基于深度森林模型的GIS局部放电模式识别

刘东超,熊慕文,高森,赵森林,朱何荣,李海涛

(南京南瑞继保电气有限公司,江苏南京 211102)

摘要:气体绝缘组合开关电器(GIS)不同类型的局部放电(PD)对GIS绝缘造成的破坏程度不同,正确识别局部放电类型对于评价GIS绝缘状况非常重要。为简化特征提取过程、提高局部放电类型识别率,将深度森林算法引入GIS局部放电模式识别,提出一种应用于局放模式识别的深度森林模型。搭建252 kV GIS局部放电检测实验平台并设计典型缺陷模型,利用特高频法检测GIS中4种典型绝缘缺陷的局部放电;将采集到的放电波形图作灰度化和双线性差值归一化处理,作为深度森林模型的输入;采用多粒度扫描结构对局部放电灰度图进行自适应特征提取,避免特征量选取的主观影响;利用级联森林结构作为分类器,实现对局部放电的分类。识别结果表明,该方法的综合识别率高达99%,能有效识别GIS放电类型。

关键词:气体绝缘组合开关电器;局部放电;模式识别;深度森林 中图分类号:TM76 文献标识码:A DOI:10.19457/j.1001-2095.dqcd22591

Partial Discharge Pattern Recognition of GIS Based on Deep Forest Model

LIU Dongchao, XIONG Muwen, GAO Sen, ZHAO Senlin, ZHU Herong, LI Haitao (NR Electric Co., Ltd., Nanjing 211102, Jiangsu, China)

Abstract: Different types of partial discharge (PD) in gas insulated switchgear (GIS) cause different damage to GIS insulation. Correctly identifying the type of partial discharge is very important to evaluate the insulation status of GIS. In order to simplify the process of feature extraction and improve the recognition rate of PD types, the deep forest algorithm was introduced into GIS PD pattern recognition, and a deep forest model for PD pattern recognition was constructed. 252 kV GIS PD detection experiment platform was set up and a typical defect model was designed, and the partial discharge of four kinds of typical insulation defect models was detected using the ultra-high frequency method; the collected discharge waveforms were normalized by graying and bilinear interpolation, which were used as input of the deep forest model; the multi-grained scanning structure was used to extract the adaptive features of the PD gray-scale image to avoid the subjective influence of feature selection; the cascade forest structure was used as a classifier to classify the types of PD. The recognition results show that the comprehensive recognition rate of this method is as high as 99%, which can effectively identify the PD type of GIS.

Key words: gas insulated switchgear (GIS); partial discharge(PD); pattern recognition; deep forest

气体绝缘组合开关电器(gas insulated switchgear,GIS)以其占地面积小、工程建设速度快、运 行稳定性高、故障率低等特点,在电网中得到广 泛应用,其设备的绝缘状态与电网安全息息相 关^[1]。局部放电作为反映GIS内部绝缘故障的重 要特征参量,不同类型的局放对绝缘造成的破坏 程度有较大差异,因此对局放类型进行有效的识 别对于评价GIS绝缘状况非常重要^[2-4]。

目前局放模式识别领域研究的热点主要是特

征参量提取与模式分类两方面。局放信号特征参量常用的提取方法主要包括统计特征参量法^[5]、波 形特征参量法^[6]、分形特征参量法^[7]、矩特征参量 法^[8]和小波特征参量法^[9]等;在模式分类领域,反向 传播(back propagation, BP)神经网络^[10]、支持向量 机^[11-12](support vector machine, SVM)、K邻近^[13](Knearest neighbor, KNN)以及随机森林^[14]等方法得 到大量应用,取得的分类效果较好^[10-14]。但是传统 的局放模式识别方法都需要人为对局放信号进行

作者简介:刘东超(1980—),男,硕士研究生,工程师, Email:liudc547598@163.com 12

特征参量提取,这些选取的特征参量具有较强的 主观性,过于依赖自然领域专家对于某个问题而 确立的方法,缺乏很好的泛化性,且在特征参量提 取过程中会损失部分局部放电特征信息,造成识 别率降低。最近几年在学术界与工业界兴起的深 度学习(deep learning)由于具有强大的特征学习 能力,能自动从大数据中学习样本的特征信息,避 免了人工选取特征参量的主观性,在图像识别、语 音辨识等领域取得了良好的效果,但是将深度学 习应用在电气设备局放类型模式识别的研究较 少^[15-18]。基于此,本文提出一种基于深度森林模 型的GIS局放模式识别方法。

本文依据GIS设备典型放电发展过程中出现的特征,制作了4种典型放电模型,搭建了252kV GIS局部放电实验平台,获取局放时域波形图,由 此构造GIS局部放电灰度图像。在此基础上,设计 深度森林网络模型,以局部放电灰度图像作为深 度森林模型的输入,采用多粒度扫描结构实现局 部放电灰度图像特征的自动提取,利用级联森林 结构作为分类器,完成对局放类型的分类。

1 深度森林模型介绍

深度森林算法是一种以随机森林(random forest, RF)为基础的新型分类算法^[19]。深度森林模型(依托于深度森林算法)由多粒度扫描结构 (multi-grained scanning)和级联森林结构(cascade forest)组成,基于决策树实现样本的预测分类。

1.1 随机森林算法

RF算法是一种重要的基于 Bagging 的集成学 习方法^[20],可以用来解决分类等问题。该算法采 用的模型属于一种集成分类模型,由一组决策树 分类器 $\{f(X, \theta_k), k=1, \dots, N\}$ 构成。其中参数X代 表的是待分类样本; θ_k 代表的是与第k棵决策分 类树之间满足独立同分布关系的一个随机向量。 该模型的具体分类过程如图1所示。

将待分类的样本 X 输入随机森林模型后,样 本 X 将进入到所有已经通过训练产生的决策树, 以此进行分类;每棵决策树通过判断样本的特征 属性,以此独立地分析样本 X 的所属类型;当每棵 决策分类树各自得到自己的分类识别结果后,由 随机森林模型开始进行集中投票,把获得票数最 多的分类结果作为待分类样本 X 的最终分类结 果。因此,可用下式表示随机森林的分类决策结 果^[21]:



Fig.1 Classification procedure of random forest

$$F(x) = \arg \max_{Y} \sum_{i=1}^{N} I[f_i(x)] = Y$$
 (1)

式中:F(x)为随机森林分类决策结果;f_i为第i个 决策树分类模型;Y为目标变量;I为度量函数;N 为决策树数量。

1.2 多粒度扫描结构

多粒度扫描结构在深度森林算法中用来挖 掘样本图像的特征,最大限度提取样本图像的特 征参量。其定义如下^[19]:设W=(X^{N×M},v×v,b,l),其 中,X^{N×M}代表原始输入图像的特征,N×M代表其维 度,v×v代表扫描窗口维度,b代表扫描步长,l表 示扫描窗口的数量。则经过扫描之后的特征数 为:r=[(N-v)/b+1]×[(M-v)/b+1]。

整个多粒度图像扫描过程为:先将一个完整的N×M维样本图像输入模型,然后通过一个维度为v×v的采样窗口对样本图像进行滑动采样,得到r=[(N-v)/b+1]×[(M-v)/b+1]个特征子样本,接着随机森林和完全随机树森林会对每个采集到的子样本进行训练,并且每次训练都将产生一个长为S的概率向量。由此可知,训练完成后随机森林与完全随机树森林都将会得到一个长度为r×S的特征向量,把这2个特征向量组合在一起即可得到本层输出。这里的多粒度扫描类似于CNN的卷积过程,但相比于卷积运算,该方法运算速度更快。当采用不同v值的采样窗同时采样时,就完成了真正意义上的多粒度采样,从而获得更多的特征子样本。

1.3 级联森林结构

级联森林结构在该模型中的作用是一层一层 地对样本特征进行处理,增强该算法的特征挖掘 能力,提升模式识别的准确率。其定义如下^[19]:设 *CF*={*z*,*F*,*t*,*c*}表示级联森林。其中,*z*={1,2,…,*Z*} 代表级联森林的层数,每一层包含*m*个森林*F*,*m*= $\{1, 2, \dots, M_z\}$ 。而 *F* 是由 *t* 棵决策树组成的训练森林(包括随机森林和完全随机树森林), *t*= $\{1, 2, \dots, T_{m,z}\}$, *c*= $\{1, 2, \dots, C\}$ 代表样本的类别标签。

在训练阶段,级联森林的每一层都会生成对 样本x的类分布向量,如下式所示:

 $P^{(t,m)}(x) = (p_1^{(t,m)}(x), p_2^{(t,m)}(x), \dots, p_c^{(t,m)}(x))$ (2) 式中: $p_c^{(t,m)}(x)$ 为每棵决策树计算的样本x属于类 别c的概率。

然后每个森林会根据该概率得到自己对样 本*x*的类分布估计,表示为

$$\boldsymbol{V}^{m}(x) = (V_{1}^{m}(x), V_{2}^{m}(x), \cdots, V_{c}^{m}(x))$$
(3)

其中

然后,在级联森林结构中,各层输出的结果 向量和初始特征向量拼接在一起作为下一层森 林的输入,表示为

 $V_{c}^{m}(x) = T_{m}^{-1} \sum p_{c}^{(t,m)}(x)$

$$x \leftarrow (x, V_1(x), V_2(x), \cdots, V_c(x))$$

$$(4)$$

由此方法不断迭代计算,直到准确率不再上升,停止训练并得出最终结果。

2 基于深度森林模型的GIS局放模 式识别

2.1 网络结构设计

本文采用高速示波器获取典型的局放信号 时域波形图,将局放信号时域波形图转换成灰度 图(灰度值为0~255),然后将所有图像的分辨率 (采用双线性插值算法)压缩到80×30,最后将图 片像素归一化到[0,1]之间。在此基础上,设计用 于GIS设备局放模式识别的深度森林模型,具体 的网络结构如图2所示。



图2 深度森林分类过程

Fig.2 Forecasting procedure of deep forest

从图2可以看出,首先输入层输入一个分辨 率为80×30的灰度图像,作为深度森林多粒度扫 描结构的输入。多粒度扫描结构通过使用多个 滑动采样窗口扫描预处理的局部放电灰度图,将 从窗口提取的实例用于训练随机森林和完全随 机树森林,获取局部放电灰度图的特征向量,并 作为级联森林结构的输入。如图2中的多粒度扫 描阶段所示,图像分辨率为80×30,为提高算法快 速性且不失准确性,仅使用9×9的滑动窗口产生 1584个实例(即1584个9×9的矩阵);然后把从 窗口提取的实例模型用于训练随机森林(Forest A)和完全随机树森林(Forest B),每个实例生成 一个二维的类向量,即Forest A 生成1584个类向 量,Forest B牛成1584个类向量;最终把这2个分 类向量拼接成一个3168维的新特征向量,作为 级联森林结构的第一层输入。

在级联森林结构中,除了第一层采用多粒 度扫描结构输出的特征向量作为输入之外,随 后的每一层都是把从上一层输出的特征向量与 初始特征向量拼接作为自身的输入。如图2中 的级联森林阶段所示,将多粒度扫描结构输出 的3168维特征向量作为输入。首先,特征向量 经过Forest A,Forest B分类处理后,获得2个二 维类别向量;然后把这2个二维类别向量与 3168维初始特征向量相拼接,构成一个3172 维的新特征向量作为第二层的输入;按照该方 法类推,第*N*-1层将产生3168+2×2×(*N*-1)维的 新特征向量,作为第*N*层的输入;最后,对第*N* 层输出的类别向量求平均值,选择其中最大值 所对应的类别作为局部放电灰度图的最终分 类结果。

2.2 深度森林算法流程

算法的实现主要包括:

1)对分类所需的局部放电图像进行预处理, 将图像转换为灰度图,并依据算法的需要,划分 出训练样本集。

2)利用训练灰度图对深度森林算法进行训 练,直到某层的准确率不再提高则停止训练。

3)利用预测样本灰度图的特征数据进行 预测,将预测局部放电灰度图的特征数据通 过深度森林模型进行训练,得到最终的分类 结果。

算法的实现流程如图3所示。



3 实验结果分析

3.1 缺陷模型及实验平台设计

为使放电模型不仅突出GIS设备典型放电发展过程的特征,而且尽量符合GIS设备的实际运行情况,设计制作了4种典型的绝缘缺陷模型来模拟GIS内部可能发生的绝缘故障,分别是针-板放电模型、沿面放电模型、自由金属微粒放电模型和悬浮放电模型^[23],缺陷模型示意图如图4所示。4个模型材质均为铝,并且为了减小干扰,所有电极均打磨光滑。置于GIS内部腔体的实物模型如图5所示。





图 5 缺陷模型和 GIS 腔体 Fig.5 Defect model and GIS cavity

在外界干扰较小的实验室条件下,搭建GIS 局部放电实验平台,采用外置特高频天线传感 器检测局部放电。实验平台如图6所示,包括 252 kV GIS 模型、250 kV 无局放电源、局部放电 检测仪、耦合电容、检测阻抗、外置超高频天线、 宽带示波器及缺陷模型等。实验时外置特高频 天线传感器采用改进的平面小型化螺旋天 线^[23],其工作带宽为300~2000 MHz,增益变化 范围为 2.5~4.3 dB, 尺寸为 130 mm×115 mm×45 mm,质量为650g;采用型号为Tektronix DP07254的泰克高速数字示波器(该示波器为4 通道数字存储示波器,每个通道可提供2.5 GHz 带宽和10 GS/s采样速率,单通道最高采样速率 可达40 GS/s)采集局部放电信号时域波形图。 由于在实验室采集到的局部放电信号存在各种 随机干扰噪声和窄带周期性干扰噪声,为提高 模式识别的准确率,本文采用对偶树复小波变 换(dual-tree complex wavelet transform, DT-CWT) 对采集的信号进行降噪处理,采用该方法对局 放信号进行降噪,局放信号没有出现明显的畸 变,较好地保持了原有特高频局放信号的特征。 图7所示为GIS4种典型缺陷对应的局部放电 灰度图。





3.2 基于不同特征提取方法的局部放电模式识 别结果

利用图6所示 GIS局部放电实验平台对每种 局部放电类型采集205张图像,共820张规范化 为80×30大小的灰度图作为样本,采用图2设计 的网络结构对局部放电灰度图进行训练、测试。 随机选择每种放电类型的灰度图建立训练样本 和测试样本比分别为0.7:0.3,0.5:0.5,0.3:0.7的样 本集。为保证实验结果的准确性与客观性,采用 3次交叉验证的方式训练网络,把每个样本集平 均分成3组,每一次随机选择其中的一组充当测 试样本集,剩下的两组充当训练样本集,进行3次 训练,最后获得3个模型,将这3个模型在测试样 本集上得到的分类准确率求平均值,作为该分类 器最终识别局部放电类型的准确率。

基于上述样本集,分别采用多粒度扫描、稀 流自编码器的方法提取局部放电灰度图的特征, 并将提取的这2种不同特征输入到RF集成分类器、SVM集成分类器、BPNN集成分类器、BPNN集成分类器对局部放 电模式进行识别,结果见表1。

表1 基于不同特征提取方法的局部放电模式识别准确率

Tab.1 Recognition accuracy of partial discharge pattern based on different features extraction method

样本集(训练样本:	桂江坦西古法	识别准确率/%			
测试样本)	付怔旋取刀伝	RF	SVM	BPNN	
0.7:0.3	多粒度扫描	98.39	96.77	91.94	
	稀疏自编码器	96.12	96.10	84.52	
0.5:0.5	多粒度扫描	98.05	97.08	90.14	
	稀疏自编码器	95.53	95.14	82.14	
0.3:0.7	多粒度扫描	94.44	91.67	88.61	
	稀疏自编码器	90.90	89.58	72.22	

从表1可以看出,在一个样本集中对于同一

个分类器,使用多粒度扫描结构提取局部放电灰 度图特征的局放模式识别准确率均高于使用稀 疏自编码器提取局部放电灰度图特征的局放模 式识别准确率,且随着训练灰度图的增加,各个 分类器模式识别的准确度也在上升。说明多粒 度扫描结构具有优异的特征学习能力,可以深度 挖掘局部放电灰度图的内在特征,局放信息丢失 较少,故基于多粒度扫描方法自适应提取的特征 具有较好的辨识度,有利于分类。

同时基于上述样本集,统计采用多粒度扫 描、稀疏自编码器提取局部放电灰度图特征参数 所需时间如表2所示。从表2可以看出,在同一 个样本集中对于同一个分类器,使用多粒度扫描 结构提取局部放电灰度图特征的时间均小于使 用稀疏自编码器提取局部放电灰度图特征的时间,表明该算法模型的收敛速度较好,训练时间 较短,能够克服传统算法训练时间过长的缺点。

表2 不同数据集特征参数提取时间

rub.2 Extraction fr	line of feature parameters i	fom unierent dutusets
训练样本和 测试样本比	特征提取方法	特征参数 提取时间/s
0.7:0.3	多粒度扫描	6.08
	稀疏自编码器	11.55
0.5:0.5	多粒度扫描	4.73
	稀疏自编码器	8.23
0.3:0.7	多粒度扫描	2.86
	稀疏自编码器	5.58

对于同一个分类器,使用多粒度扫描方法提 取局部放电灰度图特征的模式识别准确率均高 于使用稀疏自编码器提取局部放电灰度图特征 的模式识别准确率,原因可能是文中提供的样本 数据量不是很大,基于深度森林的多粒度扫描方 法不仅适用于海量大数据,也适用于小样本数 据,而稀疏自编码器则更适用于海量大数据的情 况。猜测随着样本数据量的增加,稀疏自编码器 的特征提取能力或许将超过本文方法。但是,考 虑到实际运行中GIS设备的故障样本并不多,因 此使用多粒度方法提取局部放电特征更符合工 程实际的要求。

3.3 分类器识别结果

为衡量级联森林结构分类的性能,选取0.7: 0.3的样本集,在使用多粒度扫描方法提取局部 放电灰度图像特征的情况下,分别采用级联森林 分类器、RF分类器、SVM分类器、BPNN集成分类 器的局部放电模式识别准确率如表3所示。

表3 基于不同分类器的局部放电模式识别准确率

Tab. 3	Recognition	accuracy	of partial	$\operatorname{discharge}$

pattern	based	on	different	classifiers	
---------	-------	----	-----------	-------------	--

抽吃 措 刑	识别准确率/%				
	BPNN	SVM	RF	级联森林	
针-板放电	100.00	99.51	100.00	100.00	
沿面放电	80.48	90.46	95.98	97.72	
悬浮放电	100.00	100.00	100.00	100.00	
金属颗粒放电	87.26	97.12	97.56	98.55	
总计	91.94	96.77	98.39	99.07	

从识别结果可以看出,采用级联森林分类器 的综合识别准确率高于 BP 神经网络分类器、SVM 分类器和RF分类器的综合识别准确率,基于深 度森林模型的局放模式识别方法的综合识别高 达99%。分析数据可知,分类器对针-板放电、悬 浮放电的识别率高于对沿面放电、金属微粒放电 的识别率,这主要是因为针-板放电、悬浮放电和 其余两种放电的放电波形灰度图差别较大,其特 征量之间存在较大的差异,较容易与其他类型分 类:而沿面放电和金属微粒放电的时域波形灰度 图相似性较高,容易造成误判,故识别率相对偏 低。随后,对各种算法的训练速度进行分析,经 研究发现,级联森林的训练速度与BP神经网络 相近,但要慢于SVM分类器和RF分类器,但考虑 到现场对GIS局放模式识别准确性的要求较高, 故本文提出的深度森林算法模型具有一定的工 程实用价值。

4 结论

基于深度森林模型的局部放电模式识别方 法能有效区分 GIS 设备的 4 种绝缘缺陷,综合识 别率高达 99%;且该算法的收敛速度较好,训练 时间较短,能够克服传统算法训练时间过长的缺 点,在 GIS 设备局部放电类型识别领域具有良好 的发展前景。

深度森林模型中的多粒度扫描结构具有优 异的特征学习能力,级联森林结构具有逐层加强 特征学习的能力,采用该模型可以深度挖掘局部 放电信号的内在特征,其自适应提取出的特征具 有较好的辨识度,有利于分类。

参考文献

[1] 宋辉,代杰杰,张卫东,等.复杂数据源下基于深度卷积网络的局部放电模式识别[J].高电压技术,2018,44(11):3625-3633.

Song Hui, Dai Jiejie, Zhang Weidong, *et al.* Partial discharge pattern recognition based on deep convolutional neural network under complex data sources[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11):3625–3633.

- [2] 律方成,张波.基于S_Kohonen 网络的GIS局部放电类型识别[J].电测与仪表,2014,51(20):21-24.
 Lü Fangcheng, Zhang Bo. Recognition of GIS discharge types based on the S_Kohonen network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2014,51(20):21-24.
- [3] 律方成,张波.LVQ神经网络在GIS局部放电类型识别中的应用[J].电测与仪表,2014,51(18):112-115.
 Lü Fangcheng, Zhang Bo. Application of the LVQ neutral network to the recognition of GIS discharge types[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(18):112-115.
- [4] 周倩,唐炬,唐铭,等.GIS内4种典型缺陷的局部放电超高频 数学模型构建[J].中国电机工程学报,2006,26(8):99-105.
 Zhou Qian, Tang Ju, Tang Ming, *et al.* Mathematical modal of four typical defects for UHF partial discharge in GIS[J]. Proceedings of the CSEE, 2006,26(8):99-105.
- [5] 褚鑫,张建文,韩刚.统计特征参数及多分类SVM的局部放 电类型识别[J]. 电测与仪表,2015,52(7):35-39.
 Chu Xin, Zhang Jianwen, Han Gang. Partial discharge pattern recognition based on statistical parameters and multi-classifications SVM[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015,52(7):35-39.
- [6] 鲍永胜.局部放电脉冲波形特征提取及分类技术[J].中国电机工程学报,2013,33(28):168-175.

Bao Yongsheng. Partial discharge pulse waveform feature extraction and classification techniques[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(28):168-175.

[7] 弓艳朋,刘有为,吴立远.采用分形和支持向量机的气体绝缘组合电器局部放电类型识别[J].电网技术,2011,35(3): 135-139.

Gong Yanpeng, Liu Youwei, Wu Liyuan. Identification of partial discharge in gas insulated switchgears with fractal theory and support vector machine[J]. Power System Technology, 2011, 35(3):135–139.

- [8] 周沙,景亮.基于矩特征与概率神经网络的局部放电模式识别[J].电力系统保护与控制,2016,44(3):98-102.
 Zhou Sha, Jing Liang. Pattern recognition of partial discharge based on moment features and probabilistic neural network[J].
 Power System Protection and Control, 2016, 44(3):98-102.
- [9] Seo J, Ma H, Saha T. Probabilistic wavelet transform for partial discharge measurement of transformer[J]. IEEE Transactions on Dielectrics & Electrical Insulation, 2015, 22(2):1105– 1117.
- [10] 姜国庆,李璐,李钊,等. 基于 BP 网络的高压电抗器局部放 电模式识别[J]. 电气应用,2015,34(4):86-89.
 Jiang Guoqing, Li Lu, Li Zhao, *et al.* Partial discharge pattern recognition of high voltage reactor based on back propagation network[J]. Electrotechnical Application, 2015, 34(4):86-89.

- [11] 司良奇,钱勇,白万建,等.基于支持向量机的GIS超高频局部放电模式识别[J].高压电器,2014,50(11):1-6.
 Si Liangqi, Qian Yong, Bai Wanjian, *et al.* Pattern recognition of UHF partial discharge for GIS with support vector machine
 [J]. High Voltage Apparatus, 2014, 50(11):1-6.
- [12] Hao L, Lewin R L. Partial discharge source discrimination using a support vector machine[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2010, 17(1):189–197.
- [13] 刘凡,张云,姚晓,等.基于K近邻算法的换流变压器局部 放电模式识别[J].电力自动化设备,2013,33(5):89-93.
 Liu Fan, Zhang Yun, Yao Xiao, *et al.* Recognition of PD mode based on KNN algorithm for converter transformer[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(5):89-93.
- [14] 程养春,张振亮.基于随机森林的变压器多源局部放电诊断
 [J].中国电机工程学报,2018,38(17):5246-5256.
 Cheng Yangchun, Zhang Zhenliang. Multi-source partial discharge diagnosis of transformer based on random forest[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(17):5246-5256.
- [15] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553):436-444.
- [16] Bengio Y. Learning deep architectures for AI[J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2009, 2(1):1–127.
- [17] 贾勇勇,邓敏,李玉杰,等.基于深度残差网络的GIS局部 放电模式识别技术研究[J].高压电器,2018,54(11):123-129.

Jia Yongyong, Deng Min, Li Yujie, *et al.* Research on GIS partial discharge pattern recognition based on deep residual network[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(11):123–129.

[18] 张新伯,唐炬,潘成,等.用于局部放电模式的深度置信网络 方法[J].电网技术,2016,40(10):3272-3278.
Zhang Xinbo, Tang Ju, Pan Cheng, *et al.* Research of partial discharge recognition based on deep belief nets[J]. Power System Technology, 2016, 40(10):3272-3278.

- [19] Zhou Z H, Feng J. Deep forest: towards an alternative to deep neural networks[C]//Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence, New York, USA: 2017: 3553-3559.
- [20] 陈吕鹏,殷林飞,佘涛,等.基于深度森林算法的电力系统短期负荷预测[J].电力建设,2018,39(11):42-50.
 Chen Lüpeng, Yin Linfei, Yu Tao, *et al.* Short-term power load forecasting based on deep forest algorithm[J]. Electric Power Construction, 2018, 39(11):42-50.
- [21] 赵腾,王林童,张焰,等.采用互信息与随机森林算法的用户用电关联因素辨识及用电量预测方法[J].中国电机工程学报,2016,36(3):604-614.
 Zhao Teng, Wang Lintong, Zhang Yan, *et al.* Relation factor identification of electricity consumption behavior of users and electricity demand forecasting based on mutual information and random forests[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3):604-614.
- [22] 律方成,金虎,王子建,等.基于主成分分析和多分类相关向 量机的 GIS 局部放电模式识别[J].电工技术学报,2015,30 (6):225-231.

Lü Fangcheng, Jin Hu, Wang Zijian, *et al.* GIS partial discharge pattern recognition based on principal component analysis and multiclass relevance vector machine[J]. Transaction of China Electrotechnical Society, 2015, 30(6):225–231.

[23] 王永强,李建芳,李长元,等. 检测 GIS局部放电的小型化平面螺旋天线研究[J].高电压技术, 2016, 42(4):1252-1258.
Wang Yongqiang, Li Jianfang, Li Changyuan, *et al.* Study on a miniaturized planar spiral antenna for partial discharge detection in GIS[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(4):1252-1258.

收稿日期:2020-10-27 修改稿日期:2020-12-16