

DOI:10.3969/j.issn.2097-0706.2022.09.011

基于多尺度极限融合网络的电力变压器故障 诊断方法研究

Research on fault diagnosis method of power transformers based on multi-scale extreme
fusion network

龙思成¹, 黄志鸿^{2*}
LONG Sicheng¹, HUANG Zhihong^{2*}

(1. 湖南星电集团有限责任公司, 长沙 410035; 2. 国网湖南省电力有限公司电力科学研究院, 长沙 410007)

(1. Hunan Xingdian Group Corporation Limited, Changsha 410035, China; 2. State Grid Hunan
Electric Power Corporation Research Institute, Changsha 410007, China)

摘要:针对固定参数数值的分类方法在电力变压器故障诊断上精度不高的问题,提出一种基于多尺度极限融合网络的诊断方法。该方法包含2个主要步骤。首先,基于不同参数尺度的极限学习机模型生成若干初始诊断结果。这些模型用于诊断同一组溶解性气体数据,获取不同的统计特性,为变压器故障诊断提供互补的统计信息。然后,采用基于决策级信息融合方法来融合不同尺度下诊断结果,提升故障诊断精度。共有487组试验数据用于模型训练和测试,结果表明:提出的故障诊断方法能精准地检测出6种常见变压器故障的类型,识别率为94%。相较于支持向量机和反向传播神经网络的诊断方法,诊断精度分别提高8%和13%,可满足电力企业对变压器故障诊断的应用需求。

关键词:电力变压器;故障诊断;智能电网;极限学习机;信息融合;多尺度极限融合网络

中图分类号:TK 01:TM 933

文献标志码:A

文章编号:2097-0706(2022)09-0078-06

Abstract: To cope with the low accuracy of the power transformer fault diagnosis taking a classification method with fixed-parameter algorithm, a new diagnosis method based on multi-scale extreme fusion network (MEFN) is proposed. There are two main steps in this method. Firstly, the initial diagnosis results are generated by extreme learning machine (ELM) models with different parameter scales. Models are made to analyze the same set of data about dissolved gas, and reflect different statistical characteristics, providing complementary statistical information to power transformer fault diagnosis. Then, the diagnostic results are fused by the decision-level information fusion algorithm, which can improve the accuracy of the power transformer fault diagnosis. Modeling training and test for the proposed method are made based on 487 sets of experimental data. The test results show that, MEFN can detect six types of common transformer faults with a high recognition accuracy of 94%. The recognition accuracy of MEFN is higher than that of support vector machine (SVM) and back-propagation (BP) neural network by 8% and 13%, respectively. The proposed method can meet the requirements on transformer fault diagnosis made by power companies.

Keywords: power transformer; fault diagnosis, smart grid; ELM; information fusion; MEFN

0 引言

变压器连接不同电压等级的电力网络,保障电力系统安全稳定运行^[1]。然而,变压器在长期运行中不可避免地受到环境因素的影响^[2],内部绝缘油质量退化并释放溶解性气体,如H₂, CH₄和C₂H₂等^[3-4],导致发生故障。

为分析电力变压器中的气体体积分数并诊断故障类型,研究人员先后提出几种溶解气体分析方法,例如关键气体法^[5], Roger Ratio法^[6]和Duval三角法^[7]。这些方法通过计算各种溶解性气体成分来诊断变压器的故障类型,但可能无法为每种气体的比值组合提供合理解释。因此,传统的溶解气体分析方法在变压器诊断故障上具有一定的局限性。

目前,一些机器学习方法已成功应用在电力变压器故障诊断中。这些方法根据故障类型和特征

收稿日期:2022-05-05;修回日期:2022-07-01

基金项目:国网湖南省电力公司科技项目(5216A520000V)

气体之间的统计关系进行故障分析。其中,以神经网络和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)为典型代表。文献[8]提出一种基于多项式的神经网络用于分析特征气体。文献[9]提出一种基于混沌蜂群算法和小波网络用于变压器故障诊断。文献[10]将SVM用于处理特征气体数据以诊断变压器故障。文献[11]提出一种混合神经网络算法,通过神经网络拓扑结构提升故障诊断性能。

上述诊断方法均取得不错的诊断精度,但同时也存在一些缺点,如训练速度慢及难以确定最佳参数值。与其他神经网络相比,极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)在网络快速学习方面具有巨大优势,且泛化能力强^[12],在机器学习和计算机视觉领域中已广泛应用。一些改进的ELM方法^[13-14]已成功应用于变压器故障诊断中。但这些方法依赖固定的隐藏层节点数,可能无法有效地利用溶解气体的统计特征进行故障诊断。

近年来,信息融合^[15]技术在机器学习领域受到广泛关注,该技术通过集成来自多个传感器的测量数据生成高质量的数据分析与处理结果。基于信息融合理论的优势,提出一种基于多尺度极限融合网络(Multiscale Extreme Fusion Network, MEFN)用于电力变压器故障诊断。其基本思路是将信息融合算法与ELM技术相结合。首先,采用基于不同参数尺度的ELM处理同一组特征气体数据,生成若干初始诊断结果。再采用一种决策级融合策略(多数表决)融合不同的初始诊断结果。通过联合利用不同ELM模型的统计信息,生成最优故障诊断结果。

1 相关研究

1.1 ELM

ELM是一种典型的前馈型神经网络^[12],其结构如图1所示。由图1可见,输入层有 n 个神经元,并对应 n 个输入变量。隐藏层有 L 个神经元并对应 m 个输出变量。输入层和输出层之间的连接权重为

$$\mathbf{w}_{ij} = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{L1} & w_{L2} & \cdots & w_{Ln} \end{pmatrix}, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{w}_{ij}$ 为输入层第 i 个神经元和隐藏层第 j 个神经元的连接权重。

隐藏层和输出之间的权重 $\mathbf{B}_{jk}$ 层为

$$\mathbf{B}_{jk} = \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} & \cdots & B_{1m} \\ B_{21} & B_{22} & \cdots & B_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{L1} & B_{L2} & \cdots & B_{Lm} \end{pmatrix}, \quad (2)$$

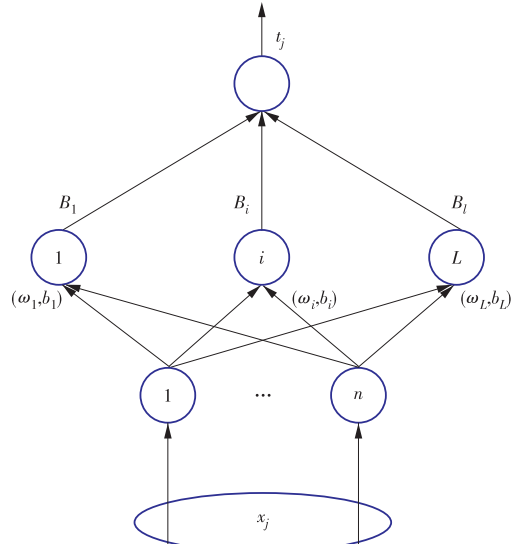


图1 ELM网络结构

Fig. 1 Structure of an ELM model

式中: $\mathbf{B}_{jk}$ 代表是隐含层第 j 个神经元与输出层第 k 个神经元的连接权重。将 $\mathbf{b}$ 设置为隐藏层中神经元的阈值。

$$\mathbf{b} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_L \end{pmatrix}. \quad (3)$$

假设输入矩阵 $\mathbf{X}$ 和输出矩阵 $\mathbf{Y}$ 都有 N 个训练样本

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{nN} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1N} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1} & y_{m2} & \cdots & y_{mN} \end{pmatrix}. \quad (5)$$

则 $G(\mathbf{w}, \mathbf{x}, \mathbf{b})$ 表示为隐藏层中的激活函数。网络输出 $\mathbf{T}$ 表示为

$$\mathbf{T} = (t_1, t_2, \cdots, t_N)_{m \times N}, \quad (6)$$

$$t_j = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^L \mathbf{B}_{i1} G(\mathbf{w}_i, \mathbf{x}_j, \mathbf{b}_i) \\ \sum_{i=1}^L \mathbf{B}_{i2} G(\mathbf{w}_i, \mathbf{x}_j, \mathbf{b}_i) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^L \mathbf{B}_{im} G(\mathbf{w}_i, \mathbf{x}_j, \mathbf{b}_i) \end{pmatrix}, \quad (7)$$

式中: $j=[1, 2, \cdots, N]$; $\mathbf{w}_i=[w_{i1}, w_{i2}, \cdots, w_{in}]$; $\mathbf{x}_i=[x_{ij}, x_{2j}, \cdots, x_{nj}]$ 。

1.2 三比值法

当电力变压器内部发生故障时,会产生多种类型的特征气体。一般用于判断变压器内部故障类

型的主要特征气体有 H_2 、 CO 、 CO_2 、 CH_4 、 C_2H_4 、 C_2H_6 、 C_2H_2 。试验使用的变压器油中溶解气体在线检测装置为湖电试研 XD-DGA-1。

三比值法^[16]现已广泛应用于多个国家,通过不同的编码大小来表示不同的比例范围,具体见表1。电力变压器具体故障类型包括:局部放电(PD)、低压放电(D_1)、高压放电(D_2)、低温过载(T_1)、中温过载(T_2)、高温过载(T_3)。具体故障类型的编码组合见表2。

表 1 三比值法的编码规则

Table 1 Coding rules of three ratio method

气体体积分数	编码		
	C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H_2	C_2H_4/C_2H_6
<0.1	0	1	0
≥0.1~1.0	1	0	0
≥1.0~3.0	1	2	1
≥3.0	2	2	2

表 2 不同故障类型的编码

Table 2 Coding of different types of faults

故障类型	气体编码		
	C_2H_2/C_2H_4	CH_4/H_2	C_2H_4/C_2H_6
正常	0	0	0
局部放电	0 或 1	1	0
低压放电	1 或 2	0	0 或 1 或 2
高压放电	1	0	2
低温过载	0	0	1
中温过载	0	2	0
高温过载	0	2	1 或 2

2 基于MEFN的诊断方法

MEFN方法原理如图2所示。首先,使用具有不同隐藏层节点大小的ELM模型产生若干初始诊断结果。不同的诊断结果可以挖掘各种溶解气体间的统计信息,为电力变压器故障诊断提供互补信息。然后,提出一种有效的方法融合不同诊断结果,产生最终诊断结果。

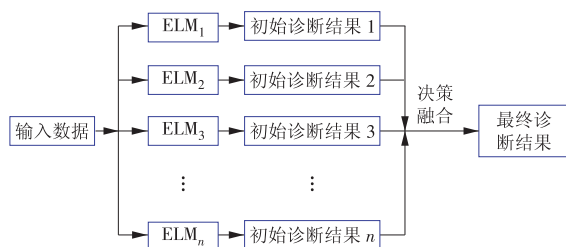


图 2 MEFN方法原理

Fig. 2 Principle of the MEFN method

2.1 基于ELM的变压器故障初始诊断

根据1.2节介绍的三比值法,使用6种溶解性

气体的3个比值特征进行分析。因此,输入层的数量设置为3。根据选择的特征向量和故障类型,对故障样本进行预处理,并将处理后的样本分为训练样本集和测试样本集。

例如,测得某变压器中各种特征气体的体积分数分别为: $\varphi(H_2)=279.0 \mu L/L$, $\varphi(CH_4)=41.0 \mu L/L$, $\varphi(C_2H_6)=42.0 \mu L/L$, $\varphi(C_2H_4)=9.7 \mu L/L$, $\varphi(C_2H_2)=434.0 \mu L/L$ 。该变压器的故障类型为低压放电(D_1),见表2。在ELM模型中,此样本对应的输入向量为 $[44.7422, 0.1469, 0.2309]$ 。首先,设定固定大小隐藏层神经元数量 L ,随机设置输入层和隐藏层之间的连接权重 w 及隐藏层的偏差 b 层神经元。然后,选择激活隐藏层中的函数 $G(w, x, b)$,计算隐藏层输出矩阵和连接权重 B 。最后,使用不同 L 值的ELM来测试和输出分类结果 C_q 。

2.2 基于多尺度融合的故障诊断

由于实际气体数据的复杂性,依赖单一尺度的模型难以充分挖掘气体间的统计特征。因此,基于多尺度隐藏层节点数的诊断结果比基于单尺度下的诊断结果更具有优势。每种尺度的诊断结果能从不同角度挖掘气体中独特的统计特征,基于多尺度的诊断结果能有效挖掘特征气体中的互补信息。

因此,为了有效挖掘不同尺度下的互补信息,采用决策表决策策略,即多数投票(Major Voting, MV)^[15],联合利用不同尺度的初始诊断结果($C_1, C_2, C_3, \dots, C_q$)。计算每个输入特征的次数,并将其分别定义为 $count_1, count_2, count_3, \dots, count_q$ 。它们的大小为 $3n$,其中 n 是测试样本的数量。最终的诊断结果可以通过以下方式生成

$$count_f = \max_m(count_1, count_2, count_3, \dots, count_q)。(8)$$

当对每个初始检测结果进行“多数投票”时,相应诊断结果的置信度将增加1。选择置信度最高的诊断标签作为输出标签。为证明多尺度融合策略的有效性,在表3中提供了部分诊断结果。

表 3 部分诊断结果

Table 3 Partial diagnostic results

样本序号	模型					真实故障类型
	ELM ₅₀	ELM ₁₀₀	ELM ₁₅₀	ELM ₂₀₀	ELM ₂₅₀	
1	PD	D_1	D_1	D_1	D_1	D_1
2	D_2	D_2	D_2	D_3	D_2	D_2
3	D_1	D_2	D_3	D_3	D_3	D_3
4	T_1	T_2	T_1	T_1	T_1	T_1
5	T_2	T_3	T_3	T_3	T_3	T_3
6	PD	PD	D_2	PD	PD	PD
7	D_1	D_1	D_1	D_1	D_2	D_1

MEFN方法具有出色的诊断性能,原因是基于单尺度的ELM模型可能无法有效地诊断部分故障

样本,而其他尺度的模型可能会提供正确的诊断结果。MEFN 方法使用“多数投票”来联合多个诊断结果,并生成具有最高置信度的诊断结果。因此,所提出的方法在电力变压器故障诊断上具有高可靠性和高精度的诊断性能。

3 试验与分析

3.1 试验介绍

在试验中,所用的数据集共有 487 个样本。随机选择其中的 387 个样本作为训练样本,其余 100 个样本作为测试样本。试验使用 Matlab R2016b 软件作为测试平台。

3.2 对比试验

在所提出的 MEFN 模型中, sigmoid 函数设置为隐藏层的激活函数。对于不同的 ELM 模型,隐藏层节点数目设置为 50, 100, 150, 200, 250。变压器故障分为 6 种类型,加上正常运行状态,网络共有 7 种输出。因此,输出层的神经元数量设置为 7。

为证明 MEFN 方法的有效性,将 2 种经典的诊断方法反向传播(BP)神经网络^[11]和 SVM^[10]用于对比试验。对于 BP 神经网络,其隐藏层节点数为 50,网络结构为 3×50×7。对于 SVM 方法,参数 c 和 σ 通过五重交叉验证进行调整^[17-20], 设置为 $(c, \sigma) = (12, 18)$ 。

不同分类方法的诊断精度见表 4。 N_{total} 代表每种故障类型的数量, N_{right} 代表正确的诊断数量。由表 4 可见,与 BP 神经网络和 SVM 诊断方法相比,MEFN 方法具有显著优势,低温过载(T_1)的诊断准确性从 73.68% 提高到 89.47%,低能量放电(D_1)故障类型诊断准确性从 84.62% 提高到 100.00%。将表 4 中的整体正确数目除以整体数目可得出 3 种方法的总体准确度见表 5,提出的 MEFN 方法总体诊断准确率为 94%, 优于其他 2 种对比方法的 83%, 87%。

表 4 3 种分类方法的诊断精度

故障类型	BP 分类器			SVM 分类器			MEFN 分类器		
	N_{total}	N_{right}	准确率/%	N_{total}	N_{right}	准确率/%	N_{total}	N_{right}	准确率/%
PD	15	12	80.00	15	11	73.33	15	14	93.33
D_1	13	11	84.62	13	12	92.31	13	13	100.00
D_2	6	3	50.00	6	5	83.33	6	5	83.33
T_1	19	14	73.68	19	15	78.95	19	17	89.47
T_2	23	22	95.65	23	20	86.96	23	22	95.65
T_3	8	8	62.50	8	7	87.50	8	8	100.00
正常	16	13	81.25	16	15	93.75	16	15	93.75

表 5 3 种分类方法的整体诊断精度

方法	BP	SVM	MEFN
准确率/%	83	87	94

为证明多尺度信息融合策略的有效性,将提出的 MEFN 方法与基于单尺度的 ELM 进行比较,诊断准确性如图 3 所示。

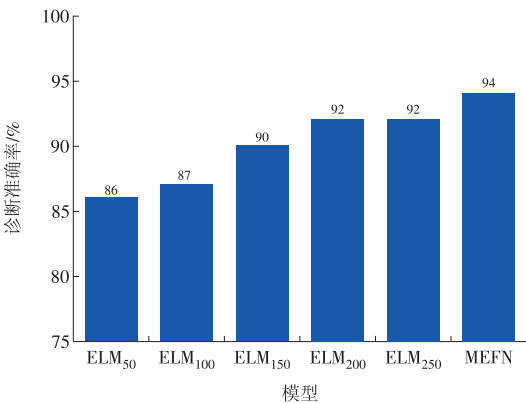


图 3 单一尺度与多尺度模型诊断性能对比

Fig. 3 Comparison of the diagnostic performance of a single-scale model and a multi-scale model

对于每个比例 ELM 模型,隐藏层节点数目设置为 $[50, 100, 150, 200, 250]$ 中。使用 $ELM_q (q \in Q)$ 表示单尺度 ELM 模型,可见当节点数从 50 增加到 150 时,诊断精度持续上升并达到稳定状态。在对比试验中,提出的 MEFN 方法可以获得出色的诊断准确性。理由如下,当基于单尺度的 ELM 模型错误地诊断了测试样本,则其他尺度的 ELM 模型可能有效诊断出故障类型。多尺度信息融合策略可以使 MEFN 模型对变压器故障的诊断的鲁棒性更高。

4 结束语

提出一种基于 MEFN 的电力变压器故障诊断方法。首先,通过不同尺度下的 ELM 模型来产生初始诊断结果。不同的诊断结果能充分挖掘各种溶解气体间统计信息,为变压器故障诊断提供补充信息。然后,提出一种有效的信息融合方法以融合不同的诊断结果以产生更好的诊断结果。试验表明,所提出的方法在诊断精度方面优于 BP 神经网络及 SVM 方法。

致谢:感谢国网湖南省电力有限公司湘潭供电分公司在数据采集与分析方面给予的支持。

参考文献:

[1] 魏佳栋,许飞,曹辉,等.基于物联网的配电变压器智能感知平台及其安全构架[J].华电技术,2021,43(1):1-5.

- WEI Jiadong, XU Fei, CAO Hui, et al. Intelligent perception platform for distribution transformers and its safety architecture based on IoT [J]. Huadian Technology, 2021, 43(1): 1-5.
- [2] 郑含博, 王伟, 李晓纲, 等. 基于多分类最小二乘支持向量机和改进粒子群优化算法的电力变压器故障诊断方法[J]. 高电压技术, 2014, 40(11): 3424-3429.
- ZHENG Hanbo, WANG Wei, LI Xiaogang, et al. Fault diagnosis method of power transformers using multi-class LS-SVM and improved PSO [J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11): 3424-3429.
- [3] 师瑞峰, 史永锋, 牟军, 等. 油中溶解气体电力变压器故障诊断专家系统[J]. 电力系统及其自动化学报, 2014, 26(12): 49-54.
- SHI Ruifeng, SHI Yongfeng, MU Jun, et al. Power transformer fault diagnosis expert system with dissolved gas analysis in oil [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2014, 26(12): 49-54.
- [4] 张镱议, 彭鸿博, 李昕, 等. 基于 DGA 特征量优选与改进磷虾群算法优化支持向量机的变压器故障诊断模型[J]. 电测与仪表, 2019, 56(21): 110-116.
- ZHANG Yiyi, PENG Hongbo, LI Xin, et al. Fault diagnosis model of power transformers based on DGA features selection and improved krill herd algorithm optimization SVM [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(21): 110-116.
- [5] 丁硕, 常晓恒, 巫庆辉, 等. DGA 与 GRNN 的联合变压器故障诊断研究[J]. 电子测量技术, 2014, 37(5): 142-146.
- DING Shuo, CHANG Xiaoheng, WU Qinhuai, et al. Study of transformer fault diagnosis based on GRNN and DGA [J]. Electronic Measurement Technology, 2014, 37(5): 142-146.
- [6] DORNERBURG E, STRITTMATTER W. Monitoring oil-cooled transformers by gas-analysis [J]. Brown Boveri Review, 1974, 61(5): 238-247.
- [7] DUVAL M. New techniques for dissolved gas-in-oil analysis [J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 2003, 19(2): 6-15.
- [8] WU H, LI X, WU D. RMP neural network based dissolved gas analyzer for fault diagnostic of oil-filled electrical equipment [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2011, 18(2): 495-498.
- [9] 贾亦敏, 史丽萍, 严鑫. 基于精英混沌蜂群算法优化小波神经网络的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2020, 56(8): 230-236.
- JIA Yimin, SHI Liping, YAN Xin. Transformer fault diagnosis using wavelet neural network based on elite-chaos artificial bee colony algorithm [J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(8): 230-236.
- [10] 公茂法, 柳岩妮, 王来河, 等. 基于混沌优化粒子群 BP 神经网络的电力变压器故障诊断[J]. 电测与仪表, 2016, 53(15): 13-16, 32.
- GONG Maofa, LIU Yanni, WANG laihe, et al. Fault diagnosis of power transformers based on chaos particle swarm optimization BP neural network [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(15): 13-16, 32.
- [11] 夏飞, 罗志疆, 张浩, 等. 混合神经网络在变压器故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器, 2017, 31(1): 118-124.
- XIA Fei, LUO Zhijiang, ZHANG Hao, et al. Application of mixed neural network in transformer fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(1): 118-124.
- [12] 周锋, 孙廷玺, 权少静, 等. 基于集合经验模态分解和极限学习机的变压器油中溶解气体体积分数预测方法[J]. 高电压技术, 2020, 46(10): 3658-3665.
- ZHOU Feng, SUN Yanxi, QUAN Shaojin, et al. Predication of dissolved gases concentration in transformer oil based on ensemble empirical mode decomposition and extreme learning machine [J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(10): 3658-3665.
- [13] 王春明, 朱永利. 基于深度降噪极限学习机的变压器故障诊断[J]. 电测与仪表, 2019, 56(15): 143-147.
- WANG Chunming, ZHU Yongli. Transformer fault diagnosis based on deep de-noising extreme learning machine [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(15): 143-147.
- [14] 雷帆, 高波, 袁海满, 等. 基于 DGA 的粗糙集与人工鱼群极限学习机的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2017, 53(10): 124-130.
- LEI Fan, GAO Bo, YUAN Haiman, et al. Transformer fault diagnosis by using rough set and artificial fish swarm extreme learning machine based on DGA [J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(10): 124-130.
- [15] LI S, KANG X, HU J. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE Transactions on Image processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [16] DUVAL M. A review of faults detectable by gas-in-oil analysis in transformers [J]. IEEE Electrical Insulation magazine, 2002, 18(3): 8-17.
- [17] 黄志鸿, 毛建旭, 王耀南, 等. 基于机器视觉的啤酒瓶口缺陷检测分类方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(6): 873-879.
- HUANG Zhihong, MAO Jianxu, WANG Yaonan, et al. Research on beer bottle defect classification detection method based on machine vision [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(6): 873-879.
- [18] 蒋昀宸, 樊绍胜, 陈骏星. 带电作业智能新技术及其应用现状[J]. 湖南电力, 2018, 38(5): 1-4.
- JIANG Yunchen, FAN Zhaosheng, CHEN Junxing, et al. Smart new-technologies and applications for live work [J].

Hunan Electric Power, 2018, 38(5): 1-4.

- [19] 贾志军, 白德龙, 宋燕杰, 等. 基于KPCA算法的电厂设备在线故障诊断研究[J]. 华电技术, 2021, 43(8): 48-53.

JIA Zhijun, BAI Delong, SONG Yanjie, et al. Research on on-line fault diagnosis and treatment of power plant equipment based on KPCA [J]. Huadian Technology, 2021, 43(8): 48-53.

- [20] 胡杰, 唐静, 谢仕义, 等. 基于大数据技术的电厂设备状态评估和预警应用研究[J]. 华电技术, 2020, 42(2): 1-6.

HU Jie, TANG Jing, XIE Shiyi, et al. State assessment and early warning application for power plant equipment based

on big data technology [J]. Huadian Technology, 2020, 42(2): 1-6.

(本文责编: 惠忻)

作者简介:

龙思成(1995), 男, 助理工程师, 从事电力设备故障智能诊断与红外图像处理方面的研究, 1684579@163.com;

黄志鸿*(1993), 男, 高级工程师, 博士, 从事电力设备故障智能诊断与红外图像处理方面的研究, zhihong_huang111@163.com。

*为通信作者。

“面向低碳经济运行的新型电力系统态势感知技术”专刊征稿启事

在应对全球气候变化挑战的背景下, 以低能耗、低污染、低排放为基础的“低碳经济”已成为全球热点, 也对电力能源安全运行提出了更高要求。新型电力系统以新能源为主体, 汇集了高比例风/光/生物质等可再生能源、氢发电、煤电、核电等, 是未来电力能源的主要承载形式。

态势感知技术是在大规模系统环境中, 对能够引起系统态势发生变化的要素进行获取、理解、显示, 并预测未来发展趋势等活动的一种技术, 在电力能源、交通运输、航空航天、医疗教育等多方面进行了应用。新型电力系统具有应用场景多样、运行工况复杂、安全约束强等特点。为此, 如何应用态势感知技术适应不同场景, 保证新型电力系统可靠、安全、优质、低碳和经济运行成为焦点之一。尤其是随着调度实时性、可靠性以及经济性需求的不断提升, 面向电力能源低碳经济运行的新型电力系统态势感知技术成为重大需求。

鉴于当前的问题与机遇, 《华电技术》(2022年启用《综合智慧能源》刊名)特推出“面向电力能源低碳经济运行的新型电力系统态势感知技术”专刊, 特邀请天津大学葛磊蛟副教授、华北电力大学刘自发教授和北京交通大学夏明超教授担任特约主编, 共同探讨新型电力系统态势感知领域发展的相关前沿成果、关键技术、亟待解决的核心问题以及未来的发展趋势, 欢迎业内同仁踊跃投稿。

一、征文范围(包括但不限于):

(1) 新型电力系统态势感知技术的仿真设计与建模分析。(2) 新型电力系统态势感知技术的实施效果评价。(3) 新型电力系统态势感知技术的未来发展趋势预测。(4) 新型电力系统态势感知技术的标准化工作。(5) 新型电力系统态势感知技术的实际应用场景。(6) 新型电力系统态势感知技术的优化方法。(7) 新型电力系统态势感知技术在电力行业的业务应用。(8) 新型电力系统态势感知的可视化及平台构建。(9) 新型电力系统态势感知技术的现存瓶颈与解决方案。

二、时间进度

专刊拟于2022年10月31日截稿, 择期优先出版。

三、征稿要求

(1) 专刊只收录未公开发表的论文, 拒绝一稿多投。作者对论文内容的真实性和客观性负责。

(2) 按照《综合智慧能源》论文格式要求使用 Word 软件排版, 论文模板请在网站(www.hdpower.net 或 www.iienergy.cn) 首页作者中心下载。

(3) 请保留论文图片、曲线和表格原始文件, 并在投稿时按规定提交。

(4) 论文作者应遵守相关学术不端规定。

四、投稿方式

(1) 在线投稿(推荐): 登录在线采编系统(www.hdpower.net 或 www.iienergy.cn), 完成在线全文投稿, 欢迎投稿时推荐审稿人。

(2) 邮箱投稿: legendglj99@tju.edu.cn(葛教授); hdjs-chd@vip.163.com(编辑部)。

(3) 咨询联系: 刘芳 0371-58501060, 13838002988; 杨满成 010-63918755, 13801175292。