

文章编号: 2095-4980(2025)08-0876-07

基于红外成像及 SVM 的过压保护设备故障自动化识别方法

简家礼, 王 英

(国网新疆电力有限公司 昌吉供电公司, 新疆 昌吉 831100)

摘 要: 针对不同水平噪声下过压保护设备故障难以识别, 故障细节信息与设备颜色信息难以区分的问题, 研究了基于红外成像及支持向量机(SVM)的过压保护设备故障自动化识别方法。使用红外成像技术, 生成过压保护设备红外热图像, 采用基于多尺度 Retinex 的过压保护设备红外热图像增强方法; 运用基于小波变换的过压保护设备故障特征提取方法, 获得过压保护设备故障特征; 利用二叉树算法优化 SVM 得到 SVM 二叉树分类模型, 通过模型训练与求解实现过压保护设备故障自动化识别。实验结果表明: 增强后的过压保护设备图像的细节信息与颜色信息保持较好, 峰值信噪比增加 50 dB 以上; 提取的过压保护设备故障特征具有良好的可分性; 不同水平噪声下的过压保护设备故障自动化识别匹配度始终高于 96%, 可准确识别过压保护设备故障。

关键词: 红外成像; 支持向量机(SVM); 过压保护; 设备故障; 自动化识别; 小波变换

中图分类号: TM507

文献标志码: A

DOI: 10.11805/TKYDA2023273

Automatic fault identification method of overvoltage protection equipment based on infrared imaging and SVM

JIAN Jiali, WANG Ying

(State Grid Changji Electric Power Supply Company, Changji Xinjiang 831100, China)

Abstract: Aiming at the problem that the failures of overvoltage protection device are difficult to identify under different levels of noise, and that failure details and device color information are hard to distinguish, a method for automated recognition of the failures of overvoltage protection device based on infrared imaging and Support Vector Machine(SVM) has been studied. Infrared imaging technology is employed to generate infrared thermal images of the overvoltage protection devices. An infrared thermal image enhancement method based on multi-scale Retinex is employed to improve the images. A fault feature extraction method based on wavelet transform is adopted to obtain the fault features of the overvoltage protection devices. A binary tree algorithm is applied to optimize the SVM, resulting in an SVM binary tree classification model. Automated recognition of the failures of overvoltage protection device is achieved through model training and solving. Experimental results show that the enhanced infrared thermal images of the overvoltage protection devices retain good detail and color information, with a Peak Signal-to-Noise Ratio(PSNR) increased by more than 50 dB. The extracted fault features of the overvoltage protection devices have good separability. The automated recognition match rate of the failures of overvoltage protection device under different noise levels remains above 96%, allowing for accurate identification of the failures.

Keywords: infrared imaging; Support Vector Machine(SVM); overvoltage protection; equipment failure; automatic identification; wavelet transform

收稿日期: 2023-09-21; 修回日期: 2024-04-08

引用格式: 简家礼, 王英. 基于红外成像及 SVM 的过压保护设备故障自动化识别方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2025, 23(8): 876-882. DOI:10.11805/TKYDA2023273.

Citation format: JIAN Jiali, WANG Ying. Automatic fault identification method of overvoltage protection equipment based on infrared imaging and SVM[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2025, 23(8): 876-882. DOI:10.11805/TKYDA2023273.

电力系统中一旦发生过压保护设备故障, 将会给整个电网以及电力企业造成不可估量的损失, 因此研究科学、智能的过压保护设备故障自动化识别方法成为电力行业关注的重点课题^[1-5]。很多专家和学者对该课题展开了一系列研究, 如甘锡淞等^[6]使用信息融合方法实现过压保护设备故障自动化识别, 该方法的抗干扰性良好, 但故障数据的融合冗余较高, 数据噪声过多, 影响识别效果; 耿苏杰等^[7]使用模糊贝叶斯网络实现过压保护设备故障自动化识别, 该方法获取的过压保护设备图像质量较理想, 但网络训练易发生过拟合, 无法获取更细化的相关信息, 难以进行故障细分, 故障结果匹配度较低。

红外成像技术可将物体热辐射的波段信号转化为人眼能辨识的图像与图形, 具有非接触测量以及测温分辨率高等优势, 支持向量机(SVM)算法能很好地解决非线性、高维数等难题, 因此本文融合这两种方法, 提出基于红外成像及SVM的过压保护设备故障自动化识别方法。创新性地利用二叉树算法优化SVM得到SVM二叉树分类模型, 进一步识别故障细节信息与设备颜色信息, 区分故障特性, 以期为过压保护设备故障识别向自动化、智能化发展提供有效参考。

1 过压保护设备故障自动化识别方法

1.1 基于红外成像技术的过压保护设备红外热图像生成

将待识别过压保护设备的红外辐射传输至光学系统后, 通过光谱滤波将其能量分布图形呈现于焦平面的红外探测器阵列的每个光敏元上, 使用光电红外探测器将过压保护设备产生热量的区域辐射的红外热能转化为模拟电信号, 再利用数模转换电路得到相应的数字信号, 并反馈给微处理器进行视频图像处理^[8]。此外, 还通过伪色彩描绘、图像对比度控制等操作, 提升待识别过压保护设备原貌的还原效果, 得到热图像视频信号, 并使用显示器接收该信号, 进而获得过压保护设备红外热图像。红外成像技术原理如图1所示。

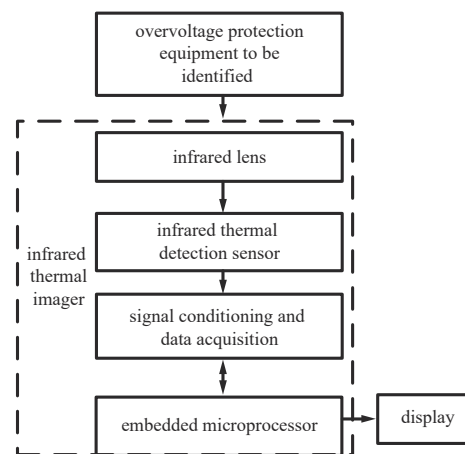


Fig.1 Principles of infrared imaging technology

图1 红外成像技术原理

1.2 基于多尺度 Retinex 的过压保护设备红外热图像增强

设给定的过压保护设备红外热图像为 $I(x,y)$, 可将其划分成环境亮度函数 $L(x,y)$ 和物体反射函数 $R(x,y)$ 两部分: $I(x,y) = R(x,y) \times L(x,y)$ 。采用单尺度 Retinex 算法描述灰度图像:

$$R'(x,y) = \lg S(x,y) - \lg [F(x,y) * S(x,y)] \quad (1)$$

式中: $R'(x,y)$ 为增强后的图像; $S(x,y)$ 为单尺度转换函数; $F(x,y)$ 为中心环绕函数, 一般选用高斯函数表示:

$$F(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

式中 σ 为尺度参数。在 σ 值较大时, 能保持较好的图像颜色信息, 但局部细节易丢失; 在 σ 值较小时, 图像细节信息较为显著, 但图像颜色易失真。为此提出多尺度 Retinex 算法, 平衡上述两方面:

$$R'(x,y) = \sum_{i=1}^n \omega_i \{ \lg S(x,y) - \lg [F_i(x,y) * S(x,y)] \} \quad (3)$$

式中 n 为尺度数量。对于次序为 i 的尺度, 其权重因子用 ω_i 描述, 且 $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$ 。

通过指数变换处理 $R'(x,y)$, 可得到增强的过压保护设备红外热图像。

1.3 基于小波变换的过压保护设备故障特征自动化提取

采用 $\psi(x)$ 表示实数值小波函数, $f(x)$ 表示连续平方可积函数, 则连续小波变换和 $\psi(x)$ 之间的关系为:

$$W_\psi(s,\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi_{s,\tau}(x) dx \quad (4)$$

式中 $\psi_{s,\tau}(x) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{x-\tau}{s}\right)$, 其中 τ 为平移因子, s 为尺度因子。

在已知式(5)的情况下, $f(x)$ 可采用连续小波变换获得:

$$f(x) = \int_0^\infty \int_{-\infty}^\infty W_\psi(s, \tau) \frac{|\Psi(\mu)|^2 \psi_{s,\tau}(x)}{s^2} d\tau ds \quad (5)$$

式中 $\Psi(\mu)$ 为 $\psi(x)$ 的傅里叶变换。

当过压保护设备出现故障时, 其图像边缘点具有奇异性。设 K_v 为某个大于 0 的常数, p_v 为次数为 m 的多项式 (其中 m 为比 α 小的整数中的最大值), 若有 K_v 与 p_v 使式(6)成立, 则 Lipschitz α 即为点 t 处的函数 f 。

$$|f(t) - p_v(t)| = K_v |t - x|^\alpha, \quad \alpha \geq 0 \quad (6)$$

若能使式(7)成立, 则在 $[a, b]$ 范围中, 函数 f 具有一致性。 t 点处 $f(t)$ 的泰勒展开级数中, 前 $m+1$ 项组成的多项式即为式(7)中的 $P_v(t)$, 其表达式为:

$$p_v(t) = \sum_{k=0}^m \frac{f(x)}{k!} (t-x)^k \quad (7)$$

式中: k 为某个和 x 不存在关联的正数。

求取 Lipschitz 指数的具体流程为:

1) 计算连续小波变换;

2) 获取小波变换的模极大曲线。 s 尺度下 u_i 位置上过压保护设备图像边缘点的小波系数用 $f(s, u_i)$ 描述, 如果局部模极大值为 s 尺度下的 u_i 点, 其表达式为:

$$f(s, u_n) \geq f(s, u_{n-1}) > f(s, u_{n-2}) \quad (8)$$

3) 选出在 t 处收敛的最大斜率的极大曲线, 并获得 $\log_2 |f(s, u)|$ 和 $\log_2 s$ 的图像, 将自动化计算出的斜率值与 $1/2$ 作差便能求得 Lipschitz 指数, 即自动化提取过压保护设备故障特征。

1.4 基于改进 SVM 的过压保护设备故障自动化识别

设 T_i 为分类过压保护设备故障特征分类结果, y_i 为分类标签, 且 $y_i \in (1, -1)$, 其中 1 表示过压保护设备处于正常状态, 0 表示过压保护设备处于故障状态。将 (T_i, y_i) 当作样本输入, 使用 SVM 搜索最优超平面, 分析最大化正常状态和故障状态之间的差异, 可将此寻优过程描述为二次规划问题:

$$\begin{cases} Y = \min \left| \frac{1}{2} \omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right| \\ \text{s.t. } y_i (\omega_i \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: C 为惩罚因子; ω 为权向量; b 为分类阈值; ξ_i 为松弛变量。

当处于非线性条件时, 通过变换系数 φ 从输入空间将样本自动投影至高维特征空间(F), 并利用拉格朗日函数获得式(9)的对偶形式:

$$\begin{cases} Q(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j (\varphi(x_i) \varphi(x_j)) \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中 α_i 和 α_j 分别为介于 $[0, C]$ 、 $[1, n]$ 范围内的拉格朗日算子。求解该式可获得 SVM 的最优分类决策函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i k(x_i, x_j) + b \right) \quad (11)$$

式中 $k(x_i, x_j)$ 为核函数, $k(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \varphi(x_j)$ 。以此迅速匹配故障源, 自动定位故障位置。

SVM 存在训练时间较长以及盲点不可分等问题, 因此提出改进的 SVM 二叉树分类算法, 实现过压保护设备故障自动化识别。该算法的基本原理为最先分隔出和其他类之间距离最大的类。

类距离(δ_{ij})可通过 i 、 j 两类的类均值向量之间的距离和两类的类平均半径差获得：

$$\delta_{ij} = \left\| \mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j \right\|^2 - r_i - r_j, \quad r_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} \left\| \mathbf{x}_k^i - \mathbf{m}_i \right\|^2$$

(12)

式中： $\mathbf{m}_i$ 为 i 类样本集的均值向量，且满足 $\mathbf{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} \mathbf{x}_k^i$ ； r_i 、 r_j 分别为 i 、 j 类的类平均半径； n_i 为 i 类的样本个数； k 为样本类别。

根据类距离形成 SVM 二叉树，改进的 SVM 具体流程为：

- 1) 利用式(12)计算 δ_{ij} ，其中 i 、 j 的取值介于 $[1, k]$ 范围内，且 i 与 j 的值相同；

2) 各类均拥有数量为 $k-1$ 的与其他类的距离值，以降序形式分别排序各类的距离值，并重新进行标号；

3) 根据以上排列结果排序其相应的类。若一个以上的类具有同样的距离值，需比较下一个距离值；如果全部距离值均相同，需依据类编号的升序形式排列相应的类，所得结果用 $n_1, n_2, \dots, n_k$ 描述。

4) 通过以上排序结果形成 SVM 二叉树。

5) 依据获取的 SVM 二叉树，通过二值 SVM 训练方法生成树的每个内节点的最优超平面。正、负样本集分别选用 n_1 类样本以及其余样本，使用 SVM 训练方法形成根节点位置的二值 SVM 子分类器，同时舍弃 n_1 类样本，将下一类和其余样本分别当作正、负样本集，在此基础上形成下一类节点的二值 SVM 子分类器。不断重复该过程，直至训练完全部二值子分类器，即可获得用于过压保护设备故障自动化识别的 SVM 二叉树分类模型。

2 实例测试分析

2.1 对比分析

为验证所提方法的识别性能，以某电网中 10 台过压保护设备作为实例测试对象，使用本文方法生成 2019 年 5 月第一周的过压保护设备红外热图像，保留正常状态和 9 种故障状态图像各 120 个样本进行故障自动化识别。从生成的过压保护设备故障图像中随机选择一张图像进行图像增强测试，原始图像和增强图像的对比结果如图 2 所示。

从图 2 可以看出，应用了红外成像技术与多尺度 Retinex 算法后，在进行较低质量的过压保护设备故障图像增强时，本文方法表现出较理想的增强效果。为量化过压保护设备故障图像增强前后的效果，以图像峰值信噪比作为测试指标，测试结果如表 1 所示。由表 1 可知，本文方法增强后，图像的峰值信噪比增加到 50 dB 以上，与增强前相比有显著提升。

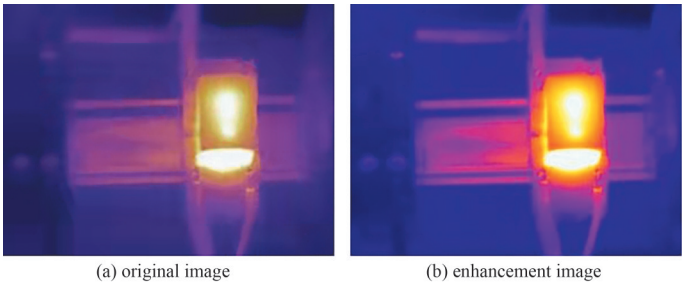


Fig.2 Comparison diagram before and after fault image enhancement of overvoltage protection equipment
图2 过压保护设备故障图像增强前后的对比图

表 1 图像增强前后峰值信噪比
Table1 Peak signal-to-noise ratio before and after image enhancement

fault state image category	peak signal to noise ratio/dB	
	before the enhancement	after the enhancement
frequency deviation	32	53
normal	35	56
electrical breakdown	31	50
wiring error	45	63
polarity inverse	42	61
the components overheat and burn	38	58
high and low voltage winding is grounded	36	55
iron core local short circuit	41	59
the leakage loop vortex overheated	42	62
bubble discharge in oil	37	58

使用本文方法自动化提取过压保护设备 4 类故障图像的故障特征，并将所得结果投影至二维平面进行呈现，结果如图 3 所示。分析图 3 可以发现，本文方法可以投影划分过压保护设备 4 类故障图像的故障特征，清晰体现不同类型的脉冲因子范围，具有良好的可分性，能为后续故障自动化、智能化识别提供可靠依据。

选择过压保护设备故障类型中的元件过热烧毁故障进行自动化识别测试，正常状态图像和相应的故障状态图像识别结果如图 4 所示。从图 4 可以发现，本文方法可以准确识别过压保护设备的故障状态。

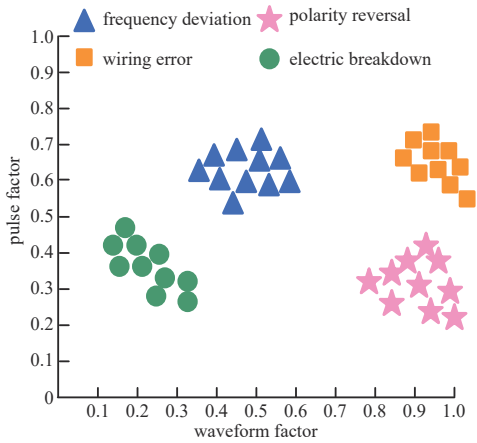


Fig.3 Projection results of different types of fault features
图3 不同类型故障特征的投影结果

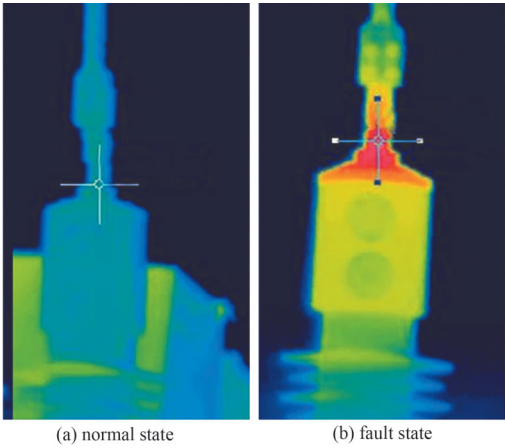


Fig.4 Identification results of overheating and burning fault of components of overvoltage protection equipment
图4 过压保护设备的元件过热烧毁故障识别结果

2.2 应用分析

统计分析该电网某日下午 13:00—15:00 的 10 台过压保护设备的 9 种主要故障识别情况，结果如表 2 所示。从表 2 可以发现，本文方法识别出故障类型的时间均低于 40 s，满足过压保护设备故障识别的实时性要求，且能够根据故障程度判断出过压保护设备 10 种状态的故障位置，整体过压保护设备故障自动化识别效率较高。

表2 过压保护设备故障自动化识别结果
Table2 Automatic fault identification results of overvoltage protection equipment

number of overvoltage protection equipment	degrees of failure/%	fault state image category	fault location	recognition time/s
A	0.2	frequency deviation	source	26
B	—	normal	—	12
C	0.1	electrical breakdown	element	20
D	0.8	wiring error	electric circuit	23
E	1.6	polarity inverse	source	33
F	1.9	the components overheat and burn	element	35
G	0.5	high and low voltage winding is grounded	winding	28
H	2.4	iron core local short circuit	iron core	19
I	2.9	the leakage loop vortex overheated	magnetic shielding body	27
J	3.8	bubble discharge in oil	dielectric oil	30

以文献[6]方法、文献[7]方法作为对比方法，在同等条件下与本文方法进行对比测试。在频率偏差、极性接反和电气击穿 3 种过压保护设备故障图像中加入不同水平的噪声，并引入匹配度指标衡量 3 种方法故障自动化识别结果与真实结果的匹配度，具体用图 5 描述。

分析图 5 可得，本文方法的故障自动化识别匹配度始终高于 96%，最高可达 99% 左右。其他方法的识别匹配度低于 95%，且波动较大。对比结果证明本文方法的故障自动化识别效果最优。

3 结论

本文将红外成像技术与 Lipschitz 指数计算过程相结合，通过过压保护设备图像采集、增强、故障特征提取以及故障分类，联合最优超平面二次搜索与规划过程，实现过压保护设备故障自动化识别；通过构建 SVM 二叉树分类模型，提取的故障特征能为故障自动化识别提供可靠的数据支持，快速识别过压保护设备故障类型，确定故障位置，所得故障识别结果与真实结果的匹配度极高。

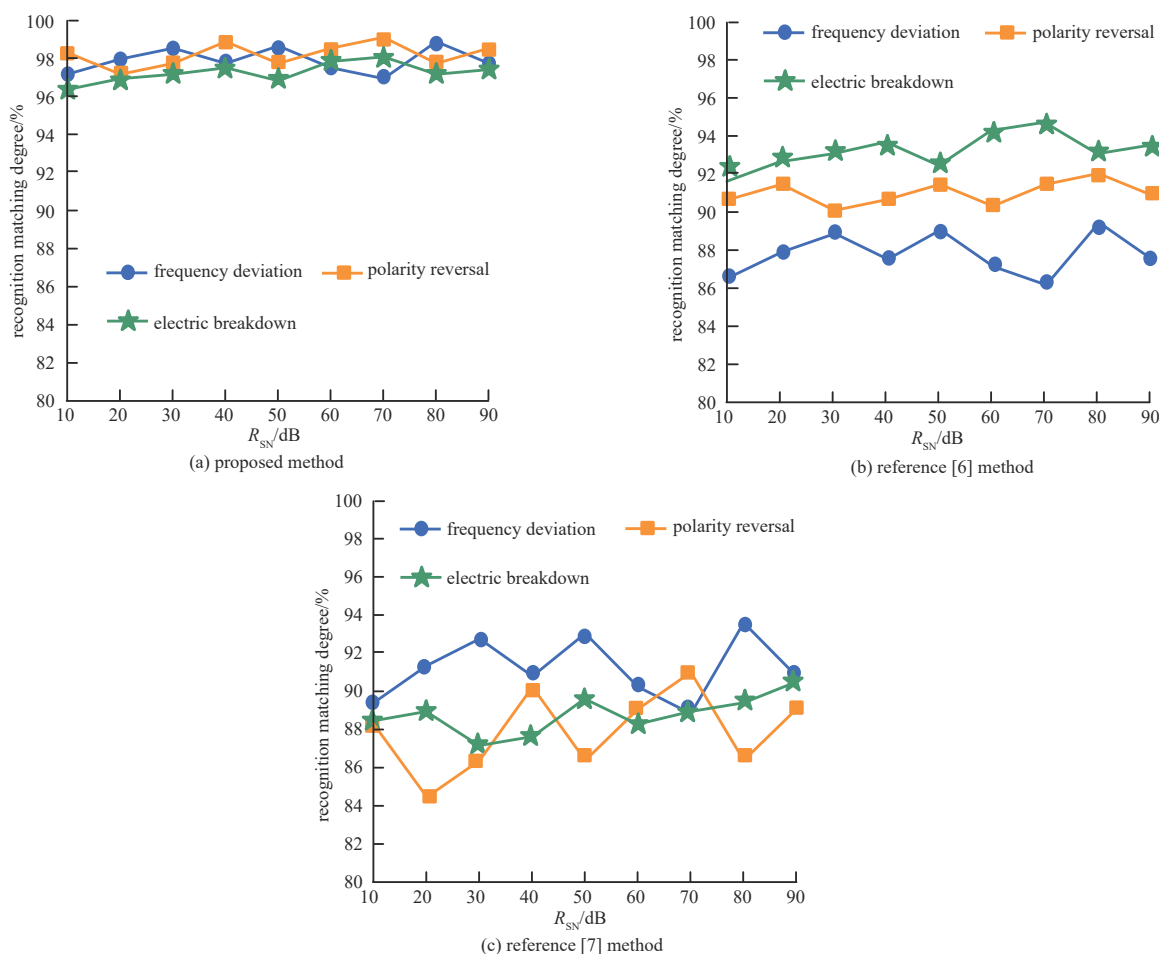


Fig.5 Match degree of fault automation identification at different levels of noise

图 5 不同水平噪声下的故障自动化识别匹配度

参考文献:

- [1] 曹恩宇,王旭红. 基于深度学习的变电设备红外热像识别[J]. 电力学报, 2022,37(3):263-271. (CAO Enyu,WANG Xuhong. Infrared thermal image recognition of substation equipment based on deep learning[J]. Journal of Electric Power, 2022,37(3): 263-271.) DOI:10.13357/j.dlxb.2022.033.
- [2] 杨金玲,曹先革,王霞迎,等. 基于改进 ORB 算法的近红外和可见光图像特征匹配方法[J]. 测绘工程, 2022,31(6):7-12. (YANG Jinling,CAO Xian'ge,WANG Xiaying,et al. Near infrared and visible image feature matching method based on improved ORB algorithm[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2022,31(6):7-12.) DOI:10.19349/j.cnki.issn1006-7949.2022.06.002.
- [3] 王迟,倪光捷,徐琼,等. 基于泛在电力物联网的低压末端智能感知设备技术研究[J]. 微型电脑应用, 2021,37(9):80-83. (WANG Chi,NI Guangjie,XU Qiong,et al. Research on the technology of intelligent perception device at low voltage end based on universal power Internet of things[J]. Microcomputer Applications, 2021,37(9):80-83.) DOI:10.3969/j.issn.1007-757X.2021.09.024.
- [4] 尹相国,张文,路致远,等. 面向智能变电站二次设备的故障诊断方法研究[J]. 电测与仪表, 2020,57(3):39-45. (YIN Xiangguo, ZHANG Wen, LU Zhiyuan, et al. Research on fault diagnosis method for secondary equipment of intelligent substation[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020,57(3):39-45.) DOI:10.19753/j.issn1001-1390.2020.03.007.
- [5] 郭丽娟,张玉波,尹立群,等. 基于离群点检测的变电主设备异常辨识与规律分析[J]. 南方电网技术, 2018,12(9):14-21. (GUO Lijuan,ZHANG Yubo,YIN Liqun,et al. Identification and analysis of main substation equipment abnormal data based on outlier detection method[J]. Southern Power System Technology, 2018,12(9):14-21. DOI:10.13648/j.cnki.issn1674-0629.2018.09.003.
- [6] 甘锡淞,李云,傅成华,等. 基于信息融合和 CS-SVM 的变压器绕组变形故障诊断方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(1):156-161. (GAN Xisong,LI Yun,FU Chenghua,et al. Information fusion and CS-SVM based research on diagnosis method for transformer winding deformation fault[J]. Power System Protection and Control, 2018,46(1):156-161. DOI:10.7667/PSPC.161972.

- [7] 耿苏杰,王秀丽. 基于模糊贝叶斯网络的电力设备故障诊断和状态评估[J]. 计算机集成制造系统, 2021,27(1):63–71. (GENG Sujie, WANG Xiuli. Fault diagnosis and state estimation of power equipment based on fuzzy Bayesian network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021,27(1):63–71.) DOI:10.13196/j.cims.2021.01.005.
- [8] 费宸,康佳龙,刘俊良,等. 基于FPGA的短波红外图像灰度级拉伸算法实现[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022,20(7):713–717. (FEI Cheng, KANG Jialong, LIU Junliang, et al. Implementation of grayscale stretching algorithm for short-wave infrared image based on FPGA[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2022,20(7):713–717.) DOI:10.11805/TKYDA2020455.

作者简介:

简家礼(1982–), 男, 学士, 高级工程师, 主要研究方向为配电网技术、配网带电作业、配电自动化和智能配电网等 .email:18524743@qq.com.

王 英(1982–), 女, 学士, 高级工程师, 主要研究方向为电网调度、调度自动化、继电保护、运行方式等.

(上接第875页)

- [10] 郑悦,李梓源,张宇璇,等. 飞秒光丝中等离子体荧光和声音信号的研究[J]. 激光技术, 2023,47(3):305–309. (ZHENG Yue, LI Ziyuan, ZHANG Yuxuan, et al. The investigation of fluorescence signal and acoustic signal from femtosecond filamentation[J]. Laser Technology, 2023,47(3):305–309.) DOI:10.7510/jgjs.issn.1001–3806.2023.03.003.
- [11] 付国梓,吕勇. CEEMDAN和改进多尺度熵的声音信号故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2022(5):185–190. (FU Guozi, LYU Yong. Fault diagnosis of sound signal based on CEEMDAN and IMSE [J]. Machinery Design & Manufacture, 2022(5):185–190.) DOI:10.3969/j.issn.1001–3997.2022.05.042.
- [12] 张敬川,田慧欣. 基于LSTM–DAE的化工故障诊断方法研究[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2021,48(2):108–116. (ZHANG Jingchuan, TIAN Huixin. Fault diagnosis of chemical process based on Long Short-Term Memory(LSTM)–denoising auto-encoder(DAE)[J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology(Natural Science Edition), 2021,48(2):108–116.) DOI:10.3969/j.issn.1001–3997.2022.05.042.
- [13] 王子赞,程林,王艳,等. 基于正交超平面空间定向扩展的滤波故障诊断方法[J]. 控制与决策, 2022,37(12):3223–3232. (WANG Ziyun, CHENG Lin, WANG Yan, et al. Orthometric hyperparallel spatial directional expansion filtering based fault diagnosis method[J]. Control and Decision, 2022,37(12):3223–3232.) DOI:10.13195/j.kzyjc.2021.1090.
- [14] 李岩,刘玉娇,李国亮,等. 基于改进BEMD与Res-LSTM电气设备故障辨识方法[J]. 高压电器, 2022,58(11):82–87,105. (LI Yan, LIU Yujiao, LI Guoliang, et al. Fault identification method for electrical equipment based on improved BEMD and Res-LSTM[J]. High Voltage Apparatus, 2022,58(11):82–87,105.) DOI:10.13296/j.1001–1609.hva.2022.11.011.

作者简介:

徐丽萍(1979–), 女, 学士, 高级工程师, 主要研究方向为丙烷脱氢装置(大电机电拖)、聚丙烯装置变配电系统的设计及应用 .email:kuangyou8060605591@163.com.

牟安东(1979–), 男, 学士, 高级工程师, 主要研究方向为钢结构、混凝土结构建筑物方面的设计及施工、设计为主施工为辅的应用.

穆晓乾(1980–), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为丙烷脱氢装置(大电机电拖)、聚丙烯装置变配电系统的设计及应用.