

文章编号:1001-5078(2025)04-0599-08

· 红外技术及应用 ·

变电站多旋翼无人机巡检红外图像目标检测

范继锋, 张彦斌, 李智, 张伟, 陈杰

(内蒙古电力(集团)有限责任公司乌海超高压供电分公司, 内蒙古 乌海 016000)

摘要:受变电站数量与规模持续扩大的影响,传统巡检方法中的红外图像采集过程中会受到光照变化、噪声或者其他干扰因素的影响,导致检测效果存在不同程度的识别偏差,造成整体检测效率与安全性明显下降。为提高巡检效率和准确性,基于PCA技术,提出变电站多旋翼无人机巡检红外图像目标检测方法。在确定的变电站多旋翼无人机巡检覆盖范围内采集巡检红外图像,并将采集图像的像素信息转换为像素矩阵,并计算目标巡检图像特征中脉冲幅值和波形包络面积UI信号功率,结合像素筛选法获取精确的目标边缘。在此基础上,通过调整PCA参量,实现变电站多旋翼无人机巡检红外图像目标检测。实验结果表明,所提方法的识别率最高为98.5%,准确率最高为96%。说明所提方法能够满足设计预期效果,有效提高目标检测精度,提升检测效率与安全性,整体可靠性良好,具有较高的推广价值。

关键词:PCA技术;变电站;无人机巡检;图像目标检测

中图分类号:TM507;TN219 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2025.04.018

Substations multi-rotor unmanned aerial vehicle inspection with infrared image target detection

FAN Ji-feng, ZHANG Yan-bin, LI Zhi, ZHANG Wei, CHEN Jie

(Wuhai Ultra High Voltage Power Supply Branch of Inner Mongolia Power(Group) Co., Ltd., Wuhai 016000, China)

Abstract: Due to ever-increasing number and scale of substations, traditional inspection methods for infrared image acquisition are often hindered by factors such as light changes, noise, or other interferences, resulting in varying degrees of recognition bias in the detection effect, leading to a significant decrease in the overall detection efficiency and safety. To enhance inspection efficiency and accuracy, the infrared image target detection method for substation multi-rotor unmanned aerial vehicle inspection is proposed based on PCA technology. Inspection infrared images are captured within the determined coverage range of multi rotor unmanned aerial vehicles in substations, and the pixel information of the collected images is converted into a pixel matrix. The pulse amplitude and waveform envelope area UI signal power in the target inspection image features are calculated and combined with pixel filtering method to obtain the accurate target edges. On this basis, infrared image target detection of multi rotor unmanned aerial vehicle inspection in substations is achieved by adjusting the PCA parameters. The experimental results show that the proposed method boasts a recognition rate of up to 98.5% and an accuracy of 96%, indicating that it meets the expected design effects. This method effectively improves target detection accuracy and safety, enhances detection efficiency, and overall reliability. It exhibits excellent performance and holds high promotional value.

Keywords: PCA technology; substation; UAV inspection; image target detection

基金项目:内蒙古电力公司2022年科技计划项目及自主管理科技项目(No. 2022-35)资助。

作者简介:范继锋(1979-),男,满族,硕士,副高级工程师,主要研究方向为变电运行检修、输电运行检修管理,输变电设备智能巡检技术研究等。E-mail: zwppnvm@163.com

收稿日期:2024-07-24; **修订日期:**2024-09-13

1 引言

变电站巡检是保障电力系统安全运行的重要任务之一^[1]。传统的巡检方式通常需要人工上高压线路、登塔杆等危险环境,操作风险大且耗费时间。而采用多旋翼无人机进行巡检能够在更短的时间内、更安全地获取巡检数据。红外图像是多旋翼无人机巡检中常用的一种数据类型,它可以通过测量目标的热辐射而生成对应的图像。在变电站巡检中,红外图像能够帮助工作人员检测异常温度、局部过热等问题^[2],从而及时识别潜在的故障和隐患。然而对于红外图像目标检测,图像通常具有高维特征,且存在大量冗余信息。因此,如何更好的检测巡检目标,引起了国内外学者的广泛关注。

文献[3]提出了一种基于改进 Faster R-CNN 的红外图像目标检测模型,通过优化特征提取网络和调整锚框比例,实现了变电站五种电气设备的快速准确检测,并验证了其在复杂背景下的鲁棒性。但不合适的锚框比例可能导致模型在检测某些形状的设备时产生误差,从而降低整体检测精度。文献[4]提出了一种结合图像预处理、参数优化及迁移学习的改进 YOLOv3 算法,用于红外图像中变电设备的准确快速识别和定位,即使在样本量有限的情况下也表现出色。迁移学习虽然可以缓解数据集样本量不足的问题,但其适用性取决于源域和目标域之间的相似度。如果源域和目标域差异较大,迁移学习的效果可能不佳。文献[5]通过改进高压引线接头红外图像的特征提取网络,结合 R-FCN 实现故障区域定位与状态识别,并利用 OpenCV 进行二次诊断,以提升智能电网中红外图像故障检测的效率与精度。复杂的特征提取网络虽然可能提高精度,但也会增加计算量和资源消耗,影响实时性。文献[6]通过改进高斯卷积核并应用于 CenterNet 模型,提出一种精简高效的变电站设备红外图像检测方法,实现了变电站设备红外图像的精准识别和定位,提高了检测精度并降低了计算耗时。数据标注是训练深度学习模型的关键步骤之一。如果标注不准确或存在遗漏,将会误导模型学习,导致检测精度下降。

主成分分析(Principle Component Analysis, PCA)技术作为一种经典的数据降维方法,在图像处理

领域有着广泛的应用。PCA 能够通过提取数据中的主要特征成分,去除冗余信息,从而在保留关键信息的同时降低数据的维度,提高处理效率。将 PCA 技术应用于变电站多旋翼无人机巡检的红外图像目标检测中,有望通过降维处理提升检测速度,同时保留足够的特征信息以保证检测精度。因此,为更好地解决巡检图像目标检测问题,基于 PCA 技术进行变电站多旋翼无人机巡检红外图像目标检测。

2 巡检红外图像目标检测

2.1 巡检红外图像采集

在多旋翼无人机巡检过程中,受限与图像采集设备的覆盖范围、设备密集导致的视线死角以及巡检目标跟踪和对扰动航线的预判不足,当图像采集设备窗口与巡检目标运动方向一致时,顶部相机的速度判断准确性较低;而当方向垂直时,判断准确性则有所提高。通过估算覆盖范围,可以确保无人机能够覆盖变电站内的所有关键设备和区域,避免遗漏重要巡检点。更好地捕捉到目标的动态信息,从而提高判断的准确性。巡检图像范围覆盖范围如图 1 所示。

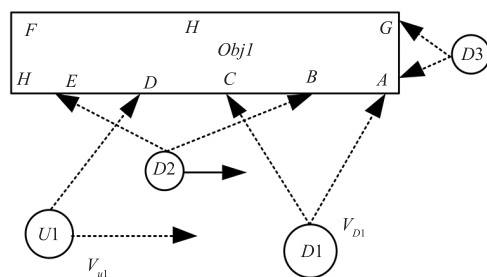


图 1 巡检图像范围覆盖范围

Fig. 1 Inspection image coverage range

假定巡检目标为 $Obj1$, $U1$ 代表多旋翼无人机, $D1$ 代表巡检图像采集配备的图像采集设备, V_{u1} 与 V_{d1} 均代表各自的移动速度, $D2 \sim D3$ 代表定点图像采集设备,则 $D3$ 受到运动目标 V 所对应运动方向的影响,其速度 V 无法准确确定。

未划分的区域,如图中 $F-H-G$, 鉴于采集图像采集设备分布或临近设备等因素,相应区域未纳入考虑范围,故此不予纳入分析。在此基础上,利用巡检目标覆盖系数估算变电站多旋翼无人机巡检范围。巡检目标覆盖系数用来反映关于巡检目标跟踪的程度。因此,其对应关系式可以定义为:

$$C(V, t) = \frac{\sum_{i=1}^K x(i, t) \times C(i, t)}{\sum_{i=1}^K x(i, t)} \quad (1)$$

式中, K 代表巡检过程中目标区域内按照覆盖计算方式可划分的区域总数; $x(i, t)$ 代表采集图像按照覆盖划分规则所生成的区块跨度长度, 如: BC 区块代表 $D1$ 图像采集设备覆盖, AB 段代表 $D1$ 与 $D2$ 巡检图像采集设备覆盖等; $C(i, t)$ 代表覆盖区块所对应图像采集设备总数, 如按照多旋翼无人机图像采集设备的覆盖后: BC 段所对应的覆盖值为 2, AB 段所对应的覆盖值为 3; t 代表目标图像采样时间。以此类推, 所得覆盖值越大, 与其对应的目标巡检图像覆盖面越大, 获取的巡检数据越多, 最终的判断结果也就越精确。

由此, 在预设的巡检图像覆盖范围内, 对巡检目标进行红外图像采集。

2.2 目标边缘获取

考虑到变电站巡检过程中, 目标反射系数可能发生动态变化, 导致采集图像信号的幅值和排列位置受到太赫兹脉冲的影响^[7-8], 从而在时域和频域参数上产生偏差。为解决这个问题, 需将采集图像的像素信息根据其特征参数转换为像素矩阵, 进而对目标巡检采集图像结构进行像素筛选处理, 以获取精确的目标边缘。通过获取目标边缘, 可以更加准确地定位目标的位置和形态。在红外图像目标检测中, 边缘检测可以帮助去除伪目标和干扰物, 提高检测的精度和准确性。

设采集到的巡检图像大小为 $M \times N$, 则巡检图像的像素值 $p(x, y)$ 的计算公式为:

$$p(x, y) = \frac{f_R(x, y)h + f_G(x, y)l + f_B(x, y)k}{F} \quad (2)$$

式中, (x, y) 代表多旋翼无人机移动过程中巡检图像对应 $M \times N$ 参量下的图像坐标; $f_R(x, y)$ 、 $f_G(x, y)$ 、 $f_B(x, y)$ 分别代表多旋翼无人机移动过程中巡检图像所对应 R 、 G 、 B 通道下的像素值, (h, l, k) 代表巡检图像空间中对特征参量 3 个判定量。

在图像处理过程中, 计算目标巡检图像特征中脉冲幅值、波形包络面积 UI 信号功率^[9-10] 可以用于噪声抑制和图像增强, 计算如下:

$$P = \frac{p(x, y)}{T_n} \sum_{T_n} \left| F_{(x, y)}^2(t) \right| \quad (3)$$

$$S = \sum_{T_n} \left| F_{(x, y)}(t) \right| \quad (4)$$

式中, T_n 代表目标巡检图像特征中脉冲幅值; $F_{(x, y)}^2(t)$ 代表波形包络面积 UI 信号功率。依据所得结果构成时域参数, 其对应波形的差异直接影响图像频域参数的变化。根据公式(5)对时域参数下的图像信号波形进行傅里叶变换^[11-12]:

$$F = p(x, y)e^{-PSi} \quad (5)$$

以此得到对应时间间隔下对应图像特征参数转换的像素矩阵。

利用像素筛选法, 对多旋翼无人机巡检图像的边缘像素点进行甄别筛选, 定义多旋翼无人机巡检图像中的边缘像素点与扰动像素点之间的甄别阈函数, 可以有效去除或减弱这些扰动像素点的影响, 提高图像的整体质量。

假设 $\dot{m}$ 代表多旋翼无人机巡检图像的有效像素范围; $F(\dot{m})$ 代表多旋翼无人机巡检图像集合中 $USAN$ 区域范围大小为 m 时的像素总量; $\dot{N}$ 代表采集图像中构成边缘像素的总数, 则 $\dot{m}$ 中图像有效边缘点的占比 $P(\dot{m})$ 为:

$$P(\dot{m}) = \mu(\omega_1 + \omega_2) \frac{F(\dot{m})}{\dot{N}} \quad (6)$$

式中, ω_1 、 ω_2 分别代表巡检图像边缘像素中有效边缘信息分布的范围与总数; μ 代表图像中边缘像素中有效边缘信息占整体图像像素信息的比例。通过公式(7) 可以计算得到巡检图像中边缘像素点与非边缘像素点之间的方差 σ_κ^2 :

$$\sigma_\kappa^2 = P(\dot{m})[\omega_1 + \omega_2](\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (7)$$

式中, μ_1 代表包含有效边缘信息的边缘像素点的均值系数; μ_2 代表包含无效边缘信息的边缘像素点的均值系数。根据公式(8) 可知, 计算所得方差 σ_κ^2 的系数越大, 代表采集巡检图像中目标边缘越清晰^[13-14]。定义 σ_κ^2 的优化系数为 κ ; 此时, 通过对多旋翼无人机巡检图像非边缘像素点与弱边缘像素点的分割, 可得到图像中目标边缘:

$$R(P) = \begin{cases} 1 & \sigma_\kappa^2 \leq g_l \\ 0 & g_l < \sigma_\kappa^2 \leq g_h \end{cases} \quad (8)$$

式中: $R(P)$ 代表巡检图像非边缘像素点与弱边缘像素点分割后的结果; g_l 代表巡检图像非边缘像素点中所包含分割信息的有效指数; g_h 代表巡检图像边缘像素点分割信息的有效指数。

通过上述步骤确定多旋翼无人机巡检图像边缘像素点所对应的阈值, 为变电站多旋翼无人机巡检图像识别提供边缘有效检测依据。

2.3 目标检测

边缘信息虽然能够勾勒出目标的轮廓, 但仅凭边缘信息往往难以直接进行目标的准确识别与分类。PCA 技术能够保留数据中的主要特征信息, 利用 PCA 技术进行红外图像目标检测, 可以在保留关键特征信息的同时去除冗余信息和噪声干扰, 从而提高检测的精度和准确性。在基于 PCA 技术的变电站多旋翼无人机巡检红外图像目标检测中, 确定最优的 PCA 主成分数量的具体步骤如下:

(1) 特征提取与矩阵构建: 从巡检红外图像中提取出像素信息, 并将其转换为像素矩阵, 并计算这个矩阵的协方差矩阵。

(2) 计算特征值和特征向量: 对协方差矩阵进行特征值分解, 得到特征值和对应的特征向量。这些特征值表示了各主成分的重要性, 即它们各自所解释的图像数据的方差量。

(3) 选择主成分数量: 通过选择前 N 个最大的特征值对应的特征向量, 可以构建出一个新的、较低维度的特征空间。

(4) 累积贡献率: 选择使得前 N 个主成分的累积贡献率达到一定阈值的 N 值。累积贡献率表示前 N 个主成分共同解释的图像数据的方差比例。观察特征值大小的下降趋势, 选择特征值开始急剧减小的点作为主成分数量的拐点。

(5) 验证与测试: 通过在实际巡检图像数据上测试不同 N 值下的目标检测效果, 验证所选主成分数量的有效性。

根据巡检图像边缘优化所得信息可知, 多旋翼无人机移动过程中巡检图像会出现不同区域像素的离散, 因此需要对目标图像进行离散系数 C_{uv} 的计算:

$$C_{uv} = \frac{I_{uv} R(P)}{\Delta_{uv}} \quad (9)$$

式中, uv 代表巡检图像中特定的像素位置; Δ_{uv} 、 I_{uv} 分别代表巡检图像中边缘离散像素 uv 所对应的指标

方差与方差约束。当巡检图像中出现不同区域像素的离散现象时, 离散系数的计算确实会考虑图像的空间分辨率和像素间的相关性。这些因素通过影响像素矩阵的构建, 进而影响离散矩阵的构建过程, 包括像素间的权重分配和特征向量的选择。这种考虑使得 PCA 方法能够更有效地捕捉图像中的关键特征信息, 同时减少冗余信息和噪声干扰, 从而提高目标识别的精度。

此时, 巡检图像中目标区域像素的离散矩阵可以描述为:

$$\begin{cases} F_{uv}[n] = C_{uv} \\ U_{uv}[n] = F_{uv}[n](1 + \beta_{uv}[n]) \\ \theta_{uv}[n] = \theta_0 \{ \exp[-\alpha(n-1)] + U_{uv}[n] \} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $F_{uv}[n]$ 、 $U_{uv}[n]$ 分别代表巡检图像边缘中目标区域像素的信息参数与离散影响系数; $\theta_{uv}[n]$ 代表巡检图像中目标区域像素的权重; n 代表巡检图像中目标区域像素的识别迭代次数; α 与 β 分别代表巡检图像中目标区域像素的识别权重隶属度与关联系数; θ_0 代表巡检图像中目标区域像素的灰度值。

若满足 $\beta_{uv} \neq 0$, 则 PCA 技术处理下多旋翼无人机巡检图像中目标区域像素的识别边缘, 可以定义为识别边缘矩阵 T , 对其目标区域像素信息进行迭代处理, 可得到:

$$T_{uv}[n] = F_{uv}[n-1](1 + \beta_{uv}[n]) + 1 \quad (11)$$

由公式(11)可知, 巡检图像所在空间中目标区域像素所对应的信息与时间信息, 根据平面图像内质点的离散定义, 可得到其对应目标质点的离散关系为:

$$(x_c, y_c) = \frac{T_{uv}[n](x_r, m_r)}{h_r} \quad (12)$$

式中, h_r 代表巡检图像中目标区域像素坐标点 (x_r, m_r) 位置所对应离散质点的信息; (x_c, y_c) 代表巡检图像中目标区域像素所对应离散质点的中心, 以此能够确定目标图像的边缘特征。

为了能够有效识别巡检图像中目标区域像素特征, 对其进行归一化处理, 过程如下:

$$\begin{cases} I_c = x_c/M \\ J_c = y_c/N \end{cases} \quad (13)$$

式中, I_c 代表目标区域像素特征横向坐标所对应的特征信息; J_c 代表目标区域像素特征纵向坐标所

对应的特征信息。在对巡检图像中目标区域像素进行归一化处理后,根据 PCA 参量自适应调整的结果进一步优化目标检测算法,通过调整 PCA 过程中的主成分选取和权重分配来实现。根据归一化后的像素特征信息,动态地调整 PCA 的主成分数量以及每个主成分对最终检测结果的贡献权重,以使得那些最能代表目标特征的主成分得到更高的重视,从而优化目标检测的效果,提高识别的准确性。

对其进行识别特征的 PCA 参量自适应调整,可得到识别结果的输出表达式为:

$$\delta = i_{c0} + j_{c0} + (T_{ij}[n] \cdot \theta_0) \quad (14)$$

式中, δ 代表 PCA 参量自适应调整后输出的识别结果,即实现变电站多旋翼无人机巡检红外图像目标检测。

综上,变电站多旋翼无人机巡检红外图像目标检测流程如图 2 所示。

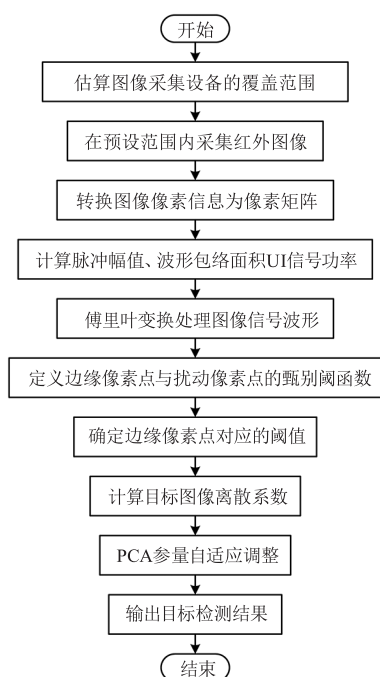


图2 变电站多旋翼无人机巡检红外图像目标检测流程

Fig. 2 Infrared image target detection process for multi-rotor unmanned aerial vehicle inspection of substation

3 应用测试

3.1 设置测试条件

为了保证测试的公正性和准确性,对测试条件进行了严格设置。测试环境采用相同配置的计算机硬件和软件平台,以确保不同算法之间的公平竞争。为此,测试硬件采用专业服务器数据测试平台作为

算力平台,同时,软件测试工具采用 MATLAB 仿真测试工具,配合多类型统计模型搭建测试系统平台。测试环境如图 3 所示。

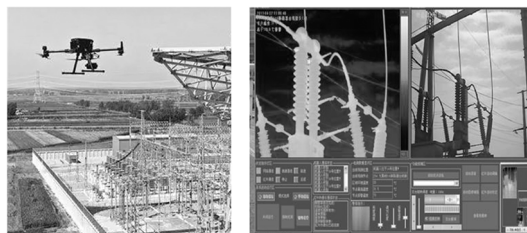


图3 测试环境

Fig. 3 Test environment

测试环境中相关设备及仪器的参数如表 1 所示。

表1 实验参数表

Tab. 1 Experimental parameters table

实验环境与参数设置	内容	数值
硬件环境	计算机型号	Intel Core i7
	内存大小	16GB
	多旋翼无人机型号	DJI Phantom 4 Pro
	红外相机型号	FLIR Vue Pro R
软件环境	编程语言	Python 3.8
	主要库和框架	OpenCV, NumPy, Scikit-learn
实验步骤	数据预处理	图像去噪、调整大小等
	特征提取	PCA
	目标检测和识别	支持向量机
结果评估	性能评估指标	识别率、检测准确率、可靠性
参数设置	PCA 主成分数量	100
	特征降维阈值	0.95
	核函数	RBF
	惩罚参数 C	1.0
	决策函数阈值	0.0

在上述设置的基础上,将红外相机通过 USB 接口连接到服务器上。将相机的分辨率设置为 1920×1080 , 帧率设置为 25 fps, 曝光时间设置为 $1/500$ s, ISO 范围为 100 ~ 1600, 以适应不同的测试场景。通过软件界面控制红外相机开始采集图像数据,并将数据传输到服务器上的 MATLAB 测试环境中。将采集到的图像数据存储到数据库中,并在 MATLAB 中进行必要的预处理操作,如去噪、增强对比度等,以便于后续算法处理和分析。由此,设定巡检范围,具体如图 4 所示。

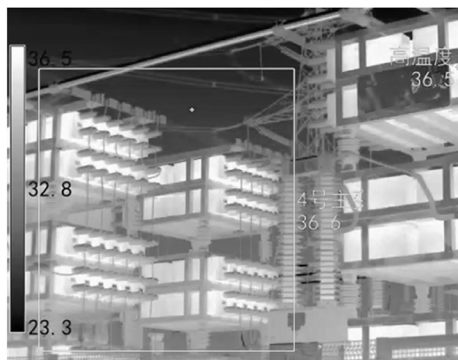


图4 巡检范围

Fig. 4 Inspection scope

为了验证所提识别方法的有效性,以此为测试环境,选取文献[3]和文献[4]两种不同目标识别算法作为参照组,分别标记为参照A与参照B。提出的方法作为验证目标,标记为验证V。在相同配置环境下,对样本图像的识别率、准确率以及识别效果可信度三组指标进行对比,并根据测试数据得出相应结论。

3.2 识别率测试

抽取3000组具有不同特征的巡检图像样本,每个样本的图像像素均为 1280×720 ;通过随机分布样本信息,构建3000种仿真虚拟巡检场景。测试次数设定为3;利用仿真测试工具Matlab与三维虚拟测试模型2.1,对测试过程中的数据进行统计分析,如图5所示。实验图像目标位置的检测温度为 26.9°C 。

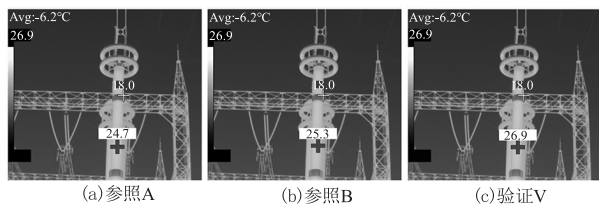


图5 不同方法的样本图像识别结果

Fig. 5 Sample image recognition results of different methods

为了进一步对比识别效果,并提取目标识别数量生成统计量化图6。识别率测试结果根据参照A、参照B、验证V各自的识别结果进行统计生成。鉴于各识别方法效率的差异,测试过程中不设置时间限制,单个样本识别最长时间为30s。

由图6可知,参照A三次测试中的识别率分别为89%、92%、84%。这意味着在3000种仿真虚拟巡检场景中,参照A的方法能够正确识别出的目

标场景为92%。这一结果表明,在三次测试中,识别率并非一直保持稳定上升,第三次测试的识别率反而低于第一次测试。这可能说明该方法在指定场景不同时间条件下存在一定的误识别风险。参照B三次测试中的识别率分别为90%、83%、80%。相较于参照A,参照B的方法识别率偏低。分析其原因,可能是参照B方法在处理巡检图像时,部分图像受其特征差异影响,导致识别特征不充分。尽管如此,参照B的方法仍具参考研究价值,可以应用于低标准的巡检场景。验证V三次测试中的识别率分别为97%、98%、98.5%。相较于参照A和参照B,验证V的方法识别率最好。这说明验证V的方法在处理巡检图像时,能够对不同特征的图像进行最佳效果输出,识别效果较为稳定。因此,在实际应用中,验证V的方法具有一定的优势。

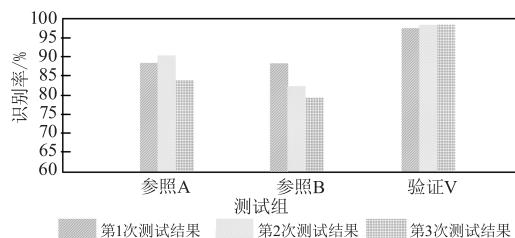


图6 不同方法样本图像识别率统计

Fig. 6 Statistics of sample image recognition rates using different methods

综上所述,在本次测试中,参照V的方法识别率最高,其他两种方法也具有一定的应用价值。在实际应用场景中,可以根据巡检条件选择适合的识别方法。

3.3 巡检图像目标检测准确率测试

对参照A、参照B、验证V三种方法的识别结果进行准确率测试,测试基于上述测试参量配置方案及其测试过程,提取3次识别结果中正确识别指标进行准确率统计,统计结果如表2所示,并对3次统计结果进行逐一分析,得出测试结论。

从表2中可以看出,三种方法的3次识别准确率分别为:参照A为88%、86%、87%,参照B为85%、89%、86%,验证V为95%、96%、96%。对各自方法所得数据进行逐一分析,以得出测试结论。首先,对比三种方法的识别准确率,可以发现验证V方法的准确率最高,峰值达到了96%。这表明,验证V方法在识别过程中可能具有更高的识别准确率,且稳定性更好,可以作为巡检图像识别的优

先选择方法。其次,参照 A 方法的识别准确率峰值为 89 %,虽然准确率与稳定性低于验证 V 方法,但仍然具备较高的识别水准。可以考虑简单场景的识别应用,但在遇到复杂情况时,可能需要结合其他方法以提高识别准确性。最后,参照 B 方法的识别准确率最低,峰值仅为 86 %。说明在识别过程中,参照 B 方法可能存在一定的局限性。

表 2 巡检图像目标检测准确率测试结果

Tab. 2 Test results of target detection accuracy in inspection images

测试 次序/次	参照 A 识别 准确率/%	参照 B 识别 准确率/%	验证 V 识别 准确率/%
1	88	85	95
2	89	86	96
3	87	86	96

综上所述,在本次测试中,验证 V 方法的识别准确率最高,参照 A 方法次之,参照 B 方法最低。

3.4 识别结果可靠性测试

为了更加直观地评估三种识别方法在实际应用中的效果,对参照 A、参照 B、验证 V 三种方法的识别结果进行了效果可信度测试。测试过程基于上述测试参量配置方案及其测试过程,分别统计三种方法在 2.2 识别率测试中的识别效果,并根据识别结果评估效果可信度。测试结果如图 7 所示,通过对三次测试结果的分析,得出测试结论。

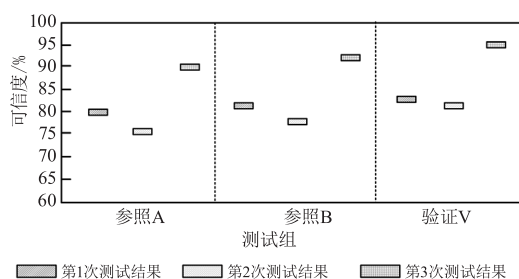


图 7 测试结果可信度统计

Fig. 7 Reliability statistics of test results

根据图 7 中的测试结果可知,在本次测试中,验证 V 的方法效果可信度最高,表明其在实际应用中具有较好的识别效果。参照 A 与参照 B 的效果可信度相近,但均低于验证 V 的方法。这表明,在实际应用中,参照 A 和参照 B 的方法可能存在一定的误识别风险,而验证 V 的方法在识别效果上具有更高的稳定性。

综合以上分析,可以认为验证 V 的方法在巡检

图像目标检测方面具有较高的识别率和效果可信度,适用于实际应用场景。在实际应用中,可以根据具体情况选择适合的识别方法,以提高巡检效率和准确性。

4 结 论

随着工业自动化和智能化技术的不断发展,巡检图像目标检测在工程领域的重要性日益凸显。通过引入 PCA 技术实现对其巡检图像目标识别效果的优化,不仅提升了识别结果的精准度,同时增强了识别方法的自适应能力。为了将巡检图像目标检测技术与现有巡检系统相结合,进一步提高工程安全性和维护效率。通过不断研究和优化检测方法,力争将方法优化到最佳状态。

参考文献:

- [1] Xie Xingsheng, Zhang Yongshun, Wu Qiming, et al. Dynamic target tracking method for substation UAV patrol inspection[J]. Computer Simulation, 2022, 39(7): 402 - 406. (in Chinese)
谢幸生, 张永挺, 吴启明, 等. 变电站无人机巡检的动态目标跟踪方法[J]. 计算机仿真, 2022, 39(7): 402 - 406.
- [2] Jia Dongming. Research on substation equipment temperature monitoring method based on local invariant characteristics[J]. Process Automation Instrumentation, 2022, 43(9): 14 - 17. (in Chinese)
贾东明. 基于局部不变特征的变电站设备温度监测方法研究[J]. 自动化仪表, 2022, 43(9): 14 - 17.
- [3] Jianhua Ou, Jianguo Wang, Jian Xue, et al. Infrared image target detection of substation electrical equipment using an improved faster R-CNN[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2023, 38(1): 387 - 396.
- [4] Zhu Huiling, Niu Zhewen, Huang Kcan, et al. Identification and location of infrared image for substation equipment based on single-stage object detection algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(8): 217 - 224. (in Chinese)
朱惠玲, 牛哲文, 黄克灿, 等. 基于单阶段目标检测算法的变电设备红外图像目标识别及定位[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(8): 217 - 224.
- [5] Xu Qiwei, Huang Hong, Zhang Xuefeng, et al. Online fault diagnosis method for infrared image feature analysis of high-voltage lead connectors based on improved R-FCN[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,

- 2021,36(7):1380-1388. (in Chinese)
- 徐奇伟,黄宏,张雪锋,等. 基于改进区域全卷积网络的高压引头红外图像特征分析的在线故障诊断方法[J]. 电工技术学报,2021,36(7):1380-1388.
- [6] Wu Tianquan,Guo Jing,Gou Xintai,et al. Method of detecting substation equipment in infrared images based on improved Gaussian convolution kernel[J]. Infrared Technology,2021,43(3):230-236. (in Chinese)
- 吴添权,郭竞,苟先太,等. 基于改进高斯卷积核的变电站设备红外图像检测方法[J]. 红外技术,2021,43(3):230-236.
- [7] Wang Peng,Sheng Yujun,Gao Duliang,et al. Design of inspection robot system for overhead transmission line[J]. Electronic Measurement Technology,2022,45(21):117-122. (in Chinese)
- 王鹏,盛宇军,高笃良,等. 架空输电线路巡检机器人系统设计[J]. 电子测量技术,2022,45(21):117-122.
- [8] Guo Feng,Liu Jun,Wang Qiuxiao,et al. A fault image recognition method with low power consumption for power grid patrol inspection[J]. Journal of Shenyang University of Technology,2023,45(1):6-11. (in Chinese)
- 郭锋,柳骏,王裘潇,等. 一种低功耗的电网巡检故障图像识别方法[J]. 沈阳工业大学学报,2023,45(1):6-11.
- [9] Long Shanshan,Xin Ruishan. Research on transmission line inspection based on artificial intelligence image recognition[J]. Electronic Measurement Technology,2023,46(6):116-121. (in Chinese)
- 龙珊珊,信瑞山. 基于人工智能图像识别的输电线路巡检研究[J]. 电子测量技术,2023,46(6):116-121.
- [10] Li Qian,ji Yun,Sun Futing,et al. Research on intelligent mobile inspection technology for dam safety based on image recognition technology and track robot[J]. Water Resources and Power,2023,41(4):107-109,48. (in Chinese)
- 李倩,季昀,孙辅庭,等. 基于图像识别技术和轨道机器人的大坝安全智能移动巡检技术研究[J]. 水电能源科学,2023,41(4):107-109,48.
- [11] Wu Lihua,Yang Lujing,Yuan Yuan. Modulation recognition of LPI radar signals based on multi-feature fusion[J]. Computer Simulation,2023,40(5):37-42,93. (in Chinese)
- 吴力华,杨露菁,袁园. 基于多特征融合的LPI雷达信号调制样式识别[J]. 计算机仿真,2023,40(5):37-42,93.
- [12] Xiong Shan,Guo Jianlong,Feng Weixia,et al. A defect identification and detection algorithm of substation equipment for augmented reality application in substation patrol operation[J]. Engineering Journal of Wuhan University,2023,56(6):725-732. (in Chinese)
- 熊山,郭建龙,冯伟夏,等. 一种面向变电站巡检作业增强现实应用的变电设备缺陷识别检测算法[J]. 武汉大学学报:工学版,2023,56(6):725-732.
- [13] Jiang Mingxi,Zhou Wentao,Chang An,et al. The defect identification technology for UAV patrol inspection of long-distance overhead lines[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering,2023,39(8):89-94. (in Chinese)
- 姜明席,周文涛,常安,等. 无人机巡检远距离架空线路缺陷识别技术[J]. 电网与清洁能源,2023,39(8):89-94.
- [14] Zhu Fengkui. Substation relay protection fault information collection system under cloud edge collaboration[J]. Electronic Design Engineering,2023,31(19):113-116,121. (in Chinese)
- 朱峰奎. 云边协同下变电站继电保护故障信息采集系统[J]. 电子设计工程,2023,31(19):113-116,121.