

基于 X 射线数字成像的 GIS 设备缺陷无损检测方法

张志刚^{1,2}, 张岩¹, 吴文平¹, 马贵荣¹

(1. 国能朔黄铁路发展有限责任公司, 山西 原平 034100;

2. 西南交通大学 电气工程学院, 成都 610031)

摘要: GIS 设备的安全性和可靠性对电力体系的平稳运行具有重要意义; 因此, 为提高对 GIS 设备缺陷的检测效果、提高设备运行的安全性, 在 X 射线数字成像的基础上, 提出一种针对 GIS 设备的缺陷无损检测方法; 通过 X 射线数字成像的方式采集 GIS 设备图像, 并对图像中存在的泊松噪声实施去噪处理, 以提高图像质量; 针对处理后的图像, 利用二维主成分分析法, 通过将复杂的图像数据转换为简单的主成分来表示原始数据, 提取出最具代表性的特征; 将提取结果输入到 BP 神经网络分类器中, 通过特征分类完成对 GIS 设备缺陷的无损检测; 实验结果表明: 应用该方法后, 图像识别清晰度较高, 对不同类型缺陷的检测效果良好; 该方法的优势在于使用先进的图像处理和机器学习技术, 能够有效地识别和定位 GIS 设备中存在的缺陷, 通过及时发现并修复这些缺陷, 可以提高 GIS 设备的安全性和可靠性, 从而确保电力体系的平稳运行。

关键词: X 射线数字成像; GIS 设备; 缺陷无损检测; 泊松噪声; 盲源分离去噪; 二维主成分分析法; 特征提取; BP 神经网络分类器

NDT Method for GIS Equipment Defects Based on X-ray Digital Imaging

ZHANG Zhigang^{1,2}, ZHANG Yan¹, WU Wenping¹, MA Guirong¹

(1. Guoneng Shuohuang Railway Development Co., Ltd., Yuanping 034100, China;

2. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: The safety and reliability of gas insulated switchgear (GIS) equipment are of great significance for the smooth operation of power systems. Therefore, in order to improve the detection effect of GIS equipment defects and improve the safety of equipment operation, a non-destructive testing (NDT) method for GIS equipment defects is proposed based on X-ray digital imaging. The method collects the GIS equipment images through X-ray digital imaging, and denoises the Poisson noise in the images to improve the image quality. For the processed images, two-dimensional principal component analysis is used to represent the original data by converting complex image data into simple main components, and extract the most representative features. The extracted results are input into the BP neural network classifier, and the non-destructive testing of GIS equipment defects is achieved through the feature classification. The experimental results show that after applying this method, it has a high image recognition clarity and good detection effect for different types of defects. This method has the advantages of the advanced image processing and machine learning techniques, which can effectively identify and locate the defects in the GIS equipment. By discovering and repairing these defects in time, it can improve the safety and reliability of GIS equipment, thereby ensuring the smooth operation of power systems.

Keywords: X-ray digital imaging; GIS equipment; NDT of defects; Poisson noise; blind source separation and de-noising; two dimensional main component analysis; feature extraction; back propagation (BP) neural network classifier

0 引言

气体绝缘组合开关设备 (GIS, gas insulated switchgear) 是一种常用于电力传输和配电系统的高压电气设备。它采用工业级 SF₆ 气体作为绝缘和灭弧介质, 相比于传统的空气绝缘设备, GIS 能够显著减小设备的体积, 提高系统的安全性和可靠性。

由于 GIS 设备通常在高压、高温和潮湿等恶劣环境下运行, 加上电流的频繁开断、接通操作, 以及绝缘件的老

化, 设备在使用过程中可能会面临各种缺陷。如 SF₆ 气体污染、杂质、局部放电、绝缘受潮、金属凸起等问题, 这些缺陷可能会对设备的性能和安全性产生很大的影响, 甚至引发事故。如果不及时发现和处理这些缺陷, 会对设备的正常运行产生不良影响。

近年来, 随着我国对电力体系的大力开发, 对电力装置的安全可靠性要求也愈来愈高^[1]。在电力体系中, GIS 设备是实现变电与输电的关键装置。作为电力传输和配电系统的重要组成部分, 该设备若存在缺陷会影响电力体系的

收稿日期: 2023-05-29; 修回日期: 2023-07-12。

基金项目: 朔黄铁路公司科技创新项目 (SHYP-22-12)。

作者简介: 张志刚 (1970-), 男, 硕士研究生, 高级工程师。

引用格式: 张志刚, 张岩, 吴文平, 等. 基于 X 射线数字成像的 GIS 设备缺陷无损检测方法 [J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(6): 35-41.

稳定运行,甚至会导致辖区短暂停电,因此,必须保证 GIS 的安全可靠运行。通过充分了解和评估 GIS 设备中的缺陷状况,能够及时采取修复和维护措施,是提高电力系统的安全性和稳定性的有效手段。

然而,传统依靠人工检测的方式存在检测时间长、识别效果差的问题,且对设备微小缺陷的检测效果甚微^[2]。现阶段,缺陷无损检测是利用非破坏性测试方法,通过观察和分析设备外部或内部的信号变化来判断设备是否存在缺陷或故障,并定位和评估缺陷的严重程度。它可以提前感知设备的隐患,避免事故的发生,延长设备的寿命。因此,高效完成对 GIS 设备缺陷的无损检测成为众多专家学者研究的重点课题。

在目前针对电力设备的缺陷检测中,文献 [3] 首先对设备的异常响动来源展开分析,根据 DAMS 算法的声音成像技术构建设备异常缺陷检测系统,通过提取缺陷的图谱特征以及位置信息,对缺陷展开判断,完成设备缺陷检测。但是该方法识别到的图像存在阴影,导致最终的检测效果较差。文献 [4] 方法中通过超声导波技术提取设备的缺陷特征,并根据 Lamb 波的传播特性刻画频散曲线,最后通过对比传感器幅值对缺陷展开判断,完成设备缺陷检测。然而在实际应用中发现,该方法识别图像存在曝光现象,检测效果差。文献 [5] 方法首先通过振动传感器提取设备缺陷特征信息,采用环境类传感器构建检测模块,最后利用 LabVIEW 软件对获取的特征信息展开频谱分析和缺陷评估,完成设备缺陷检测。但是该方法对缺陷类型的检测效果较差。

X 射线数字成像技术是一种基于 X 射线技术的影像获取方法,能够获取物体内部结构的高分辨率图像。该技术通过将被测对象置于 X 射线源和探测器之间,经过物体的吸收和散射后,由探测器接收到不同强度的 X 射线信号。这些信号可转换为数字形式,并通过计算机处理进一步分析和重建,最终生成清晰的 X 射线图像。因此,以提高 GIS 设备缺陷检测质量为目的,本研究利用该技术设计了一种新的 GIS 设备缺陷无损检测方法。

1 X 射线数字成像与预处理

1.1 GIS 设备图像采集

X 射线数字成像的理论就是根据射线本身的不断减弱的特点形成数字图像^[6],其原理如下:

1) 产生 X 射线: X 射线产生通常采用 X 射线管或射线发生器。电子被加速到高能状态,然后与金属靶材碰撞,产生 X 射线。X 射线具有高能量和高穿透力。

2) 吸收 X 射线: 当 X 射线穿过物体时,会与物体中的不同组织和结构发生相互作用。X 射线可被材料中的原子吸收、散射或通过,其被吸收的程度因不同材料而异。

3) 检测器信号: 使用检测器来测量通过物体后的 X 射线强度。常见的检测器包括固态闪烁体、半导体和多道计数器。当 X 射线通过物体时,探测器会将接收到的 X 射线转换为电信号。

4) 数据处理与成像: 通过采集到的电信号,系统将数据进行处理并转换为数字图像信号,最终形成一幅高分辨率的数字图像,生成出物体内部结构的二维或三维图像。

为实现 X 射线成像,本研究将 XRS4 射线发生器作为 X 射线源,该设备可以发送 100~200 kV 能量水平的射线。通过调整 X 射线源的相对位置和角度,确保足够的射线穿透和辐射 GIS 设备,相关参数如表 1 所示。

表 1 X 射线成像参数

名称	参数
能量水平	165 kV
辐射剂量	<20 mSv
发射强度	<100 MeV
有效采集面积	50 cm×50 cm
像素矩阵	3 K×3 K
X 线球管阳极热容量	≥200 kHU
X 线球管焦点尺寸	≤0.6 m/1.2 mm

测试样本的数量通常根据检测的准确性要求和被检测 GIS 设备的尺寸来确定。在本研究中,采集不少于 20 个样本进行分析。同时,为了提高结果的可靠性,每个样本需要进行多次观测,推荐至少 3 次观测。

在 X 射线成像过程中,采用衰减法则可对不同材料和物质的密度和组织差异进行定量分析,并通过检测入射 X 射线的衰减情况来定位和识别目标区域。对于 GIS 设备等特定应用,衰减法则可帮助检测和分析可能出现的缺陷,如局部放电、污秽、绝缘损耗等。通过测量和分析目标物质产生的不同衰减程度,可以提供关于缺陷类型、尺寸和位置的信息。衰减法则如下所示:

$$P = P_0 \cdot r^{-\eta} \quad (1)$$

式中,入射光线的强度为 P_0 ,投射光线的强度为 P ,射线强度的减弱系数为 η ,GIS 设备厚度为 c ,X 射线的辐射半径为 r 。其中,X 射线的减弱系数和 GIS 设备的密度密切相关。一般情况下,通过质量减退系数 η_m 刻画 GIS 设备对射线强度的减弱。假设初次射线及散射线均不存在,当射线穿过有缺陷的 GIS 设备后,则 X 射线强弱程度关系表达式如下:

$$\frac{\delta_1}{\delta_2} = \frac{\eta_m \cdot \delta \cdot r^{-\eta \cdot Y}}{\delta \cdot r^{-\eta \cdot (Y-\Delta Y)} \cdot r^{-\eta \cdot \Delta Y}} = r^{-(\eta \cdot \eta) \cdot \Delta Y} \quad (2)$$

式中,单次射线的强弱程度为 δ ,通过和未通过缺陷位置的透照射线的强弱程度分别为 δ_1 、 δ_2 ,GIS 设备厚度为 Y ,缺陷位置的厚度为 ΔY ,缺陷位置处的射线减弱系数为 η' 。

在检测 GIS 设备尺寸和灵敏度需求缺陷时,X 射线发生器的发射强度需要根据具体的情况进行调整。由于不同 GIS 设备厚度或者射线减弱系数有差别,导致设备和缺陷区域对射线的减弱能力不同,以至于数字成像板上获取的 X 射线能量具有差异性。物质对 X 射线的衰减程度取决于其密度、组成和厚度等因素。当 X 射线透过 GIS 设备时,较厚的区域会吸收更多的射线能量,而较薄的区域衰减较少。因此,接收到数字成像板的射线能量会因 GIS 设备的厚度变化而呈现差异,并反映在图像的灰度上。此外,不同材

料对 X 射线的吸收能力也存在差别。不同的物质组成会影响其原子的散射和吸收行为, 从而对穿透的射线造成不同程度的衰减。这进一步增加了数字成像板上图像灰度的差异性, 因为不同材料的衰减能力不同。

X 射线数字成像在对 GIS 设备检测时成像清晰度低的原因^[7]有如下两点:

1) 几何不清晰度 O_g , 表达式如下:

$$O_g = \frac{H-h}{h} \cdot f = (M-1) \cdot f \quad (3)$$

式中, 射线机的聚焦点到 GIS 设备成像板之间的距离为 H , 该距离也是焦距; 射线机的聚焦点与 GIS 设备之间的距离为 h ; 焦点的大小为 f ; 数字成像的放大率为 M 。

2) 固有不清晰度 O_i , 其产生的原因是在入射光线映射到 GIS 设备成像板上构成的散射线的影响下产生的^[8], 表达式如下:

$$O_i = \frac{H-h}{h} \cdot f \cdot \cos\alpha \quad (4)$$

式中, 散射角度为 α 。

通过上述分析, X 射线的综合不清晰程度 O_t 的表达式如下:

$$O_t = (O_g^2 + O_i^2)^{1/2} \quad (5)$$

1.2 确定焦距

X 射线数字成像过程中, 几何层面的不清晰程度最关键的原因在于焦距的大小。根据国家标准, 判断最合适的焦距最小值^[9], 其表达式如下:

$$h \geq 15 \cdot f \cdot q^{2/3} \quad (6)$$

式中, GIS 设备和数字成像板之间的距离为 q 。

在符合灵敏度需求的情况下, 可依据实际场景将焦距调整到合适的值, 微调数字成像的放大率获取最佳 GIS 设备数字图像^[10]。

1.3 GIS 设备数字图像降噪

在 GIS 设备实际运行过程中, 由于受到环境因素的影响, 其采集到的图像往往会出现噪声干扰, 影响图像的质量和可读性。噪声可以通过多种途径引入数字图像中, 包括光线变化、传感器噪声、信号传输等。这些噪声可能会导致图像出现噪点、颗粒状或条纹状结构, 从而降低了图像的清晰度、对比度和细节。

为了解决这一问题, 应对 GIS 设备数字图像实施降噪处理。针对 GIS 设备数字图像存在一定的泊松噪声, 本文方法采用数字图像序列盲源分离方法对 X 射线数字图像展开降噪处理。

数字图像序列盲源分离方法^[11]能够捕捉到不同源(噪声源和信号源)在不同时间或空间条件下的多样性。这种能力使得降噪方法能够更好地适应各种环境下的噪声特征, 提供更准确的降噪效果。首先, 按序排列获取到的 GIS 设备数字图像, 然后对各个图像实施 Anscombe 变换操作^[12], 将图像中存在的泊松噪声变换为高斯噪声^[12], 具体过程如下:

$$c' = 2\sqrt{c + \frac{3}{8}} \quad (7)$$

式中, 泊松噪声分布为 c ; 高斯噪声分布为 c' (近似方差服从精确到 1)。

根据式(7)生成一个含有高斯噪声的 GIS 设备图像序列组合。将各个图像均看作单一的检测信号, 此时, GIS 设备图像高斯噪声序列组合拥有多个检测信号。所以, 利用非线性主成分分析法对 GIS 图像展开盲源分离处理, 此时获取的是最初阶段的降噪图像。

非线性主成分分析法是采用很多开放或闭合的曲线刻画数据的变化走向^[13], 假设其非线性因子为 λ , 在此基础上, 设计一个非线性函数 $g(c')$ 和一个单独正交矩阵 \mathbf{E} , 令 $J = \mathbf{E}c'$, 此时非线性主成分分析过程的优化指标函数 L 表达式如下:

$$L = \frac{g(c')^2}{b} J \quad (8)$$

式中, 高斯随机变量为 b 。然后, 结合非线性递归的最小二乘法训练法则^[14], 利用优化指标函数自行判断最符合盲源分离处理的训练速度, 具体的降噪步骤如下:

- 1) 对 n 张 X 射线拍摄 GIS 设备图像机械序列组合;
- 2) 利用 Anscombe 变换技术将 GIS 设备图像中存在的泊松噪声转变成高斯噪声;
- 3) 由于转化后的图像是二维图像, 将其转化为一维的数据组, 此时获取到的检测变量为 n 个;
- 4) 对需要检测的混合信号实施去均值处理;
- 5) 随机生成初始矩阵 $\mathbf{E}(0)$;
- 6) 根据非线性递归最小二乘法展开迭代循环操作;
- 7) 迭代次数 $N = N + 1$ 。假设 z 为确定算法约束的精准度的值, 将其设定为 10^{-3} 。判断: $|L_N - L_{N-1}| < z$ 。当满足该条件, 获取最优解, 输出此 GIS 图像信号, 若不符合返回 6) 继续迭代;
- 8) 将输出的 GIS 图像信号采用 Anscombe 逆变换处理, 此时得到的是经过完整处理的去噪图像。

2 GIS 设备缺陷判断

2.1 提取 GIS 设备图像特征

为了更好地对 GIS 设备展开缺陷判断, 通过二维主成分分析法提取 GIS 图像缺陷区域特征。

二维主成分分析法是一种基于主成分分析的图像处理算法, 用于对二维图像进行降维和特征提取。与传统的主成分分析法不同的是, 二维主成分分析法是专门针对二维数据的一种方法。该方法不仅可以提取 GIS 图像的主要变化模式, 还可以捕捉到不同波段或通道之间的相关性和主导方向。它能够在保留最显著变化信息的前提下有效降低数据维度。同时, 由于正交射线向量可以反映 GIS 图像数据集中的主要变化方向, 可以用于认识和解释 GIS 图像的背景和相关特征。对提取的主成分进行可视化, 可以帮助理解 GIS 图像中不同区域的差异和变化趋势。

二维主成分分析法的实质就是对 GIS 图像展开横向压

缩操作，其理论是将 GIS 图像的分散程度作为指标，通过获取最佳单位正交射线向量作为最佳射线矩阵，进而完成 GIS 图像缺陷区域的特征提取^[15-16]。

假设 $d(i) (i = 1, 2, \dots, n)$ 是大小为 $a \times w$ GIS 图像缺陷样本矩阵，在此基础上，构造协方差矩阵 D 如下：

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [d(i) - \bar{d}(n)]^2 [d(i) - \bar{d}(n)] \quad (9)$$

式中，全部 GIS 图像缺陷区域样本矩阵的平均值为 $\bar{d}(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(i)$ ，学习样本的数量为 n 。 D 中存在的前 r 个最大特征值相对应的特征向量组建的射线数字成像矩阵为 $E = [E_1, E_2, \dots, E_r]$ ，将 $d(i)$ 入射到 E 中获得缺陷特征矩阵 $U(i)$ ，表达式如下：

$$U(i) = d(i)E \quad (10)$$

二维主成分分析法直接利用 GIS 设备的缺陷图像组成协方差矩阵，减少了缺陷图像的维数^[17]。不过，每当新增一个缺陷样本，就要重新组建全部缺陷样本的协方差矩阵，以至于计算量过于庞大，严重影响检测时间，因此，对二维主成分分析法展开增量计算，降低计算量，提升效率。则式 (9) 转化为如下：

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(i)j(i) \quad (11)$$

式中， $j(i) = d(i) - \bar{d}(n)$ ，中心化样本为 $g(i)$ 。对式(11)中的 $j(i)$ 及 $\bar{d}(n)$ 展开增量计算，则表达式如下：

$$\begin{cases} j(i) = j(i-1) - \chi \Delta \bar{d}(m) \\ \bar{d}(n) = \frac{n-1}{n} \bar{d}(n-1) + \frac{1}{n} d(n) \end{cases} \quad (12)$$

式中，前边第 $(i-1)$ 个中心化 GIS 缺陷数字图像为 $j(i-1)$ ，缺陷图像均值向量差为 $\Delta \bar{d}(m) = \bar{d}(i) - \bar{d}(i-m)$ ，均值差向量替换因数为 χ ，缺陷图像替换的数量为 m 。假设 $b(n)$ 为中间变量，其表达式如下：

$$b(n) = \mu \beta(n) = D \beta(n) \quad (13)$$

式中， D 的特征值为 μ ，其对应的特征量为 $\beta(n)$ 。

对上述公式不断展开增量计算，将第 n 个 GIS 设备缺陷图像的第 i 个特征矢量的输入值 $d_i(n)$ 与预计值 $b_i(n)$ 内入射获取的残差相减，视作第 $i+1$ 个特征矢量的输入 $d_{i+1}(n)$ ，表达式如下：

$$d_{i+1}(n) = d_i(n) \left[1 - \frac{b_i(n)}{\|b_i(n)\|} \cdot \frac{b_i^t(n)}{\|b_i(n)\|} \right] \quad (14)$$

在最开始时 $d_1(n) = d(n)$ 。经过不断的增量计算，迭代循环出前 z 个高阶特征向量，获取预计的射线数字成像矩阵为 $\hat{E} = [\hat{E}_1, \hat{E}_2, \dots, \hat{E}_z]$ ，将 $d_{i+1}(n)$ 入射到 \hat{E} 上，此时缺陷特征矩阵为：

$$W = d_{i+1}(n)\hat{E} \quad (15)$$

经过增量计算的二维主成分分析法可以同时完成局部缺陷特征的实时更新，克服了缺陷图像变化对其约束性能的影响，大大提高了特征获取的速度。

2.2 图像分类与无损检测

在完成图像特征提取后，使用 BP 神经网络模式分类器

对 GIS 设备缺陷展开分类判断，将缺陷区域的特征向量输入到 BP 神经网络模式分类器^[18-19]中，进行缺陷类型的识别和分类。

BP 神经网络由多个节点（神经元）组成，分为输入层、隐藏层和输出层。每个节点接收来自前一层节点的输入，并通过一个激活函数产生输出。网络的输入是输入层的特征，输出是输出层呈现的预测结果或输出值。BP 神经网络的模型结构如图 1 所示。

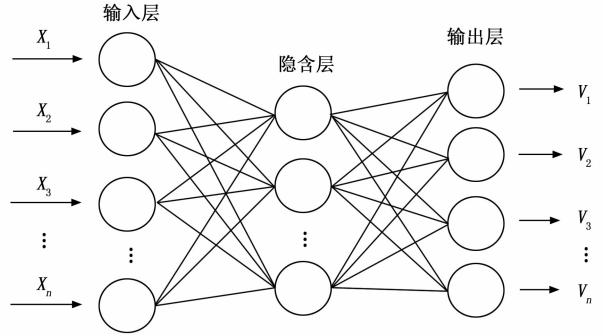


图 1 BP 神经网络模型

BP 神经网络是一种常用的机器学习模型，它可以通过样本学习不断优化自身的分类能力，从而实现对图像缺陷的自动识别和分类，不仅具有较强的非线性拟合能力，还可以自适应地调整参数，对噪声和干扰也具有一定的鲁棒性。

将缺陷区域的特征向量 $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$ 输入到 BP 神经网络的模式分类器中，产生结果为 $V = [V_1, V_2, \dots, V_n]$ 。图 1 中，隐含层节点数量的设置要符合训练速率的约束条件。如果节点数量过多，会导致网络训练过程出现过拟合；如果节点数量过少，会导致网络训练过程出现欠拟合，为了防止两种现象的发生，通过下式确定最优的隐含层的节点数量 k ：

$$k = \log_2 M \quad (16)$$

式中，缺陷特征输入层节点数量为 M 。

为了提高缺陷检测精度，采用遗传算法优化 BP 神经网络。当个体在种群中的适应度处于局部最优时，提高个体变异和交叉的概率；当个体在种群中的适应度较为分散时，降低变异和交叉的概率^[20]。

在 BP 神经网络优化过程中，变异概率 a_m 和交叉概率 a_c 的更新过程可描述为：

$$a_c = \begin{cases} \frac{g_{\max} - g'}{g_{\max} - g_{\text{avg}}}, & g' \geq g_{\text{avg}} \\ a_{c,\max} - k \left(\frac{a_{c,\max} - a_{c,\min}}{i_{\max}} \right), & g' < g_{\text{avg}} \end{cases} \quad (17)$$

$$a_m = \begin{cases} \frac{g_{\min} - g'}{g_{\min} - g_{\text{avg}}}, & g' \geq g_{\text{avg}} \\ a_{m,\max} - k \left(\frac{a_{m,\max} - a_{m,\min}}{i_{\max}} \right), & g' < g_{\text{avg}} \end{cases} \quad (18)$$

上述两项公式中, g_{\max} 为个体的最大适应度, g' 为个体在交叉过程中的适应度; g_{avg} 为平均适应度, $a_{c,\max}$ 、 $a_{c,\min}$ 分别为个体在种群中的最大、最小交叉概率; $a_{m,\max}$ 、 $a_{m,\min}$ 分别为个体在种群中的最大、最小变异概率; i_{\max} 为最大迭代次数。

采用遗传算法优化 BP 神经网络后, 建立网络分类器。将上述过程提取的缺陷区域特征输入 BP 神经网络分类器中, 通过对特征分类, 判断缺陷类型, 以此完成 GIS 设备缺陷的无损检测:

$$s_{i,k} = f\left[\sum_{j=1}^m E_k^{(j)} x_i^{(j)} + b_k\right] \quad (19)$$

式中, $s_{i,k}$ 为 BP 神经网络分类器的输出, 即 GIS 设备缺陷类型; $f()$ 为激活函数; $E_k^{(j)}$ 为第 k 个卷积核中存在的第 j 个元素; $x_i^{(j)}$ 为输入的缺陷区域特征; b_k 为偏置项。

BP 算法通过不断调整隐含层节点的数量, 获得最优隐含层节点数, 来确保缺陷判断结果的正确性。以此实现对 GIS 设备缺陷的无损检测。

3 实验与结果分析

为了验证上述设计的基于 X 射线数字成像的 GIS 设备缺陷无损检测方法的整体有效性, 设计如下实验。

实验设计如下: 随机选取 GIS 设备组中一定数量的 GIS 设备模型进行检测, 比较本文方法与传统方法的差异, 对比检测结果的准确性和可靠性。

GIS 设备参数如表 2 所示。

表 2 GIS 设备参数

类型	项目	参数
硬件参数	处理器	Intel Core i7-9750H 2.6 GHz 六核心处理器
	内存	16 GB DDR4 RAM
	存储	512 GB SSD 硬盘
	显示器	15.6 英寸 FHD IPS 显示器, 分辨率为 1 920 × 1 080
软件参数	输入设备	带背光的全尺寸键盘、多点触控板
	操作系统	Windows 10 Pro 64 位版
	GIS 软件	ArcGIS Pro 2.5 版本
数据库参数	数据库管理系统	Microsoft SQL Server 2017 版本
	数据库类型	Microsoft SQL Server Enterprise 版
	数据库容量	100 GB
数据访问控制	访问控制	包括权限控制、用户认证和审计等功能
	数据类型	支持点、线、面、栅格等多种格式, 包括设备的准确位置、周围地形、土壤条件、气象数据以及各种地图投影和坐标系等
属性数据	属性数据	支持各种数据类型, 包括数字、字符、时间等多种属性
	通信接口	网口
串口		不支持
USB 接口		支持多个 USB 接口(类型 A 和 Type-C)

实验步骤如下: 实验步骤: 样本准备、X 射线成像、

数据采集、数据处理、缺陷检测、结果评估。

X 射线成像参数如下: 电压 (80 ~ 160 kV), 电流 (0.2 ~ 0.5 mA), 曝光时间 (5 ~ 30 s), 距离源和探测器 (400 ~ 800 mm), 其余参数见表 1。

数据采集参数如下: 图像分辨率 (1 024 × 1 024 像素)、灰度级数 (12 位)、数据格式 (DICOM)。

为避免实验结果过于单一, 影响实验分析质量, 采用本文方法、文献 [3] 中的基于声成像技术的设备缺陷检测方法、文献 [4] 中的基于超声导波的设备缺陷检测及定位方法和文献 [5] 中的基于 LabVIEW 软件开发的设备声振缺陷联合检测方法分别完成实验, 形成对比, 且在实验中, 严格控制试验环境统一。

GIS 设备的图像的清晰度对 GIS 设备缺陷判断有着直接的影响, 4 种方法的 GIS 设备图像处理结果如图 2 所示。

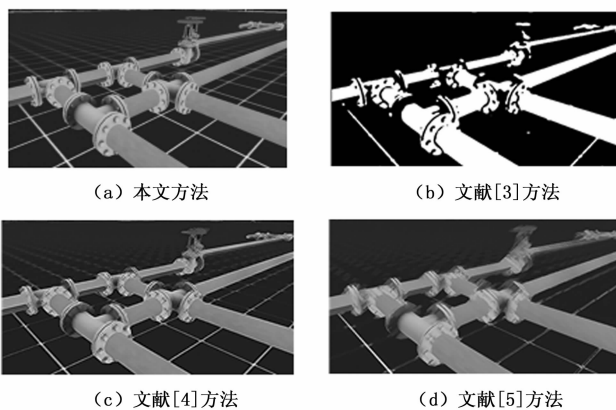


图 2 不同方法的图像处理结果

分析图 2 可知, 本文方法对图像的处理效果最佳, 3 种对比方法均存在阴影、模糊、曝光等现象, 图像识别不清晰, 严重影响后期对缺陷的判断, 而本文方法处理后的图像则不存在上述问题。产生这一结果的原因在于本文方法采用数字图像序列盲源分离方法对图像展开降噪处理, 除了在数字成像过程中产生的泊松噪声。降噪处理对于提高 GIS 设备数字图像的质量和可读性至关重要。它能够帮助消除噪声干扰, 提取更明确、更可靠的图像信息, 从而为后续的图像分析和缺陷检测提供更准确的数据基础。此外, 数字图像序列盲源分离方法通过对数字图像序列进行分析和建模, 能够从多个角度提取信息并降噪。它可以区分出噪声和信号成分, 并针对噪声部分进行抑制, 从而保留更多的信号细节, 提高图像质量和可读性, 从而使本文方法获得了更清晰的 GIS 设备图像。

为进一步突出本文方法的有效性, 将 GIS 设备常见的 5 种缺陷作为检测对象, 将 GIS 设备缺陷检测效果作为指标, 利用本文方法、文献 [3-5] 方法对不同的缺陷类型展开检测。其中:

1) SF6 气体混有水蒸气: SF6 是 GIS 设备中常用的绝缘介质和灭弧介质。然而, 如果 SF6 气体中含有水蒸气或

水分，其绝缘性能可能会下降，导致局部放电和击穿故障的风险增加，甚至引发火花击穿现象。混有的水分还会与 SF6 气体中的氟化物反应形成酸性物质并导致设备腐蚀。

2) 绝缘子缺陷故障：GIS 设备中使用的绝缘子承担着电气绝缘和机械支撑的重要作用。绝缘子缺陷主要包括破损、表面污染和局部放电等，带来绝缘性能下降、介质击穿和设备故障的风险。其中：破损绝缘子会破坏绝缘性能；污染绝缘子可能导致渐进性的击穿；而局部放电可以衰减绝缘介质并最终引发设备故障。

3) 悬浮电位缺陷：悬浮电位是指 GIS 设备内各导体部分之间存在的电位差。悬浮电位缺陷可能导致接触不良、电气弧放电等故障，进而引发设备的短路、爆炸、过电压、电弧燃烧和其他损坏。

4) 自由微粒缺陷：自由微粒一般指空气或其他物质所带来的微小颗粒，它们存在于 GIS 设备中。当自由微粒沉积在电场强度较大的区域时，会在绝缘介质表面沉积。当处于高电场强度区域时，可能引发局部放电活动，导致局部放电、电弧放电，甚至导致电击穿，给设备的绝缘性能带来潜在威胁。因此，自由微粒缺陷影响绝缘性能和设备的稳定运行。

5) 金属凸起缺陷：金属凸起缺陷指位于绝缘介质上的一个或多个凸起的金属部分，在设备绝缘介质上形成的物理障碍。这些凸起会引起电场集中，并导致附近电场密度增加，最终可能引发局部放电、电击击穿或机械损坏。

不同方法的 GIS 设备缺陷检测效果如图 3 所示。图中，粗实线代表实际的缺陷类型，白色星型、灰色星型、白色圆形、灰色菱形、白色三角形图案分别对应 SF6 气体混有水蒸气、绝缘子缺陷、悬浮电位缺陷、自由微粒缺陷以及金属凸起缺陷的输出结果。

根据图 3 可知，本文方法对 5 种类型缺陷的检测效果最佳，本文方法的缺陷检测输出结果与实际缺陷相同，而其余 3 种方法的输出类型与实际缺陷类型均有差别，表明本文方法的检测准确率高、检测性能好。产生这一结果的原因在于本文方法不仅通过泊松噪声去噪处理提高了图像本身的质量，还利用二维主成分分析法提取了图像中缺陷区域的特征。这种方式能够获取最佳单位正交射线向量作为最佳射线矩阵，更准确地捕捉到图像中的主要变化模式，并将其反映在提取的主成分中，这些主成分能够捕捉到不同缺陷类型之间的差异特征。因此，提取的主成分能够更好地区分各类缺陷，改善了缺陷类型辨识的准确性，也使得后续神经网络训练学习的质量得到优化，从而提高了检测效果。

4 结束语

GIS 设备缺陷的无损检测一直是众多专家学者研究的热点问题，本研究通过 X 射线数字成像的方式，在采集 GIS 设备图像后对其展开降噪处理，然后提取缺陷区域特征并

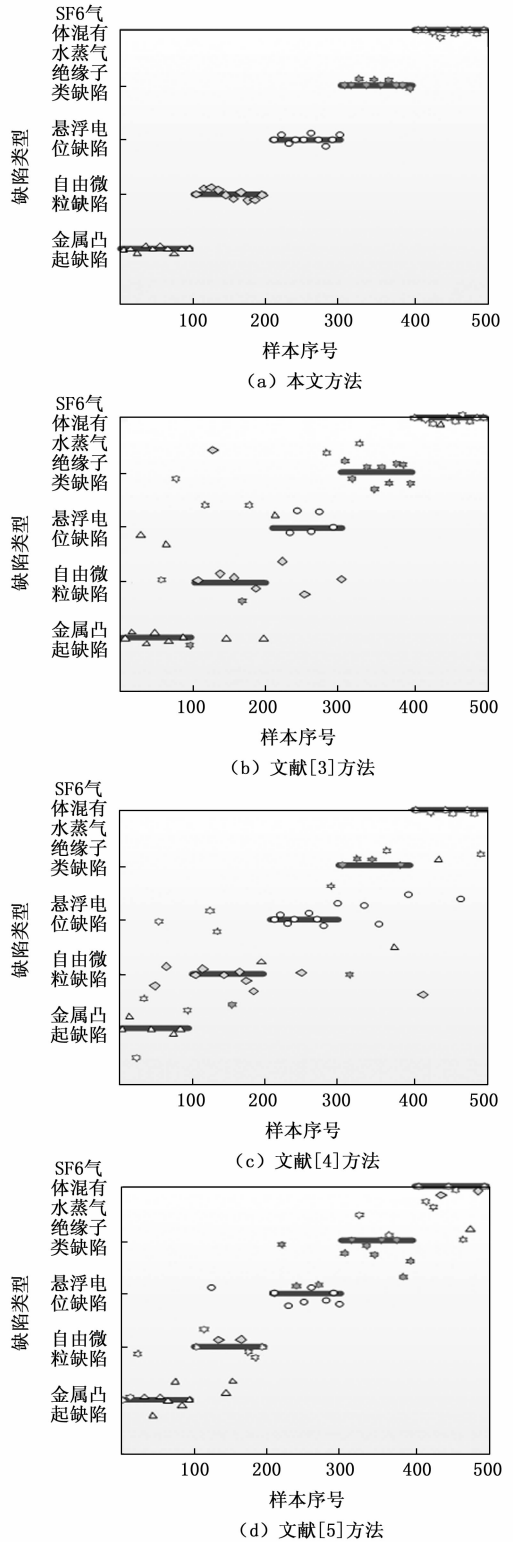


图 3 不同方法的缺陷类型检测效果

将其输入到 BP 神经网络模式分类器中，完成对缺陷的判断与检测。

本文研究可以有效提高设备缺陷图像的识别清晰度，对不同类型缺陷的检测效果好，解决了目前方法中存在的

问题, 为日后 GIS 设备缺陷的无损检测提供了新的方向。

参考文献:

- [1] 徐飞阳, 薛安成, 常乃超, 等. 电力系统自动发电控制网络攻击与防御研究现状与展望 [J]. 电力系统自动化, 2021, 45 (3): 3-14.
- [2] 王琳锐, 王开, 何乃军, 等. X 射线数字成像技术在铸件产品及材料质量检测中的应用 [J]. 铸造技术, 2021, 42 (10): 891-894.
- [3] 邵宇鹰, 王泉, 彭鹏, 等. 基于声成像技术的电力设备缺陷检测方法研究 [J]. 中国测试, 2021, 47 (7): 42-48.
- [4] 马君鹏, 孙兴涛, 李硕, 等. 基于超声导波的盆式绝缘子缺陷检测及定位 [J]. 高电压技术, 2019, 45 (12): 3941-3948.
- [5] 王永泉, 杨朝旭, 周淳, 等. 应用 LabVIEW 软件开发的气体绝缘金属封闭开关设备声振联合检测系统 [J]. 西安交通大学学报, 2021, 55 (6): 131-140.
- [6] 王琦, 高党忠, 马小军, 等. 惯性约束聚变靶丸高精度 X 射线数字成像 [J]. 光学精密工程, 2020, 28 (2): 324-333.
- [7] 张辉, 王明谦, 许清风, 等. 基于 X 射线数字成像法的工程竹结构内部缺陷与金属件检测研究 [J]. 施工技术 (中英文), 2022, 51 (15): 1-5.
- [8] 张子贤, 李敏, 苗红霞, 等. 基于 RNN 的故障预测算法及在 GIS 上的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (12): 27-31.
- [9] 盖杉, 鲍中运. 基于深度学习的高噪声图像去噪算法 [J]. 自动化学报, 2020, 46 (12): 2672-2680.
- [10] 许玉婷, 吴志芳, 王强, 等. 基于剪切波变换的辐射图像泊松噪声降噪技术研究 [J]. 原子能科学技术, 2022, 56 (3): 577-584.
- [11] 李波, 陈百菊. 基于变分模态分解和优化递归最小二乘的自适应波束成形算法 [J]. 信息与控制, 2020, 49 (6): 722-727.
- [12] 杨东, 谭兴华, 张辉, 等. 基于 Wi-Fi 传输模块优化的 GIS 设备数字成像系统设计 [J]. 信息技术, 2022 (5): 70-76.
- [13] 王思宇, 高伟欣, 张翔松. X 射线焊缝图像缺陷检测算法综述 [J]. 热加工工艺, 2020, 49 (15): 1-8.
- [14] 刘子英, 张靖, 邓芳明. 基于 BP 神经网络的高压隔离开关分合闸监测识别 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48 (5): 134-140.
- [15] 马创涛, 邵景峰. 烟花算法改进 BP 神经网络预测模型及其应用 [J]. 控制工程, 2020, 27 (8): 1324-1331.
- [16] 田忠, 常敏, 金海勇, 等. 电力系统智能化运维中 GIS 设备 SF₆ 气体泄漏检测方法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2022, 30 (10): 27-32.
- [17] 刘宾, 赵鹏翔, 赵霞, 等. 变能量 X 射线融合图像的增强算法研究 [J]. 光学学报, 2020, 40 (18): 216-221.
- [18] 李波, 胡秀敏, 何志琴, 等. X 射线无损检测的 GIS 设备缺陷检测研究 [J]. 电子设计工程, 2021, 29 (1): 78-82.
- [19] 章学兵, 骆国防. 基于工业 CT 的 GIS 绝缘拉杆缺陷检测方法 [J]. 无损检测, 2022, 44 (2): 17-21.
- [20] 韩帅, 高飞, 廖思卓, 等. GIS 盆式绝缘子表面缺陷及其诊断方法研究综述 [J]. 绝缘材料, 2022, 55 (2): 12-22.
- [21] 石峰, 李志宇, 高艳辉, 等. 基于 STM32 的靶机安控器自动检测系统研究 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (7): 49-56.
- [12] 肖莉萍, 等. 基于 STM32 处理器的多通道交流舵机伺服系统设计 [J]. 电子设计工程, 2014, 30 (20): 68-72.
- [13] 陈晨, 李志来, 徐伟. 基于 FPGA 的高速同步 HDLC 通信控制器设计 [J]. 电子设计工程, 2010, 18 (8): 175-178.
- [14] 王喜, 吴祖民, 魏武. HDLC 的 FPGA 实现方法 [J]. 通信与广播电视, 2005 (3): 23-29.
- [15] 杨尧. 基于 FPGA+ARM 的 HDLC 协议控制器的设计与实现 [J]. 电子设计工程, 2014, 22 (10): 91-93.
- [16] 刘岩俊, 闫海霞, 魏仲慧. 基于 DSP 和 FPGA 的 HDLC 协议通讯电路设计 [J]. 电子测量技术, 2009 (6): 137-139.
- [17] 韩慧彦. 基于 FPGA 实现 HDLC 发送与接收 [J]. 现代工业经济和信息化, 2014, 7 (5): 71-74.
- [18] 伍方辉, 方安安. CRC 的 FPGA 实现 [J]. 中国新通信 (技术版), 2008, 7: 63-65.
- [19] 唐晓辉, 杨双, 李云. 一种基于 FPGA 的快速 CRC 算法及实现 [J]. 桂林航天工业高等专科学校学报, 2009 (1): 27-29.

(上接第 6 页)

- [2] 刘梅, 刘洋, 刘晓松. “互联网+”对航天传统制造业的挑战与机遇 [J]. 航天工业管理, 2016 (1): 19-21.
- [3] 龙兵, 宋立辉, 荆武兴, 等. 航天器故障诊断技术回顾与展望 [J]. 导弹与航天运载技术, 2003 (3): 31-37.
- [4] 杜飞平. 航天液体动力关键技术研究进展与趋势 [J]. 应用力学学报, 2023, 40 (1): 7-15.
- [5] 弭艳. 一种姿轨控发动机控制监测系统的设计 [J]. 航天制造技术, 2019, 4 (2): 33-37.
- [6] 门永平. 基于 GJB5000A 模型的航天 FPGA 产品研制管理效能提升研究 [J]. 质量与可靠性, 2017 (6): 11-14.
- [7] 闫续宁, 舒斌, 陈文明. 基于 FPGA 的微光视频采集与预处理系统设计 [J]. 红外, 2022, 43 (10): 10-15.
- [8] 王世峰. 多路数据采集系统的设计 [J]. 北京信息科技大学学报, 2018 (1): 95-98.
- [9] 程进军, 肖明清, 刘帅, 等. 某型发动机自动测试系统设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (2): 61-63.
- [10] 王驰凯. 基于多核异构模式的紧凑型贴片片机专用控制器的研究 [J]. 制造业自动化, 2020, 42 (2): 32-35.
- [11] ADI 公司的数据采集 IC 简化工业和仪器设备设计 [J]. 电脑与电信, 2012 (11): 28.