

DOI:10.12158/j.2096-3203.2021.03.022

基于自编码网络的局部放电信号特征提取与识别

李玉杰¹, 田阳普², 赵科¹, 刘成宝², 王林杰³, 毛恒²

(1. 国家电网有限公司 GIS 设备运维检修技术实验室(国网江苏省电力有限公司电力科学研究院), 江苏 南京 211103; 2. 红相股份有限公司, 福建 厦门 361005; 3. 国网江苏省电力有限公司检修分公司, 江苏 南京 211102)

摘要: 气体绝缘金属封闭开关设备(GIS)的状态影响电力系统运行的可靠性,而局部放电是设备潜伏性绝缘故障的重要表现之一。传统局部放电模式识别方法依赖专家经验选取局部放电特征,主观性强且不确定度高。针对这一问题,文中提出将深度学习技术引入局部放电模式识别领域,运用卷积神经网络及其扩展自编码网络提取局部放电信号特征,充分发挥自编码网络的特征抽取能力。同时,将所提取的特征与经典分类器进行衔接,有机结合传统机器学习方法与深度学习方法,实现局部放电信号的基本参数提取、统计特征计算与放电类型识别。实验结果表明,文中所提方法提取的特征相较传统的人工特征可明显提高局部放电的分类准确率和分类效率,具有广阔的工程应用前景。

关键词: 局部放电;特征提取;自编码网络;分类器;模式识别

中图分类号: TM591

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2021)03-0148-05

0 引言

气体绝缘金属封闭开关设备(gas insulated switchgear, GIS)因体积小、运行稳定以及电磁污染低等优点应用广泛^[1]。在设计、运输、制造及长期运行过程中, GIS 内部往往会出现各种绝缘缺陷,继而诱发设备绝缘故障^[2]。局部放电是各种潜伏性绝缘故障的重要特征^[3-4],不同的局部放电类型对设备的损坏程度各异,及时有效地监测、识别局部放电,对设备故障预警及运行稳定性提升具有重要意义^[5]。

GIS 发生局部放电时,会向外界辐射超高频(ultra-high frequency, UHF)信号^[6]。UHF 信号分析及特征提取广泛运用于 GIS 绝缘状况实时监测^[7]。采用原始放电信号进行局部放电模式识别具有放电信息保留完整、数据处理量小、速度快以及采集设备经济等优点。目前大多局部放电模式识别均采用 UHF 原始信号作为数据源,通过人工特征设计获得局部放电的典型特征。

原始放电信号的可用特征主要包括脉冲宽度、信号方差和信号均值等,其根据专家自身知识领域进行设计,主观性较强且不确定性较大,无法充分体现局部放电模式的有效特征^[7]。同时,依靠人工设计难以充分挖掘数据内部更深层次的关系,所提

取的特征往往是数据的浅层表达,因此基于人工特征衍生的相关局部放电识别算法,精度和泛化能力均较差^[8]。

针对上述问题,文中提出将深度学习领域广泛使用的卷积神经网络及其扩展自编码网络技术引入局部放电模式识别领域。自适应提取特征可代替人工设计特征^[9],实现对原始局部放电信号更深层次的数据挖掘^[10]。实验表明,基于文中方法提取的特征相较人工特征具有更高的辨识度,可有效识别 GIS 局部放电模式。

1 基于自编码网络的局部放电特征提取与模式识别

1.1 数据采集

由于获取大批量实际条件下的局部放电数据极为困难,文中研究主要围绕仿真数据开展。依托自主研发的数据采集平台,模拟 GIS 实际运行的复杂环境及物理仿真局部放电现象,并采集相关数据。数据采集平台的主要技术参数及电路分别如表 1、图 1 所示。

表 1 数据采集平台参数

Table 1 Parameters of data acquisition platform

项目	参数
电压等级/kV	126
同步方式	外同步、内同步等
高速采集方式	4 通道示波器, 20 G/s 采样率
工作温度/°C	-20~50
工作湿度	≤90%, 无凝露

收稿日期: 2020-11-08; 修回日期: 2020-12-13

基金项目: 国家电网有限公司科技项目“基于多源大数据融合分析的 GIS 设备状态检测与异常诊断技术研究”

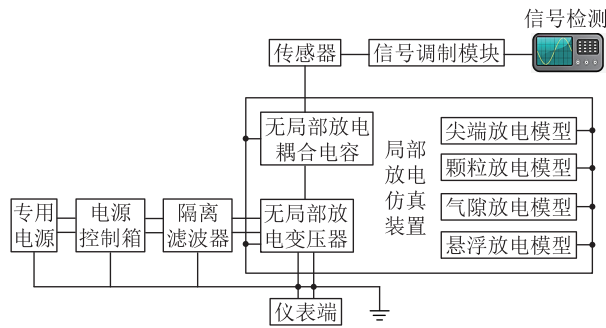


图1 数据采集平台电路示意

Fig.1 Schematic diagram of data acquisition platform circuit

1.1.1 数据采集流程

将 UHF 传感器用橡皮筋固定在盆式绝缘子的浇注孔位置。依次连接传感器、调理模块、高速采样示波器,利用网线建立示波器与控制软件间的通信。使用 50 pC 的校准方波对放电模拟装置进行校准。将被测典型缺陷模型旋入指定位置,并保证检测设备及本体壳体可靠接地。设定采样参数、通道参数、信号调理参数。调节信号调理模块增益至指定档位,将 GIS 升压至典型缺陷模型起始放电电压,通过控制软件启动信号采集。4 种典型局部放电(尖端放电、颗粒放电、气隙放电、悬浮放电)缺陷模型如图 2 所示。

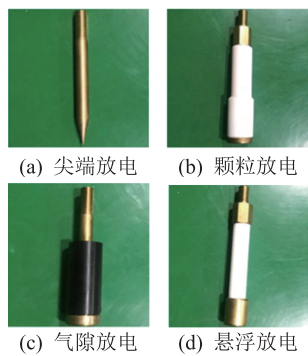


图2 4种局部放电缺陷模型

Fig.2 Four types of partial discharge defect models

1.1.2 数据预处理

采集上述 4 种局部放电的 UHF 原始数据,此外,对采集数据引入多种类型的噪声,如手机通话、机器设备噪声等进行数据增扩,保证数据的多样性。

由于单个原始放电信号受检测传感器参数、位置以及是否有遮挡物影响较大,文中将包含 40 个脉冲的时域信号作为特征提取单元。同时为了减少数据量,突出时域信号的主要成分,对原始时域信号进行预处理。假设时域信号长度为 L ,对每个脉冲时域信号进行开窗操作设置的窗口大小为 N ,设置大小为 L/N 的滑动窗口。取窗内时域信号的幅

值最大点,最终获得大小为 $40 \times N$ 的数据样本。通过一系列比较实验,设置 N 为 500。

1.2 基于自编码网络的局部放电模式识别

1.2.1 自编码网络基础

自编码网络是一种针对输入数据高效编码的神经网络^[11]。给定一个神经网络,假设其输入与输出相同,对网络进行训练并调整其参数,即可得到每一层的权重以及输入数据的不同表示(每一层代表一种表示),这些表示即为网络提取到的特征量。自编码网络的目的是尽可能地复现输入信号,因此必须捕捉最能代表数据特征的成分,实现输入数据最本质特征的提取。自编码网络基本结构见图 3。

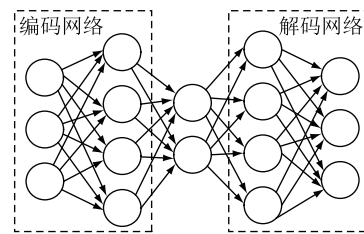


图3 自编码网络基本结构

Fig.3 Basic structure of auto-encoder network

研究表明,局部放电信号的时域波形特征与绝缘缺陷的性质存在相关性,不同类型缺陷激发的放电信号典型特征各异^[12],表明局部放电原始信号中存在有待学习的隐含模式。文中所提识别方法运用自编码网络在足够多的数据条件下学习此模式,并将其中隐含的特征提取出来。

1.2.2 网络结构设计

针对 4 种局部放电模式识别的实际问题,文中所提基于自编码网络的局部放电类型识别网络结构示意图如图 4 所示。

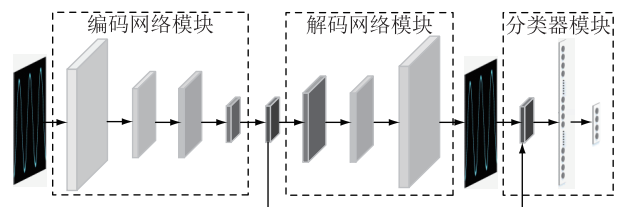


图4 基于自编码网络的局部放电类型识别网络结构示意图

Fig.4 Schematic diagram of partial discharge pattern recognition network structure based on auto-encoder network

自编码网络由编码网络与解码网络构成,编码网络完成输入数据的非线性映射输出特征图,解码网络主要利用这些特征图重构输入数据。因此可认为编码网络生成的特征图有效保存了输入数据的主要成分。提取编码网络的输入,将其作为辨识特征输入分类器进行训练,即可获得分类结果。值

得注意的是,文中仅仅将自编码网络作为特征提取器使用,所提取特征可供各种形式分类器使用,因此分类器的选择不再局限于深度学习方法。传统的经典机器学习分类器如支持向量机(support vector machine,SVM)、随机森林算法等都可与其进行衔接。通过上述方法既可充分发挥自编码网络的特征提取能力,又可将传统机器学习方法与深度学习方法有机结合,有效提升文中所提识别方法的灵活性。

1.2.3 局部放电模式识别

基于自编码网络的局部放电模式识别,具体结构及参数如图5所示。编码网络对输入信号进行特征提取以及维度压缩,解码网络负责重构原始信号,分类器网络利用编码网络提取的特征进行任务分类。

基于自编码网络的局部放电模式识别,各个部分结构如下。

(1) 输入层。输入数据为 40×500 的一维数据。

(2) 编码网络。编码网络由3层卷积层与2层最大值池化层交替构成。通过卷积层对输入数据进行特征提取,然后利用最大值池化层对卷积层提取的特征进行压缩,实现特征降维。

(3) 解码网络。解码网络由2层卷积层与2层反卷积层交替构成。对编码网络提取的特征进行解码处理,再利用反卷积层映射并扩大输出特征图尺寸,重构输入信号。

(4) 激活函数。网络卷积层与反卷积层之后均采用激活函数 LeakyReLU。LeakyReLU 函数是 ReLU 函数的改进版本,解决了训练过程中部分输入落到硬饱和区导致对应权重无法更新的问题。

(5) 全局平均池化层。为了降低编码网络输出的特征维度,文中在编码网络的输出后接“卷积层+全局平均池化层”结构,通过全局平均池化层将编

码网络输出的特征图进行图层面的平均池化。每一张特征图对应一个特征点,最后这些特征点组合成特征向量,因此对于不同尺寸的输入信号,网络提取的特征维度固定(128 维)。

以下对训练流程以及参数设置进行介绍。基于自编码网络的局部放电模式识别训练过程分为两阶段。第一阶段为训练自编码网络阶段,即重构原始信号,保存网络参数。第二阶段为训练分类器网络阶段,即在训练好的编码网络后接一层卷积层和全局平均池化层,并与分类网络相连,再次训练,保持编码网络的参数不变,只更新新添卷积层与分类网络的参数,训练完成后移除分类器。因此最终全局平均池化层的输出即为自编码网络提取特征量,可以供给各分类器进行分类。训练阶段的参数设置如表2所示。

表2 训练阶段参数设置

Table 2 Parameter setting during training phase

参数	自编码	分类器
迭代次数	40 000	40 000
数据批次大小	4	4
初始学习速率	0.000 1	0.000 1
优化策略	Adam	Adam
学习率衰减速率	0.1	0.1
损失函数	欧氏距离	交叉熵

2 实验结果与分析

基于物理仿真数据,导入自编码模型,将原始放电信号转换为 128 维向量作为该信号的辨识特征。同时文中选取 11 组基于局部放电原始信号提取的人工特征进行比较实验^[13]。表3为2种特征采用 SVM 以及随机森林算法分类器的识别准确率对比。

针对同一分类器,文中方法提取的特征相较人

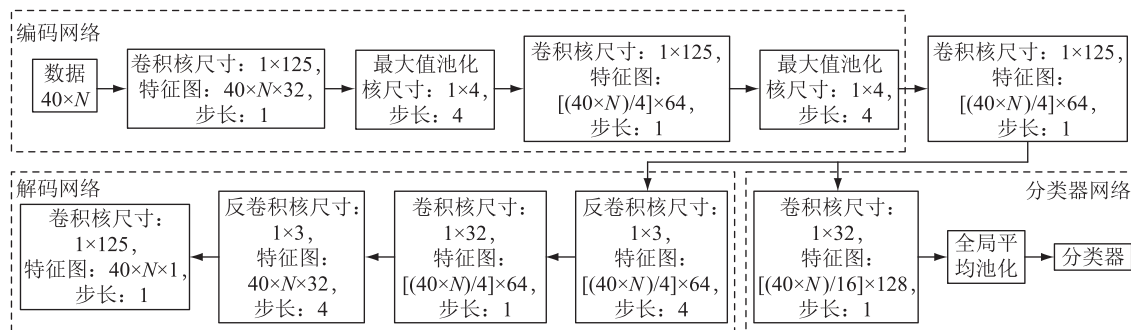


图5 基于自编码网络的局部放电模式识别具体结构及参数

Fig.5 The detailed structure and parameters of partial discharge pattern recognition based on auto-encoder network

表 3 局部放电识别准确率对比
Table 3 Comparison of partial discharge recognition accuracy %

分类器	特征	尖端放电	颗粒放电	气隙放电	悬浮放电	平均
SVM	传统人工	65.48	51.67	41.33	42.45	50.23
	自编码网络	70.45	95.67	90.45	60.32	79.22
随机森林	传统人工	81.22	78.53	64.67	60.27	71.17
	自编码网络	89.32	83.23	92.81	83.55	87.72

工特征均获得了更高的识别准确率,侧面表明了自编码网络可以提取比人工特征更高辨识度的特征。同时,当输入特征均来源于自编码网络时,2种分类器对于不同局部放电类型的识别水平存在较大差异,SVM对颗粒放电、气隙放电表现出更为良好的分类性能,而随机森林则对尖端放电、气隙放电有着较好的识别能力。但每种分类器无论使用哪种特征,对于悬浮放电的识别准确率均处于较低水平。相较人工特征,文中方法提取的特征仍有效提升了悬浮放电识别水平。

图6为人工特征与自编码网络提取特征通过t-SNE聚类可视化的结果,t-SNE是一种广泛使用的数据降维方法^[14]。与主成分分析方法(principal component analysis,PCA)^[15]相比,其保留的数据属性信息更具代表性,可更好地反映样本之间的差异。

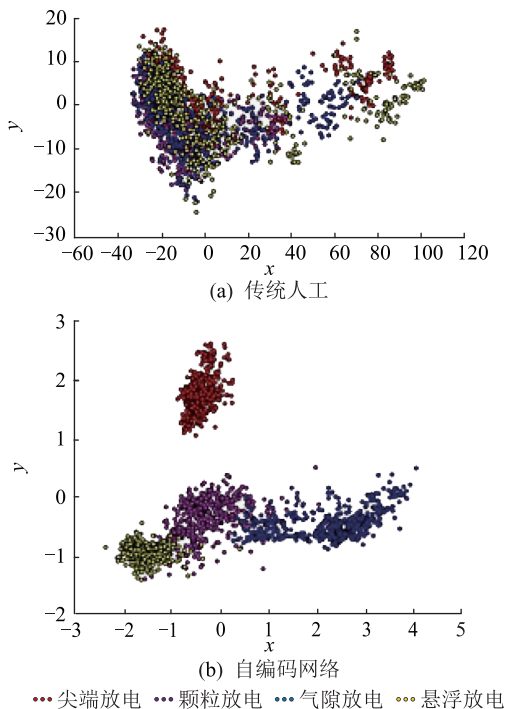


图 6 局部放电可视化特征

Fig.6 Visualization features of partial discharges

由图6可知,基于自编码网络提取的特征聚类

效果更佳,该特征具有比人工特征更高的质量,可以更好地表征不同类别的局部放电。

3 结语

针对GIS局部放电原始信号的模式识别问题,文中构建了基于自编码技术的卷积神经网络,自动提取原始波形信号的辨识特征。相较于传统方法,文中方法摒弃了繁琐的人工特征提取工作,特征的提取来源于神经网络的自动学习,不依赖专家经验,可以捕捉到数据更深层次的本质特征,具有更强的表达能力。此外,文中进一步将这些特征作为经典分类器的输入,实现了深度学习方法与传统机器学习方法的有效结合。实验表明,在使用相同分类器时,文中方法提取的特征可以获得比人工特征更高的分类准确率,具有优越的局部放电模式识别能力。

参考文献:

- [1] KOPEJTKOVA D, MOLONY T, KOBAYASHI S, et al. A twenty-five year review of experience with SF6 gas insulated substations (GIS) [C]//CIGRE. Paris, France, 1992: 1-11.
- [2] SONG H, DAI J J, SHENG G H, et al. GIS partial discharge pattern recognition via deep convolutional neural network under complex data source [J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2018, 25(2): 678-685.
- [3] 李正明, 钱露先, 李加彬. 基于统计特征与概率神经网络的变压器局部放电类型识别 [J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(13): 55-60.
LI Zhengming, QIAN Luxian, LI Jiabin. Type recognition of partial discharge in power transformer based on statistical characteristics and PNN [J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(13): 55-60.
- [4] 唐炬. 防御变电设备内绝缘故障引发电网停电事故的基础研究 [J]. 高电压技术, 2012, 38(6): 1281-1291.
TANG Ju. Basic research on preventing power supply blackout caused by the inner insulation fault of transformation equipments [J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(6): 1281-1291.
- [5] 唐志国, 唐铭泽, 李金忠, 等. GIS设备局部放电类型表现相似性及模式识别准确性的探讨 [J]. 高电压技术, 2018, 44(8): 2479-2485.
TANG Zhiguo, TANG Mingze, LI Jinzhong, et al. Discussion on the resemblance of different partial discharges and accuracy of PD pattern recognition of GIS equipment [J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2479-2485.
- [6] 钟理鹏, 汲胜昌, 崔彦捷, 等. 变压器典型缺陷局放特性及其带电检测技术研究 [J]. 高压电器, 2015, 51(3): 15-21.
ZHONG Lipeng, JI Shengchang, CUI Yanjie, et al. Partial discharge characteristics of typical defects in 110 kV transformer and live detection technology [J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(3): 15-21.

[7] 李永祥, 亢银柱, 王天正, 等. 高压开关柜内部电气设备局部放电特性的检测与分析[J]. 高压电器, 2018, 54(1): 97-103, 109.
LI Yongxiang, KANG Yinzhu, WANG Tianzheng, et al. Detection and analysis of partial discharge characteristics for high voltage switchgear internal electrical device[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(1): 97-103, 109.

[8] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436.

[9] 吴炬卓, 牛海清, 许佳. 小波包系数能量百分比在局部放电模式识别中的应用研究[J]. 电器与能效管理技术, 2017(8): 12-16, 28.
WU Juzhuo, NIU Haiqing, XU Jia. Application of wavelet packet coefficients energy percentage in pattern recognition of partial discharge[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2017(8): 12-16, 28.

[10] 张海宁, 周忠宁, 冯佳男, 等. 基于多源数据及模糊匹配的安稳运行状态智能巡检系统[J]. 电力工程技术, 2017, 36(6): 96-99.
ZHANG Haining, ZHOU Zhongning, FENG Jia'nan, et al. Intelligent inspection system based on multi-source data and fuzzy matching for power security and stability state [J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(6): 96-99.

[11] HINTON G E, KRIZHEVSKY A, WANG S D. Transforming auto-encoders[C]//International Conference on ARTIFICIAL

NEURAL NETWORKS. Springer, Berlin, Heidelberg, 2011: 44-51.

[12] KREUGER F H, GULSKI E, KRIVDA A. Classification of partial discharges[J]. IEEE Transactions on Electrical Insulation, 1993, 28(6): 917-931.

[13] LI L, TANG J, LIU Y. Partial discharge recognition in gas insulated switchgear based on multi-information fusion[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2015, 22(2): 1080-1087.

[14] MAATEN L, HINTON G. Visualizing data using t-SNE[J]. Journal of MACHINE LEARNING Research, 2008(9): 2579-2605.

[15] YANG J, ZHANG D, FRANGI A F, et al. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137.

作者简介:



李玉杰

李玉杰(1991),男,硕士,工程师,从事开关设备状态检测和局部放电模式识别工作(E-mail: 1275911032@qq.com);

田阳普(1984),男,工程师,从事电力设备状态检测技术研究及产品开发工作;

赵科(1985),男,硕士,高级工程师,从事开关类设备机械状态评估及故障诊断工作。

Feature extraction and recognition of partial discharge signal based on self-encoding network

LI Yujie¹, TIAN Yangpu², ZHAO Ke¹, LIU Chengbao², WANG Linjie³, MAO Heng²

(1. National Power Grid Corp GIS Equipment Operation and Maintenance Technology Laboratory

(State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Research Institute), Nanjing 211103, China;

2. Red Phase Co., Ltd., Xiamen 361005, China; 3. State Grid Jiangsu Electric

Power Co., Ltd. Maintenance Branch, Nanjing 211102, China)

Abstract: The status of gas insulated switchgear (GIS) determines the reliability of power equipment operation. Partial discharge is one of the important manifestations for various early-stage latent insulation failures. The traditional partial discharge pattern recognition method relies on expert experience to select the features. The traditional method has the disadvantages of strong subjectivity and high uncertainty. To solve this problem, deep learning technology is introduced into the field of partial discharge pattern recognition, which uses convolutional neural network and its extended self-encoding network to extract the characteristics of partial discharge signals and gives full play to the feature extraction ability of self-encoding network. Features are connected with classical classifiers, realizing the organic combination of traditional machine learning method and deep learning method. The basic parameters extraction, statistical feature calculation and discharge type identification of partial discharge signals are realized. The experimental results show that the features extracted by the proposed method significantly improve the classification accuracy and efficiency of partial discharge compared with the traditional artificial features, which has broad engineering application prospects.

Keywords: partial discharge; feature extraction; auto-encoder network; classifier; pattern recognition

(编辑 吴楠)