



高电压技术

High Voltage Engineering

ISSN 1003-6520,CN 42-1239/TM

《高电压技术》网络首发论文

题目：基于超分辨注意力机制改进的 GIS 内部细微缺陷 X-DR 图像检测方法
作者：刘国特，周锦辉，宋新明，邓军，伍伟权，黎俊生
DOI：10.13336/j.1003-6520.hve.20210232
网络首发日期：2021-09-02
引用格式：刘国特，周锦辉，宋新明，邓军，伍伟权，黎俊生. 基于超分辨注意力机制改进的 GIS 内部细微缺陷 X-DR 图像检测方法. 高电压技术.
<https://doi.org/10.13336/j.1003-6520.hve.20210232>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20210232

基于超分辨注意力机制改进的 GIS 内部细微缺陷 X-DR 图像检测方法

刘国特¹, 周锦辉¹, 宋新明², 邓军², 伍伟权¹, 黎俊生¹

(1. 佛山科学技术学院, 广东 528000; 2. 中国南方电网有限责任公司, 广东 510623)

摘要：为了解决气体绝缘开关设备内部细微缺陷 X-DR 成像重影雾化、纹理不清晰、易造成误诊断等问题，提出一种基于超分辨率注意力机制改进的 GIS 内部细微缺陷 X-DR 图像检测算法。该方法以高效亚像素卷积神经网络为框架，引入双层计算机注意力机制 SE 模块，构成新颖的 SE-ESPCN 超分辨率网络。通过对 GIS 设备 X-DR 图像通道重要程度进行评判，赋予图像卷积层不同权重，增强了图像故障细节的成像效果。实验结果表明：SE 模块与亚像素卷积神经网络的融合，不仅保障了 GIS 设备故障区域成像的实时性，且算法输出的高分辨率 X-DR 图像缺陷细节清晰可见，便于观察，提高了工作人员对缺陷检测的效率与准确性，为实际工程中 GIS 设备 X-DR 成像系统改良提供了一定的参考。

关键词：气体绝缘开关；X-DR 图像；超分辨率；注意力机制；亚像素卷积神经网络；SE-ESPCN；缺陷检测

Improved X-DR Image Detection Method for GIS Internal Defects Based on Super-Resolution Attention Mechanism

LIU Guote¹, ZHOU Jinhui¹, SONG Xinming², DENG Jun², WU Wei-quan¹, LI Junsheng¹

(1. Foshan University, Guangdong 528000, China; 2. China Southern Power Grid Company Limited, Guangdong 510623, China)

Abstract: In order to solve the problems of gas insulated switchgear X-DR imaging ghosting atomization, unclear texture, easy to cause misjudgment and so on, this paper proposes an improved X-DR image detection algorithm for GIS internal defects based on super-resolution attention mechanism. Based on the efficient sub-pixel convolutional neural network, two SE modules of computer attention mechanism are introduced to construct a novel SE-ESPCN super-resolution network. By evaluating the importance of X-DR image channels of GIS equipment, different proportions of image convolution layers are given to enhance the imaging effect of image fault details. The experimental results show that the fusion of SE module and sub-pixel convolutional neural network not only ensures the real-time performance of equipment fault area, but also the defect details of high-resolution X-DR image output by the algorithm are clear and visible, which is easy to observe, and improves the efficiency and accuracy of defect detection of staff. It has a certain reference value for the improvement of X-DR imaging system of GIS equipment in practical engineering.

Key words: GIS; X-DR image; super-resolution; attention mechanism; sub-pixel convolutional neural network; SE-ESPCN; defect detection

0 引言

气体绝缘开关(gas insulated switchgear, GIS)具有高度集成、占地资源少、便于安装等特点，是变电站中不可或缺的高压电气设备。

为保证 GIS 设备稳定运行，需定期对其内部器件进行故障诊断^[1-2]。目前，主要通过超声波^[3]、局部放电^[4]、特高频^[5]等方法对设备内部故障进行研究，

均取得了一定的成果。

近年来，针对 GIS 内部典型缺陷类型，如绝缘子裂纹气泡、刀闸分合闸不到位、器件接触面磨损^[6-8]等缺陷，运维人员引入了 X 射线数字摄影技术对设备内部器件进行检测。

X 射线数字摄影(X-ray digital radiography, X-DR)技术具有免接触和无损检测的优点，能带电检查 GIS 设备内部器件的损坏程度^[9]。文献[10]对 GIS 设备放电现象进行定位研究，提出了基于 X 射线激励局部放电缺陷检测方法。文献[11]针对 GIS 内部存在金属颗粒缺陷，对 X 射线参数进行研究，

基金资助项目：特高压工程技术(昆明、广州)国家工程实验室开放基金(9500002020030101JZX00096)。

Project supported by National Engineering Laboratory for Ultra High Voltage Engineering Technology (Kunming, Guangzhou) (9500002020030101JZX00096).

得到了该缺陷 X-DR 成像的最优参数。文献[12]采用 X-DR 技术和影像尺寸标定技术, 检测出 GIS 刀闸分合闸不到位故障, 为判断刀闸分合闸是否到位提供了准确的尺寸信息。

然而, 由于 GIS 设备 X-DR 图像存在纹理模糊、缺乏细节信息、故障特征不突出等问题, 导致内部器件的细微缺陷难以被肉眼察觉, 故需要对图像进行预处理^[13]。其中, 超分辨率重建技术不仅可以改善 X-DR 图像质量, 还能放大 GIS 设备内部故障细节, 使细微缺陷清晰可见。

文献[14]提出了超分辨率卷积神经网络(super resolution convolutional neural network, SRCNN), 将卷积神经网络应用在超分辨率处理中, 优化了图像的成像效果, 但处理速度较慢。文献[15]通过对反卷积层的合理使用, 加快了超分辨率卷积神经网络(accelerating the super-resolution convolutional neural network, FSRCNN)的运行速度, 减少了图像处理的时间。

同时, 文献[16]将 Laplace 金字塔算法与深度学习结合, 提出了快速精确的超分辨率深度拉普拉斯金字塔网络(deep Laplacian pyramid networks for fast and accurate super-resolution, LapSRN), 降低了图像超分辨率处理的复杂度。文献[17]提出了高效亚像素卷积神经网络(efficient sub-pixel convolutional neural network, ESPCN), 在低分辨率图像中实现特征提取, 提高了超分辨率算法的性能。

为进一步曝光图像的细节, 一些学者对计算机注意力机制展开了研究。注意力机制通过参照人眼的观察模式, 把关注点放在指定区域, 使图像更适于视觉感知^[18]。文献[19]将基于通道注意力的 SE 模型嵌入已有分类网络中, 大幅度提升了网络的泛化能力和精确度。文献[20]将 SE 模块应用于单张图像超分辨率处理上, 弥补了上采样过程中丢失的信息。但迄今为止, 鲜有对 GIS 设备 X-DR 图像超分辨率处理的研究。

因此, 本文针对 GIS 设备内部细微缺陷 X-DR 图像难以被肉眼感知的难题, 提出一种基于超分辨率注意力机制改进的 GIS 内部细微缺陷 X-DR 图像检测方法。首先, 在 ESPCN 算法网络结构中, 嵌入双层注意力机制 SE 模块, 组成 SE-ESPCN 算法网络; 同时, 在 DIV2K_valid_HR 高清图像库中, 添加 1 500 张存在故障的 GIS 设备 X-DR 图像, 完成算法模型的训练工作; 最后, 将算法输出的图像进行主观与客观评价, 通过实验验证了所提算法的优

越性。

1 基于 SE 模块改进的 ESPCN 算法

图像分辨率是评价图像质量的指标, 分辨率越大, GIS 设备图像包含的信息量越多。图像超分辨率重建(super resolution reconstruction, SRR)技术, 可将低分辨率图像转化为细节清晰的高分辨率图像^[21-22], 图 1 为绝缘杆 X-DR 图像超分辨率重建的流程图。

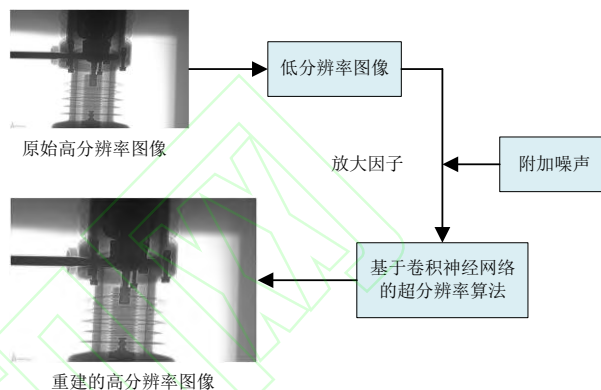


图 1 绝缘杆 X-DR 图像超分辨率重建流程图

Fig.1 Flow chart of super-resolution reconstruction of insulation rod X-DR image

1.1 高效亚像素卷积神经网络

在 GIS 设备 X-DR 成像过程中, 由于感光元件的局限性, 导致微观上的像素点无法被检测出来, 这些像素点称为亚像素, 所在的卷积层为亚像素卷积层。ESPCN 利用 2 层卷积操作, 提取了 GIS 设备 X-DR 低分辨率(low resolution, LR)图像特征, 将其与一层亚像素卷积层结合后, 由上采样操作输出高分辨率(high resolution, HR)图像。卷积操作由式(1)、式(2)表示:

$$f^1(I_{LR}; W_1, b_1) = \varphi(W_1 * I_{LR} + b_1) \quad (1)$$

$$f^l(I_{LR}; W_l, b_l) = \varphi(W_l * f^{l-1}(I_{LR}) + b_l) \quad (2)$$

式中: $f^1(\cdot)$ 、 $f^{l-1}(\cdot)$ 、 $f^l(\cdot)$ 分别表示第 1 层卷积、第 $l-1$ 层卷积和第 l 层卷积函数; l 表示层数; $\varphi(\cdot)$ 为激活函数; W_1 、 b_1 分别表示第一层卷积的学习权重和偏差; W_l 、 b_l 分别为第 l 层卷积的学习权重和偏差; I_{LR} 表示 LR 图像。

与传统的插值法、反卷积算法不同, ESPCN 在图像的上采样步骤中使用了亚像素卷积(sub-pixel convolution)技术, 对多通道特征进行了重组排列,

工作方式如图 2 所示。图中, r^2 通道($r^2 \times C$)的 r 是放大倍数, C 为输出图像的通道数。当输出图像为 RGB 图像时, $C=3$; 当输出图像是灰度化图像或者 Y 通道图像时, $C=1$ 。这种处理方法有 2 个好处: 1) 避免了 GIS 设备 X-DR 原图像的插值预处理操作, 保留了故障区域的低频信息。2) 在 LR 图像上进行计算, 简化了运算步骤, 提高了网络运行效率。

图 3 所示为绝缘杆 X-DR 图像的重组排列示意图。ESPCN 算法将单通道 LR 特征图像转化成 r 倍 HR 图像, 该过程可由式(3)描述

$$P(T)_{x,y,c} = T_{\lfloor x/r \rfloor, \lfloor y/r \rfloor, c \cdot r \cdot \text{mod}(y,r) + c \cdot \text{mod}(x,r)} \quad (3)$$

式中: $P(T)$ 表示一个以 T 为周期的图像排列算子;

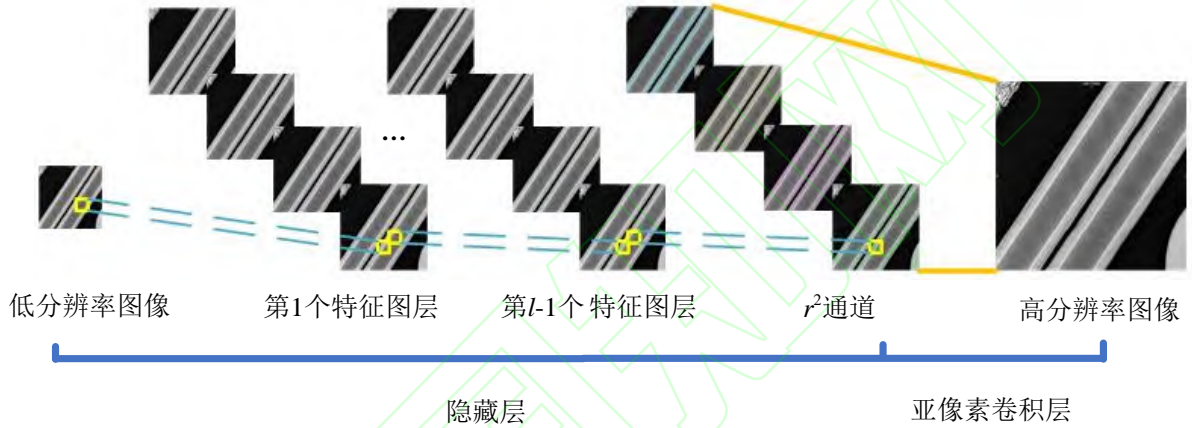


图 3 绝缘杆图像基于 ESPCN 算法的重组排列示意图

Fig.3 Schematic diagram of reorganization and arrangement of insulating rod image based on ESPCN algorithm

1.2 基于通道域的注意力机制 SE 模型

GIS 设备的 X-DR 图像由多个特征图像组成, 每个特征图像对原图像的影响力不同。

注意力机制 SE 模块由压缩(squeeze)操作和激励(excitation)操作组成, 如图 4 所示。图 4 中, X' 、 U 、 X 表示特征图像; H' 、 W' 、 C' 表示 X' 的尺寸,

$T_{\lfloor x/r \rfloor, \lfloor y/r \rfloor, c \cdot r \cdot \text{mod}(y,r) + c \cdot \text{mod}(x,r)}$ 表示周期 T 与变量 x 、 y 、 c 、 r 之间的映射关系; x 、 y 、 c 表示特征图像层的坐标; $\text{mod}(\cdot)$ 表示求余运算函数。

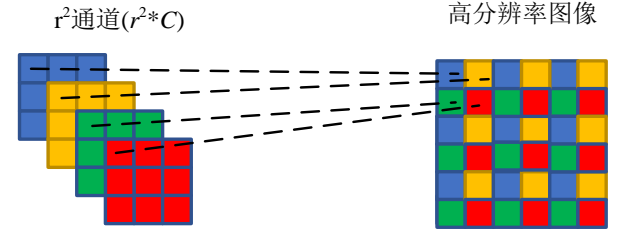


图 2 亚像素卷积层重组排列结构图

Fig.2 Sub-pixel convolution layer reorganization arrangement structure diagram

H 、 W 、 C 表示 U 和 X 的尺寸; F_{tr} 表示将 X' 变换到 U 的映射算子; $F_{sq}(\cdot)$ 、 $F_{ex}(\cdot)$ 、 $F_{scale}(\cdot)$ 分别表示压缩函数、比例函数和激励函数。

通过卷积操作, 注意力机制提取了图像的多个特征通道, 并用权重数值来表达它们的相关程度。

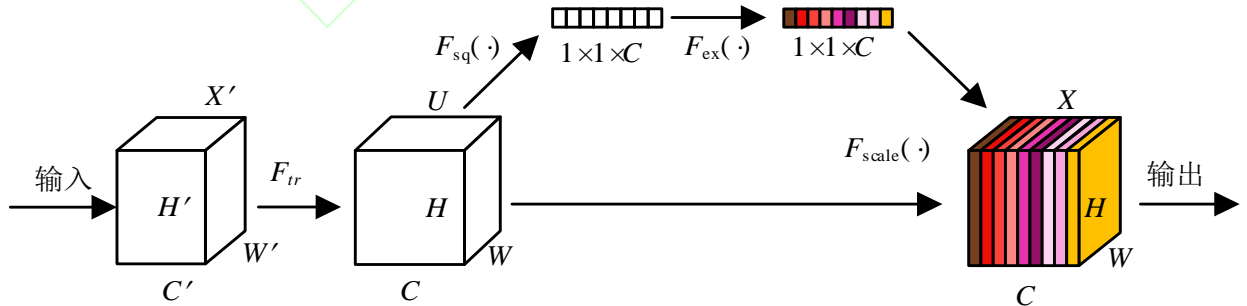


图 4 SE 模块结构图

Fig.4 SENet structure diagram

1.2.1 Squeeze 操作

Squeeze 操作使用了全局平均池化方法, 将 X-DR 图像通道的空间特征转化为全局特征, 可由式(4)表示

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W u_c(i, j) \quad (4)$$

式中: z_c 为第 c 个特征图像 u_c 的全局平均池化输出; i, j 代表特征图像 u_c 在 Squeeze 过程中的尺寸变量。

1.2.2 Excitation 操作

Excitation 操作用于处理 GIS 设备 X-DR 图像各通道间的依赖关系, 采用赋予权重、非线性操作的方法, 构建了各通道间的联系。由 Sigmoid 函数 $\sigma(\cdot)$ 将特征图像 u_c 约束于 $[0, 1]$ 中, 函数表达式为

$$s_c = F_{ex}(z_c, W_s) = \sigma(W_r \delta(W_c z_c)) \quad (5)$$

式中: s_c 为 Sigmoid 激活层的输出; $\delta(\cdot)$ 为 ReLU 激活层函数, $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活层函数; W_c 、 W_r 、 W_s 分别为全局平均池化、ReLU 激活层和 Sigmoid 激活层的权重。

尺寸为 $H \times W \times C$ 的特征图像 u_c 经过 Squeeze 步骤后, 输出尺寸为 $1 \times 1 \times C$ 的实数数列, 并在 Excitation 操作中实现 2 次全连接。

根据特征图像 u_c 和 Sigmoid 激活层的输出 s_c , 完成图像通道的激活工作。 $F_{scale}(\cdot)$ 函数用于修改 X-DR 图像的尺寸和判断不同特征的重要程度, 如式(6)所示

$$X = F_{scale}(u_c, s_c) = s_c \cdot u_c \quad (6)$$

式中, X 表示 SE 模块输出的特征图像。

1.2.3 SE-ESPCN

SE 网络结构以模块的形式, 插入到 ESPCN 的非线性处理中, 改进后的 SE-ESPCN 超分辨率处理流程图如图 5 所示。

与普通的 ESPCN 算法相比, SE-ESPCN 添加了 2 个 SE 模块, 对特征通道信息起自适应校准作用, SE-ESPCN 的网络结构如图 6 所示。图中, 网络在第一次卷积中采用 5×5 的卷积核, 在第二层和第三层卷积中采用 3×3 的卷积核, 卷积特征移动的步长为 1, 图像边缘特征的填充方式为相同, 从而

统一输入特征图像与输出特征图像的尺寸。

位于第 3 层卷积的具体处理步骤, 可由式(7)描述

$$f^3(x_{c2}; W_3, b_3) = \varphi(W_3 * x_{c2} + b_3) \quad (7)$$

式中: $f^3(\cdot)$ 是第 3 次卷积计算; x_{c2} 为第 2 个 SE 模块的输出; W_3 、 b_3 分别表示第 3 层卷积的学习权重和偏差。

由于 SE 模块是轻量级网络, 因此增加参数不会造成计算量大幅度的提升, 从而可以有效保证网络运行的快速性。SE-ESPCN 算法提高了神经网络对故障区域高频信息的关注度, 实现了抑制无用特征、增强缺陷细节的效果。

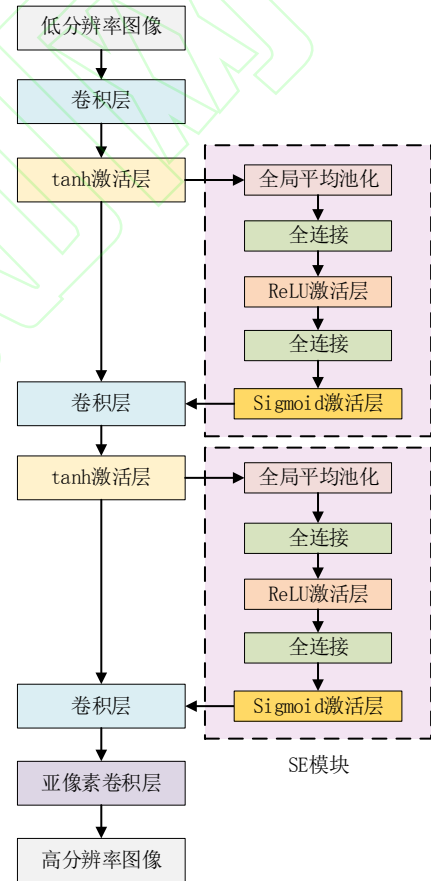


图 5 SE-ESPCN 超分辨率算法流程

Fig.5 Flow chart of SE-ESPCN super resolution algorithm

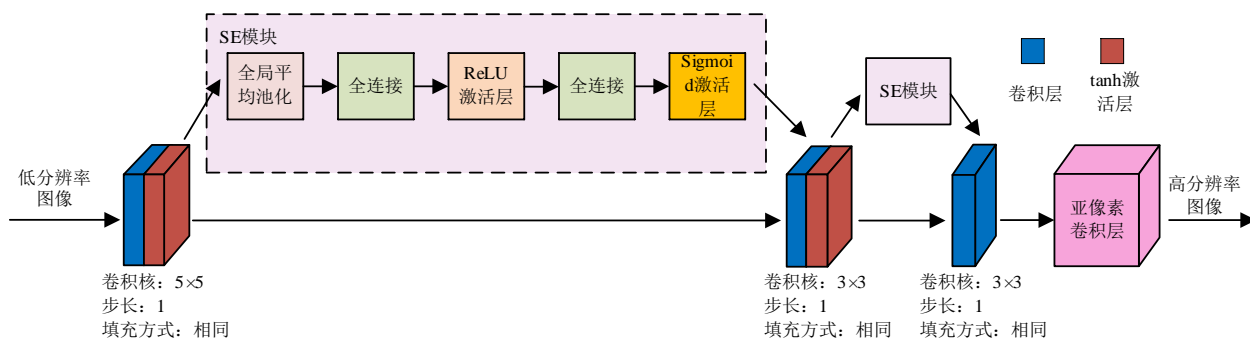


图 6 SE-ESPCN 超分辨率算法网络结构图

Fig.6 Network structure diagram of SE-ESPCN super resolution algorithm

2 实验结果与分析

2.1 主观评价

为了确保算法结果有利于人类视觉对缺陷细节的观察, 需要对输出的 HR 图像进行主观评价。

在这项工作中, 引入双 3 次插值(Bicubic)、ESPCN、FSRCNN 和 LapSRN 算法作为参考算法。以 3 种不同故障类型的 LR 图像为样本, 对输入图像实现 4 倍超分辨率放大, 比较各算法图像缺陷细节的视觉成像效果。

图 7 所示为各算法对绝缘子 X-DR 图像超分辨率处理的结果。设备的故障类型为器件表面粗糙, 成像特点表现为粗糙的黑点区域。由图 7 可知, 本文算法得到的图像, 在螺纹的纹路细节处理能力和亮度显示上均优于其他算法, 对器件表面粗糙缺陷成像清晰。与 LR 图像相比, SE-ESPCN 算法图像

的故障细节更易于肉眼感知。

图 8 所示为各算法对盆式绝缘子 X-DR 图像超分辨处理的结果。设备的故障类型为盆式绝缘子出现裂纹, 在 X-DR 图像中表现为黑色线段。与其他算法相比, SE-ESPCN 得到的 HR 图像裂痕细节表达效果更为突出, 缺陷位置与周围区域形成鲜明的颜色差, 有利于故障的检测和诊断, 为工作人员维护 GIS 设备带来了便捷性。

图 9 所示为各算法对断路器静触头 X-DR 图像超分辨处理的结果。设备的故障类型为断路器静触头弹簧疲劳, 在 X-DR 图像中表现为白色线条。由图 9 可知, 本文算法得到的图像不仅在像素上实现了放大, 且优化了缺陷细节的清晰度。断路器静触头左侧的弹簧疲劳故障成像突出, 易于察觉, 有利于缺陷的及时发现和处理, 避免了静触头出现进一步的损伤。

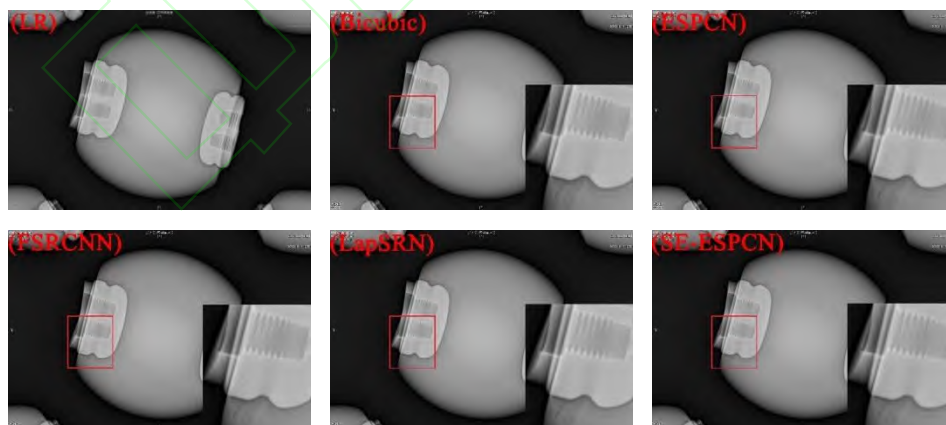


图 7 绝缘子 X-DR 图像在各算法下的实验结果

Fig.7 Experimental results of insulator X-DR images under different algorithms

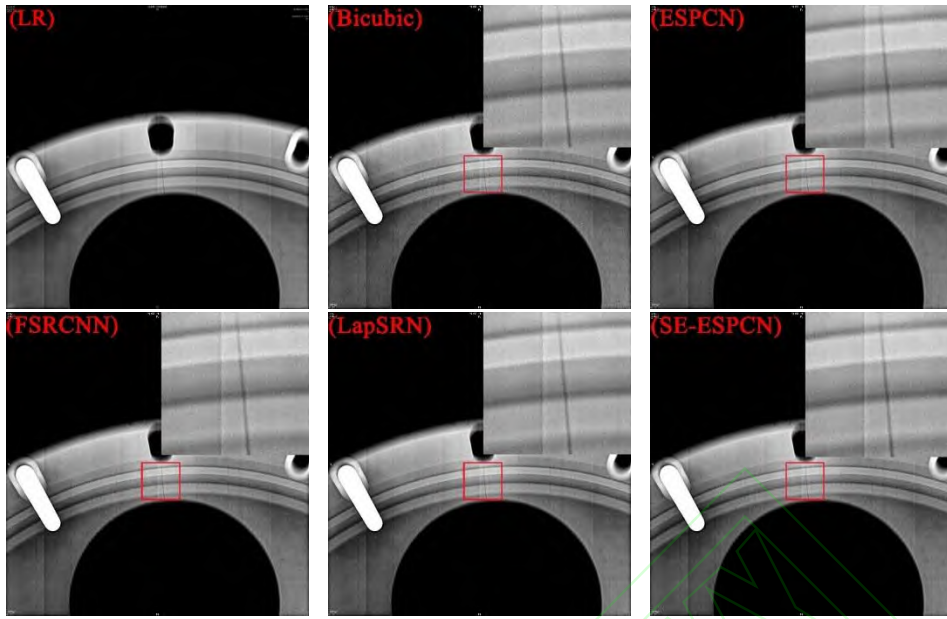


图 8 盆式绝缘子 X-DR 图像在各算法下的实验结果

Fig.8 Experimental results of X-DR image of basin insulator under different algorithms

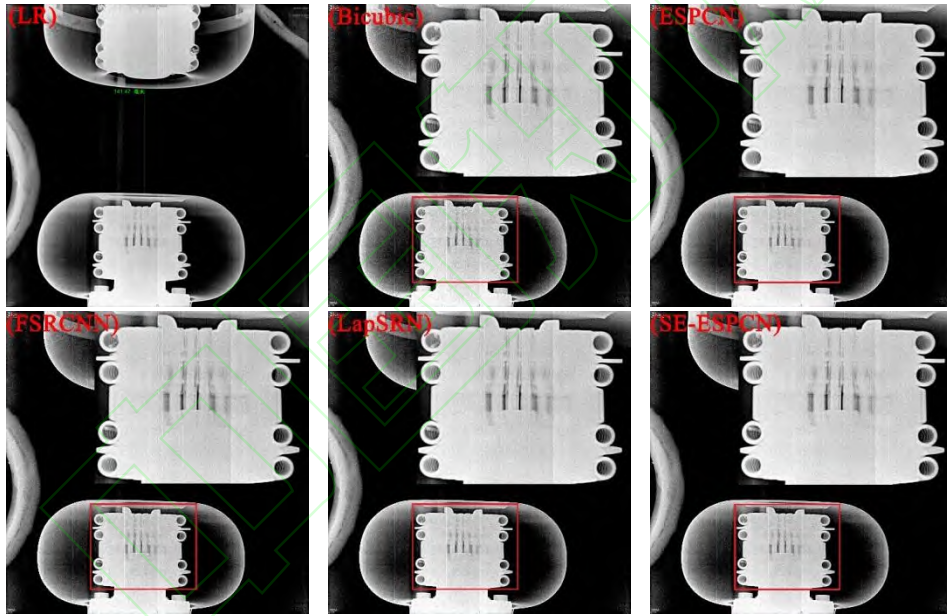


图 9 断路器静触头图像在各算法下的实验结果

Fig.9 Experimental results of circuit breaker static contact images under different algorithms

2.2 客观评价

本文采用峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和结构相似度(structural similarity index, SSIM)^[23]2 个指标对各算法得到的图像进行客观评价,通过指标的数值分析图像与人类视觉的匹配度。

2.2.1 峰值信噪比 PSNR

PSNR 与均方误差(mean square error, MSE)有直接联系。均方误差描述了原 X-DR 图像与输出图像的能量损失均差,如式(8)所示

$$I_{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{p=1}^m \sum_{q=1}^n |f'(p,q) - f(p,q)|^2 \quad (8)$$

式中: I_{MSE} 为均方误差的输出; $f'()$ 、 $f()$ 分别表示误差预测值和误差实际值; m 、 n 分别为输入样本和输出样本的数量; p 、 q 为图像像素的坐标位置。

PSNR 输出的数值越大,说明 HR 图像与原图像越相似,得到的图像质量越好,其计算过程式(9)所示

$$I_{PSNR} = 10 \lg \frac{(2^h - 1)^2}{I_{MSE}} \quad (9)$$

式中: I_{PSNR} 为 PSNR 计算的输出; h 为图像像素具有的灰度比特数, 通常取 8。

2.2.2 结构相似度 SSIM

SSIM 表示输出图像和原图像之间亮度、对比度、结构 3 个因素的综合评价, 即 GIS 设备 X-DR 图像与 HR 图像细微缺陷相似度的比较, 如式(10)所示。SSIM 取值位于[0,1]之间, 其数值越大, 说明输出图像与原图像越相似。

$$I_{\text{SSIM}} = \frac{(2\mu_o \cdot \mu_{o'} + C_1)(2\eta_{o,o'} + C_2)}{(\mu_o^2 + \mu_{o'}^2 + C_1)(\eta_o^2 + \eta_{o'}^2 + C_2)} \quad (10)$$

式中: I_{SSIM} 表示图像相似度的数值; μ_o 、 $\mu_{o'}$ 分别为 LR 图像和 HR 图像的灰度平均值; η_o 、 $\eta_{o'}$ 分别为

表 1 GIS 设备 X-DR 图像的客观评价数据

Table 1 Objective evaluation data of X-DR image of GIS equipment

图像类型	评价指标	评价数据				
		Bicubic	ESPCN	FSRCNN	LapSRN	SE-ESPCN
绝缘子	PSNR	39.908	40.710 1	40.507 6	41.293 3	43.234 0
	SSIM	0.9691	0.993 7	0.991 1	0.993 9	0.994 6
盆式绝缘子	PSNR	35.935	38.806 6	39.052 9	38.561 3	40.669 2
	SSIM	0.9435	0.968 6	0.965 3	0.965 4	0.977 2
断路器静触头	PSNR	27.509	29.801 1	30.334 8	29.866 7	30.556 3
	SSIM	0.8637	0.895 6	0.901 4	0.895 2	0.902 8

3 结论

1) 以 X 射线对 GIS 设备内部缺陷诊断为背景, 研究了不同故障类型 X-DR 图像的成像特点。同时, 基于 ESPCN 算法和计算机注意力机制 SE 模块, 设计了全新的 SE-ESPCN 超分辨率算法, 成功将超分辨率技术应用到 GIS 设备 X-DR 图像的细微缺陷检测中。在设备带电工作下, 进一步曝光了内部缺陷的细节, 提升了人工故障检测和排查的准确性。

2) 从主观评价和客观评价的结果分析可知, 本文提出的 SE-ESPCN 算法比 Bicubic、ESPCN、FSRCNN、LapSRN 算法, 更适用于观测 GIS 设备内部器件的细微缺陷。算法输出的超分辨率 X-DR 图像具有更突出的细节成像效果, 与人类视觉感知系统的匹配度更高, 便于工作人员观察设备内部的微小缺陷, 提高了人工辨别 GIS 设备故障类型的效率。在实际工程中, 为设备细微缺陷的检测提供了一种更有效的方法, 保障了设备的安全稳定运行。

参考文献 References

[1] 王增彬, 刘姝媛, 周宏扬, 等. GIS 盆式绝缘子温度多物理场仿真方法[J]. 高电压技术, 2019, 45(12): 3820-3826.
WANG Zengbin, LIU Shuyuan, ZHOU Hongyang, et al. Multiphysics simulation method for GIS epoxy spacer temperature[J]. High Voltage

Engineering, 2019, 45(12): 3820-3826.

原图像和 HR 图像的方差; $\eta_{o,o'}$ 表示原图像和输出图像的协方差; C_1 和 C_2 为常数。

表 1 所示为上述 3 组 GIS 设备 X-DR 图像测得的 PSNR 和 SSIM 数据。由表 1 可知, SE-ESPCN 算法输出的超分辨率图像在 2 项指标中均为最大值。这说明本文算法得到的图像包含了更多的信息量, 具有更好的图像质量和图像相似度, 对 GIS 设备内部细微缺陷 X-DR 成像效果更佳。所以, 该算法提高了 GIS 设备内部细微缺陷检测的准确性和效率, 为设备的维护提供了全新的手段, 保障了设备在电力系统中安全可靠的运行。

Engineering, 2019, 45(12): 3820-3826.

- [2] 饶章权, 郑书生, 王增彬, 等. 负极性 OLIV 下 GIS 局部放电 UHF 信号的相位特征[J]. 高电压技术, 2019, 45(12): 3924-3931.
RAO Zhangquan, ZHENG Shusheng, WANG zengbin, et al. Phase characteristics of UHF signals radiated by partial discharges in GIS under negative oscillating lightning impulse voltage[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(12): 3924-3931.
- [3] 刘云鹏, 李岩松, 黄世龙, 等. 基于光纤传输的气体绝缘开关设备局部放电超声检测系统[J]. 高电压技术, 2016, 42(1): 186-191.
LIU Yunpeng, LI Yansong, HUANG Shilong, et al. Ultrasonic detection system for gas insulated switchgear partial discharge based on optical fiber transmission[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(1): 186-191.
- [4] 邵先军, 詹江杨, 常丁戈, 等. 550 kV GIS 盆式绝缘子多气泡放电的测试与诊断[J]. 高电压技术, 2020, 46(2): 554-560.
SHAO Xianjun, ZHAN Jiangyang, CHANG Dingge, et al. Test and diagnosis of multiple voids discharge for 550 kV GIS Insulation spacer[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(2): 554-560.
- [5] 郝曙光, 李 璐, 张伟政, 等. 基于特高频法的 GIS 金属尖端缺陷局部放电检测和分析[J]. 高压电器, 2020, 56(6): 88-92.
HAO Shuguang, LI Lu, ZHANG Weizheng, ZHAO Shengnan, GAO Nannan, HE Cong, LI Junhao. Detection and Analysis of Partial Discharge of Metal Protrusion Defects in GIS Based on UHF Method[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(6): 88-92.
- [6] 高 强, 刘 齐, 张军阳, 等. 利用 AP-SSVM 算法识别 GIS 的局放缺陷类型[J]. 电气自动化, 2018, 40(1): 108-111, 115.
GAO Qiang, LIU Qi, ZHANG junyang, et al. Identification of GIS partial discharge defect type through AP-SSVM algorithm[J]. Electrical Automation, 2018, 40(1): 108-111, 115.
- [7] 唐 炬, 杨 东, 曾福平, 等. 基于分解组分析的 SF₆ 设备绝缘故障诊断方法与技术的研现状[J]. 电工技术学报, 2016, 31(20):

- 41-54.
- TANG Ju, YANG Dong, ZENG Fuping, et al. Research status of SF₆ insulation equipment fault diagnosis method and technology based on decomposed components analysis[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(20): 41-54.
- [8] 王红梅, 丁登伟, 贾志杰, 等. 恒压下 GIS 盆式绝缘子表面缺陷的长间歇性放电特性研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(20): 6188-6194.
- WANG Hongmei, DING Dengwei, JIA Zhijie, et al. Research on intermittent discharge characteristics of defects on the surface of disc-insulators of GIS under long-time constant voltage[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(20): 6188-6194.
- [9] WANG J, DING W, LIU Y, ZHENG Z, GE C. Application of X-ray inspection for ultra high voltage gas-insulated switchgear[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2019, 34(4): 1412-1422.
- [10] 熊俊, 莫文雄, 张强, 等. 基于 UHF/SHF 与 X 光激励联合的 GIS 局部放电定位方法及工程应用[J]. 高压电器, 2018, 54(5): 106-113.
- XIONG Jun, MO Wenxiong, ZHANG Qiang, et al. GIS partial discharge location method based on the combination of UHF/SHF and X-ray excitation and its engineering application[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(5): 106-113.
- [11] 周艺环, 王嘉琛, 王亚楠, 等. GIS 设备异物缺陷 X 射线检测研究[J]. 高压电器, 2019, 55(1): 41-46, 53.
- ZHOU Yihuan, WANG Jiachen, WANG Yanan, et al. X-ray detection for foreign body defect in GIS[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(1): 41-46, 53.
- [12] 耿磊昭, 刘荣海, 唐发庆, 等. X 射线影像尺寸标定技术在 GIS 故障分析中的应用[J]. 高压电器, 2019, 55(9): 119-125.
- GENG Leizhao, LIU Ronghai, TANG Faqing, et al. Application of X-ray image size calibration technology in GIS fault analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(9): 119-125.
- [13] 刘创华, 何金, 张春晖, 等. GIS 局部放电时域波形图像的模式识别方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(10): 24-30.
- LIU Chuanghua, HE Jin, ZHANG Chunhui, et al. Pattern recognition method for time-domain waveform images of GIS partial discharge[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2019, 31(10): 24-30.
- [14] DONG C, LOY C C, HE K, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Anal Mach Intell, 2016, 38(2): 295-307.
- [15] CHAO D, CHEN C, TANG X. Accelerating the super-resolution convolutional neural network[C]//European Conference on Computer Vision. Amsterdam, The Netherlands: ECCV, 2016: 391-407.
- [16] LAI W, HUANG J, AHUJA N, YANG M. Deep Laplacian pyramid networks for fast and accurate super-resolution[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 5835-5843.
- [17] SHI W, CABALLERO J, HUSZÁR F, et al. Real-time single image and video super-resolution using an efficient sub-pixel convolutional neural network[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 1874-1883.
- [18] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]//European Conference on Computer Vision. Munich, Germany: ECCV, 2018: 3-19.
- [19] HU J, SHEN L, SUN G, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [20] MEI K, JIANG A, LI J, et al. An effective single-image super-resolution model using squeeze-and-excitation networks[C]//International Conference on Neural Information Processing. Siem Reap, Cambodia: ICONIP, 2018: 542-553.
- [21] HAYAT K. Multimedia super-resolution via deep learning: a survey[J]. Digital Signal Processing, 2018, 81: 198-217.
- [22] NASROLLAHI K, MOESLUND T B. Super-resolution: a comprehensive survey[J]. Machine Vision & Applications, 2014, 25(6): 1423-1468.
- [23] HORÉ A, ZIOU D. Image quality metrics: PSNR vs. SSIM[C]//2010 20th International Conference on Pattern Recognition. Istanbul, Turkey: IAPR, 2010: 2366-2369.



LIU Guote
Post-doctorate
Associate professor
Senior engineer

刘国特

1979—, 男, 博士(后), 副教授, 高工
主要从事高压电力设备故障诊断、智能电网研究

E-mail: liuguote@sohu.com



ZHOU Jinhui
Corresponding author

周锦辉 (通信作者)

1997—, 男, 硕士生
主要从事电力设备 X-DR 图像, 红外、可见光
图像超分辨率处理与图像融合研究

E-mail: 13078128268@163.com

编辑 何秋萍