

深度信念网络下的高压电缆局部放电信号捕捉

高宝琪¹, 马捍超², 毕艳冰³, 张小军², 吴苏州²

(1. 国网新疆电力有限公司 设备管理部, 乌鲁木齐 830001; 2. 国网新疆电力有限公司电力科学研究院, 乌鲁木齐 830000;
3. 北京国网信通埃森哲信息技术有限公司, 北京 100031)

摘要: 为对高压电缆运行状态实时监测、保证电力安全运输, 研究基于深度信念网络的高压电缆局部放电信号捕捉方法。利用改进变分模态分解算法去除原始局部信号内部噪声; 建立深度信念网络捕捉模型, 利用对比散度算法预训练受限波尔兹曼机, 获取捕捉模型预训练网络参数; 利用自适应矩估计算法全局微调捕捉模型, 在训练完成的捕捉模型内输入去噪后的信号, 输出局部放电信号的捕捉类型。实验表明: 所研究方法有效去除局放信号内部噪声; 在不同干扰时, 该方法的捕捉概率在 0.9 以上, 具备较优的抗干扰性能, 且精准捕捉绝缘缺陷引起的局部放电信号类型。

关键词: 深度信念网络; 高压电缆; 局部放电信号; 捕捉方法; 变分模态; 对比散度

DOI: 10.15938/j.jhust.2023.02.011

中图分类号: TM81 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2023)02-0092-07

Partial Discharge Signal Capture of High Voltage Cable Under Deep Belief Network

GAO Baoqi¹, MA Hanchao², BI Yanbing³, ZHANG Xiaojun², WU Suzhou²

(1. State Grid Xinjiang Electric Power Company, Equipment Management Department, Urumqi 830001, China;
2. State Grid Xinjiang Electric Power Research Institute, Urumqi 830000, China;
3. Beijing Sgitg Accenture Information Technology Center Co., LTD, Beijing 100031, China)

Abstract: In order to monitor the running state of high-voltage cable in real time and ensure the safe transportation of power, a partial discharge signal capture method of high-voltage cable based on deep belief network is studied. The improved variational modal decomposition algorithm is used to remove the internal noise of the original local signal; the deep belief network capture model is established, and the limited Boltzmann machine is pre trained by contrast divergence algorithm to obtain the pre training network parameters of the capture model; using the global fine tuning capture model of adaptive moment estimation algorithm, the denoised signal is inputted into the trained capture model and the partial discharge signal is outputted. Experimental results show that the proposed method can effectively remove the internal noise from partial discharge signals. In the case of different interferences, the capture probability of this method is above 0.9, which has excellent anti-interference performance and accurately captures the partial discharge signal types caused by insulation defects.

Keywords: deep belief network; high voltage cable; partial discharge signal; capture method; variational mode; compared to the divergence

收稿日期: 2021-08-26

基金项目: 国家自然科学基金(52007032).

作者简介: 马捍超(1987—), 男, 高级工程师;

毕艳冰(1980—), 女, 博士, 高级工程师.

通信作者: 高宝琪(1984—), 男, 高级工程师, E-mail: 67893853@qq.com.

0 引言

近年来,在电力传输中高压电缆火灾导致的安全事故经常出现,电缆绝缘劣化是引起火灾的主要原因^[1]。一般高压电缆均安装于地下,随着使用时间的延长,环境潮湿或散热性差等因素会加剧电缆绝缘体恶化,导致其电气与机械功能逐渐变差,进而造成绝缘层破损^[2-4],最终导致火灾。在电缆绝缘状态变差情况下,绝缘体出现局部放电现象,放电时间越长,电缆绝缘效果越差,最后绝缘体被击穿^[5-7]。在击穿前,通过捕捉局部放电信号类型,可有效得知电缆的恶化情况,杜绝局部放电情况持续恶化,提高用电的安全性。局放信号的衰减速度较快,易受各种噪声与电磁干扰等影响,可通过捕捉局部放电信号检测高压电缆局部放电情况。杨帆等^[8]利用卷积神经网络捕捉高压电缆局部放电模式,精准识别电缆局放信号类型;朱煜峰等^[9]以不同绝缘缺陷的局放信号为样本,通过卷积核采集特征,经由池化层展开映射,通过分类器展开回归分类,捕捉局放信号类型;宋辉等^[10]通过深层卷积神经网络采集局放信号特征,提升局放信号捕捉精度。上述方法均可精准捕捉局放信号类型,但抗干扰能力较差,局放信号捕捉效果不佳。深度信念网络(deep belief networks, DBN)的特征学习能力较佳,常在数据降维与特征识别等领域应用^[11]。为此,研究基于深度信念网络的高压电缆局部放电信号捕捉方法,以局部放电信号不失真为前提,合理去除内部噪声,在 DBN 内输入精准的局部放电信号,输出捕捉的局放信号类型,提高局放信号类型的捕捉效果。

1 高压电缆局部放电信号捕捉

基于 DBN 高压电缆局部放电信号捕捉方法的具体步骤如下:

步骤 1 利用改进变分模态分解(VMD)算法对原始局部信号展开去噪处理,去噪后的信号依据3:7的比例分割成训练集与样本集;

步骤 2 建立 DBN 捕捉模型,利用对比散度(contrastive divergence, CD)算法预训练受限波尔兹曼机(restricted boltzmann machine, RBM),获取预训练网络参数;

步骤 3 利用自适应矩估计(adaptive moment estimation, ADAM)算法全局微调 DBN 模型,确保模

型捕捉效果最佳;

步骤 4 在训练完成 DBN 模型内输入测试样本,对测试样本展开局部放电信号捕捉。

1.1 高压电缆局部放电信号去噪

1.1.1 VMD 分解

高压电缆局部放电信号包含电磁信号与噪声混合信号,通常存在高斯白噪声与混合噪声,为提升信号捕捉精度,需利用改进 VMD 算法对原始信号展开去噪处理^[12]。VMD 能够获取包含各种中心频率 ω_k 的模态 v_k ,且波动性小,不会出现模态重叠与边界效应等情况,去噪效果较优。VMD 分解后 v_k 内的频带并非无限制,同时 ω_k 均不一致。求解 v_k 与估计 v_k 对应的 ω_k 约束条件为模态之和最低,在此约束下,最优化变分问题如下:

$$\min_{\{v_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K A \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{c}{\pi t} \right) v_k(t) \right] e^{-c\omega_k t} A_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$s. t. \sum_{z=1}^K v_z(t) = x(t)$$

式中: K 为模态分解数量, $z, k \in K$; A 为原始信号能量; c 为信号层数; $\{v_k\}$ 为 u_k 的集合; $\{\omega_k\}$ 为 ω_k 的集合; $x(t)$ 为拟态之合,即原始信号; $\delta(t)$ 为狄拉克函数。

通过添加惩罚因子 α 与拉格朗日乘法算子 λ , 确保式(1)解除约束限制,得到扩展的拉格朗日公式如下:

$$L(\{v_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{c}{\pi t} \right) v_k(t) \right] e^{-c\omega_k t} \right\|_2^2 +$$

$$\left\| x(t) - \sum_{k=1}^K v_k(t) \right\|_2^2 + [\lambda(t), x(t)] - \sum_{k=1}^K v_k(t) \quad (2)$$

以互换方向法求解式(2)的鞍点,将 $x(t)$ 分解成 K 个模态分量。

1.1.2 峭度准则

信号分布的四阶数值统计量由峭度描绘,该值为无量纲参数,属于归一化处理后的分布特性,用于呈现信号波形的峰值。 x 的峭度如下:

$$Kv = \frac{E(x - \mu)^4}{\eta^4} \quad (3)$$

式中: μ 为 x 的均值; η 为 x 的标准差; $E(x - \mu)^4$ 为四阶数值期望。

局部放电信号为快速出现陡峭的上升信号,其维持时间较短,在未出现放电情况下,信号无任何波动, $Kv \approx 3$; 在出现放电情况下, Kv 会提升,同时显著高于 3。

1.1.3 自适应阈值

获取模态分量后,通过改进阈值函数 ε , 滤除信

号内的噪声,对重构信号再次展开去噪处理^[13]。 ε 的表达式如下:

$$\varepsilon = \frac{\eta \sqrt{2 \ln M}}{\lg(c+1)} \quad (4)$$

式中 M 为小波系数长度。

改进的阈值函数公式如下:

$$\hat{G}_{c,k} = \begin{cases} \operatorname{sgn}(G_{c,k}) (|G_{j,k}| - \varepsilon e^{(\lambda - G_{c,k})}) & |G_{c,k}| \geq \varepsilon \\ G_{c,k} e^{-f} & |G_{c,k}| < \varepsilon \end{cases} \quad (5)$$

式中: $G_{c,k}$ 为小波系数; f 为信号频率。

通过塑造噪声和频率间的关系,提升去噪处理效果。

1.1.4 去噪步骤

通过 VMD 算法分解高压电缆局部放电信号,获取数个模态分量^[14],按照峭度准则求解每个模态分量的 Ku ,利用 Ku 值最大的模态分量重构信号,利用改进阈值去噪处理重构信号,具体步骤如下:

步骤 1 设计 VMD 算法的初始参数,分解存在噪声的高压电缆局部放电信号,获取 K 个模态分量 $IMF_k (k=1,2,\dots,K)$;

步骤 2 频谱分析 IMF_k ,求解每个模态分量的 ω_k ,获取 VMD 分解初始参数的取值;

步骤 3 求解模态分量的 Kv 值,线性叠加 Kv 值最大的模态分量获取重构信号;

步骤 4 通过 $\hat{G}_{c,k}$ 处理重构信号,保留超过 ε 的信号,剔除低于 ε 的信号,获取更加平滑的信号波形^[15]。

1.2 高压电缆局部放电信号捕捉

DBN 模型通过多个 RBM (restricted boltzmann machine) 构建而成,采用 CD 算法无监督训练 RBM,通过 ADAM 全局微调 DBN 模型,提高信号捕捉效果^[16]。

1.2.1 受限波尔兹曼机

RBM 为通过可视层 $u = (u_i)_n$ 与隐含层 $h = (h_j)_m$ 构建的模型,该模型属于没有方向的概率图,且 u 与 h 内的单元间无任何关联。RBM 的能量函数如下:

$$E_\theta(u, h) = \sum_{i=1}^{n_u} s_i u_i - \sum_{j=1}^{n_h} b_j h_j - \sum_{i=1}^{n_u} \sum_{j=1}^{n_h} u_i w_{ij} h_j \quad (6)$$

式中: RBM 参数是 $\theta = [w = (w_{ij})_{n \times m}, s = (s_i)_n, b = (b_j)_m]$; u_i 为显元; h_j 为隐元; s_i 为 u_i 的偏置; n_u 为 u_i 的数量; w_{ij} 为 u_i 和 h_j 间的连接权重; b_j 为 h_j 的偏置; n_h 为 h_j 的数量。

RBM 内 h 的状态彼此无任何关联,在已知 v 的情况下,令 $h_j = 1$,激活 $h_j = 1$ 的概率如下:

$$P_\theta(h_j = 1 | u) = \operatorname{sigmoid}(b_j + \sum_{i=1}^{n_u} w_{ij} u_i) \quad (7)$$

在已知 h 的情况下,激活 $v_i = 1$ 的概率如下:

$$P_\theta(u_i = 1 | h) = \operatorname{sigmoid}(s_i + \sum_{j=1}^{n_h} w_{ji} h_j) \quad (8)$$

其中,激活函数是 $\operatorname{sigmoid}(y) = (1 + \exp(-y))^{-1}$; 将 y 映射到区间 $[0, 1]$ 中。

经由训练获取 θ ,目的是保证 RBM 模型重构的数据和已知的训练样本数据基本相同。利用 CD 算法无监督训练 RBM,获取最佳的 θ 。

初始化 θ ,令训练样本是 u^0 ,按照式(7)求解 h^0 ,再按照式(8)重构 u^1 ,最后利用 u^1 继续求解 h^1 。以随机抽样的方式分批次训练 RBM,可加快求解速度^[17],令随机抽样的样本数是 N ,经过 r 次训练 θ 的更新公式如下:

$$\left. \begin{aligned} w_{ij,r} &= w_{ij,r-1} + \rho \left(\sum_{n=1}^N (u_{i,n}^{r-1} h_{j,n}^{r-1} - u_{i,n}^r h_{j,n}^r) / N \right) \\ a_{i,r} &= a_{i,r-1} + \rho \left(\sum_{n=1}^N (u_{i,n}^{r-1} - u_{i,n}^r) / N \right) \\ b_{j,r} &= b_{j,r-1} + \rho \left(\sum_{n=1}^N (h_{j,n}^{r-1} - h_{j,n}^r) / N \right) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中: ρ 为学习率。

1.2.2 深度信念网络预训练

DBN 模型存在输入层、隐含层与输出层,首层与尾层均为一个,隐含层超过两个,尾层通过 Softmax 分类器组建而成。 RBM_1 的 u_1 通过输入层组建而成,由 u_1 组建 RBM_1 的 h_1 ,将 h_1 当成 RBM_2 的 u_2 ,同理, RBM_r 的 u_r 是 RBM_{r-1} 的 h_{r-1} 。DBN 的输出层是 Softmax 分类器,其作用是完成高压电缆局部放电信号不同模式的捕捉^[18-19]。

按照层间顺序无监督训练各个 RBM,输入的是 u_0 ,通过 CD 算法训练获取 RBM_1 的 θ_1 ,得到 θ_1 后,在 RBM_1 内将 u_0 映射到 h_1 的 P_θ 当成训练数据,训练 RBM_2 获取 θ_2 ,同理,完成整个 DBN 的训练,获取预训练网络权重与偏置。

1.2.3 全局微调

每个 RBM 训练间毫无关联,仅可确保模型参数在 RBM 中最佳,预训练完成后,需要微调参数^[20]。已知训练样本集 $\{x', y'\}$,输入、出间的关系如下:

$$\hat{y}'_i = f'(x'_i, \theta) \quad (10)$$

式中: f' 为非线性函数; x'_i 为第 i 个训练样本; $\hat{y}'_i$ 为 DBN 映射的样本标签。

误差损失函数是预测值与实际值间的交叉熵,公式如下:

$$J(\theta) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y'_i \ln(\hat{y}'_i) \quad (11)$$

其中 y'_i 为标签实际值。

利用 ADAM 算法全局微调 DBN, 不会出现局部最优情况, 该算法在解决稀疏梯度与动态问题时的效果较好^[21]。以经过 r 次迭代获取 θ_r 为前提, 求解梯度 $g_r = \nabla J(\theta_r)$, 更新一阶矩、二阶矩偏差 $\hat{m}_{r+1}$ 与 $\hat{u}_{r+1}$, 公式如下:

$$\left. \begin{aligned} \hat{m}_{r+1} &= m_{r+1} / (1 - \beta_1^{r+1}) \\ \hat{u}_{r+1} &= u_{r+1} / (1 - \beta_2^{r+1}) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

更新后的网络参数如下:

$$\theta_{r+1} = \theta_r - \bar{\omega} \hat{m}_{r+1} / (\sqrt{\hat{u}_{r+1}} + \tau) \quad (13)$$

式中: $\bar{\omega}$ 为步长; τ 为稳定常数。

2 实验分析

以某地区高压电缆为实验对象, 以 Matlab 为实验平台。由于绝缘缺陷是电缆局部放电的主要原因, 实验共设计 6 种绝缘缺陷, 分别是: 导体毛刺, 在绝缘破损前绞合导体形成的毛刺会导致电缆保护层破损, 进而进入绝缘层, 出现局放情况; 外半导电层残留, 电缆接头时失误会造成该电层未全部去除, 出现局放情况; 绝缘体内具有杂质, 杂质的击穿强度低于绝缘材料, 在电场工作时, 杂质会显现放电与气化的现象, 产生气隙, 出现局放情况; 绝缘体内部气隙, 在绝缘电缆挤出时, 气体副产物在电缆内存留, 产生微小气隙, 出现局放情况; 导体尖端, 尖端会提升电场强度, 其附近的绝缘材料会显现放电情况, 导致电缆被击穿, 出现局放情况; 绝缘体外部破损, 制作电缆接头时, 因去除半导电层引起的绝缘破损, 出现局放情况, 电缆局部图如图 1 所示。根据图 1 局部电缆利用本文方法对这 6 种绝缘缺陷导致的局部放电信号展开捕捉, 以获得绝缘缺陷具体产生位置, 从而验证本文方法的有效性。

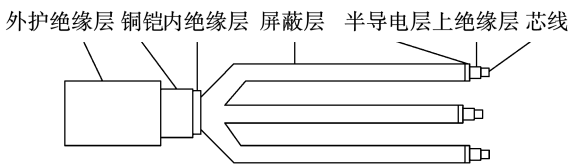


图 1 局部电缆绝缘缺陷

Fig. 1 Partial cable insulation defects

首先利用本文方法对 6 种绝缘缺陷时的高压电缆局部放电信号进行去噪处理, 以导体毛刺与绝缘

内部气隙引起的局部放电信号为例, 利用本文方法对这 2 个信号展开去噪处理, 如图 2 所示。去噪后的信号结果如图 3 所示。

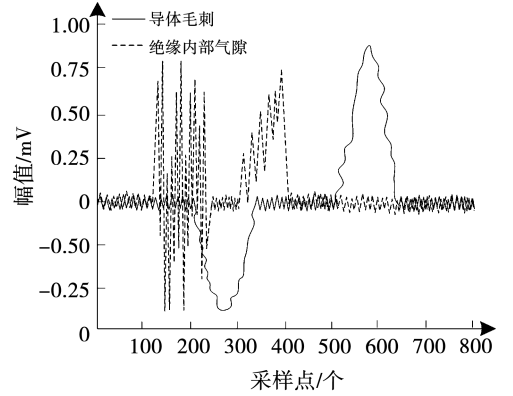


图 2 存在噪声的信号

Fig. 2 Noisy signal

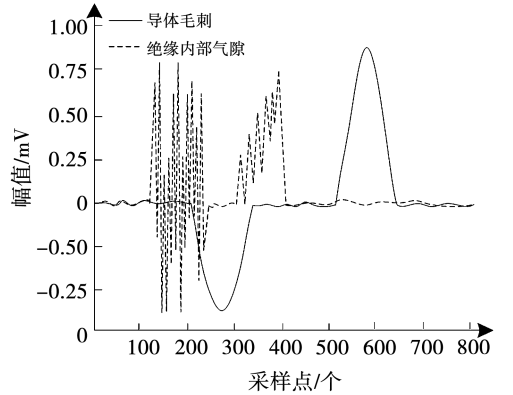


图 3 去噪后的信号

Fig. 3 Denoised signal

根据图 2 和图 3 可知, 本方法可有效去除以上 2 种局部放电信号内部噪声, 经由本文方法去噪后的信号与原始信号差距非常小, 说明本文方法在去除信号内部噪声的同时保留原始信号的全部信息。

为客观评价本文方法的去噪效果, 利用峰值相对误差 (REPV)、均方根误差 (MSE) 与信噪比 (SNR) 作为评价指标, 测试本文方法的去噪效果, SNR 值越高, 去噪效果越佳。测试本文方法在不同噪声方差时对上述两种信号去噪处理时的 REPV、MSE、SNR 测试结果如表 1 所示。

根据表 1 可知, 本文方法对两个信号进行去噪处理时, MSE 与 REPV 值均较低, 随着噪声方差的增加, MSE 与 REPV 均有所增长, 但 MSE 值始终低于 0.1%, REPV 值始终低于 5%, 说明从客观角度分析, 本文方法具有较优的去噪效果; 随着噪声方差的增加, 2 种信号的去噪前后的信噪比均呈下降趋势, 经由本文方法去噪后的信噪比显著高于去噪前, 说



图 5 引进 ADAM 算法前后的捕捉效果

Fig. 5 capture effect before and after introducing Adam algorithm

由图 5 可知,本方法引进 ADAM 算法后捕捉局部放电信号的召回率显著高于引进 ADAM 算法前,以及引进的 EMD 算法和 VMD 算法后的召回率,引进 ADAM 算法前的平均召回率是0.941 5,引进 ADAM 算法后的平均召回率是0.958 9,其他算法的召回率均低于引进 ADAM 算法。实验证明:引进 ADAM 算法可有效提升本文方法捕捉高压电缆局部放电信号效果,精准区分捕捉局部放电信号的类型,方便维修人员后期维修,确保用电安全。

3 结 论

高压电缆在输配电系统内占据主要地位,精准捕捉局部放电信号属于监测局部放电状态的关键环节,精准捕捉局部放电信号的类型,可有效提升用电的安全性,避免出现因局放导致的短路现象。因此,研究基于深度信念网络的高压电缆局部放电信号捕捉方法,利用改进变分模态分解算法去除局部放电信号内的噪声,将去除噪声后的信号输入至深度信念网络,通过该网络输出捕捉到的局部放电信号类

型,方便维修人员制定合理维修方案。实验结果表明:在不同噪声方差情况下,本文方法去除局部放电信号内部噪声时,均方根误差始终低于 0.1%,峰值相对误差始终低于 5%,具备较优的去噪效果,同时确保去噪后的信号与原始信号间误差较小;精准捕捉局部放电信号类型,可在实际高压电缆运行中积极推广。

参 考 文 献:

[1] 孙永辉,王馥珏,邓鹏. 高压电缆局部放电带电检测技术的应用研究[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2019, 43(4):505.
SUN Yonghui, WANG Fujue, DENG Peng. Application of Discharged Detection Technology for Partial Discharge of High Voltage Cable[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2019, 43(4):505.

[2] 罗新,牛海清,宋廷汉,等. 基于 S 变换和概率神经网络的局部放电特征提取及放电识别方法[J]. 南方电网技术, 2020, 14(7):17.
LUO Xin, NIU Haiqing, SONG Tinghan, et al. S Transform and Probabilistic Neural Network Based Partial Discharge Feature Extraction and Discharge Recognition Method [J]. Southern Power System Technology, 2020, 14(7):17.

[3] GAO Y, LI J, CHEN G, et al. Compatibility Dependent Space Charge Accumulation Behavior of Polypropylene/ elastomer Blend for HVDC Cable Insulation [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2020, 27(3):947.

[4] YANG Z, LI H, DUAN Y, et al. Study on Melting Characteristics of Crystals in Thermal Aged XLPE Cable Insulation at Elevated Temperature[J]. Journal of Materials Science: Materials in Electronics, 2021, 32(5):1.

[5] HOU Z H, DU B X, LI Z L, et al. Effects of Radical Scavenger on Space Charge Accumulation of PP/ULDPE Composites for HVDC Cable Insulation[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2020, 27(3):989.

[6] DU B X, HAN C, LI J, et al. Temperature-dependent DC Conductivity and Space Charge Distribution of XLPE/ GO Nanocomposites for HVDC Cable Insulation [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2020, 27(2):418.

[7] 王祖林,吴宏亮. 220 kV 大截面 XLPE 电缆绝缘局部放电在线监测研究[J]. 大电机技术, 2022(6):62.
WANG Zulin, WU Hongliang. On-line Partial Discharge Monitoring of 220 kV High Voltage Large Cross-section XLPE Insulated Cable [J]. Large Electric Machine and

- Hydraulic Turbine, 2022(6):62.
- [8] 杨帆, 王干军, 彭小圣, 等. 基于卷积神经网络的高压电缆局部放电模式识别[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(5):123.
YANG Fan, WANG Ganjun, PENG Xiaosheng, et al. Partial Discharge Pattern Recognition of High-voltage Cables Based on Convolutional Neural Network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(5):123.
- [9] 朱煜峰, 许永鹏, 陈孝信, 等. 基于卷积神经网络的直流 XLPE 电缆局部放电模式识别技术[J]. 电工技术学报, 2020, 35(3):659.
ZHU Yufeng, XU Yongpeng, CHEN Xiaoxin, et al. Pattern Recognition of Partial Discharges in DC XLPE Cables Based on Convolutional Neural Network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(3):659.
- [10] 宋辉, 代杰杰, 张卫东, 等. 复杂数据源下基于深度卷积神经网络的局部放电模式识别[J]. 高电压技术, 2018, 44(11):3625.
SONG Hui, DAI Jiejie, ZHANG Weidong. Partial Discharge Pattern Recognition Based on Deep Convolutional Neural Network Under Complex Data Sources[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11):3625.
- [11] 李昊奇, 应娜, 郭春生, 等. 基于深度信念网络和线性单分类 SVM 的高维异常检测[J]. 电信科学, 2018, 34(1):34.
LI Haoqi, YING Na, GUO Chunsheng, et al. High-dimensional Outlier Detection Based on Deep Belief Network and Linear One-class SVM[J]. Telecommunications Science, 2018, 34(1):34.
- [12] 刘震宇, 刘振英, 范贺明. 基于 EMD-ICA 的高压电缆局部放电信号去噪研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(24):83.
LIU Zhenyu, LIU Zhenying, FAN Heming. Study on Signal De-noising of High Voltage Cable Partial Discharge Based on EMD-ICA[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(24):83.
- [13] 马星河, 张登奎, 朱昊哲, 等. 基于 EWT 的高压电缆局部放电信号降噪研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(23):7.
MA Xinghe, ZHANG Dengkui, ZHU Haozhe, et al. Research on Noise Reduction of a Partial Discharge Signal of a High Voltage Cable Based on EWT[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(23):7.
- [14] 赵永梅. VMD 和小波阈值重构的电力电缆局部放电信号去噪法[J]. 西安科技大学学报, 2021, 41(4):8.
ZHAO Yongmei. Denoising Method of Cable Partial Discharge Signals Based on VMD and Wavelet Threshold Reconstruction[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2021, 41(4):8.
- [15] 魏海增, 马宏忠, 黄涛, 等. 基于 EMD 的 ICA 降噪方法在电厂开关柜局部放电信号中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(5):110.
WEI Haizeng, MA Hongzhong, HUANG Tao, et al. Application of ICA De-noise Method Based on EMD in Partial Discharge Signal of Switch Cabinet in Power Plant[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2019, 31(5):110.
- [16] LI Zhe, XU Yongpeng, JIANG Xiuchen. Pattern Recognition of DC Partial Discharge on XLPE Cable Based on ADAM-DBN[J]. Energies, 2020, 13(17):4566.
- [17] 杨丰源, 许永鹏, 钱勇, 等. 相关分析技术在直流电压下 XLPE 电缆局部放电信号特征提取与筛选中的应用[J]. 电网技术, 2018, 42(5):1653.
YANG Fengyuan, XU Yongpeng, QIAN Yong, et al. Application of Correlation Analysis Techniques in Feature Extraction and Selection for DC Partial Discharge Signals of XLPE Cables[J]. Power System Technology, 2018, 42(5):1653.
- [18] 张重远, 岳浩天, 王博闻, 等. 基于相似矩阵盲源分离与卷积神经网络的局部放电超声信号深度学习模式识别方法[J]. 电网技术, 2019, 43(6):1900.
ZHANG Zhongyuan, YUE Haotian, WANG Bowen, et al. Deep Learning Pattern Recognition Method for PARTIAL Discharge Ultrasonic Signals Based on Similarity Matrix Blind Source Separation and Convolutional Neural Network[J]. Power System Technology, 2019, 43(6):1900.
- [19] 刘孟佳, 余岩竹, 于义亮, 等. 基于三相幅值相位关系分析的交叉互联电缆局部放电宽频检测和分析[J]. 高压电器, 2019, 55(1):226.
LIU Mengjia, YU Yanzhu, YU Yiliang, et al. Broadband Detection and Analysis of Partial Discharge in Cross-connected Cables Based on Three-phase Amplitude-phase Relation Analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(1):226.
- [20] 刘哲, 苏菲, 王兴振, 等. 基于分布式无线 TEV 传感器的电缆终端局部放电监测系统[J]. 电测与仪表, 2019, 56(17):102.
LIU Zhe, SU Fei, WANG Xingzhen, et al. Partial Discharge Monitoring System Based on Cable Terminal with Distributed Wireless TEV Sensors[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(17):102.
- [21] 王杨超, 杜家振, 高超飞, 等. 基于 F-P 光纤超声传感器和概率神经网络的油中局部放电模式识别研究[J]. 高压电器, 2018, 54(4):152.
WANG Yangchao, DU Jiazheng, GAO Chaofei, et al. Study on Partial Discharge Pattern Recognition in Oil Based on F-P Fiber Optic Ultrasonic Sensor and Probabilistic Neural Network[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(4):152.