

DOI:10.13296/j.1001-1609.hva.2020.09.016

基于机器学习与卷积神经网络的放电声音识别研究

孙汉文, 李 喆, 盛戈峰, 江秀臣

(上海交通大学电气工程系, 上海 200240)

摘要: 为了实现对电气设备放电声音的精准检测,文中筛选比较了多种经典的机器学习算法和新兴的卷积神经网络算法,以期得到识别效果最优的选择。首先对音频进行预处理,再将放电声与环境噪声和变电站正常工况背景声混合来模拟变电站真实工作环境,并使用梅尔频率倒谱系数提取特征,最后采用支持向量机等机器学习算法与卷积神经网络算法进行识别,选取识别效果最佳的算法并考察不同采样频率、采样时长等因素对识别效果的影响。实验结果表明,使用梅尔频率倒谱系数提取特征可以良好区分放电与环境噪声,支持向量机在一系列算法中识别放电声音能力最强,采样频率、标准化方式等因素对识别效果影响较小。

关键词: 放电; 声音; 故障诊断; 机器学习; 卷积神经网络

Study of Discharge Sound Diagnosis Based on Machine Learning and Convolutional Neural Networks

SUN Hanwen, LI Zhe, SHENG Gehao, JIANG Xiuchen

(Department of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: In order to realize more accurate detection of the discharge sound of electrical equipment, a variety of classical machine learning algorithms and the emerging convolution neural network algorithm were compared and screened to get the best choice. In this study, audio preprocessing was implemented firstly, then the discharge sound was mixed with environment noise and the background sound of substation on normal working condition to simulate the real working environment of substation. The feature vector and spectrum were extracted by Mel frequency cepstrum coefficients, and the recognition performances of convolution neural network and machine learning algorithms such as support vector machine(SVM) were compared. Selected the best recognition algorithm, the influence of different sampling rate or other factors were also studied. The experimental results show that the method of extracting eigenvector or spectrogram by Mel frequency cepstrum coefficient can distinguish discharge from environment noise, and SVM has the best performance in a series of algorithms. Sampling rate, methods of standardization and other factors do not have a significant influence on recognition accuracy.

Key words: discharge; sound; fault diagnosis; machine learning; convolutional neural networks

0 引言

由于外绝缘老化或外力破坏等因素出现的放电现象是电气设备的常见故障,包括变压器局部放电,绝缘击穿,套管闪络等。对局部放电等故障的识别是国内外研究领域的长期热点^[1-3]。相比振动等识别方式,声音识别具有非接触式,体积小,成本

低廉,传声器安装便捷等天然优点。近年来,声音识别技术的不断发展使得该技术在工业监测领域应用逐渐具备可行性,此外,在电力设备常规巡检过程中,一些有经验的巡检人员可以通过设备的可听声音来辨别其运行工况及异常和故障。使用声音识别技术,采用人工智能的方法替代人工巡检将是电网转向状态检修和故障监测的潜在要求。通

收稿日期:2020-04-20; 修回日期:2020-06-25

过研究放电声音识别得到的成果也有推广至部件松动和过负荷等其他伴随声信号发射的电气设备故障类型的可能,具有相当的社会经济效益。

近年来,随着人工智能技术的发展,支持向量机(support vector machine, SVM),随机森林(random forests, RF),K近邻(K-nearest neighbor, KNN)等算法被广泛用于各类样本识别^[4-9]。使用深度学习与机器学习算法进行声音识别的技术基础逐渐成熟,在农业,军工业等领域均有大量声音识别相关研究涌现^[10-13]。文[14]利用基于自适应白噪声完备集成经验模态分解提取模拟的放电故障声特征,使用支持向量描述算法进行识别;文[15]在提取放电声的语谱图后使用高斯混合模型进行分类;文[16]对音频进行短时傅里叶变换后计算子频带能量作为特征向量,使用SVM进行识别;文[17]利用K-S检验提取高压断路器机械故障的声音特征,采用加权的支持向量机算法对特征进行识别;文[18]通过概率神经网络和电晕噪声判别电压,预防击穿的发生。现有的放电声识别研究或基于声音的故障识别研究方法比较多样,识别效果良好,然而大部分研究对实际应用时工作环境的背景噪声考虑不足,部分研究添加白噪声等来观察识别率变化和实际情况可能有较大差异,此外对不同类型算法的识别能力对比也略有不足。

为解决以上问题,考虑环境噪声和变电站背景噪声影响,文中将放电声与环境噪声库置于同一数据集中共同进行识别,同时混合变电站正常工况的背景声,在充分模拟实地声场环境的基础上,验证通过MFCC提取特征向量与声谱图来区分各类声音的能力,对比SVM,卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)等各类算法的识别能力。选择识别能力最强的算法作为进一步开发电气设备异常放电识别方法的基础,并对比了不同采样频率、采样时长和标准化方式等因素下的识别效果。

1 放电声音模拟与预处理

1.1 放电声音模拟

文中采用针尖电极—接地板,针尖电极—塑料板—接地板,针尖电极—石英玻璃板—接地板3种模型在实验室模拟电气设备火花放电与电弧放电声音。模型实物图和示意图见图1。图1中接地金属电极规格为直径5.8 cm,厚度1 cm;石英玻璃板直径5 cm,厚度0.3 cm;塑料板直径7 cm,厚度0.2 cm;针尖电极为圆锥型,底面直径5.8 cm,高3 cm。

实验使用传感器采样频率为44 100 Hz,采样精

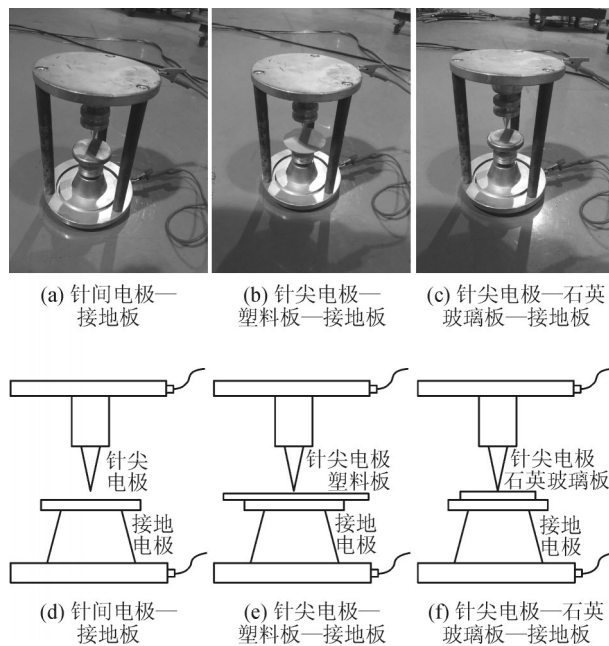


图1 放电模拟模型

Fig. 1 Model of discharge simulation

度16位,频率响应与人耳可听声范围相同,为20~20 000 Hz。对于3种模型,在实验中均将传感器放置在离模型1.5 m处,缓慢加压直至火花放电,观察室可见细微蓝光,并有“嗒嗒”响声,该阶段的波形见图2(a)。图2(a)中纵轴为声压级。继续升高电压值一定阈值将出现电流骤增,电压骤降的现象,此时进入电弧放电阶段,可见明显电弧,发出响亮噼啪声,声强与光强都明显增强,波形见图2中(b)。

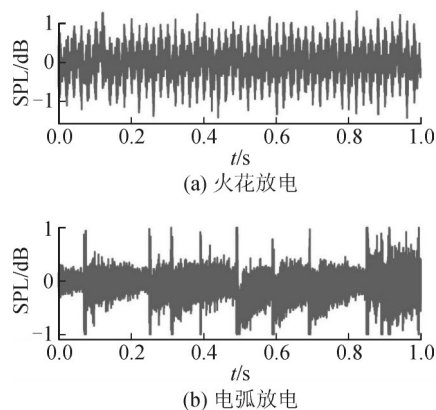


图2 放电声音信号波形图

Fig. 2 Waveforms of discharge sound signal

通过以上实验合计收集原始的放电声音音频1 601 s。

1.2 预处理

为验证识别能力,在模拟放电声音外实地收集了变电站正常工况背景声500 s,另使用来自Kaggle等数据库的环境噪声,包括风声,雨声,雷鸣声等,均时长500 s。其中变电站背景噪声的采集频率等与前述放电声采集相同,采样频率44 100 Hz,采样

精度 16 位, 频率响应 20~20 000 Hz。

1.2.1 音频合成

上述通过数据库收集的环境噪声、实地采集的变电站工作背景噪声和实验室模拟的放电声均为单一类型的声音信号, 即每一个音频片段中只包含一种类型的声音。在真实应用环境中麦克风收录到的声音应是放电声+变电站正常工况背景声, 放电声+环境噪声+变电站正常工况背景声等组合。为了提高算法实用性, 有必要对原本单一类型的音频进行合成后再进行训练和测试。

文中随机选取环境噪声和变电站正常工况背景声作为合成材料, 将所有用于训练和识别音频均混叠变电站正常工况背景声, 再将一部分放电声额外混叠风声与雨声以考验噪声干扰的影响。最终使用音频类型和时长见表 1。

表 1 数据集音频类型与时长

Table 1 Sound categories and duration in the dataset

音频类型	时长/s
变电站正常工况	500
放电+正常工况	150
放电+正常工况+风声	150
放电+正常工况+雨声	150
放电+正常工况+雷声	150
风声+正常工况	150
雨声+正常工况	150
雷声+正常工况	150

1.2.2 Z-score 标准化

考虑到实际应用中, 对于相同声源的同一声信号, 不同的采集设备, 不同的采集距离等都会导致最终采集到音频的采样值有所不同, 为此需要对音频文件进行归一化或标准化处理。

使用 Z-score 标准化, 公式为

$$x^* = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (1)$$

式(1)中: x 为标准化前的采样值; x^* 为标准化后的采样值; μ 为整段音频的采样均值; σ 为方差。

2 特征提取

2.1 梅尔频率倒谱系数

MFCC 是基于人耳听觉原理, 根据人耳的听觉感知来分析音频的频谱特性的方法^[19-25]。其实现步骤有以下几步:

1) 将音频通过高通滤波器 $H(z) = 1 - \mu z^{-1}$, $0.9 < \mu < 1.0$, 采用高频预加重, 突出高频共振峰;

2) 内部分帧加窗, 对每一帧进行快速傅里叶变

换(FFT), 此步可得到音频各短时片段的频谱, 对其取模平方后即功率谱;

3) 将功率谱通过一个三角滤波器组, 三角滤波器的频率响应为

$$H_m(k) = \begin{cases} 0 & k < f(m-1) \\ \frac{k-f(m-1)}{f(m)-f(m-1)} & f(m-1) \leq k \leq f(m) \\ \frac{f(m+1)-k}{f(m+1)-f(m)} & f(m) \leq k \leq f(m+1) \\ 0 & k > f(m+1) \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中, $f(m)$ 表示第 m 个三角滤波器的中心频率。

通过三角滤波器模拟人耳对声音的信息处理, 再计算每个滤波器输出的对数能量;

4) 对滤波器组输出的对数能量进行离散余弦变换(DCT)得到 MFCC 系数。MFCC 系数的个数与设置三角滤波器组的个数正相关。

2.2 输入构成

由于不同的算法有不同输入格式要求, 需要在对音频进行特征提取后以相应方式重构。

2.2.1 机器学习算法的输入构成

根据 SVM, RF 等机器学习算法的输入模式要求, 将经过预处理后的音频以 20 000 采样点一帧长, 2 000 采样点每帧移进行分帧, 对每一帧提取 MFCC 特征参数, 得到形状(44, 13)的特征矩阵, 将特征矩阵平铺后得到 572 维的特征向量。以特征向量为单位打标签作为算法输入。

2.2.1 卷积神经网络的输入构成

对于 CNN, 将经过预处理后的音频以帧长 14 774 个采样点, 帧移 2 000 个采样点进行分帧, 对每一帧提取 MFCC 参数, 得到形状为(32, 40)的特征矩阵。为每个特征矩阵附加一个维度, 形状变为(32, 40, 1), 由此构成声谱图结构, 最后一维对应普通图片的 RGB 通道, 但文中声谱图为单颜色通道。以声谱图为单位打标签作为算法输入。一帧放电声音音频对应的声谱图见图 3。图 3 中纵轴表示 MFCC 内部再次切片分帧的帧数, 可视为时间轴, 横轴代表 MFCC 频谱参数的序列号, 可视为频率轴, 各点颜色深浅代表对应时间对应频段的 MFCC 系数大小。

3 放电声音识别

3.1 基于机器学习算法的放电声音识别

朴素贝叶斯(NB)、随机森林(RF)、支持向量机(SVM)与 K 近邻(KNN)是几种常用的机器学习算法, 广泛应用于文本分类, 用户身份辨识等分类场景^[26]。这几种算法对于输入数据的结构有着不同的假设

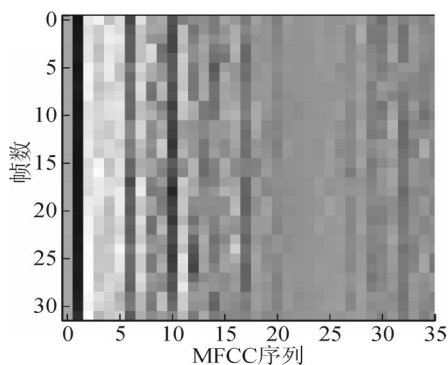


图3 放电声声谱图

Fig. 3 Spectrogram of discharge sound signal

和处理方式,因此需考察对比其与放电声音信号的匹配性。NB属于生成学习算法,根据输入 x 对输出 y 的概率分布建模来达成识别。RF属于集成学习,通过构建和结合众多基学习器进行投票来达成比单一基学习器更好的识别效果。SVM将输入特征映射至高维空间使其线性可分。KNN在训练集中寻找与待预测样本距离最近的 k 个样本,以 k 个样本中占多数的标签作为待预测样本的标签。

分别使用以上机器学习算法对放电声音进行识别,并通过坐标下降法选择最优参数,达到各算法的最佳识别能力。最终选定各算法的参数如下:NB采用高斯模型;RF采用100个C4.5决策树作为基学习器;SVM中惩罚系数 C 取1,核函数系数取0.001;KNN中以5个近邻为判别标准。

模型评估方式采用5折交叉验证。将数据集每次随机划分为5个等分的子集,每次将其中4个子集作为训练集,1个作为测试集,重复5次后取各次的平均作为交叉验证结果。

各算法识别放电声音的交叉验证结果见表2。表2中:precision项为识别放电声的准确率;recall项为识别放电声的召回率;macro avg of precision为所有各类声音所对应准确率的算术平均值;macro avg of recall项为所有各类声音所对应召回率的算术平均值。由表2可知,识别性能整体以SVM最高,NB最低。

表2 机器学习算法识别结果

Table 2 Performance of machine learning algorithms

算法	Precision/%	Recall/%	Macro avg of precision/%	Macro avg of recall/%
NB	93.57	82.58	75.94	78.52
RF	98.55	99.75	94.11	94.07
SVM	99.52	99.96	95.48	95.94
KNN	99.00	99.81	91.37	91.63

3.2 基于卷积神经网络的放电声音识别

CNN由于参数少,运算速度快等特点在近年成为了图像分类的热门算法。通过对提取的特征进行重构,将音频转化为声谱图的方式可以将CNN应用于声音识别。

3.2.1 模型搭建

文中移植了Tara N. Sainath等人用于语音关键词识别的CNN模型,在对模型进行一定的修改后通过将音频转化为声谱图使用CNN进行识别^[27]。模型结构见图4。图4由一层卷积层、两层全连接层和一层输出层组成。

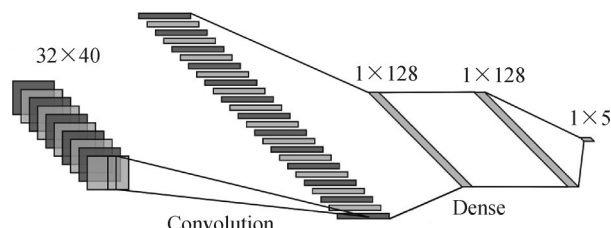


图4 CNN模型结构

Fig. 4 Structure of CNN model

输入为 $(32, 40, 1)$ 形状的声谱图,卷积层含有186个 $(32, 8)$ 形状的滤波器,在宽方向以步长4进行扫描卷积。扫描卷积后经过激活函数 $Relu$

$$Relu = \max(0, x) \quad (3)$$

每张声谱图经过第一层卷积层可输出186张特征图。将186张特征图进行平铺与前后衔接,输入两层结构相同的128个神经元的全连接层。全连接层的神经元设有概率为0.5的dropout处理,即在训练中每个神经元有50%概率失效,以此增强识别能力。最后经过5个神经元的输出层得到5维输出向量 $z=(z_1, z_2, \dots, z_5)$,输出向量的5维分量分别对应数据集中放电声、风声、雨声、雷声和变电站正常工况这5类声音标签。

3.2.2 模型训练

模型搭建完毕后需设置训练方式训练模型,文中将输出层的输出经过softmax处理,处理公式为

$$y_k = \frac{e^{z_k}}{\sum_{i=1}^5 e^{z_i}} \quad (4)$$

经过softmax处理后向量 z 转化为向量 $y=(y_1, y_2, \dots, y_5)$,有

$$\sum_{i=1}^5 e^{y_i} = 1 \quad 0 < y_i < 1 \quad (5)$$

式(5)中 y_i 代表样本属于第 i 类声音标签的概率。利用 y 计算交叉熵作为训练过程的损失函数,

即训练指标,计算公式为

$$loss = - \sum_{i=1}^5 \hat{y}_i \ln y_i \quad (6)$$

式(6)中, \hat{y}_i 是真实标签,分类越准确,交叉熵就越小。

优化算法为梯度下降。网络权重的更新公式为

$$w_{i+1} = w_i - \eta \frac{\partial loss}{\partial w_i} \quad (7)$$

式(7)中: w_i 与 w_{i+1} 是第 t 步训练更新前后的网络权重; η 是学习速率,过快容易振荡,过慢则费时。

文中分4阶段进行优化训练,每阶段200步,学习速率以0.1,0.01,0.001,0.0001的方式递减。

CNN的模型评估方式与机器学习相同,采用5折交叉验证。最终可得CNN的识别结果见表3。

表3 CNN识别结果

Table 3 Performance of CNN

算法	Precision/%	Recall/%	Macro avg of precision/%	Macro avg of recall/%
CNN	98.06	97.91	92.06	91.79

3.3 不同算法识别性能对比与分析

在得到所有算法的识别结果后,对比4种机器学习算法与卷积神经网络的识别性能,见图5。显然SVM的识别性能全面优于其他算法,识别放电的准确率与召回率分别达到99.52%与99.96%,说明各类声音的特征向量结构与SVM良好适配,在投影至高维空间后有良好的可分性。

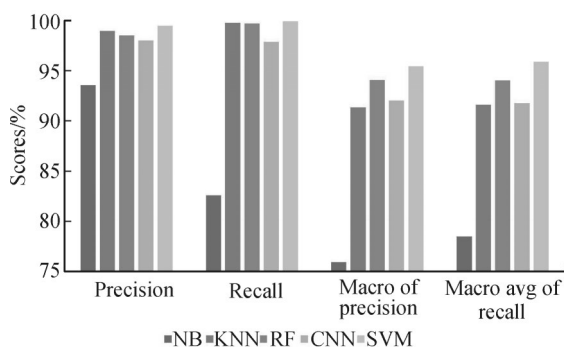


图5 分类算法性能对比

Fig. 5 Performance comparison of classification algorithms

对于其他各类算法,同样可以根据识别结果分析各类算法与各类声音特征的匹配性。其中,朴素贝叶斯的识别效果在所有算法中效果最差,这表明各类特征分量并不服从于独立的高斯分布,与算法的基本假设违背。KNN算法在对放电的识别上稍逊于SVM,由于KNN的模型大小与数据集大小正相关,对硬件容量要求很高,在应用上SVM更合适。卷积神经网络的识别性能在文中并不突出,但在模

型上仍有较大的改进空间,在更大的样本数量下可能有更好的识别效果。

3.4 其他因素的影响

在上述几节中,在参数优化后对比了各类算法的识别效果,然而,在算法本身的参数以外仍有诸多的因素可能影响最终识别效果。本节以SVM为基础,对比了不同采样频率、采样时长、标准化方式以及是否在MFCC环节应用高通滤波等因素对识别效果的影响。

首先通过下采样降低采样频率,考察其对识别效果的影响。目前各类主流的采样频率为11 025、22 050、24 000、44 100 Hz等,在重采样至上述频率后SVM的识别准确率分别为99.06%,99.64%,99.23%和99.52%,可见在以上常见的采样频率范围内变动时识别率并没有明显的变化。

由于放电等电气故障的样本收集困难,考察采样时长对识别效果的影响也比较重要。文中通过使用训练集中不同百分比的样本来测试其影响,结果见图6。当训练用样本达到训练集样本的80%以上时识别准确率已基本稳定,此时使用的放电声时长为120 s。

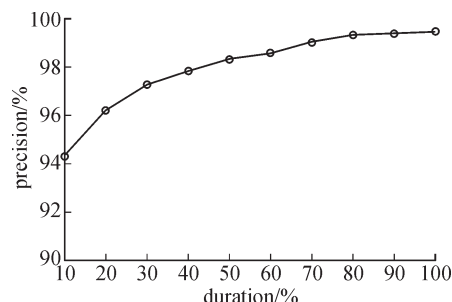


图6 采样时长对识别准确率的影响

Fig. 6 The influence of sampling duration on precision

此外,对比了文中使用的Z-score标准化与同样比较泛用的0-1标准化(即根据最大最小值将数据缩放至0-1范围内)对识别效果的影响。经测试使用0-1标准化时的识别率为99.59%,与Z-score相近。事实上,不同的标准化手段的主要目的都是将数据缩放至同一数量级,但并没有改变数据的内在结构。类似地,文中测试了在MFCC特征提取环节不使用高通滤波器进行预加重的影响,结论是准确率仅下降0.29%,可见高频段信息对放电声音的识别作用较小。

4 结语

文中在预先混合变电站正常工况的背景噪声后,使用梅尔频率倒谱系数的方法提取特征向量和

声谱图,比较支持向量机,随机森林等多种机器学习算法与卷积神经网络的识别能力。确认使用梅尔频率倒谱系数提取特征向量或声谱图可以良好区分放电声音与正常工况等其他声音的特征差异,在将放电声进一步与各类声音混叠的情况下,SVM,RF,KNN,CNN等算法依旧可以实现90%以上的识别准确率与召回率。在文中使用的5类算法中SVM识别能力最强,识别放电的准确率达到99.52%,召回率达到99.96%。在确定SVM具有最佳的识别效果后,文中对比分析了其他因素对识别效果的影响。结果表明在主流的采样频率范围内识别效果没有明显的变化。标准化的方式和是否使用在MFCC环节使用高通滤波器同样没有明显影响。此外,通过调整训练集样本时长来测试识别率变化可能是一种比较好的确认采样时长是否足够的方式。

尽管CNN的识别结果在文中并不突出,但该算法的识别能力可能随着样本数扩充提高,CNN在模型构建上亦有较大改进空间,可以尝试继续改进CNN模型,收集或模拟更多的样本。

参考文献:

- [1] 周秀,朱洪波,马云龙,等.基于深度学习的变压器局部放电模式识别研究[J].高压电器,2019,55(12):98-105.
ZHOU Xiu, ZHU Hongbo, MA Yunlong, et al. Partial discharge pattern recognition of transformer based on deep learning[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(12): 98-105.
- [2] 罗思敏,田妍,郑服利,等.开关柜局部放电检测技术应用[J].高压电器,2020,56(4):204-208.
LUO Simin, TIAN Yan, ZHENG Fuli, et al. Application of partial discharge detection technology in switchgear[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(4): 204-208.
- [3] 牛勃,马飞越,丁培,等.GIS局部放电智能巡检定位技术及应用[J].高压电器,2020,56(1):188-196.
NIU Bo, MA Feiyue, DING Pei, et al. Intelligent inspection and location technology of GIS partial discharge and its application[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(1): 188-196.
- [4] 李春茂,周妹末,刘亚婕,等.基于邻域粗糙集与多核支持向量机的变压器多级故障诊断[J].高电压技术,2018,44(11):3474-3482.
LI Chunmao, ZHOU Meimo, LIU Yajie, et al. Multi-level fault diagnosis of transformer based on neighborhood rough set and multiple kernel support vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3474-3482.
- [5] 张秦侵,宋辉,姜勇,等.基于OS-ELM的变压器局部放电模式识别[J].高电压技术,2018,44(4):1122-1130.
ZHANG Qin, SONG Hui, JIANG Yong, et al. Partial discharge pattern recognition of transformer based on OS-ELM[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(4): 1122-1130.
- [6] 李军锋,王钦若,李敏.结合深度学习和随机森林的电力设备图像识别[J].高电压技术,2017,43(11):3705-3711.
LI Junfeng, WANG Qinruo, LI Min. Equipment image recognition based on deep learning and random forest[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(11): 3705-3711.
- [7] 朱宗斌,陶剑锋,葛辉良,等.基于BPSO-KNN算法的被动声呐目标分类识别技术研究[J].声学技术,2019,38(2):219-223.
ZHU Zongbin, TAO Jianfeng, GE Huiliang, et al. Passive sonar target classification and recognition technique based on BPSO-KNN algorithm[J]. Technical Acoustics, 2019, 38(2): 219-223.
- [8] 武立平,吴强,丰遥,等.基于振动信号SVM分类的变压器状态识别[J].高压电器,2019,55(11):232-238.
WU Liping, WU Qiang, FENG Yao, et al. State recognition of transformer based on SVM classification of vibration signals[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(11): 232-238.
- [9] 刘芹,彭在兴,王颂,等.基于随机森林算法的断路器分合闸线圈故障电流曲线识别[J].高压电器,2019,55(7):93-100.
LIU Qin, PENG Zaixing, WANG Song, et al. Fault current curves identification of circuit breaker opening/closing coil based on random forest algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(7): 93-100.
- [10] HENRIQUEZ P, ALONSO J B, FERRER M A, et al. Review of automatic fault diagnosis systems using audio and vibration signals[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2014, 44(5): 642-652.
- [11] 朱绍程,刘利民.低空飞行目标声音优化识别研究[J].计算机仿真,2018,35(11):12-16.
ZHU Shaoheng, LIU Limin. Research on optimization of low altitude acoustic flight target recognition[J]. Computer Simulation, 2018, 35(11): 12-16.
- [12] 李应,印佳丽.基于多随机森林的低信噪比声音事件检测[J].电子学报,2018,46(11):147-155.
LI Yin, YIN Jiali. Sound event detection at low SNR based on multi-random forests[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(11): 147-155.
- [13] 黎焯,赵建,高云,等.基于深度信念网络的猪咳嗽声识别[J].农业机械学报,2018,49(3):179-186.
LI Xuan, ZHAO Jian, GAO Yun, et al. Recognition of pig cough sound based on deep belief nets[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 179-186.
- [14] 舒畅,金潇,李自品,等.基于CEEMDAN的配电变压器放电故障噪声诊断方法[J].高电压技术,2018,44(8):2603-2611.
SHU Chang, JIN Xiao, LI Zipin, et al. Noise diagnosis method of distribution transformer discharge fault based on CEEMDAN[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2603-2611.

- 2611.
- [15] 舒天才. 开关柜局部放电的声检测算法研究[J]. 电子器件, 2018, 41(6): 1431-1435.
- SHU Tiancai. Research on partial discharge detection algorithm for switchgear based on acoustic signal analysis [J]. Chinese Journal of Electron Devices, 2018, 41(6): 1431-1435.
- [16] 华东升. 基于声音特征的变电站电力变压器故障检测[D]. 济南: 山东大学, 2017.
- HUA Dondsheng. Fault detection of substation power transformer based on sound characteristics[D]. Jinan: Shandong University, 2017.
- [17] 杨元威, 关永刚, 陈士刚, 等. 基于声音信号的高压断路器机械故障诊断方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(22): 6730-6736.
- YANG Yuanwei, GUAN Yonggang, CHEN Shigang, et al. Mechanical fault diagnosis method of high voltage circuit breaker based on sound signal[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(22): 6730-6736.
- [18] SERT S B, KALENDERLI Ö. Determination of source voltage from audible corona noise by neural networks[J]. IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation, 2009, 16(3): 224-231.
- [19] 李宏松, 苏健民, 黄英来, 等. 基于声音信号的特征提取方法的研究[J]. 信息技术, 2006, 30(1): 91-94.
- LI Hongsong, SU Jianmin, HUANG Yinglai, et al. The research on characteristics extraction based on voice signal [J]. Information Technology, 2006, 30(1): 91-94.
- [20] 余建潮, 张瑞林. 基于 MFCC 和 LPCC 的说话人识别[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(5): 1189-1191.
- YU Jianchao, ZHANG Ruilin. Speaker recognition method using MFCC and LPCC features[J]. Computer Engineering and Design, 2009, 30(5): 1189-1191.
- [21] TIWARI V. MFCC and its applications in speaker recognition[J]. International Journal on Emerging Technologies, 2010, 1(1): 19-22.
- [22] 王丰华, 王邵菁, 陈 颂, 等. 基于改进 MFCC 和 VQ 的变压器声纹识别模型[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(5): 1535-1542.
- WANG Fenghua, WANG Shaojing, CHENG Song, et al. Voiceprint recognition model of power transformers based on improved MFCC and VQ[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(5): 1535-1542.
- [23] WU Z, CAO Z. Improved MFCC-based feature for robust speaker identification[J]. Tsinghua Science & Technology, 2005, 10(2): 158-161.
- [24] 严 青, 何清怀, 曾 媛, 等. 500 kV 变电站噪声源强迭算与预测方法优化研究[J]. 广东电力, 2018, 31(12): 1-11.
- YAN Qing, HE Qinghui, ZENG Yuan, et al. Calculation of noise source intensity and optimization on prediction method for 500 kV substation[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(12): 1-11.
- [25] 李德波, 李冰阳, 刘耀云, 等. 电力变压器振动噪声的多物理场耦合分析[J]. 广东电力, 2017, 30(6): 115-119.
- LI Debo, LI Bingyang, LIU Yaoyun, et al. Multi-physical field coupling analysis on vibration noise of power transformer[J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(6): 115-119.
- [26] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 26.
- ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 26.
- [27] SAINATH T N, PARADA C. Convolutional neural networks for small-footprint keyword spotting[C]//Interspeech. Dresden, Germany: ISCA, 2015: 1478-1482.
- 孙汉文(1997—), 男, 硕士研究生, 主要从事基于声音的电气设备故障诊断和在线监测研究(E-mail: 1209760769@qq.com).
- 李 喆(1978—), 男, 博士, 副教授, 主要从事高电压与绝缘技术、人工智能等研究(通讯作者).
- (上接第 106 页)
- plex configurations[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2010, 46(8): 3317-3320.
- [21] GUSTAVSEN B, BRUASET A, BREMNES J J, et al. A finite-element approach for calculating electrical parameters of umbilical cables[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2009, 24(4): 2375-2384.
- [22] ABED N Y, MOHAMMED O A. Frequency-dependent coupled field-circuit modeling of armored power cables using finite elements[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2011, 47(5): 930-933.
- [23] 高俊国, 于平澜, 李紫云, 等. 基于有限元法的电缆金属护套感应电压仿真分析[J]. 高电压技术, 2014, 40(3): 714-720.
- GAO Junguo, YU Pinglan, LI Ziyun, et al. Simulation analysis of induced voltage on metal sheath of power cable based on finite element method[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(3): 714-720.
- [24] 邱伟豪, 阳 林, 郝艳捧, 等. XLPE 电缆内置分布式光纤的温度监测试验[J]. 广东电力, 2018, 31(8): 175-181.
- QIU Weihao, YANG Lin, HAO Yanpeng, et al. Temperature monitoring experiment for XLPE built in distributed optical fiber[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(8): 175-181.
- [25] 王 劲, 覃 煜, 张 行, 等. 10 kV 交流电力电缆冷缩式中间接头电场仿真[J]. 广东电力, 2018, 31(12): 127-133.
- WANG Jin, QIN Yu, ZHANG Hang, et al. Simulation on electric field of cold shrinkable intermediate connector of 10 kV AC power cable[J]. Guangdong Electric Power, 2018, 31(12): 127-133.
- 李 岩(1985—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为电缆故障诊断(E-mail: yan.li@ncepu.edu.cn).