

doi: 10.11835/j.issn.1000-582X.2021.218

# 面向云边协同的配电变压器运行状态评估及态势预测

张波<sup>1</sup>, 刘海涛<sup>1</sup>, 彭港<sup>2</sup>, 范敏<sup>2</sup>, 贾世韬<sup>2</sup>, 孙勇<sup>3</sup>

(1. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192; 2. 重庆大学自动化学院, 重庆 400044;  
3. 国网山东省电力公司电力科学研究院, 济南 250000)

**摘要:**随着电力物联网建设的高速推进,在配电物联网“云管边端”建设体系指导下,文章提出一种配电变压器运行状态评估与趋势预测通用技术架构。该架构将分别部署在云中心与边缘节点处,在云边协同机制支持下分析处理海量电力数据,完成对大规模配电变压器集群的运行管理。具体流程包括提取配电变压器基础状态、即时状态、累积状态等多维特征,构建评估指标体系,通过动态评估模型实现对配电变压器运行状态的实时画像描述;根据特征数据流的时序性和变化趋势,借助长短期记忆循环神经网络提取数据规律,结合支持向量回归模型进行预测,获得未来时段的特征数据流,并以此输入动态评估模型,实现配电变压器未来运行态势预测。最后,通过实例论证了该技术架构的适用性和先进性。

**关键词:**数据驱动;云边协同;运行状态实时画像;长短期记忆人工神经网络;支持向量回归;态势预测

中图分类号:TM421

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2023)05-050-12

## Operation state assessment and situation prediction of distribution transformer for cloud edge collaboration

ZHANG Bo<sup>1</sup>, LIU Haitao<sup>1</sup>, PENG Gang<sup>2</sup>, FAN Min<sup>2</sup>, JIA Shitao<sup>2</sup>, SUN Yong<sup>3</sup>

(1. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, P. R. China; 2. College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China; 3. State Grid Shandong Electric Power Research Institute, Jinan 250000, P. R. China)

**Abstract:** The construction of the Power Internet of Things has been under rapid progress. With the guidance of the “cloud-pipe-edge-terminal” construction system, this paper presents a general technical framework for operation state evaluation and trend prediction of distribution transformer. The framework is deployed in cloud center and edge nodes, and use the cloud edge collaboration mechanism to analyze and process massive power data so as to complete the operation management of large-scale distribution transformer cluster. The specific process includes extracting multi-dimensional characteristics of distribution transformer, such as basic state, real-time state and cumulative state, constructing evaluation index system, and realizing real-time portrait description of distribution transformer operation state through dynamic evaluation model. According to the time order and

收稿日期:2021-06-10 网络出版日期:2021-09-26

基金项目:国家电网有限公司总部科技项目(5206001900F7)。

Supported by the State Grid Corporation of China Science and Technology (5206001900F7).

作者简介:张波(1984—),男,博士,高级工程师,主要从事配电网运行与控制、微电网技术等研究,(E-mail)zhangbo1@epri.sgcc.com.cn。

通信作者:范敏,女,副教授,(E-mail)fanmin@cqu.edu.cn。

change trend of the characteristic data stream, Long Short-Term Memory network (LSTM) is used for extracting the regulations of characteristic data, and Support Vector Regression model (SVR) for its prediction. Then, the future characteristic data flow is obtained and input into the dynamic evaluation model to realize the future operation trend prediction of the distribution transformer. Finally, examples are given to illustrate the advanced nature and applicability of the technology framework.

**Keywords:** data driven; cloud edge collaboration; real time portrait of operation state; LSTM; SVR; trend prediction

配电变压器作为配电网的核心设备,对其进行有效的运行状态评估与预测,对于建设坚强配电网、保障电力系统的安全平稳运行具有重要意义。变压器运行状态评估方法的主要建模思路<sup>[1-7]</sup>是构建评估指标体系,确定指标权重值;建立指标评估规则,对各指标的评估情况进行加权综合,得到配电变压器的最终评估结果。

在已有的变压器运行状态评估研究方法中,文献[8-11]大多利用变压器绝缘油相关的特性作为评估指标,该类方法仅适用于油浸式变压器,并且评估周期较长;文献[12-14]主要以变压器运行工况和历史记录的相关特性作为评估指标,可用于干式和油浸式变压器,该类方法存在评估数据获取困难、指标计算复杂等不足,并且引入非数值型的定性指标,增加了评估的不确定性;文献[15]和文献[16]研究铁芯和绕组相关电气试验指标的计算函数,试图用这些指标表征变压器状态,该类方法基于特定的条件和理想的假设,在实际环境中难以复现。综上所述,已有的研究方法在通用性上还存在欠缺。

随着电网在线监测技术的广泛应用,电力设备的实时监控数据增多,以数据为驱动的人工智能方法渐渐应用于电力指标和电力设备状态的预测。文献[17-18]分析了电力负荷数据的变化规律及影响其变化的特征量,采用人工神经网络建立电力负荷的短期预测模型。文献[19]和文献[20]分别采用概率图和机器学习模型对变压器绝缘油中的溶解气体的产生及发展规律进行分析,进而对变压器的状态进行预测,但该类方法仅用于油浸式变压器,且受现场监测条件限制,大部分变压器不易获取绝缘油中溶解气体相关数据。目前,电力设备状态预测的方法研究还处于探索初期,未来电力设备的实时监控数据逐渐完备,如何挖掘并利用数据价值是建立电力设备状态评估与预测模型的关键。

低压配电网下的配电变压器数量不断增加,配用电环节产生的数据逐渐呈现出海量、数据复杂、处理逻辑复杂、存储周期长、计算频度高的大数据特征<sup>[21-22]</sup>。在配电物联网技术下,采用“云管边端”架构,云中心负责数据深度挖掘和高级业务的处理,边缘计算终端负责数据采集和就地处理,满足业务的实时要求,云边协同机制为电力大数据的深入分析提供了有效的解决方案<sup>[23-24]</sup>。笔者借鉴已有方法中变压器评估模型和电力指标预测的思想,从数据驱动的角度提出一种配电变压器运行状态评估与预测的通用技术架构,在云边协同机制支持下部署在云端与边端,能够快速分析海量的电力数据,完成对大规模配电变压器集群的运行管理。该技术构架是对配电变压器健康管理模式的有益探讨,使配电变压器运行管理更加灵活、高效,具有较好的适用性。

## 1 动态评估及趋势预测技术架构

随着电力物联网的发展,电力设备的监控数据增多,对电力设备状态的评估更为实时、高效、准确。笔者从数据驱动的角度,提出一种配电变压器运行状态评估与趋势预测的技术架构(见图1)。在配电物联网“云管边端”的建设体系下,该构架由云边协同机制支持进行部署,可以对大规模配电变压器集群的运行状态并行评估和预测,对干式和油浸式配电变压器均适用。具体表现为将数据采集和特征提取功能部署在边缘融合终端上,将运行状态评估与预测模型部署在云中心,形成数据协同、业务协同、计算资源协同的运行策略和内在逻辑,云边协同的机制能够提高数据处理能力,使大规模配电变压器集群的运行状态评估与预测满足实时响应,从而实现配电变压器精准运维管理。

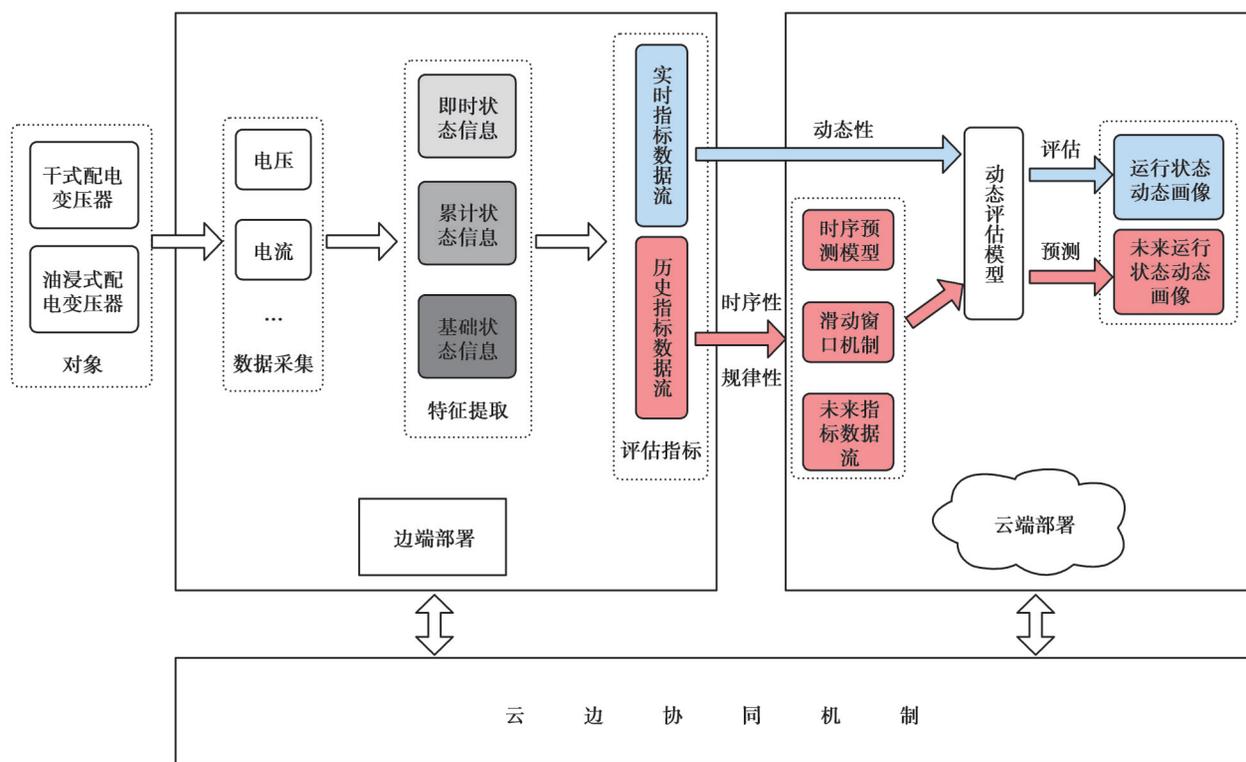


图1 运行状态评估与预测技术架构

Fig. 1 Technical framework of operation state assessment and prediction

笔者从配电变压器的电压、电流等监测数据中提取多维特征,包括配电变压器运行的基础状态、即时状态、累积状态等,以此构建配电变压器运行状态的评价指标体系,建立动态评估模型,实现配电变压器运行状态的实时画像描述,从而及时掌握配电变压器运行状态的变化规律。相比变压器的电气试验和油气试验指标,文中所提取的多维特征易计算、实时性更强,计算时间尺度可动态调整,满足配电设备状态评估实际工作的动态需求。描述配电变压器运行状态动态变化的多维特征具有一定的时序性和变化规律,利用人工智能模型对其建模预测,结合动态评估方法,能够对配电变压器未来的运行状态进行画像描述,提前感知运行状态的劣化趋势,有助于开展配电变压器预测性维护工作。采用滑动窗口机制对特征进行预测,可以灵活控制预测时间尺度,满足实际工作的动态需求。

## 2 配电变压器运行状态评估

### 2.1 指标体系

笔者参考国家电网公司导则文件<sup>[25]</sup>,并对某供电区域的配电变压器(包括正常运行和故障)的历史运行数据进行详细分析,从配电变压器的电压、电流数据中提取能够反映变压器运行状态且容易计算的状态信息作为主要评估指标,构建一套配电变压器运行状态评估指标体系,包含目标层、准则层和指标层,如表1所示。将数据采集、特征提取和历史数据存储等业务部署在边缘智能融合终端上,分担云中心算力的承载压力,加快数据处理速度。

评估指标设计为实时型、统计型和基础型3种类型,实时型指标可以表征配电变压器当前的运行状况,统计型指标可以反映配电变压器历史累积运转状况,基础型指标是配电变压器本身的固有特性。以上评估指标均可用于干式和油浸式配电变压器的运行状态评估,并且统计型指标可以根据工作实际需要动态设置统计时间尺度。

表1 配电变压器运行状态评估指标体系  
Table 1 Evaluation index system of operation state of distribution transformer

| 目标层             | 准则层 | 指标层       |
|-----------------|-----|-----------|
| 配电变压器运行状态评估指标体系 | 实时型 | 负载率       |
|                 |     | 三相不平衡度    |
|                 |     | 电压偏差      |
|                 |     | 重载累计时间    |
|                 | 统计型 | 重载持续时间    |
|                 |     | 过载累计时间    |
|                 |     | 过载持续时间    |
|                 |     | 三相不平衡累计时间 |
|                 |     | 三相不平衡持续时间 |
|                 |     | 电压偏差累计时间  |
|                 |     | 电压偏差持续时间  |
|                 |     | 基础型       |
| 寿命系数            |     |           |

文中实时型和基础型指标的计算方法参考了国家电网公司导则文件<sup>[25]</sup>。为了及时反映配电变压器异常运行的累积效应,提出了重载累计/持续时间、过载累计/持续时间、三相不平衡累计/持续时间和电压偏差累计/持续时间等8个统计型指标,其计算方法具体设置如下:

1)重载累计时间  $L_{zz}$

$$k_i = \begin{cases} 1, & \epsilon_i > 0.8, \\ 0, & 0 \leq \epsilon_i \leq 0.8, \end{cases} \quad (1)$$

$$L_{zz} = \sum_i^t k_i, \quad (2)$$

式中: $\epsilon_i$ 为第*i*时刻配电变压器的负载率; $k_i$ 为第*i*时刻配电变压器重载状态; $t$ 为对历史数据的统计时间尺度,文中统计时间尺度为24 h。

2)重载持续时间  $C_{zz}$

$$C_{zz} = \begin{cases} C_{zz-1} + 1, & \epsilon > 0.8, \\ 0, & 0 \leq \epsilon \leq 0.8, \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\epsilon$ 为当前时刻配电变压器的负载率; $C_{zz-1}$ 为配电变压器上一时刻的重载持续时间。

3)过载累计时间  $L_{gz}$

$$m_i = \begin{cases} 1, & \epsilon_i > 1, \\ 0, & 0 \leq \epsilon_i \leq 1, \end{cases} \quad (4)$$

$$L_{gz} = \sum_i^t m_i, \quad (5)$$

式中, $m_i$ 为第*i*时刻配电变压器过载状态。

4)过载持续时间  $C_{gz}$

$$C_{gz} = \begin{cases} C_{gz-1} + 1, & \epsilon > 1, \\ 0, & 0 \leq \epsilon \leq 1, \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\epsilon$ 为当前时刻配电变压器的负载率; $C_{gz-1}$ 为配电变压器上一时刻的过载持续时间。

5)三相不平衡累计时间  $L_{bph}$

$$q_i = \begin{cases} 1, & \omega_i \geq 0.25, \\ 0, & 0 \leq \omega_i < 0.25, \end{cases} \quad (7)$$

$$L_{bph} = \sum_i^t q_i, \quad (8)$$

式中: $\omega_i$ 为第*i*时刻配电变压器的三相不平衡度; $q_i$ 为第*i*时刻配电变压器三相不平衡状态。

6)三相不平衡持续时间  $C_{bph}$

$$C_{\text{bph}} = \begin{cases} C_{\text{bph}-1} + 1, & \omega \geq 0.25, \\ 0, & 0 \leq \omega < 0.25, \end{cases} \quad (9)$$

式中： $\omega$ 为当前时刻配电变压器的三相不平衡度； $C_{\text{bph}-1}$ 为配电变压器上一时刻的三相不平衡持续时间。

7)电压偏差累计时间  $L_{\text{pc}}$

$$p_i = \begin{cases} 1, & \theta_i \geq 0.1, \\ 0, & 0 \leq \theta_i < 0.1, \end{cases} \quad (10)$$

$$L_{\text{pc}} = \sum_i^t p_i, \quad (11)$$

式中： $\theta_i$ 为第  $i$  时刻配电变压器的电压偏差； $p_i$ 为第  $i$  时刻配电变压器电压偏差状态。

8)电压偏差持续时间  $C_{\text{pc}}$

$$C_{\text{pc}} = \begin{cases} C_{\text{pc}-1} + 1, & \theta \geq 0.1, \\ 0, & 0 \leq \theta < 0.1, \end{cases} \quad (12)$$

式中： $\theta$ 为当前时刻配电变压器的电压偏差； $C_{\text{pc}-1}$ 为配电变压器上一时刻的电压偏差持续时间。

## 2.2 指标权重

文中选用层次分析(analytic hierarchy process, AHP)和德尔菲法(Delphi)的综合模型计算指标权重值。AHP是为了将复杂问题进行分解而形成的一种方法,它通过对复杂问题进行分析,将总问题分解成很多子问题,再将子问题分解成更小的问题,从而建立起层次分明的指标体系来描述复杂的问题。Delphi也称专家打分法,是一种能够充分利用群体专家的知识 and 经验的评估方法。由于AHP主观性太强,因此引入Delphi,使指标权重更客观。

AHP-Delphi法计算指标权重的流程为:让多个专家为指标的两两判断矩阵赋值,求取两两判断矩阵的平均判断矩阵;计算平均判断矩阵离散度,检验专家意见一致性,若专家意见不一致,返回第一步重新赋值计算,若一致,将平均判断矩阵作为AHP的输入矩阵;计算输入矩阵的最大特征值 $\lambda_{\text{max}}$ 以及对应的特征向量 $\alpha$ ,利用 $\lambda_{\text{max}}$ 检验输入矩阵的一致性,若检验不通过,返回第一步重新赋值计算,若通过,将 $\alpha$ 归一化后的数值作为指标权重值。

## 2.3 实时动态评估

周期性的试验指标和工况记录常用于配电变压器的状态评估,对这些信息的融合需要引入复杂的模糊理论,导致评估效率较低,实时性不强。文中所提取的指标均为数值型,因此对各个指标建立分段评估规则,分段区间以及相应的指标得分由专家的知识 and 经验得到。对指标数据流进行实时评估和加权综合,得到配电变压器运行状态实时动态画像。配电变压器运行状态实时动态评估流程如图2所示。

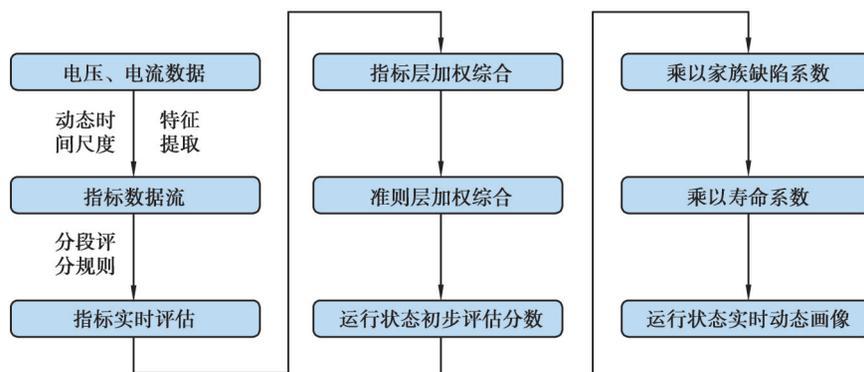


图2 配电变压器运行状态评估流程

Fig. 2 Evaluation process of operation state of distribution transformer

指标和配电变压器的评估结果均采用百分制,分数越低表示指标和配电变压器的状态越差,配电变压器发生故障的概率越高。根据评估结果得分,将配电变压器的运行状态分为“优”“良”“中”“差”4种状态,运行状态与评估分值对应的关系如表2所示。“优”状态表示评估指标数值较小,均在正常范围内;“良”状态表示

指标数值有增大的趋势,但还处于正常范围内;“中”状态表示指标数值持续增大,并且超过正常范围;“差”状态表示指标数值明显增大,远超出正常范围。

表 2 配电变压器运行状态与评估分值关系

**Table 2 Relationship between operation state and evaluation score of distribution transformer**

| 评估分值 | $85 \leq \text{得分} < 100$ | $75 \leq \text{得分} < 85$ | $60 \leq \text{得分} < 75$ | 得分 $< 60$ |
|------|---------------------------|--------------------------|--------------------------|-----------|
| 状态   | 优                         | 良                        | 中                        | 差         |

### 3 配电变压器运行状态趋势预测

#### 3.1 指标预测

##### 3.1.1 长短期记忆神经网络

长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)作为一种高效的循环神经网络结构<sup>[26]</sup>,在各个领域得到了广泛的应用。在处理长期依赖关系时,LSTM 主要是为了克服标准循环神经网络梯度消失的问题而设计。神经元是人工神经网络中最基本的结构,LSTM 的神经元模型如图 3 所示,LSTM 将输入门、输出门和遗忘门添加到神经元中,这样的结构可以有效地缓解梯度消失的问题。将多个 LSTM 神经元进行连接与排列,形成能够提取数据序列时间特征的循环网络结构。

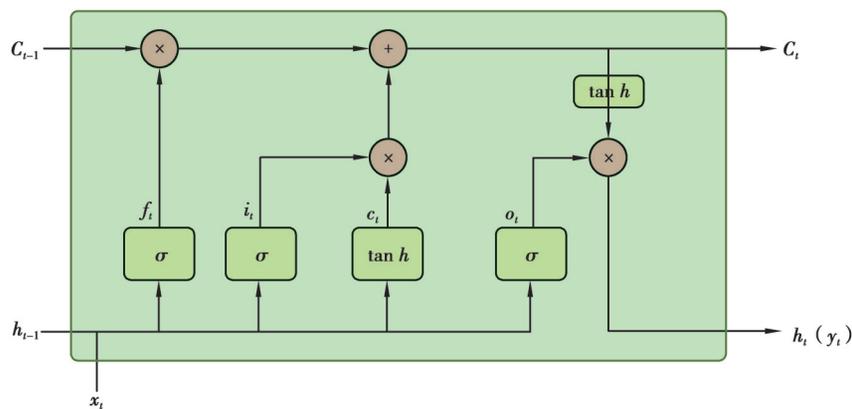


图 3 LSTM 的神经元模型

Fig. 3 Neural unit model of LSTM

##### 3.1.2 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)是一种二分类算法,其核心思想是基于间隔最大化的规则寻找一个超平面,将数据样本进行分割。在分类任务中,SVM 将问题转化为一个凸二次规划来求解。支持向量回归(support vector regression, SVR)是基于 SVM 实现的回归模型,其基本原理是将原始数据样本投射到高维的特征空间,再通过线性回归在高维空间中寻求最优的回归超平面,从而实现数据分析和预测的目的<sup>[27]</sup>。SVR 本质是 SVM,所以将 SVM 实现的分类和回归模型统称为 SVM。SVM 能够有效解决高维特征的回归问题,并且泛化能力强。

以二分类任务为例,给定训练数据集  $T = \{ (\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N) \}$ , 其中  $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n, y_i \in \{+1, -1\}, i = 1, 2, \dots, N, \mathbf{x}_i$  为第  $i$  个特征向量,  $y_i$  为类标记。寻找一个超平面对上述数据进行划分,并且使超平面两侧的空白区域最大化,超平面记作  $(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b = 0$ 。根据以上定义,SVM 模型求解最大分割超平面问题可以表示为以下约束最优化问题:

$$\min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2, \tag{13}$$

$$\text{s.t. } y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, N. \tag{14}$$

式(13)和式(14)是含有不等式约束的凸二次规划问题,可以使用拉格朗日乘子得到其对偶问题,便于计算优化。除此之外,在SVM的对偶问题求解中,引入核函数和软间隔最大化,可以较好地解决非线性回归问题。

### 3.1.3 LSTM-SVM 预测模型

实时型指标具有时序数据的特征,其预测任务是一个多维非线性回归问题,文中结合LSTM模型和SVM模型各自的优点,采用LSTM-SVM模型对实时型指标进行预测。文中设计的LSTM-SVM模型具有3层LSTM网络结构和2层全连接神经网络结构,最后连接SVM模型,具体模型结构如图4所示。LSTM网络对输入的实时型指标数据进行时序规律特征提取,全连接神经网络进一步提取实时型指标数据的非线性特征,其中引入Dropout层缓解特征过拟合的问题;SVM模型对深度神经网络提取的多维特征进行回归学习,预测实时型指标的数值。

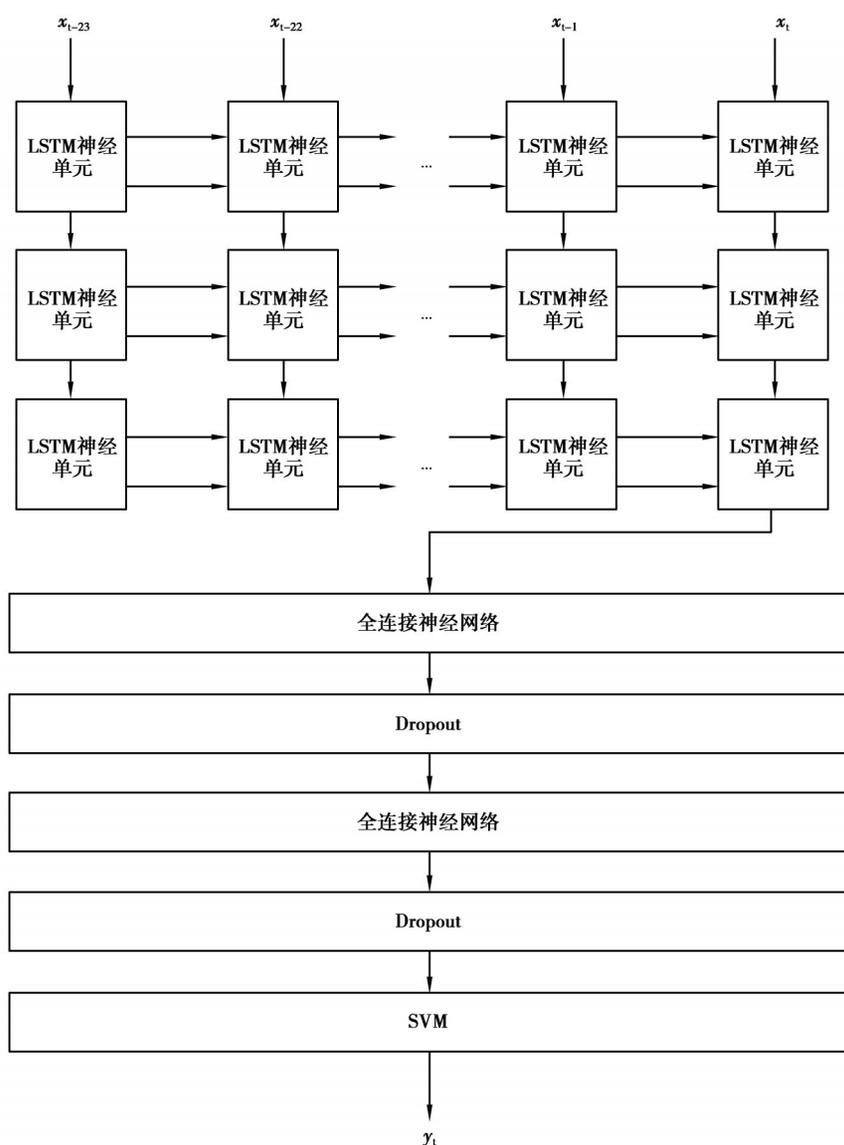


图4 LSTM-SVM 模型结构

Fig. 4 Model structure of LSTM-SVM

同时,考虑到预测的动态性,文中利用实时型指标当前时刻以及过去23个时刻的数值预测未来下一时刻的数值,采用滑动窗口机制可滚动预测未来多个时刻的数值。滑动窗口预测示意如图5所示。

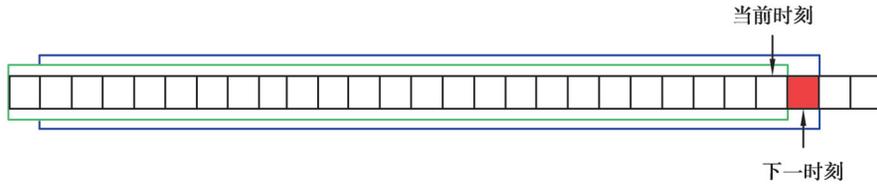


图 5 滑动窗口预测示意

Fig. 5 Window sliding prediction

### 3.2 运行状态趋势预测

结合上述指标预测和配电变压器运行状态动态评估模型,对配电变压器运行状态进行预测,配电变压器运行状态预测流程如图 6 所示。

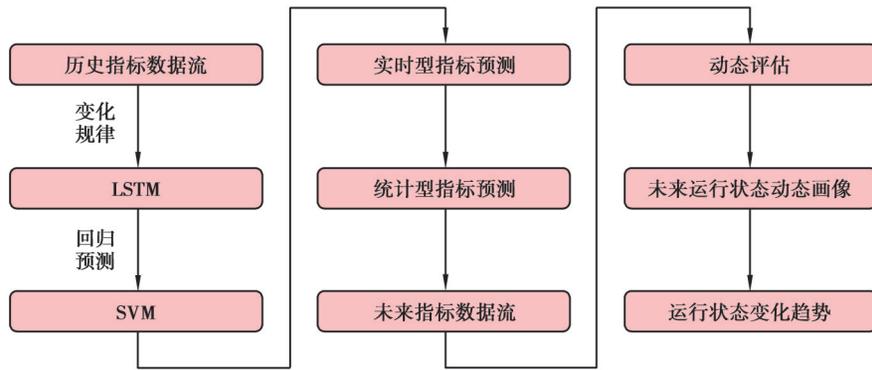


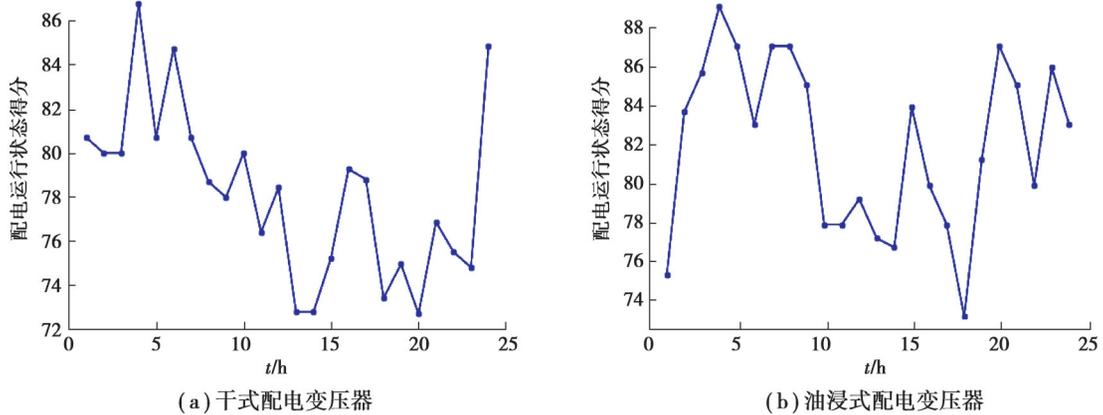
图 6 配电变压器运行状态预测流程

Fig. 6 Operation state prediction process of distribution transformer

## 4 算例分析

### 4.1 运行状态评估实例

在云边协同机制下,利用文中方法对某供电区域内的 46 台(34 台干式,12 台油浸式)配电变压器进行实时动态评估。边缘融合终端完成底层数据采集、特征提取等工作,并将特征数据流上传至云中心,云中心调用评估模型实现对配电变压器运行状态的实时评估,同时对数据进行存储,便于多维度地配电数据分析。从干式和油浸式配电变压器中各选取 1 种型号展示评估结果,配电变压器 1 天 24 小时运行状态的实时画像如图 7 所示。



(a) 干式配电变压器

(b) 油浸式配电变压器

图 7 配电变压器运行状态实时画像

Fig. 7 Real time portrait of operation state of distribution transformer

以图7(a)为例,从图中可以看出配电变压器运行状态的动态性变化,这是由指标的实时变化引起。文中指标数据的计算频率为一小时一次,可以改变指标数据的计算频率,实现配电变压器动态性评估。将实时评估结果与变压器实际运行情况进行对比,方法能够准确反映指标的变化情况和变压器的运行状态,并且通过对配电变压器历史的运行状态画像进行规律分析,可以掌握变压器运行状态的变化模式和劣化原因,从而制定及时、精准的维修策略。

#### 4.2 实时型指标预测实例

文中选取配电变压器2017年1月至7月的4944例实时型指标数据作为训练集,选取2017年8月的744例数据作为测试集。采用LSTM、SVM、LSTM-SVM 3种模型对实时型指标进行预测实验对比,在训练预测模型时,需要对数据进行标准化处理,以提高模型的预测精度。3种模型对测试集中某天数据样本的预测结果如图8所示。

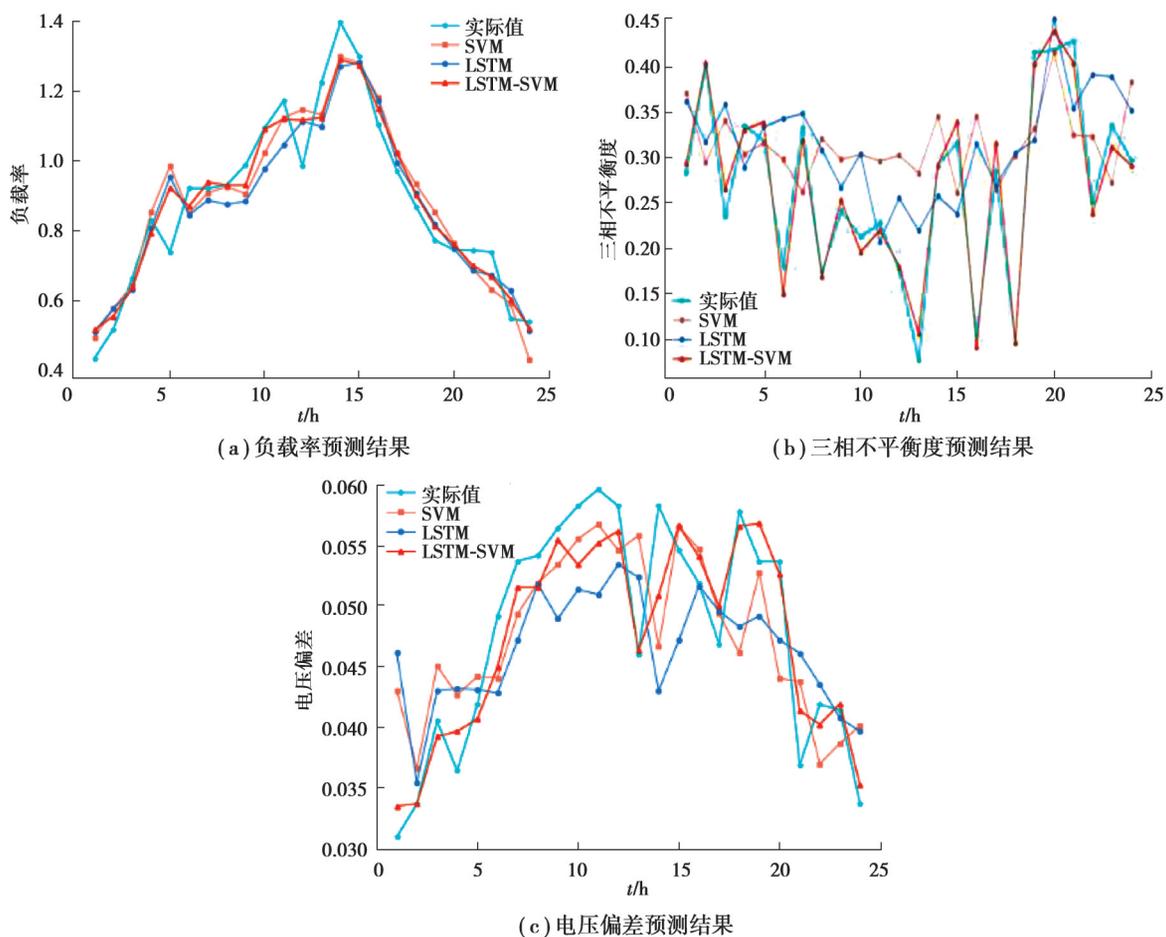


图8 实时型指标预测结果

Fig. 8 Real time index prediction results

对比图8中3种模型的预测结果,LSTM、SVM、LSTM-SVM均可拟合负载率和电压偏差的变化趋势,但LSTM-SVM更为精确;三相不平衡度的变化规律不明显,LSTM和SVM对其预测效果较差,但LSTM-SVM能够提取三相不平衡度的变化规律特征并准确拟合其变化趋势。利用某供电区域内的46台配电变压器进行上述模型验证,各个模型的平均绝对误差如表3所示。平均绝对误差体现模型的性能,其值越小,模型预测精度越高。表3中,LSTM-SVM模型对负载率、三相不平衡度、电压偏差3个实时型指标预测的平均绝对误差最小,进一步证明了文中提出的LSTM-SVM模型对实时型指标预测的有效性。

表 3 模型性能对比

Table 3 Performance comparison of different models

| 指标     | 模型       | 平均绝对误差/% |
|--------|----------|----------|
| 负载率    | SVM      | 9.935    |
|        | LSTM     | 8.941    |
|        | LSTM-SVM | 6.443    |
| 三相不平衡度 | SVM      | 8.235    |
|        | LSTM     | 8.238    |
|        | LSTM-SVM | 1.305    |
| 电压偏差   | SVM      | 0.645    |
|        | LSTM     | 0.701    |
|        | LSTM-SVM | 0.258    |

### 4.3 运行状态预测实例

在云边协同机制下,利用文中提出的研究方法对某供电区域内的 46 台(34 台干式,12 台油浸式)配电变压器进行运行态势预测。云中心利用历史特征数据以及边缘终端上传的实时特征数据,实现对特征数据的预测,并将未来时刻的特征数据输入到运行状态评估模型中,完成对配电变压器运行状态的预测。同样从干式和油浸式配电变压器中各选取 1 种型号展示预测结果,配电变压器未来运行状态的实时画像如图 9 所示。

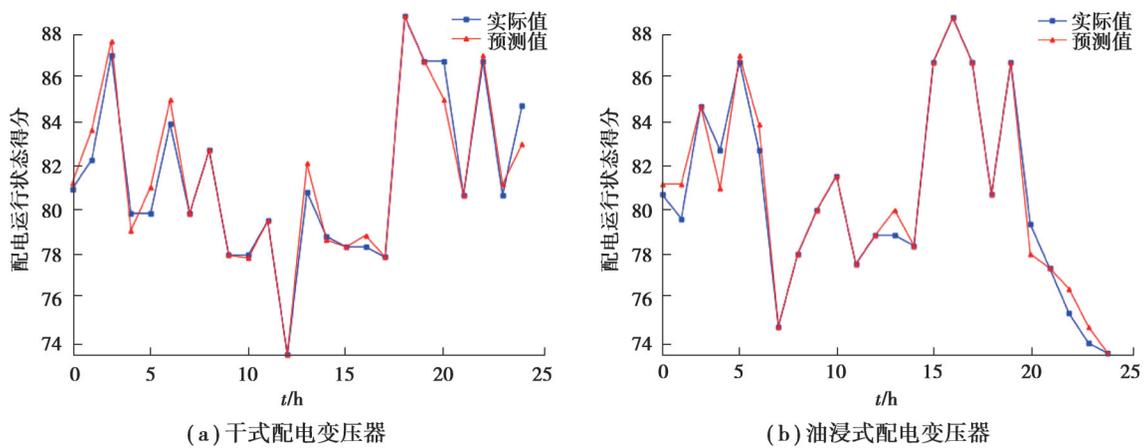


图 9 配电变压器未来运行状态实时画像

Fig. 9 Real time portrait of future operation state of distribution transformer

从图中可以看出,预测的运行状态画像与实际评估基本拟合,某些时刻存在分数偏差,但这些时刻的预测状态趋势与实际评估状态趋势是一致的,验证了预测模型的精确性。从未来运行状态画像中不仅可以提前感知风险状态,还能够分析运行状态的变化趋势。在图 9 中,2 台配电变压器的运行状态在未来 24 h 都未出现风险状态,但观察到油浸式配电变压器的运行状态在未来 5~7 h 出现短暂的劣化趋势后恢复良好状态,19~24 h 出现持续劣化的趋势。根据上述趋势预测,可以为配电变压器故障概率推断提供科学依据,有助于开展有效的预测性维护,从而为降低运维成本、提高配电设备可靠性提供保障。

## 5 结束语

在电力物联网逐步发展的背景下,以数据为驱动的电力分析技术是必然发展趋势。笔者从配电变压器电压、电流数据中动态提取能够反映变压器运行状态的多维信息,将其作为捕捉配电变压器运行状况动态变化的关键特征,提出一种配电变压器运行状态动态评估与预测的通用技术架构,相比以往的变压器状态评估方法,能够对配电变压器的运行状态进行实时画像描述,提前感知运行状态的劣化趋势。该架构在云边协同

机制支持下进行部署,形成数据协同、业务协同、计算资源协同的运行策略和内在逻辑,与数据直接上传至云端处理的过程相比,加快了数据中间结果计算、暂存的速度,显著提高了配电变压器运行状态评估与预测业务场景的效率,更加符合实际工程应用,为大规模配电变压器集群的运行管理提供一种新思路。最后通过实验验证了该架构的可行性与适用性,具有推广应用价值。但是,文中提出的滑动窗口预测机制存在误差累计问题,限制了预测时间尺度的延长,下一步将重点改善机器学习模型参数,提高预测精度。

## 参考文献

- [1] 皮杰,宋佳翰,张先捷,等.基于故障本征证据和特征指标的换流变压器状态评估[J].电力自动化设备,2020,40(6):128-134.  
Pi J, Song J H, Zhang X J, et al. Condition assessment of converter transformer based on intrinsic fault evidences and characteristic indicators[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(6): 128-134.(in Chinese)
- [2] 杨欢红,丁宇涛,周敬嵩,等.基于最优权重和区间灰数动态灰靶的变压器状态评估[J].电力系统保护与控制,2019,47(7):66-74.  
Yang H H, Ding Y T, Zhou J S, et al. A condition assessment method of transformers based on optimal weight and dynamic grey target with interval grey number[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(7): 66-74.(in Chinese)
- [3] 彭道刚,陈跃伟,范俊辉,等.基于层次分析法和粗糙集的变压器状态评估研究[J].高压电器,2019,55(7):150-157.  
Peng D G, Chen Y W, Fan J H, et al. Research on assessment of transformer state using analytic hierarchy process and rough set theory[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(7): 150-157.(in Chinese)
- [4] Zhang X, Li J L, Liu G Z, et al. Transformers condition evaluation based on Bayesian classifier[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2018, 452: 042031.
- [5] 谢成,曹张洁,温典,等.基于实时运行数据挖掘的配电变压器状态评估[J].浙江电力,2017,36(8):1-6.  
Xie C, Cao Z J, Wen D, et al. State evaluation of distribution transformers based on real-time operation data mining[J]. Zhejiang Electric Power, 2017, 36(8): 1-6.(in Chinese)
- [6] 宋人杰,刘瑞英,王林.灰色定权聚类 and 变权模式在变压器状态评估中的应用研究[J].电工电能新技术,2017,36(3):75-80.  
Song R J, Liu R Y, Wang L. Application of grey fixed weight clustering and variable weight model in transformer condition evaluation[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2017, 36(3): 75-80.(in Chinese)
- [7] Jasni J, Azmi A, Azis N, et al. Assessment of transformer health index using different model[J]. Pertanika Journal of Science and Technology, 2017, 25(1):143-150.
- [8] 章亮,杨俊杰.基于多维正态云模型的电力变压器状态评估[J].电测与仪表,2020,57(4):129-135.  
Zhang L, Yang J J. State assessment of power transformers based on multi-dimensional normal cloud model[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(4): 129-135.(in Chinese)
- [9] 谭贵生,曹生现,赵波,等.基于关联规则与变权重系数的变压器状态综合评估方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(1):88-95.  
Tan G S, Cao S X, Zhao B, et al. An assessment of power transformers based on association rules and variable weight coefficients[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 88-95.(in Chinese)
- [10] 吴广宁,夏国强,粟茂,等.基于频域介电谱和补偿因子的油纸绝缘水分含量和老化程度评估方法[J].高电压技术,2019,45(3):691-700.  
Wu G N, Xia G Q, Su M, et al. Evaluation method for moisture content and aging degree of transformer oil-paper insulation based on frequency dielectric spectroscopy and compensation factor[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(3): 691-700.(in Chinese)
- [11] Okabe S, Kaneko S, Kohtoh M, et al. Analysis results for insulating oil components in field transformers[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2010, 17(1): 302-311.
- [12] 杨志淳,靖晓平,乐健,等.基于MI-PSO-BP算法的配电设备状态实时评估方法[J].电力自动化设备,2019,39(12):108-113.  
Yang Z C, Jing X P, Le J, et al. Real-time condition assessment method based on MI-PSO-BP algorithm for distribution equipment[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12): 108-113. (in Chinese)
- [13] 徐岩,陈昕.基于合作博弈和云模型的变压器状态评估方法[J].电力自动化设备,2015,35(3):88-93.  
Xu Y, Chen X. Transformer status assessment based on cooperative game and cloud model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(3): 88-93. (in Chinese)

- [14] 阮羚, 谢齐家, 高胜友, 等. 人工神经网络和信息融合技术在变压器状态评估中的应用[J]. 高电压技术, 2014, 40(3): 822-828.  
Ruan L, Xie Q J, Gao S Y, et al. Application of artificial neural network and information fusion technology in power transformer condition assessment[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(3): 822-828.(in Chinese)
- [15] 刘兴平. 配电变压器健康状态在线监测与评估方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2013.  
Liu X P. Study on on-line monitoring and assessment for health status of distribution transformers[D]. Chongqing: Chongqing University, 2013. (in Chinese)
- [16] 陈一鸣, 梁军, 张静伟, 等. 基于改进参数辨识的三绕组变压器绕组状态在线监测方法[J]. 高电压技术, 2019, 45(5): 1567-1575.  
Chen Y M, Liang J, Zhang J W, et al. Method of online status monitoring for windings of three-winding transformer based on improved parameter identification[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(5): 1567-1575.(in Chinese)
- [17] 陆继翔, 张琪培, 杨志宏, 等. 基于CNN-LSTM混合神经网络模型的短期负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(8): 131-137.  
Lu J X, Zhang Q P, Yang Z H, et al. Short-term load forecasting method based on CNN-LSTM hybrid neural network model[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(8): 131-137.(in Chinese)
- [18] Jin X B, Wang H X, Wang X Y, et al. Deep-learning prediction model with serial two-level decomposition based on Bayesian optimization[J]. Complexity, 2020: 1-14.
- [19] 周淑, 孙超, 安文斗, 等. 基于云推理及加权隐式半 Markov 模型的变压器故障预测[J]. 高电压技术, 2015, 41(7): 2268-2275.  
Zhou Q, Sun C, An W D, et al. Transformer failure prediction based on cloud reasoning and weighted implicit semi-Markov model[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(7): 2268-2275.(in Chinese)
- [20] 代杰杰, 宋辉, 盛戈峰, 等. 采用 LSTM 网络的电力变压器运行状态预测方法研究[J]. 高电压技术, 2018, 44(4): 1099-1106.  
Dai J J, Song H, Sheng G H, et al. Prediction method for power transformer running state based on LSTM network[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1099-1106.(in Chinese)
- [21] Al Ridhawi I, Otoum S, Aloqaily M, et al. Providing secure and reliable communication for next generation networks in smart cities[J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 56: 102080.
- [22] Zhao J H, Li Q P, Gong Y, et al. Computation offloading and resource allocation for cloud assisted mobile edge computing in vehicular networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(8): 7944-7956.
- [23] Song F, Zhu M Q, Zhou Y T, et al. Smart collaborative tracking for ubiquitous power IoT in edge-cloud interplay domain[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(7): 6046-6055.
- [24] 罗浩, 陆文龙, 薛晨. 基于内存共享机制的容器间快速通信方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2016, 44(11): 103-106,122.  
Luo H, Lu W L, Xue C. Fast communication method between containers based on memory sharing mechanism[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016, 44(11): 103-106,122.(in Chinese)
- [25] 国家能源局. 中华人民共和国电力行业标准: DL/T 2106—2020 配网设备状态评价导则[S]. 北京: 中国电力出版社.  
National Energy Bureau of the People's Republic of China. DL/T 2106—2020 Electricity & Power Standard of the People's Republic of China: Guide for state evaluation of distribution network equipment [S]. Beijing: China Electric Power Press. (in Chinese)
- [26] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [27] Tan Z F, De G, Li M L, et al. Combined electricity-heat-cooling-gas load forecasting model for integrated energy system based on multi-task learning and least square support vector machine[J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 248: 119252.

(编辑 詹燕平)