

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.221906

融合格拉姆角场的深度特征学习在痕量气体浓度识别中的应用研究

齐胜¹, 单海鸥¹, 罗林¹, 曹宇鹏²

(1. 辽宁石油化工大学, 辽宁 抚顺 113001; 2. 国网冀北电力有限公司, 北京 100054)

摘要: 针对气体绝缘金属封闭式组合电器(gas insulated switchgear, GIS)设备中痕量气体紫外分析光谱信号易出现吸收峰重叠的问题, 提出了一种结合格拉姆角场(Gram's angle field, GAF)和VGG16改进模型的多组分痕量气体的定量检测方法。首先利用GAF将一维紫外光谱信号转换为时序图像, 将光谱信号映射为具有丰富特征信息的图像形式, 从而提升原始光谱信号的特征表达能力。其次将GAF特征图输入到VGG16改进模型中, 实现痕量气体浓度的特征识别。最后通过不同浓度下采集到的CS₂、SO₂和H₂S的单组分气体和混合气体, 与卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、VGG16和SDP_VGG16等模型进行对比实验, 并结合受试者工作特征曲线下面积(area under the curve, AUC)进行验证。结果表明, 该方法可以有效地检测出SF₆分解所产生的CS₂、SO₂和H₂S痕量气体, 是一种行之有效的特征提取方法。

关键词: 气体绝缘金属封闭式组合电器; 痕量气体; 格拉姆角场; VGG16改进模型; 受试者工作特征曲线下面积

Application of deep feature learning with Gram's angle field for trace gas concentration identification

QI Sheng¹, SHAN Haiou¹, LUO Lin¹, CAO Yupeng²

(1. Liaoning Shihua University, Fushun 113001, China; 2. State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd., Beijing 100054, China)

Abstract: To solve the problem of overlapping absorption peaks in the UV analysis of gas insulated switchgear (GIS), this paper presents a quantitative detection method for multi-component trace gases combining Gram's Angle Field (GAF) and an improved model of VGG16. To enhance the feature expression of the original spectral signal, GAF is used to convert one-dimensional UV spectral signals into sequential images. A large amount of feature information is included in these feature images. The GAF feature map is then fed into the modified VGG16 model for feature identification of trace gas concentrations. Finally, the models of a convolutional neural network (CNN), VGG16, and SDP_VGG16 are compared to the single and mixed gases of CS₂, SO₂, and H₂S collected at various concentrations. From the findings of the validation and the area under curve (AUC), the proposed method can successfully detect CS₂, SO₂, and H₂S trace gases produced by SF₆ breakdown, and it is a tried-and-true feature extraction technique.

This work is supported by the Youth Fund of National Natural Science Foundation of China (No. 61703191).

Key words: gas insulated switchgear; trace gas mixtures; Gram's angle field; upgraded VGG16 model; area under the curve

0 引言

气体绝缘金属封闭式组合电器(gas insulated switchgear, GIS)是一种将断路器、母线和隔离开关等器件封闭于金属壳的组合式高压电器, 其作为电

基金项目: 国家自然科学基金青年项目资助(61703191); 辽宁省教育厅科学研究面上项目资助(LJKZ0423); 工业控制技术国家重点实验室开放课题资助(ICT2021B41)

力系统高压输电的重要设备, 目前在电力系统中运用越来越广泛^[1-2]。SF₆作为一种绝缘气体, 相较于其他气体绝缘介质, 该气体具有很强的绝缘性能以及灭弧性能, 在均匀电场作用下, 其耐电强度是空气的2.5倍左右, 灭弧能力更是高达空气的100倍^[3-4]。相较于传统开放式电气设备, 虽然SF₆气体绝缘设备运行可靠性有了极大的提升, 但是运行经验表明, SF₆气体绝缘设备从生产到投运的整个过程中会出现尖端、悬浮、气隙和沿面等绝缘缺陷^[5]。

这些缺陷的存在会引发电气设备不同程度的局部放电、局部过热以及运行中绝缘劣化等绝缘问题^[6]。当 SF₆ 绝缘设备发生局部放电等故障时，可能会造成 SF₆ 分解，从而产生 CS₂、SO₂、H₂S、SOF₂、SO₂F₂ 等痕量气体^[7-9]。这些气体均为有毒气体，若被人体吸收将会产生巨大危害，故对 GIS 进行实时检测具有重要意义。

近年来，针对气体的光学检测方法主要有红外吸收光谱法和光声光谱法。文献[10]提出了一种红外吸收光谱法的在线监测技术，但 SF₆ 分解产物一般为各种 S、F、O 化合物，其红外吸收光谱的吸收峰和 SF₆ 本身的吸收峰很接近，极易受到干扰，从而限制了其检测精度和检测气体的种类；文献[11]提出了利用气体分子激励振动时的音频特性实现检测的光声光谱法，该方法对气体的检测具有比较高的灵敏度，但其工作过程需要接收微弱声信号或将声信号转化，因此容易受环境温度、压力以及外界噪声的影响。以上两种方法在气体组分在线监测应用中均存在一定的局限性。紫外吸收光谱法通过检测气体在紫外波段吸收光谱的吸收峰等信息，能够实现定性定量地检测气体种类和体积分数。该方法在大气环境检测领域已有较广泛的应用，具有检测速度快、灵敏度高、耗气量少、可同时检测多种气体体积分数等优点，且已经应用于电气设备气体组分的分析检测中^[12-14]。SF₆ 分解组分中 SO₂ 含量越高，表征装备内局部放电越严重；H₂S 可有效反映装备内部出现的高能放电情况；而 CS₂ 是装备内部固体绝缘受损与否的标志分解产物。其中 SO₂ 在波长为 190~230 nm 和 280~320 nm 的波段存在吸收峰；H₂S 和 CS₂ 在波长为 190~230 nm 的波段存在吸收峰。由于紫外区的范围是 10~400 nm，故 SF₆ 的分解气体均可使用紫外光谱法检测。

深度学习作为机器学习的一种，因自身具有自动化、非接触、成本低和客观性强等特点，已成为近年来的研究热点。相比于传统的机器学习方法，深度学习具有更强大的特征学习和表达能力^[15]。常见的深度学习方法有限制波尔兹曼机^[16](restricted boltzmann machine, RBM)、自编码器^[17](auto-encoder, AE)和卷积神经网络^[18](convolutional neural network, CNN)等。尽管上述方法可以实现气体识别，但仍存在以下问题：(1) 对原始信号进行预处理时缺乏完善的重构，易造成信息的丢失；(2) 只能应用于简单的特征提取，对于复杂的特征提取过程较慢；(3) 其本身不具备特征提取能力，更偏向于人工提取。

基于以上分析，本文首先采用格拉姆角场(Gram's

angle field, GAF)对紫外光谱信号进行重构，解决特征峰重叠的问题，再利用 VGG16 改进模型进行多组分气体浓度的识别，最后通过与传统模型的实验对比验证其优越性。

1 格拉姆角场

1.1 GAF 原理描述

对于时间序列的处理与分析，通常采用快速傅里叶变换(fast fourier transform, FFT)等时频变换方法将含有复杂噪声和背景噪声的时域信号转化为更为直观的频域信号，但是小波分析、傅里叶变换等方法只能给出总体效果，而不能完整地描述信号的瞬时特征^[19]。GAF 能够将时间序列中的信息转存为具有丰富特征信息的图像格式^[20]，使信息的完整度得以保证，解决了时间序列依赖性的问题。GAF 是将时间序列缩放到直角坐标系中，再通过反余弦函数向极坐标系转换，最后由内积公式得到特征矩阵的转换方法，其具体步骤如下。

步骤 1: 假设时间序列 $Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$ 由 n 个时刻幅值组成。以 n 个时刻为横坐标，每个时刻对应的幅值为纵坐标值，该序列便可通过直角坐标系表示。通过式(1)将序列 Y 缩放至 $[-1, 1]$ 或 $[0, 1]$ 范围，即余弦函数值域，以便序列 Y 由直角坐标系向极坐标系转换。

$$\tilde{y}_i = \frac{(y_i - \max(Y)) + (y_i - \min(Y))}{\max(Y) - \min(Y)} \quad (1)$$

式中： y_i 为原始时间序列； \tilde{y}_i 为重构后的时间序列。

步骤 2: 将重构后的时间序列 \tilde{y}_i ，经式(2)转换到极坐标系下。缩放序列 \tilde{y}_i 经反余弦函数转换为极坐标下的角度 φ_i ，时间戳转换为半径 r_i 。

$$\begin{cases} \varphi_i = \arccos(\tilde{y}_i), -1 \leq \tilde{y}_i \leq 1, \tilde{y}_i \in \tilde{Y} \\ r_i = \frac{t_i}{N}, t_i \in N \end{cases} \quad (2)$$

式中： t_i 为时间戳； N 为正则化极坐标系统生成空间的常数因子； \tilde{Y} 为重构后的时间序列集合。

步骤 3: 格拉姆角场可分为格拉姆角和场(Gram's angle summation fields, GASF)和格拉姆角差场(Gram's angle difference fields, GADF)。GASF 矩阵计算通过余弦函数作角度和，GADF 矩阵计算通过正弦函数作角度差，二者矩阵的计算式分别为

$$\mathbf{G}_{\text{ASF}} = \begin{pmatrix} \cos(\varphi_1 + \varphi_1) & \cos(\varphi_1 + \varphi_2) & \cdots & \cos(\varphi_1 + \varphi_n) \\ \cos(\varphi_2 + \varphi_1) & \cos(\varphi_2 + \varphi_2) & \cdots & \cos(\varphi_2 + \varphi_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \cos(\varphi_n + \varphi_1) & \cos(\varphi_n + \varphi_2) & \cdots & \cos(\varphi_n + \varphi_n) \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{G}_{ADF} = \begin{pmatrix} \sin(\varphi_1 - \varphi_1) & \sin(\varphi_1 - \varphi_2) & \cdots & \sin(\varphi_1 - \varphi_n) \\ \sin(\varphi_2 - \varphi_1) & \sin(\varphi_2 - \varphi_2) & \cdots & \sin(\varphi_2 - \varphi_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\varphi_n - \varphi_1) & \sin(\varphi_n - \varphi_2) & \cdots & \sin(\varphi_n - \varphi_n) \end{pmatrix} \quad (4)$$

观察 \mathbf{G}_{ASF} 和 \mathbf{G}_{ADF} 矩阵可知, 原序列的时间相关性通过矩阵的主对角线得到很好的保留。

1.2 GAF 信号成像

由于紫外光谱信号在水平和垂直方向上只存在单向相关性, 可能无法很好地解释数据之间的联系, 所以将原始信号数据映射到极坐标, 随着时间序列的不断增加, 其相对应的值会在图中产生与点和角度相关联的扭曲, 这样生成的序列是双射的, 保持了很好的时间依赖性。但是缩放后的时间序列, 仍然有 Gaussian 噪声, 所以利用 GAF 生成特征图像, 通过改变空间维度, 可以充分利用角关系来挖掘出信号中的隐藏特征, 处理后的稀疏输出很容易将有效信息与 Gaussian 噪声区分开来^[21]。另外为了更好地提取特征, 将矩阵中的数据映射到色彩空间得到特征图谱的热力图, 本文的 GAF 特征图中左侧为 GASF 特征图, 右侧为 GADF 特征图, 以下不再赘述, 具体步骤如图 1 所示。

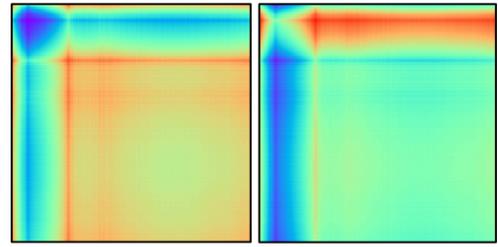
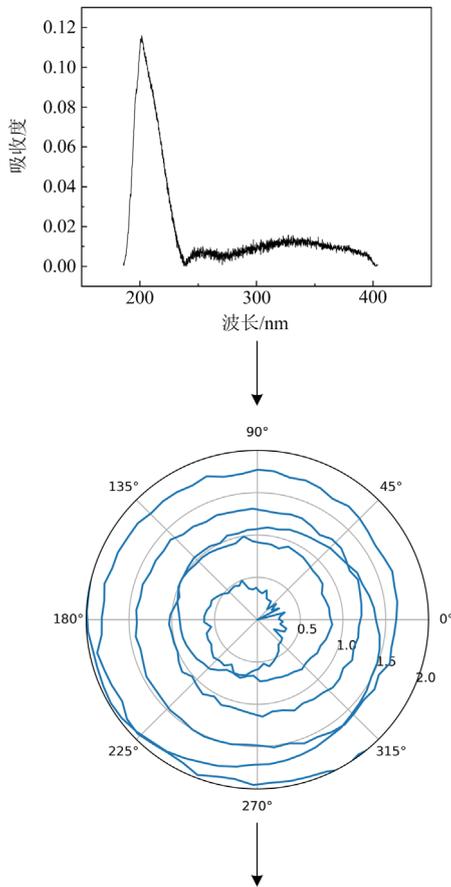


图 1 原始信号转换 GAF 特征图

Fig. 1 GAF feature graph of original signal conversion

GAF 映射分析如图 2 所示, 原始光谱信号中都有 1 个较为明显的波峰, 其对应着 GAF 图像中由点、线所组成的交叉特征, 且峰值越大对应到 GAF 图中的颜色越深, 特征也愈发明显, 表现为深蓝色, 如图 2(b) 中矩形区域。此外, 原始波形中其余振荡幅度较小的部分也在 GAF 图像中得到了很好的体现, 表现为浅蓝色, 如图 2(b) 中圆形区域。GAF 特征图中可以大致反映出原始波形图的波峰个数和陡峭程度, 也验证了 GAF 编码完成了对原始信号的完整映射, 为下面的对比实验提供了理论基础。

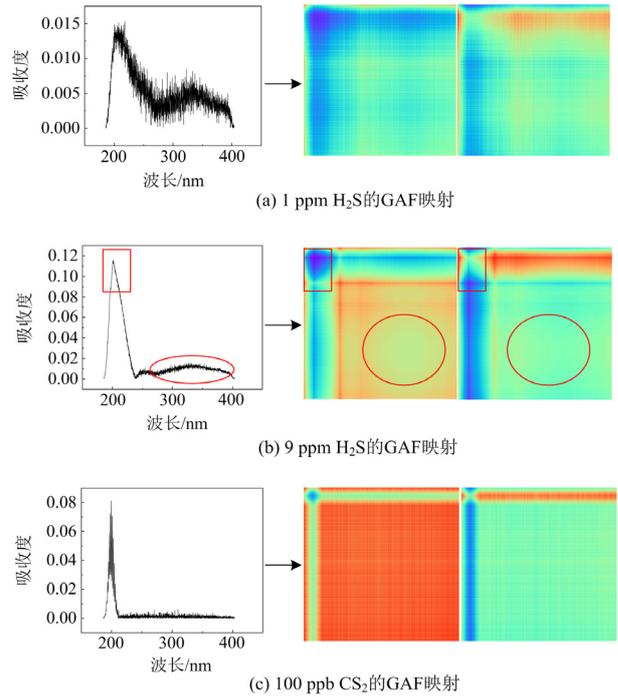


图 2 GAF 映射分析

Fig. 2 GAF mapping analysis

2 基于 GAF 特征提取的不同气体浓度研究

2.1 实验数据的获取与分组

在实验过程中搭建紫外光谱数据采集平台, 由于 SF_6 气体分解时会产生多种类型气体, 故本文选

取具有代表性的 3 种特征气体 SO₂、H₂S 和 CS₂ 作为模拟 GIS 绝缘故障后 SF₆ 的分解产物。为了获得不同特征气体类型和浓度的紫外吸收光谱数据，将单组分气体和混合气体通过紫外光谱检测仪得到原始光谱数据，并在每种浓度下做 3 组重复实验，取 3 组实验数据的平均值作为第 4 组的光谱数据。在绘制紫外光谱图前，先测出背景光谱数据，再将实验得到的特征气体的原始光谱数据扣除背景光谱的干扰，最后得到的数据作为特征气体紫外吸收光谱数据。其中单组分气体浓度配比如表 1 所示，4 种混合气体浓度配比如表 2 所示。

表 1 单组分气体浓度配比
Table 1 Single component gas ratio

SO ₂ /ppm	H ₂ S/ppm	CS ₂ /ppb
1	1	20
2	2	50
3	3	80
5	5	100
7	7	150
9	9	190

表 2 混合气体浓度配比
Table 2 Mixture gas ratio

气体编号	气体浓度		
	SO ₂ /ppm	H ₂ S/ppm	CS ₂ /ppb
1	0	3	100
2	5	5	0
3	5	0	50
4	5	3	30

2.2 单组分气体 GAF 特征提取

H₂S 气体在 190~250 nm 波段的紫外吸收光谱图如图 3 所示。其吸收度峰值趋势随着波长的增加先增大后减小，随着 H₂S 浓度的逐渐增加，与之

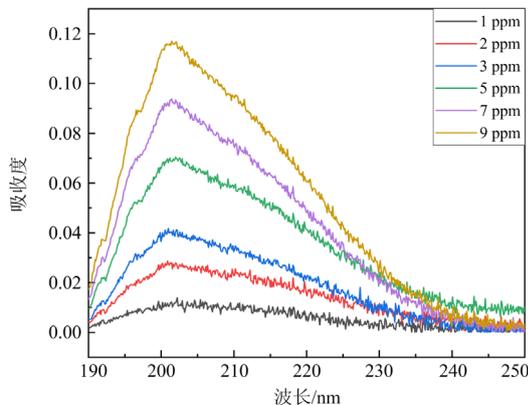
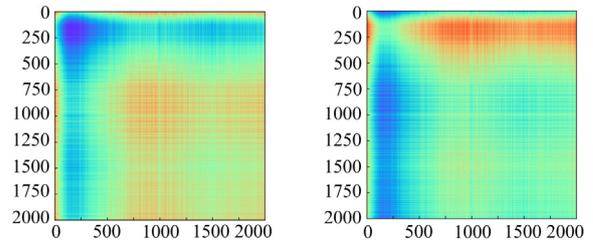
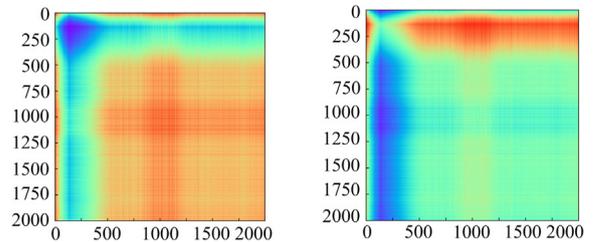


图 3 不同浓度 H₂S 的紫外吸收光谱图
Fig. 3 UV absorption spectra of H₂S with different concentrations

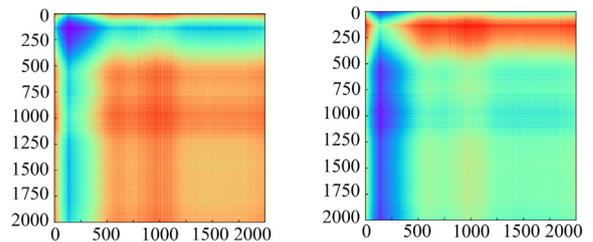
对应的 GASF 特征图和 GADF 特征图上的主对角线交叉特征也愈加明显，如图 4 所示。紫外吸收光谱图中的峰值点均在 201.5 nm 附近，其特征对应到 GAF 特征图上则表现为左上角的交叉特征位置几乎不变。不仅如此，H₂S 气体在 235 nm 后的波峰微弱变化，也在特征图中有较好的保留。



(a) 1 ppm H₂S 的 GAF 特征图



(b) 5 ppm H₂S 的 GAF 特征图



(c) 9 ppm H₂S 的 GAF 特征图

图 4 不同浓度 H₂S 的 GAF 特征图

Fig. 4 GAF feature graph of H₂S with different concentrations

2.3 吸收峰重叠的单组分气体 GAF 特征提取

100 ppb CS₂、7 ppm H₂S 和 5 ppm SO₂ 3 种单组分气体在 190~210 nm 波段均有较强的吸收峰，并且有重叠现象，如图 5 所示。CS₂ 气体在 190~210 nm 波段有较强的吸收峰且有明显的窄带吸收，由于存在窄带吸收特性，故其 GAF 特征图的特征交叉较小；H₂S 气体在波段 190~210 nm 有较强的吸收峰，并具有微弱的窄带吸收，由于其微弱的窄带吸收特性，吸收光谱在吸收波段过渡得很平滑，不存在过多的“峰-谷”，故其 GAF 特征图的交叉特征有连续的趋势；SO₂ 气体在 190~220 nm 和 280~310 nm 两个波段间有较强的吸收峰，故其主对角线上有两处较为明显的交叉特征，如图 6 所示。

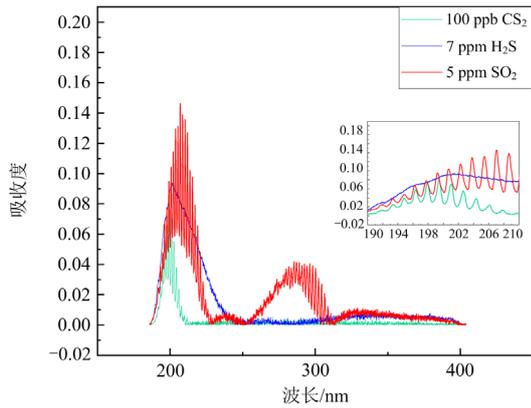
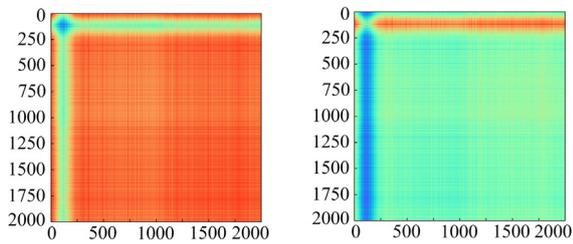
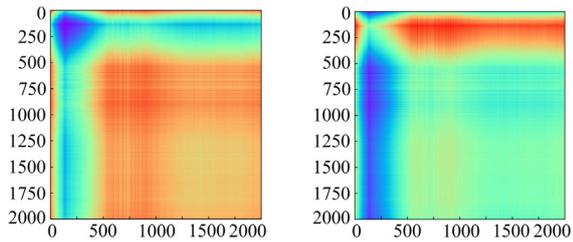


图 5 CS₂、H₂S、SO₂ 的紫外吸收光谱图

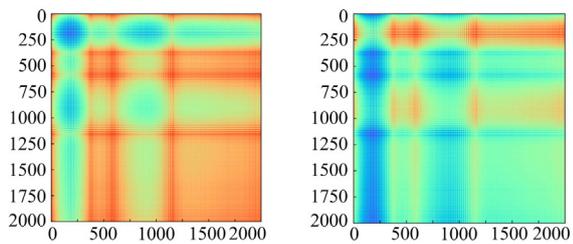
Fig. 5 UV absorption spectra of CS₂, H₂S and SO₂



(a) 100 ppb CS₂的GAF特征图



(b) 7 ppm H₂S的GAF特征图



(c) 5 ppm SO₂的GAF特征图

图 6 CS₂、H₂S、SO₂ 的 GAF 特征图

Fig. 6 GAF feature graph of CS₂, H₂S and SO₂

2.4 混合气体 GAF 特征提取

混合气体的紫外吸收光谱图在 190~220 nm 波段处 4 种混合气体出现重叠, 在 270~310 nm 波段处除了第一组混合气体没有吸收峰外, 另外 3 组气体均出现了吸收峰重叠, 如图 7 所示。根据气体吸

光度的加和性, 混合气体的吸光度等于混合组分单一特征气体的吸光度之和, 因此混合气体紫外吸收光谱会同时具有组成它们的单组分气体的紫外吸收光谱特性。混合气体的 GAF 特征图如图 8 所示。第一组混合气体中包含 H₂S 和 CS₂, 故在图 8(a)中只产生了一处较小且连续的交叉特征, 而第二组混合气体中有 SO₂ 气体, 故在图 8(b)中会继承 SO₂ 的气体特性, 在图中产生两处交叉特征, 第三组实验相较于第二组, CS₂ 气体被替换成了 H₂S 气体, 故在图 8(c)中的交叉特征过渡得相对平滑一些。在第四组实验因为包含所有混合气体, 故在图 8(d)每种气体的特点都具有。但由于人眼的观察力有限, GAF 特征图中的微小差异无法有效识别, 故将得到不同浓度下的单组分气体和混合气体的 GAF 特征图输入到 VGG16 改进模型中, 进行气体浓度识别和验证分析。

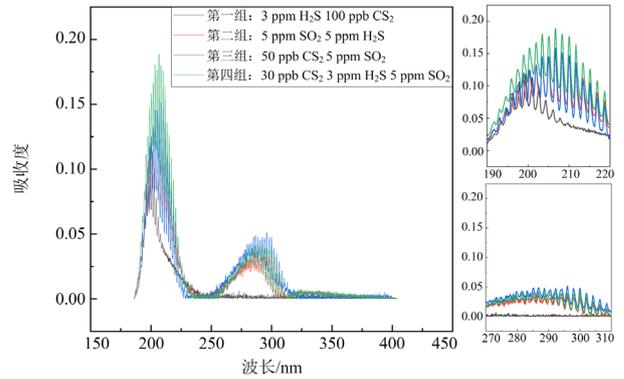
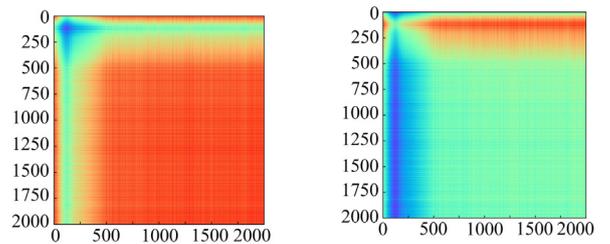
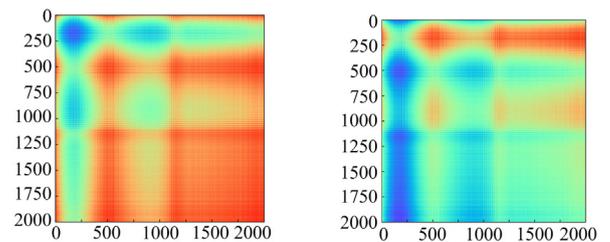


图 7 混合气体的紫外吸收光谱图

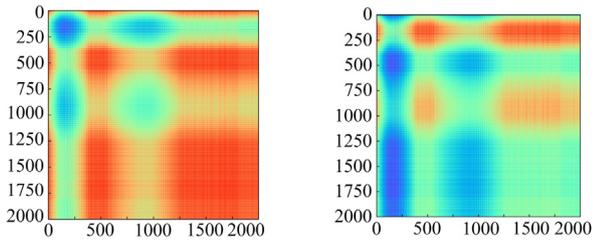
Fig. 7 UV absorption spectrum of gas mixture



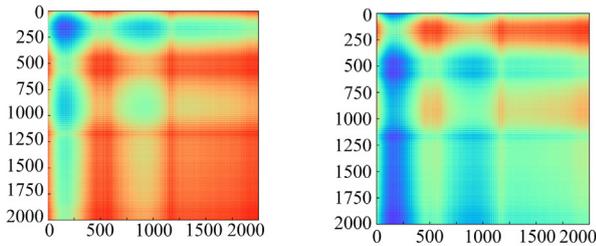
(a) 第一组混合气体的GAF特征图



(b) 第二组混合气体的GAF特征图



(c) 第三组混合气体的GAF特征图



(d) 第四组混合气体的GAF特征图

图 8 混合气体的 GAF 特征图

Fig. 8 GAF feature graph of gas mixture

3 实验与结果分析

3.1 数据集划分

将经过 GAF 编码的特征图按照气体种类划分为两组，第一组为单组分气体三分类实验，第二组为混合气体四分类实验，并对气体种类进行 Onehot 编码如表 3 所示，实验按照 7:3 划分训练集和验证集，具体实验数据集划分如表 4 所示。

表 3 气体种类 Onehot 编码

Table 3 Gas types are coded Onehot

气体种类	Onehot 编码	气体种类	Onehot 编码
CS ₂	100	CS ₂ , H ₂ S	1000
H ₂ S	010	SO ₂ , CS ₂	0100
SO ₂	001	SO ₂ , H ₂ S	0010
—	—	SO ₂ , CS ₂ , H ₂ S	0001

表 4 数据集划分

Table 4 Data set partitioning

实验组别	数据类型	训练集	验证集
第一组	GASF	50	22
	GADF		
第二组	GASF	34	14
	GADF		

3.2 VGG16 改进模型

传统的故障诊断模型将特征提取与建模过程分别独立进行，所提取出的特征表达能力在一定程度上依赖于所选参数^[22]。CNN作为一种传统的故障诊断模型应用广泛，具有强大的特征提取和图像识别能力，在二维图像处理中具有良好的鲁棒性和计算

率^[23]。但CNN也有如下不足：(1)当网络层数过深时，反向传播较慢；(2)采用梯度下降时易陷入局部最优；(3)池化层会丢失局部信息，忽略了局部与整体之间的关联性。VGG16 作为 VGGNet中经典的卷积神经网络模型之一，由 13 个卷积层、5 个池化层和 3 个全连接层构成，其中卷积核的大小都为 3×3，池化层的大小都为 2×2。VGG16 因具有卷积核较小、参数少、非线性拟合能力强等优点被广泛运用^[24]。但缺点也很明显，如训练时间过长、调参难度大、需要的存储容量大等。在创建卷积神经网络的过程中卷积核的大小、数目、移动步长、是否补零、池化层的大小以及全连接层中的神经元个数等参数均会对神经网络的识别效果造成影响。故在传统的VGG16网络模型的基础上进行参数调整，把原有的 3 个全连接层去掉，采用一个全局平均池化层和一个 512 大小的全连接层，并在全连接层后再加一个Dropout层，比率设置为 0.5，分类采用Softmax层。其中Dropout层为了防止训练出来的模型过拟合，在训练过程中随机将部分神经元从网络中丢弃，从而使模型泛化能力更强。把这种基于GAF的VGG16改进模型称为GAF_VGG16模型，为了能够对比出GAF_VGG16模型的优越性，与对称点模式(symmetrized dot patterns, SDP)方法进行对比，把基于SDP的VGG16改进模型称为SDP_VGG16，并搭建出CNN、VGG16模型，其中SDP_VGG16与GAF_VGG16模型参数相同，其详细模型参数对比如表 5 所示。

表 5 模型参数对比

Table 5 Comparison of model parameters

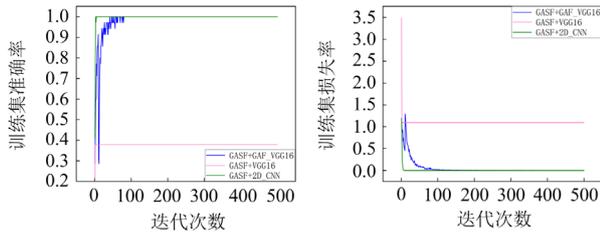
模型	CNN	VGG16	GAF_VGG16
结构	{(224,244,3), 32,64,128}	{(224,244,3), 64×2, 128×2, 256×3, 512×6}	{(224,244,3), 64×2, 128×2, 256×3, 512×7}
优化器	Adam	Adam	Adam
学习率	0.0001	0.0001	0.0001
批量数	5	5	5
迭代次数	500	500	500
激活函数	ReLU	ReLU	ReLU

3.3 实验分析

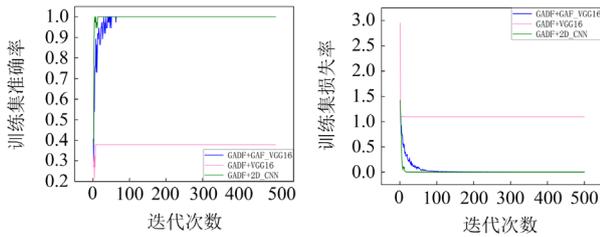
三分类和四分类的训练集对比曲线分别如图 9 和图 10 所示。由图 9 和图 10 可知，CNN 和 GAF_VGG16 训练的模型准确率最终都稳定在 1.0 左右，随着迭代次数的增加，损失率也最终收敛。但 VGG16 模型不仅准确度不高，而且在两组实验中均发生了过拟合现象。观察图 9 和图 10 中的 GASF 和 GADF 训练曲线可以发现，GASF 特征图比 GADF 特征图的训练效果更好，准确率和损失率

曲线收敛更快, 故本文推荐在检测特征气体时优先使用 GASF 特征图。最后选取训练效果较好的 GASF_VGG16 模型和 SDP_VGG16 模型进行对比, 可以看出在三分类实验中训练集的准确率和损失率几乎没有区别, 但在四分类实验中 GASF_VGG16 模型收敛性更好, 而 SDP_VGG16 模型显然还未收敛, 如图 11 所示。

为了直观地说明模型的分情况, 本文选用 K-means 方法进行聚类, 再通过可视化工具 t-SNE 将 GAF_VGG16 模型倒数第二层参数输出映射到二维平面上, 可视化结果如图 12 所示。图中的横纵坐



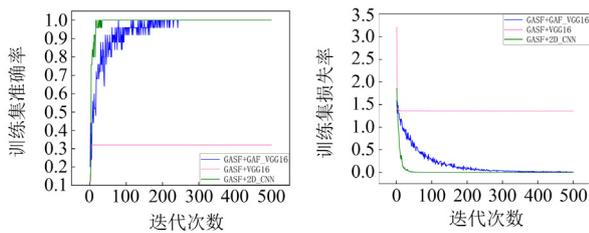
(a) GASF准确率和损失率对比曲线



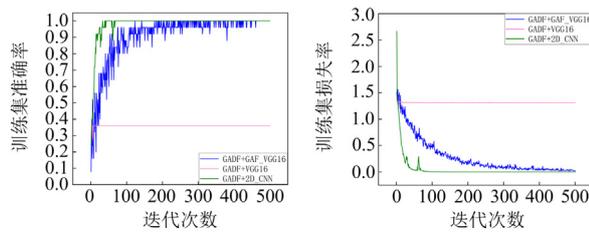
(b) GADF准确率和损失率对比曲线

图 9 三分类的训练集对比曲线

Fig. 9 Training set contrast curve of three classification



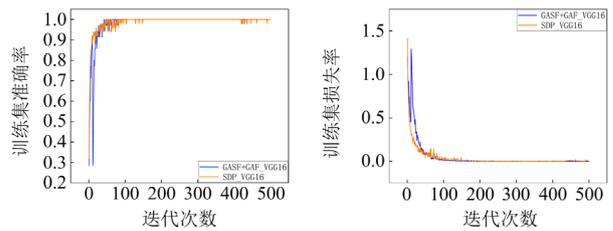
(a) GASF准确率和损失率对比曲线



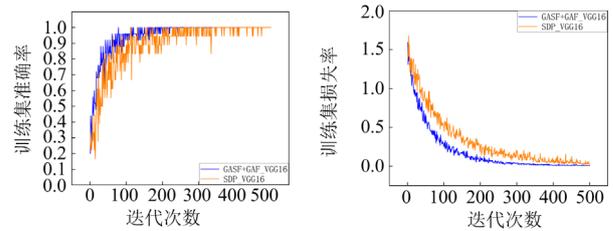
(b) GADF准确率和损失率对比曲线

图 10 四分类的训练集对比曲线

Fig. 10 Training set contrast curve of four classification



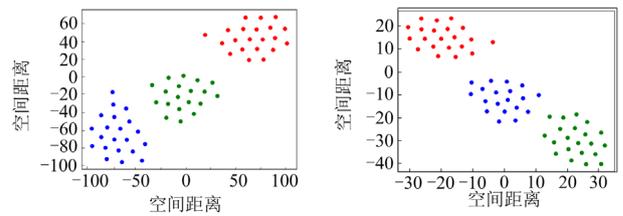
(a) GASF和SDP三分类对比曲线



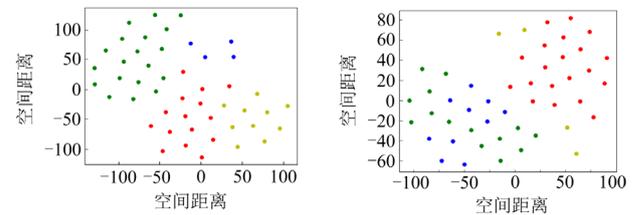
(b) GASF和SDP四分类对比曲线

图 11 GASF 和 SDP 训练集对比曲线

Fig. 11 Training set contrast curve of GASF and SDP



(a) GASF和GADF三分类t-SNE



(b) GASF和GADF四分类t-SNE

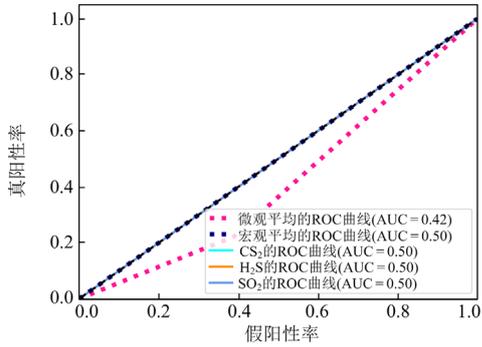
图 12 GAF_VGG16 的 t-SNE 分类效果图

Fig. 12 The t-SNE classification effect of GAF_VGG16

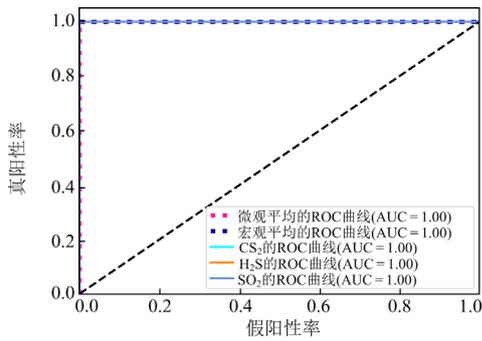
标代表空间距离, 点与点之间的距离表示样本间的相似度。相似度高的点紧密聚合, 相似度低的点距离较远。每个点根据 GAF 方法所拟合的映射关系, 聚合成不同的簇。从图 12 中可以看出三分类效果很好, GASF 特征图的四分类有明显边界, 但 GADF 特征图的四分类已经有混合的情况发生。

本文为了在验证集上进一步测试准确率, 绘制了受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)曲线, 并使用 AUC 值去直观地显示模型分类的准确率。ROC 曲线以真阳性率(true positive rate, TPR)为纵轴, 以假阳性率(false positive rate, FPR)为横轴, 在不同的阈值下获得坐标点, 并连接各个坐标

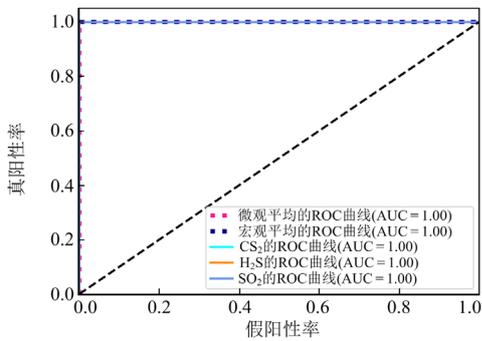
点得到 ROC 曲线。第一组实验为 GASF 和 GADF 的 ROC 曲线对比,如图 13 和图 14 所示。CNN 和 GAF_VGG16 在单组分气体三分类下的 AUC 值均明显大于 VGG16,这意味着 CNN 和 GAF_VGG16 两种模型在三分类下相较于 VGG16 能有效地从 GAF 特征图中识别出 CS₂、H₂S 和 SO₂ 3 种气体。第二组实验为 GASF 和 GADF 的 ROC 曲线对比,如图 15 和图 16 所示。可以看出在两种特征图的实验中 CNN 的 AUC 值都小于 GAF_VGG16,在 GADF 特征图分类的 ROC 曲线中尤为明显,这表示在混合气体四分类上 CNN 模型的识别能力弱于 GAF_VGG16。SDP_VGG16 两组实验的 ROC 曲线如图 17 所示。



(a) VGG16模型的ROC曲线

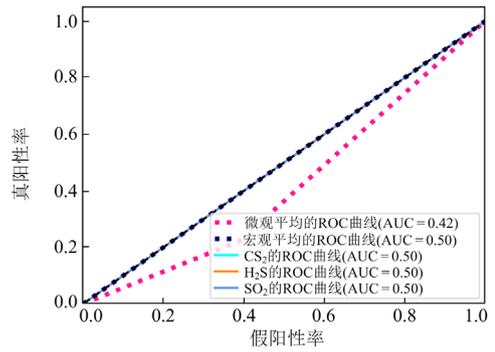


(b) CNN模型的ROC曲线

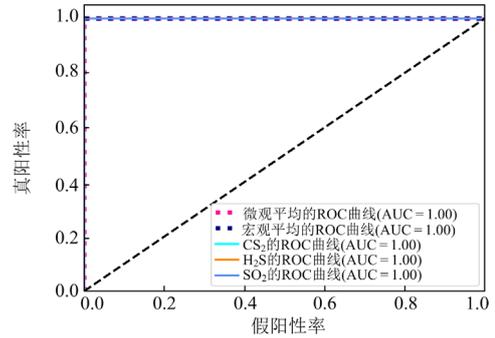


(c) GAF_VGG16模型的ROC曲线

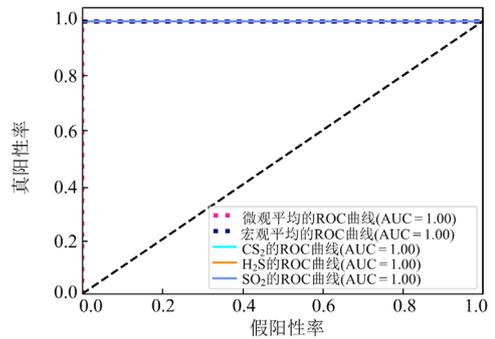
图 13 GASF 特征图三分类的 ROC 曲线对比
Fig. 13 ROC curve comparison of GASF feature graph of three classification



(a) VGG16模型的ROC曲线

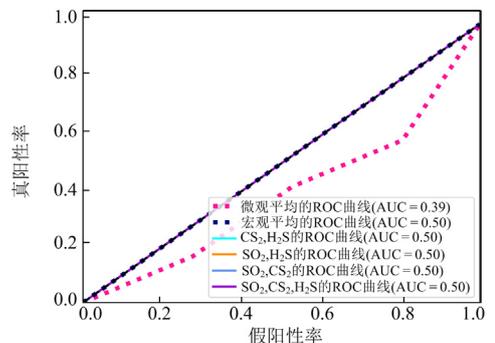


(b) CNN模型的ROC曲线

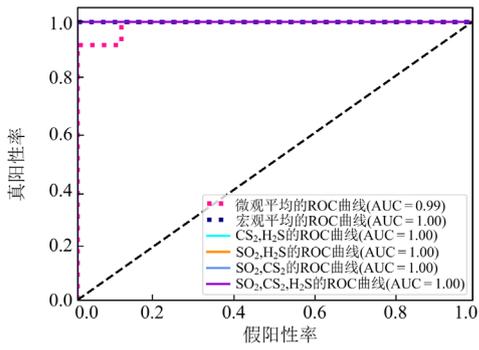


(c) GAF_VGG16模型的ROC曲线

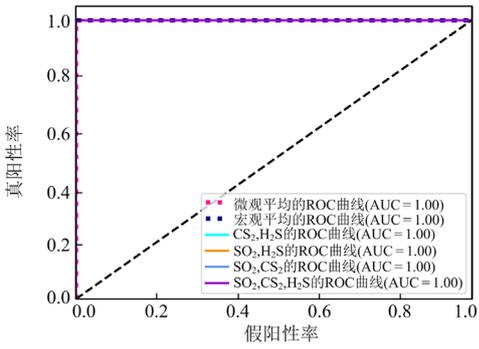
图 14 GADF 特征图三分类的 ROC 曲线对比
Fig. 14 ROC curve comparison of GADF feature graph of three classification



(a) VGG16模型的ROC曲线

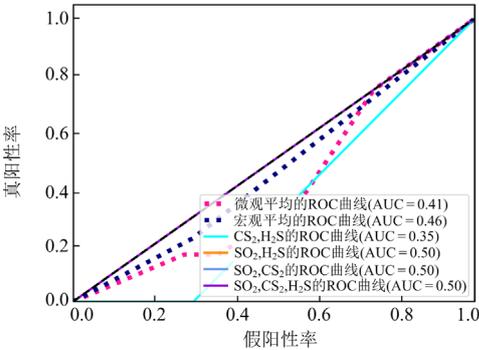


(b) CNN模型的ROC曲线

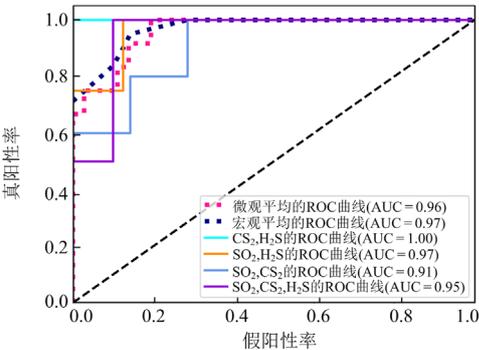


(c) GAF_VGG16模型的ROC曲线

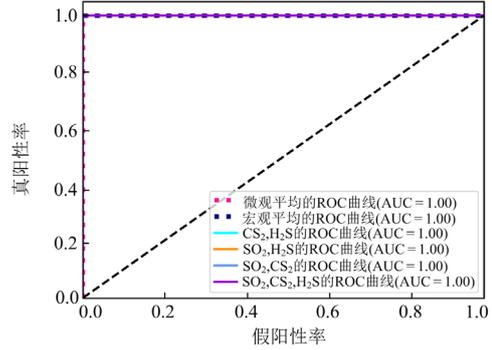
图 15 GASF 特征图四分类的 ROC 曲线对比
Fig. 15 ROC curve comparison of GASF feature graph of four classification



(a) VGG16模型的ROC曲线

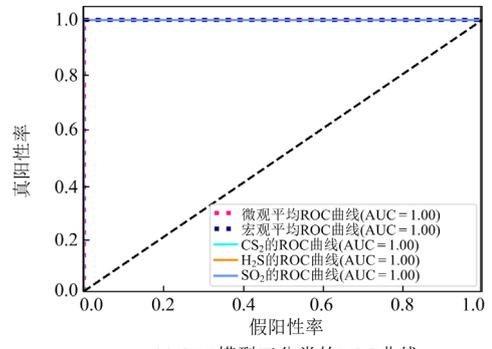


(b) CNN模型的ROC曲线

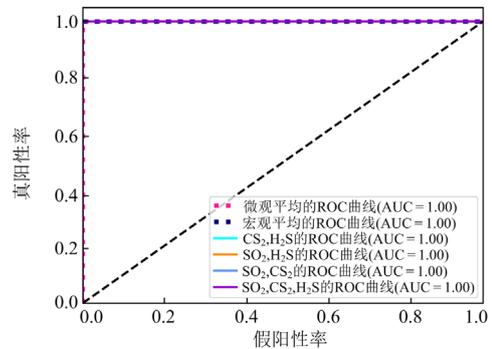


(c) GAF_VGG16模型的ROC曲线

图 16 GADF 特征图四分类的 ROC 曲线对比
Fig. 16 ROC curve comparison of GADF feature graph of four classification



(a) SDP模型三分类的ROC曲线



(b) SDP模型四分类的ROC曲线

图 17 SDP 的 ROC 曲线

Fig. 17 ROC curve of SDP

由其与 GAF_VGG16 的 ACU 值对比可知, 无论是三分类还是四分类, 两个模型均可以对气体做出有效的识别。综上所述, 随着气体分类的增加, CNN 模型对气体做出准确识别的能力随之降低, SDP_VGG16 模型和 GAF_VGG16 模型在三分类和四分类下均可做出有效识别, 而 VGG16 模型在识别气体的能力上几乎没有预测价值, 有时甚至会出现反向预测的情况。

4 结论

本文提出了一种基于 GAF 和 VGG16 改进模型的气体识别方法,通过 GAF 将紫外光谱数据转换成 GAF 特征图像,根据 GAF 图可以直观地看出波峰的大致数量和陡峭程度,图中不仅具有丰富的图像信息而且还保留了信息的完整性,通过理论分析验证了其识别气体的可行性,有效地解决了紫外光谱吸收峰重叠导致气体难以识别的问题。最后,通过将不同浓度混合气体的 GAF 特征图分为三分类与四分类实验,与 CNN、VGG16、SDP_VGG16 等网络模型对比证明了 GAF_VGG16 在测试集和验证集上的优越性。

参考文献

- [1] 赵谦,殷建荣,程成,等. 基于就地控制器的变电站 GIS 智能化研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(17): 149-155.
ZHAO Qian, YIN Jianrong, CHENG Cheng, et al. Study on intelligent GIS based on on-site control unit[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 149-155.
- [2] 臧旭,马宏忠,吴金利,等. 基于振动原理的 GIS 母线导电杆松动故障分析与诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(9): 12-20.
ZANG Xu, MA Hongzhong, WU Jinli, et al. Analysis and diagnosis of a GIS bus conductor loosening based on mechanical vibration[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(9): 12-20.
- [3] CHU F Y. SF6 decomposition in gas-insulated equipment[J]. IEEE Transactions on Electrical Insulation, 1986, 21(5): 693-725.
- [4] 唐炬,曾福平,孙慧娟,等. 电极材料对 SF6 局放分解特征组分生成的影响[J]. 高电压技术, 2015, 41(1): 100-105.
TANG Ju, ZENG Fuping, SUN Huijuan, et al. Influences of electrode materials on SF6 decomposition characteristics under partial discharge[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(1): 100-105.
- [5] 孔凡珺,马径坦,谌珉灏,等. SF6 压力对 GIS 典型缺陷局部放电检测灵敏度的影响[J]. 电力工程技术, 2023, 42(3): 233-241.
KONG Fanjun, MA Jingtan, CHEN Minhao, et al. Effect of SF6 pressure on the sensitivity of partial discharge detection of typical defects in GIS[J]. Electric Power Engineering Technology, 2023, 42(3): 233-241.
- [6] CHRISTOPHOROU L G, OLTHOFF J K, VAN BRUNT R J. Sulfur hexafluoride and the electric power industry[J]. IEEE Electrical Insulation Magazine, 1997, 13(5): 20-24.
- [7] BELMADANI B, CASANOVAS J, CASANOVAS A M, et al. SF/sub 6/decomposition under power arcs I physical aspects[J]. IEEE Transactions on Electrical Insulation, 1991, 26(6): 1163-1176.
- [8] IEC60480. Guidelines for the checking and treatment of sulfur hexafluoride (SF6) taken from electrical equipment and specification for its re-use[S]. 2004.
- [9] 程林,彭非,唐炬,等. SF6 局部过热分解特征组分的微量 O2 作用机制[J]. 高电压技术, 2015, 41(12): 4105-4112.
CHENG Lin, PENG Fei, TANG Ju, et al. Action mechanism of trace O2 on characteristic components of SF6 thermal decomposition[J]. High Voltage Engineering, 2015, 41(12): 4105-4112.
- [10] 史俊,刘兴涛,刘乐,等. 基于红外光谱检测的 SF₆/N₂ 混合电气设备泄漏特性试验研究[J]. 工业安全与环保, 2019, 45(5): 59-62.
SHI Jun, LIU Xingtao, LIU Le, et al. Experimental study on leakage characteristics of SF₆/N₂ hybrid electrical equipment based on infrared spectroscopy[J]. Industrial Safety and Environmental Protection, 2019, 45(5): 59-62.
- [11] 张英,张晓星,李军卫,等. 基于光声光谱法的 SF6 气体分解组分在线监测技术[J]. 高电压技术, 2016, 42(9): 2995-3002.
ZHANG Ying, ZHANG Xiaoxing, LI Junwei, et al. On-line monitoring technology of SF6 gas decomposition components based on photoacoustic spectroscopy[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(9): 2995-3002.
- [12] 孙远涛,张洪田. 基于紫外吸收光谱技术的混合气体和浓度的实时监测[J]. 发光学报, 2015, 36(3): 366-369.
SUN Yuantao, ZHANG Hongtian. Mixed gas by ultraviolet absorption spectroscopy detection technique[J]. Chinese Journal of Luminescence, 2015, 36(3): 366-369.
- [13] 郑海明,朱小鹏,王金袖,等. 紫外吸收光谱法在线测量 SO3 的实验研究[J]. 计量学报, 2021, 42(8): 1076-1080.
ZHENG Haiming, ZHU Xiaopeng, WANG Jinxiu, et al. Experimental study on on-line measurement of SO3 by ultraviolet absorption spectroscopy[J]. Acta Metrologica Sinica, 2021, 42(8): 1076-1080.
- [14] 李亚飞,蔡小舒. 差分吸收光谱法在线监测烟气 SO2 浓度的直接反演法[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(29): 74-79.
LI Yafei, CAI Xiaoshu. A direct inverse method to measure SO2 concentration in flue gas with differential optical absorption spectroscopy[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(29): 74-79.
- [15] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. Preprint arXiv, 2014: 1409-1556.

- [16] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks[J]. *Science*, 2006, 313: 504-507.
- [17] BENGIO Y. Learning deep architectures for AI[J]. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 2009, 2(1): 1-127.
- [18] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [19] 骆家杭, 张旭, 汪靖翔. 基于格拉姆角场和多尺度 CNN 的轴承故障诊断[J]. *轴承*, 2022(6): 73-78.
LUO Jiahang, ZHANG Xu, WANG Jingxiang. Fault diagnosis for bearings based on gram angle field and MSCNN[J]. *Bearing*, 2022(6): 73-78.
- [20] YANG B S, GU F, BALL A. Thermal image enhancement using bi-dimensional empirical mode decomposition in combination with relevance vector machine for rotating machinery fault diagnosis[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 38(2): 601-614.
- [21] 郑炜, 林瑞全, 王俊, 等. 基于 GAF 与卷积神经网络的电能质量扰动分类[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(11): 97-104.
ZHENG Wei, LIN Ruiquan, WANG Jun, et al. Power quality disturbance classification based on GAF and a convolutional neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(11): 97-104.
- [22] 曹宇鹏, 罗林, 王乔, 等. 基于卷积深度网络的高压真空断路器机械故障诊断方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(3): 39-47.
CAO Yupeng, LUO Lin, WANG Qiao, et al. Fault diagnosis of high-voltage vacuum circuit breaker with a convolutional deep network[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(3): 39-47.
- [23] LIANG Yingyu, REN Yi, YU Jinhua, et al. Current trajectory image-based protection algorithm for transmission lines connected to MMC-HVDC stations using CA-CNN[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2023, 8(1): 97-111.
- [24] 李大柱, 牛江, 梁树林, 等. 时频能量谱与 VGG16 结合的车轮扁疤损伤程度估计方法[J/OL]. *中国机械工程*: 1-9[2022-12-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20221018.1910.004.html>.
LI Dazhu, NIU Jiang, LIANG Shulin, et al. A method for estimating the damage degree of wheel flat scar based on time-frequency energy spectrum and VGG16[J/OL]. *China Mechanical Engineering*: 1-9[2022-12-01]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1294.TH.20221018.1910.004.html>.

收稿日期: 2022-12-06; 修回日期: 2023-06-13

作者简介:

齐胜(1999—), 男, 硕士研究生, 从事输变电装备在线监测与智能故障诊断的研究; E-mail: 2395268794@qq.com

单海鸥(1977—), 女, 通信作者, 硕士, 讲师, 从事高压局部放电检测与识别的研究; E-mail: 12hgh@sina.com

罗林(1984—), 男, 博士, 副教授, 从事 GIL/GIS 综合在线监测与智能故障诊断的研究。E-mail: luolin@lnpu.edu.cn

(编辑 许威)