

DOI:10.12158/j.2096-3203.2023.05.005

# 基于 CycleGAN 和 CNN 的 GIS 振动信号去噪与机械缺陷识别

廖景雯<sup>1</sup>, 关向雨<sup>1</sup>, 林建港<sup>1</sup>, 刘江<sup>2</sup>, 赵俊义<sup>1</sup>

(1. 福州大学电气工程与自动化学院, 福建 福州 350108;

2. 国网江西省电力有限公司赣州供电分公司, 江西 赣州 341000)

**摘要:**针对现场气体绝缘开关设备(gas insulated switchgear, GIS)振动检测结果易受外界背景噪声干扰的不足,文中提出基于生成对抗网络和卷积神经网络的现场 GIS 接触缺陷抗干扰检测框架。首先,开展 GIS 通流试验,获取在触指缺失、螺栓松动、存在分解物和导体对接深度不足 4 种典型缺陷下的振动波形,并收集包含背景噪声干扰的现场 GIS 振动波形作为参考,通过对振动数据进行图谱转化,构建用于背景噪声干扰去除和缺陷分类的数据集;其次,将现场振动图谱作为输入,采用周期一致生成对抗网络(cycle-consistent generative adversarial network, CycleGAN)对 GIS 进行现场背景噪声干扰去除;然后,采用 AlexNet 和 ResNet18 卷积神经网络对振动图谱特征进行提取;最后,采用全连接层对图谱特征进行分类,并对比不同振动信号图谱算法对分类结果的影响。结果表明,对于现场数据,所提模型的最大均值差异(maximum mean discrepancy, MMD)可达 0.956 0,弗雷谢特起始距离(Fréchet inception distance, FID)可达 62.09;Mel-ResNet18 模型对 GIS 接触缺陷分类的准确率达 99.43%。文中所提方法对于提高现场 GIS 振动检测和接触缺陷诊断结果的有效性具有重要应用价值。

**关键词:**气体绝缘开关设备(GIS);接触缺陷;机械振动;周期一致生成对抗网络(CycleGAN);AlexNet;ResNet18

**中图分类号:**TM73

**文献标志码:**A

**文章编号:**2096-3203(2023)05-0037-09

## 0 引言

气体绝缘开关设备(gas insulated switchgear, GIS)因具有占地面积小、安全可靠、环境适应性强、安装运输简单、维护工作量少等特点而被广泛用于输变电系统。GIS 运行过程中,由触头接触不良和对接退化等因素导致的过热性故障时有发生,危及设备安全。因此,提出一种有效的接触缺陷检测方法,对于确保设备的安全运行有重要意义。

目前,针对 GIS 的接触缺陷进行检测的方法包括回路电阻、电磁场、局放、振动、温度等<sup>[1-6]</sup>,其中振动检测是根据由电磁力引起的机械振动特征变化而进行的接触缺陷诊断。文献[7]利用振动加速度传感器构成振动信号检测装置,对不同接触程度的 GIS 进行检测分析;文献[8]搭建 GIS 接触故障的实验台,通以不同电流并采集各故障下的振动信号,分析判断所属故障类型。目前 GIS 的机械振动检测过分依赖幅值和频率等统计量信息来实现对内部机械缺陷的初步识别,对环境干扰的抑制不足,缺陷识别准确率较低,无法充分利用蕴藏于机械振动信号数据中的所有特征,GIS 状态诊断中的效能受到了限制。

近年来,人工智能技术迅猛发展,深度置信网

络(deep belief network, DBN)<sup>[9]</sup>、长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)<sup>[10]</sup>、卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)<sup>[11]</sup>和生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)<sup>[12]</sup>等深度学习模型被广泛应用于降维、语音识别、图像分类和动作捕捉等领域<sup>[13]</sup>,对机械振动信号的背景噪声干扰去除和缺陷检测也更加智能。文献[14]采用以 Leaky ReLU 为激活函数的 MobileNet-V2 模型并融合迁移学习对 GIS 局部放电干扰进行识别;文献[15]结合小波变换(wavelet transform, WT)和半监督生成对抗网络(semisupervised generative adversarial net, SSGAN)识别旋转机械故障,但其仅实现了旋转机械的单一故障诊断,对多种故障同时存在的情况无法诊断;文献[16]将通过 S 变换处理的信号送入由 Fitcecoc 函数拟合的支持向量机(support vector machine, SVM)与 AlexNet 组成的 GIS 机械故障诊断网络中,实现了 GIS 机械故障的有效诊断,但每次仅能固定识别一种故障,在多种故障同时存在的情况下无法使用。与电抗器、变压器等其他电力设备相似,现场运行的 GIS 本体振动信号易受基础振动和环境干扰的影响<sup>[17-19]</sup>,文献[20]指出变电站中除了存在 GIS 运行时产生的信号外,还存在变压器运行、线路电晕等环境强背景噪声,会对 GIS 信号的采集产生一定影响;文献[21]指出在对 GIS 进行超声局放检测时会受到机械振动、外部电晕和磁致噪声等典型环境干扰。当

收稿日期:2023-04-15;修回日期:2023-08-15

基金项目:福建省自然科学基金资助项目“GIS 触头多尺度失效特征与接触故障智能诊断方法研究”(2020J01509)

前,针对现场 GIS 的振动信号仍缺乏有效的现场背景噪声干扰去除手段,且不同接触缺陷分类的准确性还须进一步提升。

为提升 GIS 机械缺陷检测的抗干扰能力和信噪比,需要对环境所产生的振动干扰进行抑制,文中通过 GIS 物理模拟试验获取 4 种典型接触缺陷下的振动原始信号,并采集了在运行的、包含环境干扰的某 GIS 的现场振动信号。采用 GAN 实现 GIS 现场振动信号的背景噪声干扰去除,并通过对比不同振动图谱预处理算法和 CNN 的性能,提出实现 GIS 接触缺陷分类的模型。

## 1 GIS 振动信号采集与预处理

### 1.1 GIS 物理试验与现场振动信号采集

为获取实验室条件下的 GIS 机械振动特性,文中搭建了 GIS 物理模拟试验平台,如图 1(a) 所示,并分别开展 500~6 000 A 电流下的试验。平台主要由电源、调压器、穿心变压器、GIS 原型腔体、固定在 GIS 壳体上的加速度传感器和采集系统构成。试验过程中在弹簧触头处分别设置触指缺失、螺栓松动、触头存在分解物和对接深度不足 4 种典型缺陷,其缺陷设置如图 1(b) 所示。试验采用的采集系统参数如表 1 所示。

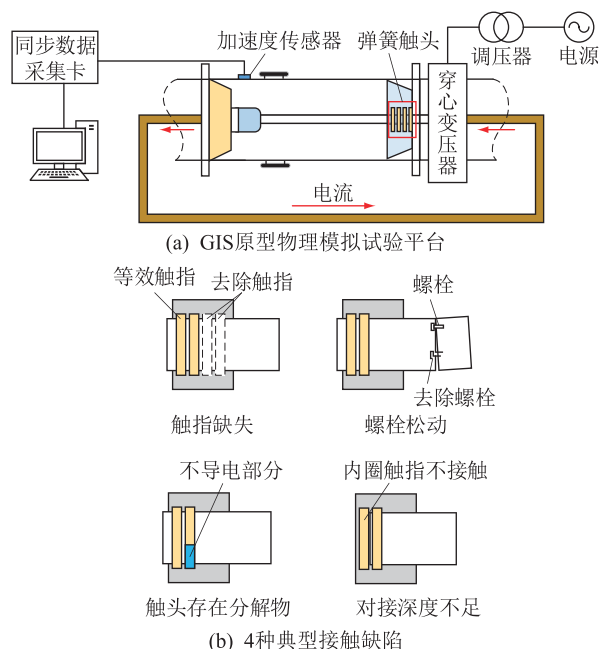


图 1 GIS 物理试验平台与接触缺陷设置

Fig.1 GIS physical experiment platform and contact defect configuration

同时,为获取在复杂干扰下现场 GIS 的振动情况,采用高精度的激光多普勒测振仪对管廊铺设的 GIS 管线进行振动数据的采集,并将其作为抗干扰检测的对比样本。

表 1 振动采集系统参数

Table 1 Parameters of vibration acquisition system

器件名称	参数	数值
加速度传感器	量程/ $g$	50
	灵敏度/ $(mV \cdot g^{-1})$	100
	频响范围	0.5 Hz~10 kHz
	共振频率/kHz	25
数据采集卡	通道数	8
	输出电流/mA	4
	驱动电压/V	24
	电压量程/V	$\pm 10$
	采样率/ $10^3(Sa \cdot s^{-1})$	1~128
	分辨率/bit	24

### 1.2 GIS 本体和现场振动波形的对比分析

通过快速傅里叶变换分析现场实测以及试验获取的 GIS 振动数据的频谱分布。图 2(a) 和图 2(b) 为试验获取的 GIS 振动波形及频谱分布,图 2(c) 和图 2(d) 为 GIS 现场振动波形及频谱分布。由图 2 可知,GIS 本体波形以 100 Hz 分量为主,有少量的 50 Hz、200 Hz 和 300 Hz 分量;但现场采集到的 GIS 波形中包含了更加复杂的频谱成分,其中低于 100 Hz 的振动信号为现场测量时存在的外部环境噪声干扰,外部噪声干扰严重影响了后续故障分类研究。为了提高现场检测的可识别率,有必要对现场信号进行抗干扰处理。

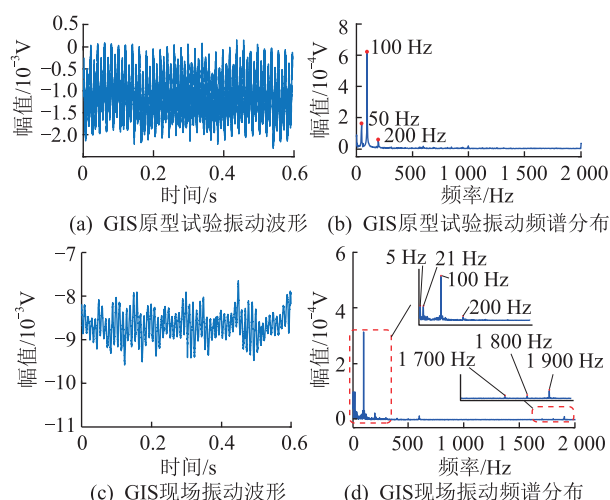


图 2 GIS 振动时频域波形对比

Fig.2 Comparison of GIS time domain and frequency domain vibration waveforms

### 1.3 GIS 振动信号的图谱处理

在现场采集信号时,获得的信号包含 GIS 本体振动信号以及外部环境噪声。为削弱噪声对故障诊断的影响,提高故障识别率,需要对信号进行预处理。不同的振动信号处理方法会对故障分类的结果产生不同的影响<sup>[22]</sup>。文中使用小波包变换对

采集到的数据进行滤波,并分别采用 Mel 频谱转换<sup>[22]</sup>、短时傅里叶变换(short-time Fourier transform, STFT)<sup>[23-24]</sup>和连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)<sup>[25]</sup>3种信号预处理算法对振动信号进行处理。其中,在 Mel 频谱转换和 STFT 过程中,将每段振动原始数据截为 2 048 帧,相邻段数据的重叠长度为 256 帧,并采用汉明窗(Hamming)对分帧数据进行加窗操作;CWT 算法采用 Cgau 小波基函数。处理后的 GIS 振动信号图谱如图 3 所示。由结果可知,由于现场存在背景噪声干扰,图 3(d)一图 3(f)所示现场 GIS 的振动信号的时频特征比图 3(a)一图 3(c)所示实验室测得的 GIS 振动信号的时频特征更为复杂。

## 2 GIS 接触缺陷抗干扰检测框架

针对现场提取振动信号含有的大量噪声,文中提出了一种基于周期一致生成对抗网络(cycle-consistent generative adversarial network, CycleGAN)和 CNN 的 GIS 接触缺陷抗干扰检测模型。抗干扰检测模型的具体框架如图 4 所示。对提取到的实验室和现场 GIS 原始振动信号进行预处理,转化为二维图像样本;将样本输入 CycleGAN 中进行背景噪声干扰去除,生成可用的无噪声样本;将无噪声样本输入卷积神经网络分类网络中,与故障类别建立对应关系,从而实现 GIS 振动信号分类。

### 2.1 现场背景噪声干扰去除模块

为消除现场背景噪声对 GIS 振动检测结果的影响,文中将现场振动图谱  $x_B$  作为输入,将本体振动

图谱  $x_A$  作为输出,采用 CycleGAN<sup>[26-28]</sup>实现现场背景噪声干扰的去除。

CycleGAN 的网络架构如图 5 所示,其基本结构包括 2 个镜像对称环形连接的 GAN 单元,每个 GAN 单元包含生成器和鉴别器,其学习变换函数分别为  $G_{A2B}(x_A)$  和  $G_{B2A}(x_B)$ 。其中,生成器通过最小化损失来学习其对应的变换函数,通过测量生成数据与目标数据的差异来计算损失;鉴别器也通过最小化损失进行训练,直至可以区分出真实数据和合成数据。

CycleGAN 的总损失函数  $L_{total}$  包括对抗损失函数  $L_{GAN}(G_{A2B}, D_B)$ 、 $L_{GAN}(G_{B2A}, D_A)$  和周期一致性损失函数  $L_{cycle}$ ,其函数表达如式(1)所示。

$$L_{total} = L_{GAN}(G_{A2B}, D_B) + L_{GAN}(G_{B2A}, D_A) + \lambda L_{cycle} \quad (1)$$

式中: $G_{A2B}$ 为 A 域数据生成 B 域数据的变换函数; $G_{B2A}$ 为 B 域数据生成 A 域数据的变换函数; $D_A$ 为 A 域数据的鉴别函数; $D_B$ 为 B 域数据的鉴别函数; $\lambda$ 为加权因子,用于控制周期一致性损失在全部损失中的权重。

其中,单个 GAN 单元的对抗损失函数分别如式(2)和式(3)所示。

$$L_{GAN}(G_{A2B}, D_B) = E_{x_B \sim Q}(\ln(D_B(x_B))) + E_{x_A \sim P}(\ln(1 - D_B(G_{A2B}(x_A)))) \quad (2)$$

$$L_{GAN}(G_{B2A}, D_A) = E_{x_A \sim P}(\ln(D_A(x_A))) + E_{x_B \sim Q}(\ln(1 - D_A(G_{B2A}(x_B)))) \quad (3)$$

式中: $x_A$ 为服从  $P$  分布的 A 域数据; $x_B$ 为服从  $Q$  分

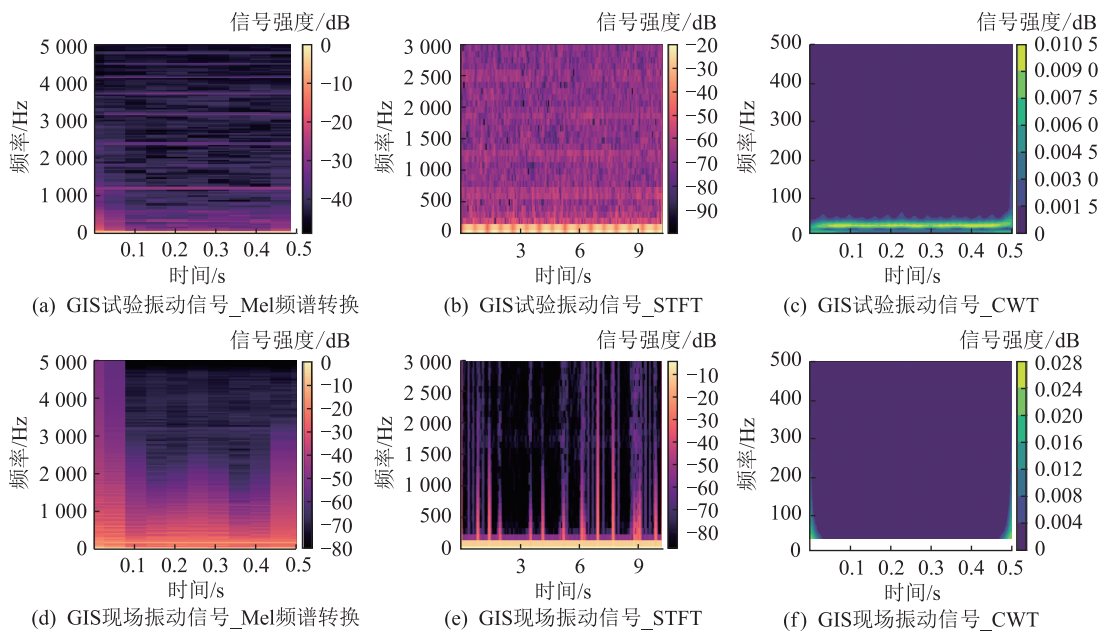


图 3 GIS 振动信号时频转换图谱

Fig.3 Time-frequency transform spectrogram of GIS vibration signals

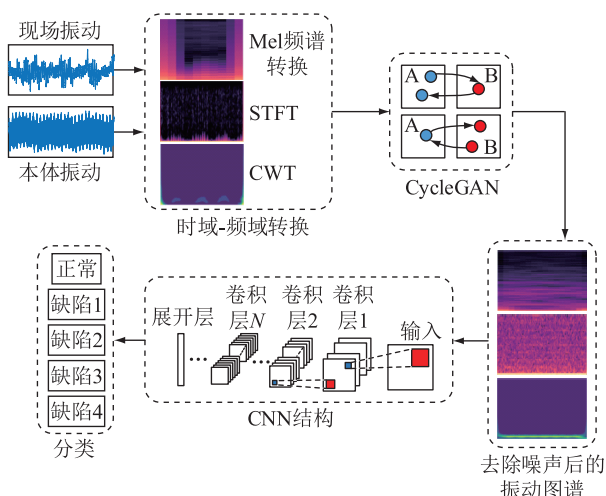


图4 抗干扰检测流程框架

Fig.4 Anti-interference detection process framework

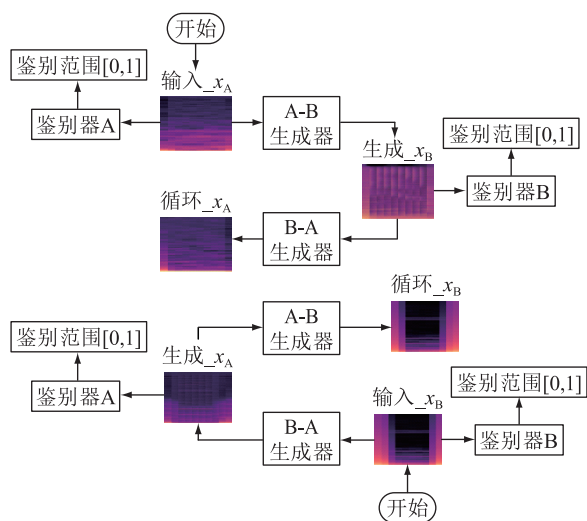


图5 CycleGAN 架构

Fig.5 CycleGAN architecture

布的B域数据;  $E_{x_A \sim P}(\cdot)$  为 A 域数据的计算期望;  $E_{x_B \sim Q}(\cdot)$  为 B 域数据的计算期望。

CycleGAN 利用周期一致性来确保输入数据能够被充分利用,并最大化展现输出和输入之间的对应信息。利用额外的周期一致性损失训练 CycleGAN 可以保证周期的一致性,并使损失达到最低。周期一致性损失函数  $L_{cycle}$  如式(4)所示。

$$L_{cycle} = E_{x_A \sim P}(\|G_{B2A}(G_{A2B}(x_A)) - x_A\|_1) + E_{x_B \sim Q}(\|G_{A2B}(G_{B2A}(x_B)) - x_B\|_1) \quad (4)$$

## 2.2 振动图谱特征提取模块

文中采用 CNN 实现对 GIS 振动图谱的高维特征提取和缺陷分类,CNN 是一种类似于神经网络的多层感知器,主要由卷积层、池化层和全连接层<sup>[29-32]</sup>组成。输入的振动频谱图像在通过多个卷积层和池化层进行前向传播后转换为高维特征向量,再经全连接层输出最终的缺陷分类结果。

卷积层中具有大小为  $m \times n$  的卷积核矩阵,其遍历输入图像,与图像的局部区域作卷积运算。相关公式为:

$$h = f(x \otimes w + b_1) \quad (5)$$

式中:  $h$  为卷积输出矩阵;  $x$  为输入图像矩阵;  $w$  为卷积核矩阵;  $b_1$  为偏置向量;  $\otimes$  为卷积过程;  $f(\cdot)$  为激活函数。

池化层又称为下采样层,主要用于缩小输入图像,减少像素信息,只保留重要信息。目前常采用均值池化和最大值池化,其相关公式为:

$$\begin{cases} H = \text{avg}_M(c) \\ H = \text{max}_M(c) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $c$  为经过卷积操作后提取的特征矩阵;  $H$  为池化输出矩阵;  $M$  为大小为  $\alpha \times \beta$  的池化核;  $\text{avg}(\cdot)$  为均值池化过程;  $\text{max}(\cdot)$  为最大值池化过程。

在激活函数中加入非线性因素,可提高网络表达能力。CNN 中常采用 ReLU 激活函数,其相关公式如式(7)所示。该函数能够提高神经网络中神经元的活跃度,在简化计算过程的同时避免梯度爆炸和梯度消失等问题。

$$f_{\text{ReLU}}(x) = \begin{cases} x & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $f_{\text{ReLU}}(\cdot)$  为 ReLU 激活函数;  $x$  为输入的神经元。

## 2.3 缺陷分类模块

为实现对 CNN 提取的不同接触状态的 GIS 振动信号高维特征进行分类,文中采用全连接神经网络结构。

$$y = g(A \otimes z + b_2) \quad (8)$$

式中:  $y$  为输出特征向量;  $A$  为全连接层权重矩阵;  $z$  为输入特征向量;  $b_2$  为全连接层的偏置向量;  $g(\cdot)$  为全连接层使用的激活函数。

## 3 结果对比分析

采用开源的深度学习框架 PyTorch 搭建和训练 GIS 现场背景噪声干扰去除和缺陷分类模型,并使用 NVIDIA GeForce RTX 3060 加速器进行模型加速。文中的数据集由不同电流条件下的正常状态和 4 种缺陷状态共 11 000 张图谱组成,每张图片包含 0.5 s 的振动信息,随机选取 80% 的图像作为文中网络的训练参数,剩下的 20% 作为测试集检验网络的准确性。文中采用 AlexNet 和 ResNet18 卷积网络结构作为 GIS 的特征提取器,并采用全连接层作为分类器,完成 GIS 缺陷分类。AlexNet 和 ResNet18 的网络结构分别如表 2 和表 3 所示。在训练过程中

初始学习率为 0.000 01, 训练批次大小为 28, 训练迭代次数为 200, 采用适应性矩估计 (adaptive moment estimation, Adam) 作为模型优化算法, 采用交叉熵作为缺陷分类损失函数。

表 2 AlexNet 网络结构参数  
Table 2 Architecture parameters of AlexNet

网络结构	输入图像像素	卷积核大小	移动步长	输出图像像素
卷积层 1	3×128×128	2×2	1	64×65×65
卷积层 2	64×65×65	3×3	1	128×33×33
卷积层 3	128×33×33	3×3	1	256×33×33
卷积层 4	256×33×33	3×3	1	512×33×33
卷积层 5	512×33×33	3×3	1	512×16×16
展开层	512×16×16			131 072
全连接层 1	131 072			2 048
全连接层 2	2 048			1 024
全连接层 3	1 024			5

表 3 ResNet18 网络结构参数  
Table 3 Architecture parameters of ResNet18

网络结构	输入图像像素	卷积核大小	移动步长	输出图像像素
输入层	3×128×128	3×3	1	64×128×128
卷积层 1	64×128×128	3×3	1	64×128×128
卷积层 2	64×128×128	3×3	2	128×64×64
卷积层 3	128×64×64	3×3	2	256×32×32
卷积层 4	256×32×32	3×3	2	512×16×16
平均池化层	512×16×16	4×4		512×4×4
展开层	512×4×4			8 192
全连接层	8 192			5

### 3.1 GIS 振动信号背景噪声干扰去除模型对比分析

为验证文中所搭建模型对背景噪声干扰的抑制性能, 将文中模型与查询选择注意力 (query-selected attention, QS-Attn) 模型<sup>[33]</sup>进行对比。采用最大均值差异 (maximum mean discrepancy, MMD)<sup>[34]</sup>和弗雷谢特起始距离 (Fréchet inception distance, FID)<sup>[35-36]</sup>2 种评价指标对模型进行评估。

MMD 用来测试 2 个分布在各方面是否相似, MMD 越小, 说明 2 个分布越相似。相关计算如式 (9) 所示。

$$P_{\text{MMD}}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \left\| \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I \varphi(\mathbf{x}_i) - \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \varphi(\mathbf{y}_j) \right\|_2 \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \cdots \ \mathbf{x}_I]$  为满足  $P$  分布的源领域;  $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1 \ \mathbf{y}_2 \ \cdots \ \mathbf{y}_J]$  为满足  $Q$  分布的目标领域;  $\varphi(\cdot)$  为从原始空间映射到希尔伯特空间的映射函数;  $P_{\text{MMD}}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$  为源领域和目标领域之间的 MMD 值。

FID 用于计算真实样本和生成样本在特征空间

之间的距离。FID 的值越小, 表明生成的图片多样性越高, 质量越好。相关计算如式 (10) 所示。

$$P_{\text{FID}} = \|\mathbf{m}_r - \mathbf{m}_g\|_2^2 + T_r(\mathbf{C}_r + \mathbf{C}_g - 2(\mathbf{C}_r \mathbf{C}_g)^{1/2}) \quad (10)$$

式中:  $P_{\text{FID}}$  为真实样本和生成样本之间的 FID 值;  $\mathbf{m}_r$  为真实图片的特征均值向量;  $\mathbf{m}_g$  为生成图片的特征均值向量;  $T_r(\cdot)$  为矩阵的迹;  $\mathbf{C}_r$  为真实图片的特征协方差矩阵;  $\mathbf{C}_g$  为生成图片的特征协方差矩阵。

表 4 为文中模型和对比模型的评价指标结果, 可知与 QS-Attn 模型相比, CycleGAN 模型对 GIS 现场振动数据的背景噪声干扰去除有更明显的效果。

表 4 不同模型现场背景噪声抑制性能对比  
Table 4 Performance comparison of field background noise reduce of different models

模型名称	$P_{\text{MMD}}$	$P_{\text{FID}}$
CycleGAN	0.956 0	62.09
QS-Attn	3.439 8	134.16

### 3.2 GIS 接触缺陷分类性能对比

为比较不同振动信号预处理算法和 CNN 结构对接触缺陷进行分类的性能, 文中采用语义分割中常用的 4 种评价指标, 即查准率 ( $P_{re}$ )、查全率 ( $R_e$ )、准确率 ( $A_{cc}$ ) 和 F1 分数 ( $F_1$ ) 对模型进行评估。查全率和查准率越高, 说明分类模型的效果越好。

$$P_{re} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (11)$$

$$R_e = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (12)$$

$$A_{cc} = \frac{T_p + F_p}{T_p + T_n + F_p + F_n} \times 100\% \quad (13)$$

$$F_1 = \frac{2P_{re}R_e}{P_{re} + R_e} \quad (14)$$

式中:  $T_p$  为分类正确的故障图像数;  $F_p$  为分类错误的故障图像数;  $T_n$  为分类正确的正常图像数;  $F_n$  为分类错误的正常图像数。

表 5 为不同接触缺陷分类模型的 4 种评价指标结果。由结果可知, 基于 Mel 频谱转换的预处理算法的特征识别能力优于 STFT 和 CWT; 采用 ResNet18 作为缺陷分类模型的诊断结果优于采用 AlexNet 作为缺陷分类模型的诊断结果; 在同种分类模型中, Mel-ResNet18 缺陷分类模型对 GIS 缺陷识别准确率 (即分类准确率) 可达 99.43%, 相比于其他 5 种模型, Mel-ResNet18 在特征识别和缺陷诊断的准确率上有显著提升。

为了进一步验证表 5 中不同接触缺陷分类模型

表 5 不同接触缺陷分类模型性能对比

Table 5 Performance comparison between different contact fault classification models

模型名称	$P_{re}$	$R_e$	$A_{cc}/\%$	$F_1$
Mel-ResNet18	0.992 50	1.000 00	99.43	0.996 24
STFT-ResNet18	0.908 75	0.996 57	92.80	0.950 64
CWT-ResNet18	0.761 25	0.930 48	77.41	0.837 40
Mel-AlexNet	0.979 99	1.000 00	98.48	0.989 89
STFT-AlexNet	0.895 63	1.000 00	92.44	0.944 93
CWT-AlexNet	0.746 16	0.923 90	75.81	0.825 57

的故障识别能力,采用  $t$  分布的随机邻域嵌入 ( $t$ -distributed stochastic neighbor embedding,  $t$ -SNE) 对振动信号特征进行聚类,结果如图 6 所示。由聚类结果可知,采用 Mel-ResNet18 模型得到的不同接触状态分类具有明显的同类相似性和类间差异,因此更容易得到准确的振动缺陷分类结果。采用其他模型仅能实现正常和缺陷的准确聚类,不同缺陷类型间出现了比较明显的重叠,这意味着这些方法难以对不同的接触缺陷进行准确分类。

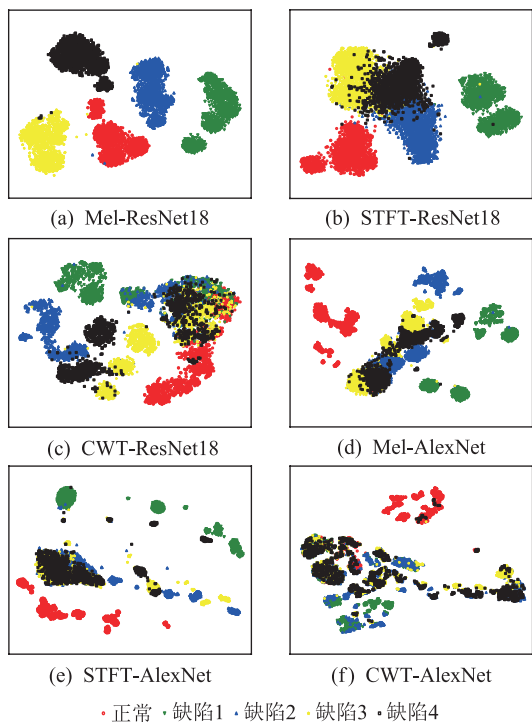


图 6 不同模型分类结果  $t$ -SNE 可视化

Fig.6  $t$ -SNE visualization of classification results of different models

采用同一测试集,通过混淆矩阵对所提出的不同振动信号频谱处理和缺陷分类模型的故障识别性能进行了展示,如图 7 所示。由结果可知,Mel 频谱转换可以提升 2 种 CNN 结构的分类准确性。采用 ResNet18 结构能够实现 99.43% 的分类准确率,并且其误报率和漏报率都为 0,仅在在不同的接触缺陷类别之间出现了少数缺陷分类错误的情况。

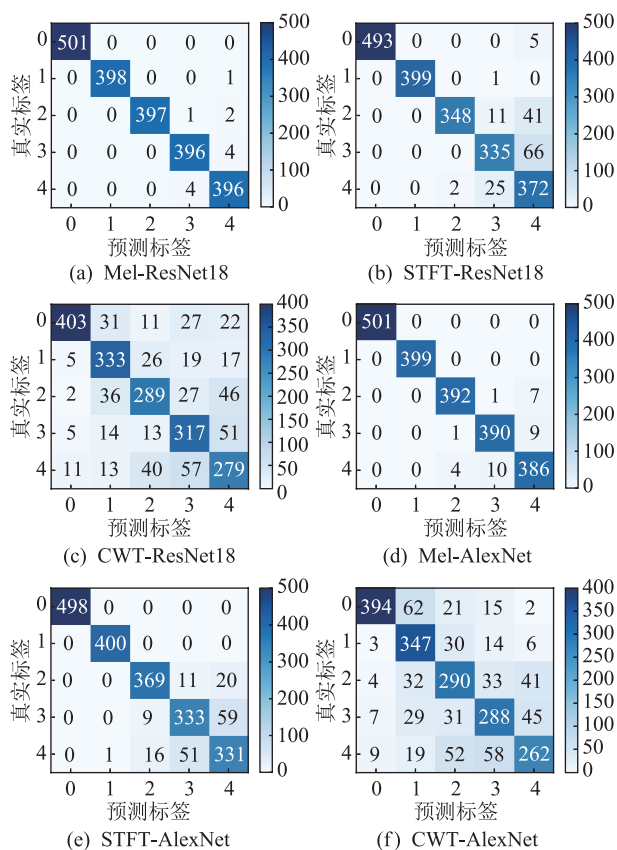


图 7 不同模型分类结果混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrix results of different models

## 4 结论

文中针对 GIS 接触缺陷现场抗干扰检测与故障诊断,提出了一种基于 CycleGAN 和 CNN 的现场 GIS 振动信号分类算法,实现了在复杂环境下 GIS 振动信号的背景噪声干扰去除和接触缺陷的分类诊断。主要工作及结论如下:

(1) 搭建了以 GIS 为原型的试验平台,设置了 4 种基础缺陷,构建了不同缺陷下本体振动的数据集;同时在现场进行了 GIS 振动信号的检测,构建了用于背景噪声干扰去除的数据集,为后续开展相关的背景噪声干扰去除以及故障诊断提供了数据支撑。

(2) 基于 CycleGAN 将现场振动信号作为输入,本体的振动信号作为输出,实现了对现场振动信号的背景噪声干扰抑制,其 MMD 为 0.956 0, FID 为 62.09,从而为开展故障诊断提供了更加可信的振动信号数据来源。

(3) 分别基于 AlexNet 和 ResNet18 结构搭建了 GIS 振动缺陷的分类模型,并对比分析了不同振动信号图谱算法对分类结果的影响。结果表明,采用 Mel 频谱转换和 ResNet18 特征提取器的缺陷分类

模型,其分类准确率可达 99.43%,对不同的 GIS 接触缺陷具有较好的识别准确性。

#### 参考文献:

- [1] 高凯,卢有龙,徐鹏,等. GIS 回路电阻特性研究[J]. 高压电器,2020,56(8):66-72.  
GAO Kai,LU Youlong,XU Peng,et al. Study on loop resistance characteristics of GIS[J]. High Voltage Apparatus,2020,56(8):66-72.
- [2] 李伟,邵鑫宇,张伯莹,等. 交流电磁场和电磁超声复合无损检测技术研究[J]. 机械工程学报,2022,58(16):153-159.  
LI Wei,SHAO Xinyu,ZHANG Boying,et al. Research on composite ACFM and EMAT nondestructive testing technology[J]. Journal of Mechanical Engineering,2022,58(16):153-159.
- [3] 袁文海,刘彪,徐浩,等. 基于复合神经网络的 GIS 局放故障类型识别[J]. 电力科学与技术学报,2021,36(4):157-164.  
YUAN Wenhai,LIU Biao,XU Hao,et al. Partial discharge fault type identification of GIS based on composite neural network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2021,36(4):157-164.
- [4] 吴旭涛,赵晋飞,马云龙,等. 基于多频激励下振动响应的 GIS 机械缺陷诊断方法[J]. 电力电容器与无功补偿,2022,43(4):108-115.  
WU Xutao,ZHAO Jinfei,MA Yunlong,et al. Mechanical defect diagnosis technology of GIS based on vibration response under multiple frequency excitation[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation,2022,43(4):108-115.
- [5] 李征宇,高晋文,高宝明,等. 基于温度检测的气体绝缘开关接触状态场路结合分析法[J]. 热力发电,2022,51(2):142-149.  
LI Zhengyu,GAO Jinwen,GAO Baoming,et al. Field-circuit combination analysis method of contact state of GIS based on temperature measurement[J]. Thermal Power Generation,2022,51(2):142-149.
- [6] 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.
- [7] 刘媛,杨景刚,贾勇勇,等. 基于振动原理的 GIS 隔离开关触头接触状态检测技术[J]. 高电压技术,2019,45(5):1591-1599.  
LIU Yuan,YANG Jinggang,JIA Yongyong,et al. Connection state diagnosis method of GIS disconnector based on mechanical vibration[J]. High Voltage Engineering,2019,45(5):1591-1599.
- [8] 王超. GIS 机械故障振动检测技术研究[J]. 内燃机与配件,2020(6):139-140.  
WANG Chao. Research on vibration detection technology of GIS mechanical fault[J]. Internal Combustion Engine & Parts,2020(6):139-140.
- [9] 张苏颖,竺兴妹,许曙青. 基于深度置信网络 and 对称点模式电机轴承故障诊断研究[J]. 噪声与振动控制,2022,42(3):98-104,143.  
ZHANG Suying,ZHU Xingmei,XU Shuqing. Research of motor bearing fault diagnosis based on deep belief network and symmetric dot pattern[J]. Noise and Vibration Control,2022,42(3):98-104,143.
- [10] AGGA A,ABBOU A,LABBADI M,et al. CNN-LSTM:an efficient hybrid deep learning architecture for predicting short-term photovoltaic power production[J]. Electric Power Systems Research,2022,208:107908.
- [11] 游达章,陈林波,张业鹏,等. 基于 PCA-CNN 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机床与液压,2021,49(19):172-177.  
YOU Dazhang,CHEN Linbo,ZHANG Yepeng,et al. Study on fault diagnosis methods of rolling bearing based on principal component analysis and convolutional neural network[J]. Machine Tool & Hydraulics,2021,49(19):172-177.
- [12] 胡正伟,陈维寅,赵然,等. 基于生成式对抗网络的电力线噪声建模方法[J]. 电力信息与通信技术,2021,19(11):92-99.  
HU Zhengwei,CHEN Weiyin,ZHAO Ran,et al. Modeling method of power line noise based on generative adversarial networks[J]. Electric Power Information and Communication Technology,2021,19(11):92-99.
- [13] LIU H,ZHOU J Z,XU Y H,et al. Unsupervised fault diagnosis of rolling bearings using a deep neural network based on generative adversarial networks[J]. Neurocomputing,2018,315:412-424.
- [14] 程江洲,温静怡,鲍刚,等. 基于 T-MobileNet-L 模型的 GIS 局部放电模式识别研究[J]. 电子测量技术,2021,44(20):22-28.  
CHENG Jiangzhou,WEN Jingyi,BAO Gang,et al. Research on pattern recognition of GIS partial discharge based on T-MobileNet-L model[J]. Electronic Measurement Technology,2021,44(20):22-28.
- [15] LIANG P F,DENG C,WU J,et al. Intelligent fault diagnosis via semisupervised generative adversarial nets and wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2020,69(7):4659-4671.
- [16] 刘宝稳,汤容川,马钰洲,等. 基于 S 变换 D-SVM AlexNet 模型的 GIS 机械故障诊断与试验分析[J]. 高电压技术,2021,47(7):2526-2538.  
LIU Baowen,TANG Rongchuan,MA Zhengzhou,et al. GIS mechanical fault diagnosis and test analysis based on S transform D-SVM AlexNet model[J]. High Voltage Engineering,2021,47(7):2526-2538.
- [17] 吴经锋,王文森,张璐,等. 基于 CNN 算法的并联电抗器机械故障诊断方法[J]. 电工电能新技术,2022,41(12):72-80.  
WU Jingfeng,WANG Wensen,ZHANG Lu,et al. Mechanical fault diagnosis method of shunt reactor based on CNN algorithm[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and E-

- ergy, 2022, 41(12): 72-80.
- [18] 顾惠杰, 陆顺豪, 龚春彬, 等. 基于信号极值检测分段法和 ITD-PE-PCA 算法的变压器绕组变形超声检测信号去噪研究[J]. 变压器, 2023, 60(3): 36-42.  
GU Huijie, LU Shunhao, GONG Chunbin, et al. Research on denoising of ultrasonic detection signal of transformer winding deformation based on signal extremum detection segmentation method and ITD-PE-PCA algorithm[J]. Transformer, 2023, 60(3): 36-42.
- [19] 施胜丹, 黄金军, 朱霄珣, 等. 基于声纹 SDP-CNN 的变压器局部放电模式识别[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(10): 105-112.  
SHI Shengdan, HUANG Jinjun, ZHU Xiaoxun, et al. Partial discharge pattern recognition on transformer based on voiceprint SDP-CNN[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2022, 20(10): 105-112.
- [20] 詹海峰. 基于振声联合分析的 GIS 设备机械故障诊断[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.  
ZHAN Haifeng. Mechanical fault diagnosis of GIS equipment based on joint analysis of vibration and sound[D]. Xi'an: Xiidian University, 2017.
- [21] 冯新岩, 赵廷志, 杨承龙, 等. GIS 超声波局放检测现场典型干扰分析[J]. 高压电器, 2018, 54(10): 241-245.  
FENG Xinyan, ZHAO Tingzhi, YANG Chenglong, et al. Analysis of the typical interference in live detection of GIS ultrasonic partial discharge[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(10): 241-245.
- [22] 刘云鹏, 罗世豪, 王博闻, 等. 基于 Mel 时频谱-卷积神经网络的变压器铁芯夹件松动故障声纹模式识别[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2020, 47(6): 52-60, 67.  
LIU Yunpeng, LUO Shihao, WANG Bowen, et al. Voiceprint recognition of transformer core clamp looseness fault by Mel-spectrum and convolutional neural network[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2020, 47(6): 52-60, 67.
- [23] 周冠禄, 江永全, 陈锦雄, 等. 基于卷积神经网络的故障诊断模型振动信号处理方法比较[J]. 中国科技论文, 2020, 15(7): 729-734.  
ZHOU Guanlu, JIANG Yongquan, CHEN Jinxiang, et al. Comparison of vibration signal analysis methods in diagnosis models based on convolutional neural networks[J]. China Sciencepaper, 2020, 15(7): 729-734.
- [24] 孙伟玮, 陈俊喆, 王伟. 一种基于短时傅里叶变换的罗兰 C 信号频谱分析方法[J]. 现代导航, 2022, 13(5): 339-343.  
SUN Weiwei, CHEN Junzhe, WANG Wei. Method for spectrum analysis of Loran-C signals based on short time Fourier transform[J]. Modern Navigation, 2022, 13(5): 339-343.
- [25] 梁睿君, 冉文丰, 余传粮, 等. 基于 CWT-CNN 的齿轮箱运行故障状态识别[J]. 航空动力学报, 2021, 36(12): 2465-2473.  
LIANG Ruijun, RAN Wenfeng, YU Chuanliang, et al. Recognition of gearbox operation fault state based on CWT-CNN[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(12): 2465-2473.
- [26] 宋婷, 兀泽朝, 高艾, 等. 基于 CycleGAN 的月表图像数据增强方法[J/OL]. 系统工程与电子技术: 1-11 [2023-04-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20230111.0727.002.html>.  
SONG Ting, WU Zezhao, GAO Ai, et al. CycleGAN-based data enhancement method for lunar sheet images[J/OL]. Systems Engineering and Electronics: 1-11 [2023-04-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2422.TN.20230111.0727.002.html>.
- [27] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C]// 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Venice, Italy. IEEE, 2017: 2242-2251.
- [28] 刘兆宸, 谢庆, 王春鑫, 等. 基于 CycleGAN 与深度残差网络的局放数据增强与模式识别方法[J]. 高压电器, 2022, 58(11): 106-113.  
LIU Zhaochen, XIE Qing, WANG Chunxin, et al. Partial discharge data enhancement and pattern identification method based on CycleGAN and deep residual network[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(11): 106-113.
- [29] 胡晓依, 荆云建, 宋志坤, 等. 基于 CNN-SVM 的深度卷积神经网络轴承故障识别研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(18): 173-178.  
HU Xiaoyi, JING Yunjian, SONG Zhikun, et al. Bearing fault identification by using deep convolution neural networks based on CNN-SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(18): 173-178.
- [30] 田鹏飞, 于游, 董明, 等. 基于 CNN-SVM 的高压输电线路故障识别方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(13): 119-125.  
TIAN Pengfei, YU You, DONG Ming, et al. A CNN-SVM-based fault identification method for high-voltage transmission lines[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(13): 119-125.
- [31] 李雅雯, 刘彩云, 熊杰, 等. 基于卷积神经网络的重力异常反演[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(31): 13653-13661.  
LI Yawen, LIU Caiyun, XIONG Jie, et al. Inversion of gravity anomaly based on convolutional neural network[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(31): 13653-13661.
- [32] 王彦彪, 陈振勇, 郭文萍, 等. 基于双注意力机制优化 CNN 架构的 GIS 局部放电模式识别[J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(2): 22-29.  
WANG Yanbiao, CHEN Zhenyong, GUO Wenping, et al. PD pattern recognition for GIS based on CNN architecture optimized by the double attention mechanism[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(2): 22-29.
- [33] HU X Q, ZHOU X Y, HUANG Q S, et al. QS-Attn: query-selected attention for contrastive learning in I2I translation[C]// 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA. IEEE, 2022: 18270-18279.
- [34] 赖玉芳, 王振友. 一种使用最大均值差异方法的多因子进



化算法[J]. 广东工业大学学报,2023,40(3):38-45.

LAI Yufang, WANG Zhenyou. A multi-factor evolutionary algorithm using maximum mean difference method[J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2023, 40(3):38-45.

[35] DOWSON D C, LANDAU B V. The Fréchet distance between multivariate normal distributions[J]. Journal of Multivariate Analysis, 1982, 12(3):450-455.

[36] 宋立业, 王诗翱, 刘昕明, 等. 基于改进 SinGAN 的电力线巡检异物数据增强技术[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(1):165-173.

SONG Liye, WANG Shi'ao, LIU Xinming, et al. Data enhancement technology of power line inspection foreign object based on improved SinGAN[J]. Journal of Electronic Measurement

and Instrumentation, 2021, 35(1):165-173.

作者简介:



廖景雯

廖景雯(2000),女,硕士在读,研究方向为电气设备状态监测与故障诊断(E-mail:27472-4438@qq.com);

关向雨(1986),男,博士,副教授,研究方向为电气设备状态监测与故障诊断,电气设备智能检测技术、多场耦合数值算法、电弧与电接触;

林建港(1997),男,硕士在读,研究方向为电气设备状态监测与故障诊断。

## GIS vibration signal denoising and mechanical defect identification based on CycleGAN and CNN

LIAO Jingwen<sup>1</sup>, GUAN Xiangyu<sup>1</sup>, LIN Jiangang<sup>1</sup>, LIU Jiang<sup>2</sup>, ZHAO Junyi<sup>1</sup>

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;

2. State Grid Ganzhou Power Supply Company of Jiangxi Electric Power Co., Ltd., Ganzhou 341000, China)

**Abstract:** To overcome the influence of background noise interference on vibration detection efficiency, an anti-interference framework based on generation adversarial networks and convolutional neural networks (CNNs) is proposed to realize the contact defect detection for field gas insulated switchgear (GIS). Firstly, by current-carrying tests on prototype GIS platform, vibration waveforms of GIS with four artificial designed contact defects (missing finger, loosening bolt, with decomposed products and insufficient conductor insert depth) are acquired. Vibration waveforms on field GIS which contain background noise interference are also collected as a reference. Dataset for background noise interference removal and contact fault classification is built through spectrogram transform. Secondly, a cycle-consistent generative adversarial network (CycleGAN) with field vibration spectrogram as input is adopted to remove background noise interference on GIS. Then, two classical CNN architectures (AlexNet, ResNet18) are empirically designed to extract defeat features hidden in vibration spectrograms. Finally, the contact faults are identified via fully connected classifier. Influence of different time-frequency transformation algorithms on fault classification results are also compared. The results show that the proposed model can obtain maximum mean discrepancy (MMD) with 0.956 0 and Fréchet inception distance (FID) with 62.09 on field dataset, and the Mel-ResNet18 model could obtain 99.43% contact defect classification accuracy on test dataset. The proposed method in this paper can bring sound application value on improving the effectiveness of vibration detection and contact defect diagnosis results of field GIS.

**Keywords:** gas insulated switchgear (GIS); contact defect; mechanical vibration; cycle-consistent generative adversarial network (CycleGAN); AlexNet; ResNet18

(编辑 陆海霞)