值即为该变量的稳态典型值。结合安全阈值范围, 得到各变量的越限指标, 并根据偏离程度进行隐患排序, 结果如表 1 所示。

由表 1 可知, 隐患由大到小依次为: 环境湿度 > H<sub>2</sub>S 浓度 > 接头温度 > CO 浓度 > 环境温度, 可以

指导运维人员有针对性地加强巡检。

表 1 电缆通道高频故障的隐患分析结果

Table 1 Analysis results of high frequency faults of cable passages

变量	典型值	阈值	越限指标	隐患排序
环境温度/°C	25.4	60	0.58	6
环境湿度/%	52.6	60	0.12	1
接头温度/°C	31.8	60	0.47	3
集水井水位/cm	11.4	25	0.54	5
CO 浓度/%	$5.2 \times 10^{-4}$	$10 \times 10^{-4}$	$0.48 \times 10^{-4}$	4
H <sub>2</sub> S 浓度/%	$18 \times 10^{-5}$	$30 \times 10^{-5}$	$0.40 \times 10^{-5}$	2

#### 4.3.2 电缆通道运维状态评估

通过时序混沌和六维相空间重构, 结合改进 ANFIS, 对状态评估模型进行迭代训练, 10 折交叉验证并与原始算法比较, 得到评估指标平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)、决定系数(R-square, R<sup>2</sup>)如表 2 所示。

表 2 改进 ANFIS 与原始方法比较

Table 2 Comparison of improved ANFIS and original method

指标	MAE	MAPE	R <sup>2</sup>	平均训练时间/s
改进 ANFIS	0.0072	2.4653	0.9967	2.46
原始 ANFIS	0.0294	9.4732	0.8919	2.25

由表 2 分析可知, 改进 ANFIS 在额外消耗少量训练时间的前提下, 显著提升了分类准确度。输入测试集, 并对评估结果进行百分制打分, 结果如图 11 所示。

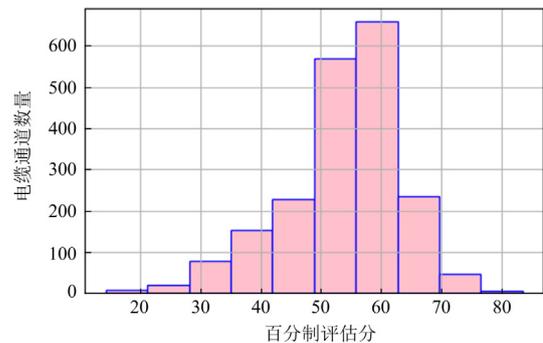


图 11 电缆通道百分制评分结果

Fig. 11 Result of the cable passage's percentage rating

由图 11 可知, 电缆通道样本评分结果主要集中在 [50,70] 分, 样本占比达 69.23%。说明该电缆通道多数时间维持中等运维水平, 少数情况下处于较低运行水平。因此, 可以适时将该通道纳入运维计划。

#### 4.3.3 电缆通道风险类型及等级标定

根据电缆通道样本不同时段多参量的评估值

变化, 层次聚类后划分为不同的风险状态, 如图 12 所示。

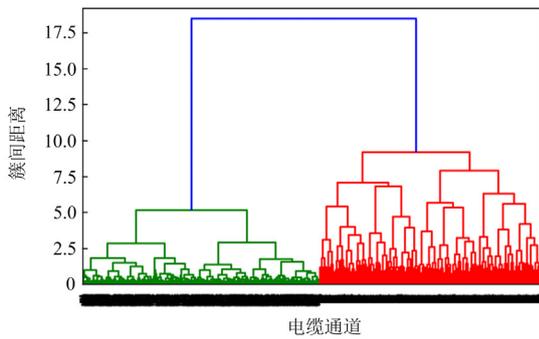


图 12 电缆通道风险状态聚类结果

Fig. 12 Clustering results of cable passages risk states

由图 12 可知, 根据层次聚类分析结果, 可以将区域内电缆通道标记为 I、II 两类风险状态, 并结合评估值标定 6 个防范等级, 如表 3 所示。

依据表 3, 可以对电缆通道 I、II 类风险分别采取不同的运维策略, 从而进行差异化运维。同时, 对于高风险等级时段, 需要加大运维力度; 对于低风险等级时段, 可做好常态化工作安排。

表 3 电缆通道风险类型及等级

Table 3 Cable passage risk types and levels

类型	I 类			II 类		
评估分	<50	[50,70]	>70	<50	[50,70]	>70
风险等级	高	中	低	高	中	低

## 5 结论

本文提出了一种配电物联网边缘计算场景下基于改进 ANFIS 的电缆通道综合评估及智能预警方法, 主要有以下创新。

1) 运用边缘物联终端, 构建了基于配电物联网和边缘计算的电缆通道综合监测体系, 可灵活扩展感知层传感设备, 具备动力控制、安全监测、电缆本体监测、通道环境监测、消防管控等 5 类功能。

2) 提出分层边缘计算模型, 不仅最小化计算延迟和通信延迟, 还可结合任务价值密度等多因素进行动态调度, 有效提升了资源任务执行效率。

3) 通过相空间重构对 ANFIS 进行改进, 显著提升了分类器准确度指标, 实现对电缆通道状态多参量的综合评估, 并可在不同时间段划分风险类型和风险等级, 对提升运维效率具有现实意义。

## 参考文献

[1] 王金丽, 李丰胜, 解芳, 等. “双碳”战略背景下新型配电网技术标准体系[J]. 中国电力, 2023, 56(5): 22-31.

WANG Jinli, LI Fengsheng, XIE Fang, et al. Research on technical standard system of new distribution system under double-carbon strategy[J]. Electric Power, 2023, 56(5): 22-31.

[2] 闫轰达, 李文鹏, 张翀, 等. 500 kV 电力电缆用国产交联聚乙烯绝缘材料性能分析[J]. 中国电力, 2023, 56(2): 86-92.

YAN Hongda, LI Wenpeng, ZHANG Chong, et al. Performance analysis of a domestic crosslinked polyethylene insulating material for 500 kV power cable[J]. Electric Power, 2023, 56(2): 86-92.

[3] 何嘉弘, 何康, 董博文. 配网电缆接头内部缺陷电场特征研究及电树发展分析[J]. 电力工程技术, 2023, 42(1): 154-161.

HE Jiahong, HE Kang, DONG Bowen. Electric field characteristics investigation and electrical tree propagation of distributed network cable joint with defects[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(1): 154-161.

[4] 史强, 刘鹏, 李金嵩, 等. 基于 t-SNE 与 CFSFDP 算法的多源局部放电脉冲分类技术[J]. 中国电力, 2022, 55(5): 102-110.

SHI Qiang, LIU Kun, LI Jinsong, et al. Multi-source partial discharge pulse classification technology based on t-SNE and CFSFDP algorithms[J]. Electric Power, 2022, 55(5): 102-110.

[5] 陈皇熹, 方春华, 普子恒, 等. 基于 VMD-WVD 相位法的长电缆局放双端定位[J]. 电力工程技术, 2022, 41(3): 171-177.

CHEN Huangxi, FANG Chunhua, PU Ziheng, et al. Double-ended positioning of partial discharge for long cable based on VMD-WVD phase method[J]. Electric Power Engineering Technology, 2022, 41(3): 171-177.

[6] 霍文涛, 张冬冬. 电力网络安全主动式风险预警系统设计[J]. 电力安全技术, 2023, 25(4): 36-39.

HUO Wentao, ZHANG Dongdong. Design of active risk early warning system for power network safe[J]. Electric Safety Technology, 2023, 25(4): 36-39.

[7] ZHANG Q, LI X, LI X, et al. Design of wireless sensor network in intelligent distribution network[C] // International Conference on Advanced Electrical and Energy Systems (AEES), 2022, Lanzhou, China: 227-232.

[8] HENNA S, DAVY A. Distributed and collaborative high-speed inference deep learning for mobile edge with topological dependencies[J]. IEEE Transactions on Cloud Computing, 2022, 10(2): 821-834.

[9] ATRIGNA M, BUONANNO A, CARLI R, et al. A machine learning approach to fault prediction of power distribution grids under heatwaves[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2023, 59(4): 4835-4845.

[10] 赵兴强, 戴志新, 张祖伟, 等. 智能井盖的钹式压电发电装置研究[J]. 压电与声光, 2022, 44(2): 310-315.

- ZHAO Xingqiang, DAI Zhixin, ZHANG Zuwei, et al. Research on cymbal piezoelectric generating device for smart manhole cover[J]. *Piezoelectrics & Acousto-optics*, 2022, 44(2): 310-315.
- [11] 孙浩洋, 张冀川, 王鹏, 等. 面向配电物联网的边缘计算技术[J]. *电网技术*, 2019, 43(12): 4314-4321.  
SUN Haoyang, ZHANG Jichuan, WANG Peng, et al. Edge computation technology based on distribution internet of things[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(12): 4314-4321.
- [12] 刘嘉宁, 苏卓, 王可, 等. 配电物联网自动化业务云边协同资源弹性配置方法[J]. *电力建设*, 2023, 44(8): 118-127.  
LIU Jianing, SU Zhuo, WANG Ke, et al. Elastic configuration method of cloud-edge collaborative resources for distribution internet of things automation business[J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(8): 118-127.
- [13] 张大波, 李雪婷, 陶维青. 基于边缘计算和深度学习的有限信息配电网单相接地故障区段定位[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(24): 22-32.  
ZHANG Dabo, LI Xueting, TAO Weiqing. Single-phase ground fault section location in distribution networks with limited information based on edge computing and deep learning[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(24): 22-32.
- [14] 王红霞, 王波, 董旭柱, 等. 面向多源电力感知终端的异构多参量特征级融合: 融合模式、融合框架与场景验证[J]. *电工技术学报*, 2021, 36(7): 1314-1323.  
WANG Hongxia, WANG Bo, DONG Xuzhu, et al. Heterogeneous multi-parameter feature-level fusion for multi-source power sensing terminals: fusion mode, fusion framework and application scenarios[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2021, 36(7): 1314-1323.
- [15] SHAO S, LI Y, GUO S, et al. Delay and energy consumption oriented UAV inspection business collaboration computing mechanism in edge computing based electric power IoT[J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2023, 32(1): 13-25.
- [16] 刘向军, 周凯, 孙毅, 等. 面向新型电力系统的边缘缓存与计算资源迁移策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(24): 134-142.  
LIU Xiangjun, ZHOU Kai, SUN Yi, et al. Edge cache and computing resource migration strategy for new power systems[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(24): 134-142.
- [17] WANG K, WU J, ZHENG X, et al. Cloud-edge orchestrated power dispatching for smart grid with distributed energy resources[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2023, 11(2): 1194-1203.
- [18] HAN J, CAI C, QIU Y, et al. Investigation on optimal power flow calculation method of distribution network based on convex optimization[C] // *IEEE International Conference on Sensors, Electronics and Computer Engineering (ICSECE)*, August 18-20, 2023, Jinzhou, China: 410-413.
- [19] 王赛一, 余建平, 孙丰杰, 等. 电力大数据的价值密度评价及结合改进 k-means 的提升方法研究[J]. *智慧电力*, 2019, 47(3): 8-15.  
WANG Saiyi, YU Jianping, SUN Fengjie, et al. Evaluation and promotion methods with improved k-means for value density of electric power big data[J]. *Smart Power*, 2019, 47(3): 8-15.
- [20] HADI F A, ALY H H H, LITTLE T. A proposed adaptive filter for harmonics mitigation based on adaptive neuro fuzzy inference system model for hybrid wind solar energy system[C] // *IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, September 18-20, 2022, Halifax, NS, Canada: 165-169.
- [21] SHAHZAD A S, PRASHANT. Grid power quality enhancement using an ANFIS optimized PI controller for DG[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2022, 7(1): 1-14.
- [22] 孙淑琴, 祁鑫, 袁正海, 等. 基于混沌理论的电力系统微弱谐波检测方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(15): 76-86.  
SUN Shuqin, QI Xin, YUAN Zhenghai, et al. A weak harmonic detection method for a power system based on chaos theory[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(15): 76-86.
- [23] UMOH E A, UMAR M, UMAR M N. Chaos theory applied to cascading disaster dynamics, modelling and control[C] // *IEEE Nigeria 4th International Conference on Disruptive Technologies for Sustainable Development (NIGERCON)*, April 5-7, 2022, Lagos, Nigeria: 1-4.
- [24] HOU H, LIU C, WANG Q, et al. Load forecasting combining phase space reconstruction and stacking ensemble learning[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2023, 59(2): 2296-2304.

收稿日期: 2023-11-29; 修回日期: 2024-03-20

作者简介:

李宏川(1992—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为配电运行优化技术; E-mail: b878868@outlook.com

王海冰(1991—), 男, 通信作者, 博士, 硕士生导师, 研究方向为电力系统优化与运行、综合评估等。E-mail: wanghb91@usst.edu.cn

(编辑 张颖)