

面向低对比巡检图像的绝缘子异常特征检测方法

蔡小莉¹

CAI Xiaoli

摘要

针对输电线路巡检图像中绝缘子异常样本少、低对比缺陷不易识别等问题,文章提出一种局部复数梯度白盒特征检测方法。该方法将灰度图像水平梯度和垂直梯度构成空间域复数梯度,在局部窗口内提取幅值统计、相位方差、相位熵、方向能量和边缘密度等特征,并采用线性支持向量机完成正常/异常分类。基于公开绝缘子图像数据集的实验表明,低对比条件下该方法准确率为87.40%,漏检率为7.60%,AUC为0.925。消融结果显示,相位特征可提升弱对比异常的判别能力。该方法可为低样本巡检图像中的绝缘子异常辅助筛查提供参考。

关键词

绝缘子异常检测;复数梯度;白盒特征;局部窗口;低对比图像;支持向量机

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.07.016

0 引言

绝缘子同时承担线路支撑和电气绝缘功能,外观状态一旦劣化,可能直接影响输电线路运行安全。在长期服役过程中,污秽积累、裂纹扩展、伞裙破损及老化等现象,均可能诱发放电、闪络甚至线路故障。无人机巡检提高了图像采集效率,但也带来了一个实际问题:如何从数量有限、质量不稳定的巡检图像中尽早发现异常。

近年来,深度学习已成为电力设备图像识别中的常用方法。已有文献分别从图像预处理、边缘检测、形态学分析和机器学习分类等角度研究绝缘子缺陷检测^[1],VGGNet、嵌入式YOLO、GER-YOLO等模型也被用于劣化识别、自爆缺陷检测和输电线路缺陷定位^[2-4]。但现场巡检图像常存在异常样本少、光照和抖动影响明显等问题;深度模型虽然识别能力较强,其内部特征往往不易解释。针对小样本条件,也有研究引入度量元学习完成绝缘子缺陷图像分类^[5]。

在工业检测任务中,轻量化模型也经常被用于降低部署成本^[6-8]。由此可知,巡检算法不能只关注识别率,同时还要考虑样本规模、计算开销、漏检风险以及结果能否被运维人员理解。

传统特征方法如Canny边缘检测^[9]和方向梯度直方图实现较简单,但其主要依赖边缘强度或方向统计。绝缘子异常并不总表现为清晰的强边缘,有时只是局部纹理被破坏、伞裙轮廓出现不连续,或灰度变化较弱。已有研究指出,

Canny、Sobel等算子在光照复杂、背景干扰和弱边缘情况下容易受到影响^[10]。因此,仅进行全局统计,容易把面积较小的局部异常淹没在背景和完整轮廓中。

从成像角度看,低对比处理通常不会移动缺陷位置,却会压缩缺陷区域与周围背景之间的灰度差。裂纹边界、破损边缘或污秽区域在幅值响应上会变弱,导致强边缘像素减少。若只依赖边缘图或整幅图像的灰度统计,早期异常可能被伞裙主体轮廓、背景纹理或光照变化掩盖。基于这一考虑,本文未直接将整幅梯度图作为高维输入,而是将局部梯度信息拆分为强度、方向和空间波动三类统计量。

本文主要围绕三个方面展开:首先,将水平和垂直梯度组织为空间域复数形式,使边缘强度和方向结构可以在同一表达下计算;其次,在局部窗口内提取幅值、相位和方向能量等统计量,尽量保留小范围缺陷信息;最后,通过分类器对比、窗口尺度分析、特征重要性和消融实验,考察这些特征在低对比图像中的实际作用。

1 方法原理

本文方法的整体流程如图1所示。巡检图像先进行灰度化和尺寸统一,随后计算水平、垂直梯度并构成空间域复数梯度;在此基础上,对局部窗口内的幅值、相位、方向能量和边缘密度进行统计,最后输入线性SVM,得到正常或异常的分类结果。

1.1 空间域复数梯度表示及理论依据

设输入灰度图像为 $I(x, y)$ 。图像中的裂纹、缺损边缘和伞裙轮廓变化,本质上都会引起局部灰度的一阶变化,因此先分别计算水平和垂直方向梯度:

1. 维捷布斯克国立大学数学与信息技术学院

维捷布斯克 210038

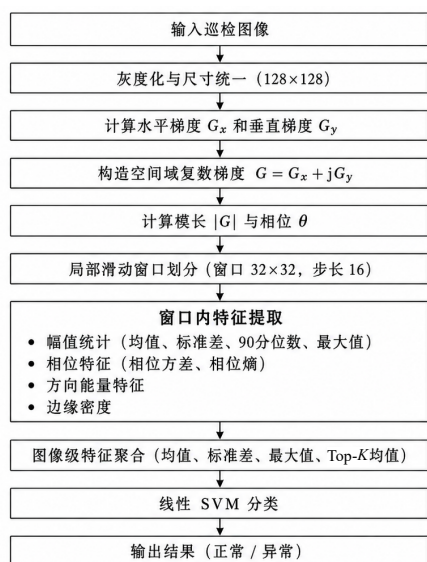


图1 局部复数梯度特征检测流程

$$G_x(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \quad (1)$$

$$G_y(x, y) = \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \quad (2)$$

在此基础上，将二维梯度场写成空间域复数形式：

$$z(x, y) = G_x(x, y) + jG_y(x, y) \quad (3)$$

式中：实部 G_x 表示水平方向灰度变化，虚部 G_y 表示垂直方向灰度变化。该写法并未改变梯度的物理含义，只是将两个方向的变化量放在同一个复平面中。复数模长为：

$$|z(x, y)| = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (4)$$

模长 $|G|$ 反映局部灰度变化强弱，可对应边缘响应或纹理突变；复数相位为：

$$\theta(x, y) = \arg(z(x, y)) = \text{atan2}(G_y(x, y), G_x(x, y)) \quad (5)$$

相位 θ 用来表示梯度方向。若低对比图像近似由 $I=128+\alpha(I-128)$ 得到，则 G_x 与 G_y 会随 α 同步缩小，模长降低，而二者的比值关系基本保持，因此相位 θ 理论上不发生明显改变。这意味着在弱边缘条件下，相位分布仍可能保留部分结构信息。本文提取相位方差、相位熵和方向能量，正是利用“幅值减弱而方向关系仍可参考”的特点。

1.2 局部可解释特征定义

本文所说的白盒特征，是指特征计算过程和图像含义可以直接对应。与深度模型自动形成的隐含表示不同，这些统计量可以解释为边缘强弱、方向分布或局部结构波动。绝缘子异常区域通常较小，也未必形成连续强边缘，因此特征不能只围绕边缘强度设计，还需要兼顾方向离散程度和局部不均匀性。

在具体计算中，幅值均值、标准差、90 分位数和最大值

用于描述窗口内边缘响应的强弱；边缘密度表示强响应像素所占比例；相位方差用于观察梯度方向是否集中，相位熵用于衡量方向分布是否复杂；水平、垂直方向能量及其比例则反映伞裙纹理和破损区域的方向性变化。正常绝缘子局部通常具有较稳定的条带或轮廓方向，而破损、污秽和细小裂纹会打乱这种方向结构。将多类特征合并使用，可以减少只看强度或只看方向带来的偏差。

1.3 局部滑动窗口特征聚合

绝缘子缺陷多出现在局部区域，例如伞裙边缘破损、局部污秽或细小裂纹。若直接对整幅图像做统计，异常区域占比很小，容易被背景纹理、拍摄角度和完整伞裙轮廓冲淡。为此，本文采用滑动窗口提取局部复数梯度统计特征，使分类器更多关注局部结构变化，而不是过度依赖整图平均差异。

本文将输入图像统一调整为 128 px×128 px，默认窗口大小设为 32×32，步长为 16 像素，相邻窗口约有一半区域重叠。每个窗口得到一组局部特征后，再用均值、标准差、最大值和 Top-K 均值进行图像级汇总。其中，Top-K 均值保留响应较强的少数窗口，有助于减轻局部异常被普通区域平均掉的问题。

1.4 分类模型

为突出特征本身的贡献，本文采用线性支持向量机作为主要分类器。该模型参数较少，适合当前样本规模，也便于后续根据权重分析特征作用。考虑到巡检中漏检异常的代价通常高于误报，实验中提高缺陷类别权重，以减少异常样本被误判为正常的情况。

2 实验设计

2.1 数据集与预处理

实验数据来自 Kaggle 平台公开绝缘子图像数据集 CPLID_Insulator。该数据集包括无人机采集的正常绝缘子图像和合成缺陷绝缘子图像。需要说明的是，本文异常类别使用的是数据集中提供的合成缺陷样本，因此实验结论主要反映该数据条件下的低对比识别效果，仍有必要在真实巡检缺陷图像上继续验证。为减轻类别不平衡影响，本文从正常样本中随机抽取与异常样本相同数量的图像，最终得到正常图像 248 张、异常图像 248 张，共 496 张图像。

全部图像先转换为灰度图，再统一缩放到 128 px×128 px。实验采用 5 个随机种子 (1、2、3、4、5) 进行重复分层划分，训练集与测试集比例为 8:2，最终报告平均值和标准差。

2.2 图像退化条件

为模拟巡检图像中的成像差异，实验设置三类图像条件：Clean 为原始图像，Low contrast 为降低对比度后的图像，

Motion blur 为加入运动模糊后的图像。本文重点关注低对比条件,因为早期破损、轻微污秽和弱纹理异常往往不会产生明显的灰度突变。

为了观察低对比处理对异常局部结构的影响,本文选取一张合成缺陷样本的局部区域进行可视化,结果如图 2 所示。可以看到,低对比处理后 Canny 边缘响应明显减少,而局部相位熵响应仍能显示缺陷附近梯度方向分布的变化。

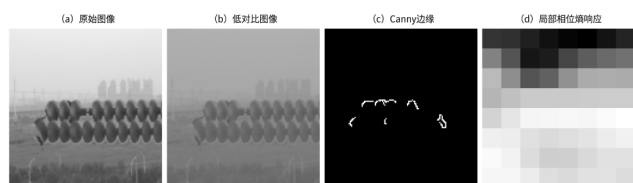


图 2 低对比条件下合成缺陷局部区域的特征响应对比

2.3 实验参数设置

低对比图像由线性对比度调整生成,公式为 $I'=128+\alpha(I-128)$,其中 $\alpha=0.45$;运动模糊采用 9×9 线性模糊核,方向随机设为水平或垂直。Canny 阈值为 100 和 200;HOG 采用 9 个方向、 8×8 单元和 2×2 块。局部复数特征窗口为 32×32 ,步长为 16 像素,相位熵划分为 18 个区间,Top-K 中 $K=5$ 。线性 SVM 采用线性核,缺陷类别权重为 2.0;逻辑回归最大迭代次数为 2 000;随机森林树数为 300,最大深度为 6。

2.4 评价指标

本文采用准确率、误报率、漏检率、召回率、精确率和 AUC 作为评价指标。其中,漏检率表示异常样本被判为正常的比例,直接关系巡检安全;误报率主要影响人工复核工作量,因此需要与漏检率结合分析。

3 实验结果与分析

3.1 传统特征基线对比实验

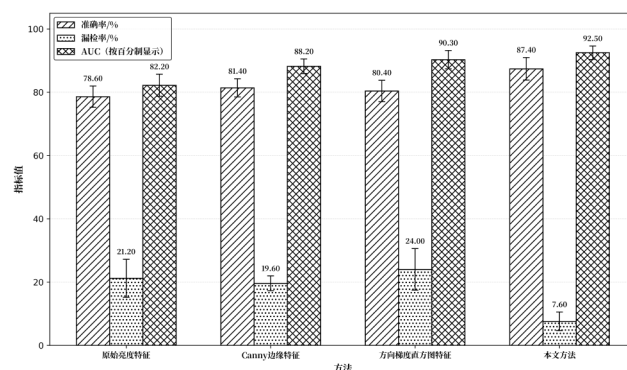
为分析局部复数白盒特征在低对比图像中的效果,本文选取原始亮度特征、Canny 边缘特征和方向梯度直方图特征作为对照。各方法使用相同的数据划分和线性 SVM,并在 5 个随机种子下重复实验。

由表 1 可见,Canny 特征和方向梯度直方图特征的漏检

率分别为 19.60% 和 24.00%;本文方法在仅使用 49 维特征的情况下,准确率为 87.40%,漏检率为 7.60%,AUC 为 0.925。该结果说明,在弱边缘场景中,相位分布和方向能量能够为边缘强度提供补充信息。

从特征维度看,原始亮度和 Canny 边缘特征均为 16 384 维,HOG 为 8 100 维,而本文方法仅为 49 维。低维特征仍取得较好的低对比判别结果,说明模型主要依赖局部结构统计,而不是简单堆叠高维像素。

因此,本文方法并不是要替代 Canny,而是面向低样本、低对比异常筛查,提供一组低维且便于解释的局部结构特征。如图 3 所示。



注:AUC 按百分制显示;漏检率越低表示方法性能越优。

图 3 低对比条件下不同特征方法性能对比

3.2 分类器对比实验

为进一步观察所提特征与不同分类器的适配情况,本文比较了逻辑回归、线性支持向量机和随机森林,结果列于表 2 中。

表 2 显示,线性支持向量机在低对比条件下的准确率为 87.40%,漏检率为 7.60%,AUC 为 0.925,整体表现较稳定。Motion blur 条件下三类分类器的性能均有所下降,其中线性 SVM 的漏检率相对较低,因此后续实验继续采用线性 SVM。

3.3 窗口大小敏感性实验

为分析窗口尺度影响,本文测试 16×16 、 32×32 和 64×64 三种窗口,对应步长分别为 8、16 和 32 像素。

表 1 低对比条件下不同特征方法对比结果

方法	特征维度	准确率/%	误报率/%	漏检率/%	AUC
原始亮度特征	16 384	78.60±3.38	21.60±5.85	21.20±6.01	0.822±0.035
Canny 边缘特征	16 384	81.40±2.87	17.60±5.28	19.60±2.33	0.882±0.023
方向梯度直方图特征	8 100	80.40±3.38	15.20±1.60	24.00±6.57	0.903±0.029
本文方法	49	87.40±3.56	17.60±6.50	7.60±2.94	0.925±0.021

注:方向梯度直方图特征即 HOG 特征;本文方法表示局部复数梯度白盒特征。结果为 5 次随机种子实验的均值±标准差。

表 2 不同分类器实验结果

条件	分类器	准确率 /%	误报率 /%	漏检率 /%	AUC
Clean	LR	84.80±2.48	21.20±4.83	9.20±2.04	0.922±0.015
Clean	Linear SVM	84.80±3.97	20.40±6.25	10.00±3.79	0.925±0.019
Clean	RF	83.60±6.37	18.40±6.12	14.40±7.20	0.900±0.050
Low contrast	LR	85.80±2.56	19.20±4.66	9.20±2.04	0.923±0.015
Low contrast	Linear SVM	87.40±3.56	17.60±6.50	7.60±2.94	0.925±0.021
Low contrast	RF	83.60±5.00	19.60±5.12	13.20±6.01	0.899±0.049
Motion blur	LR	75.60±3.93	31.20±2.99	17.60±5.43	0.852±0.039
Motion blur	Linear SVM	74.60±3.77	33.60±5.85	17.20±4.31	0.848±0.033
Motion blur	RF	75.00±6.23	27.20±2.40	22.80±10.24	0.837±0.060

注：LR 表示逻辑回归，RF 表示随机森林；结果为 5 次随机种子实验的均值 ± 标准差。

从表 3 可以看出，改变窗口大小后，各项指标的波动整体不大。在 Clean 和 Low contrast 条件下，32×32 窗口表现较均衡；在 Motion blur 条件下，64×64 窗口略有优势，但差距不明显。综合低对比识别效果和对局部异常的敏感性，本文最终采用 32×32 窗口、16 像素步长。

表 3 不同窗口大小实验结果

条件	窗口大小	步长	准确率 /%	漏检率 /%	AUC
Clean	16×16	8	82.80	14.80	0.920
Clean	32×32	16	84.80	10.00	0.925
Clean	64×64	32	84.40	11.20	0.916
Low contrast	16×16	8	82.80	14.00	0.915
Low contrast	32×32	16	87.40	7.60	0.925
Low contrast	64×64	32	84.60	11.60	0.915
Motion blur	16×16	8	76.00	16.40	0.846
Motion blur	32×32	16	74.60	17.20	0.848
Motion blur	64×64	32	76.60	16.00	0.857

3.4 特征重要性分析

根据线性 SVM 的权重结果，较重要的特征大致集中在以下几类：

- (1) 局部幅值波动特征，用于反映不同窗口之间边缘响应的差异；
- (2) 方向能量特征，用于描述局部结构方向变化；
- (3) 相位复杂度特征，用于表示方向分布的离散程度和复杂度；
- (4) 方向能量比例特征，用于反映水平与垂直梯度能量关系。

Clean 与 Low contrast 条件下的重要特征排序较为接近，说明降低对比度后，模型主要依赖的判别线索没有发生明显

改变。

3.5 消融实验

为分析各类特征的作用，本文分别使用全部特征、仅幅值特征、仅相位特征、仅方向能量特征、仅边缘密度特征，以及去除相位特征后的组合进行分类实验。

表 4 结果表明，全部特征在低对比条件下取得 87.40% 的准确率、7.60% 的漏检率和 0.925 的 AUC。与去除相位特征相比，全部特征的 AUC 由 0.876 提升至 0.925，准确率由 79.60% 提升至 87.40%，误报率由 32.00% 降至 17.60%。这说明相位方差和相位熵能够补充幅值与方向能量信息。仅使用相位特征时 AUC 为 0.855，但漏检率偏高；仅使用方向能量特征时漏检率较低，但误报率较高。综合来看，多类特征联合使用更有利于在漏检和误报之间取得平衡。

表 4 低对比条件下不同特征组的消融实验结果

特征组	准确率 /%	误报率 /%	漏检率 /%	AUC
全部特征	87.40	17.60	7.60	0.925
去除相位特征	79.60	32.00	8.80	0.876
仅相位特征	76.20	29.60	18.00	0.855
仅幅值特征	72.40	46.00	9.20	0.831
仅方向能量特征	67.20	60.80	4.80	0.805
仅边缘密度特征	70.40	46.00	13.20	0.768

注：全部特征包括幅值统计、相位方差、相位熵、方向能量和边缘密度等局部复数白盒特征；去除相位特征表示在全部特征中移除相位方差和相位熵相关特征。

3.6 特征提取时间分析

为估计算法开销，本文统计了单张图像的特征提取时间。

测试图像尺寸为 128 px×128 px，窗口大小为 32×32，步长为 16 像素；计时过程不包含图像读取，结果如表 5 所示。

表 5 不同方法的单图特征提取时间对比

方法	主要输出特征	平均时间 /ms	中位数 /ms	处理能力 /(张·s ⁻¹)
Canny	边缘强度图	0.136	0.129	约 7 353
本文方法	幅值统计、相位方 差、相位熵、方向 能量、边缘密度	15.24	15.29	约 66

注：图像尺寸为 128 px×128 px，测试时间不包含图像读取时间，仅统计特征提取过程。

表 5 显示，Canny 平均单图特征提取时间为 0.136 ms，本文方法为 15.24 ms。本文方法耗时较高，主要原因在于需要对多个局部窗口分别计算相位方差、相位熵、方向能量和边缘密度等统计量。

虽然本文方法慢于 Canny，但平均单图处理时间仍为毫秒级，约可处理 66 张/s。对于离线筛查、小批量巡检图像分析以及人工复核排序等场景，该速度具有一定实用性。

4 讨论与局限性

本文方法适用于小样本、低对比以及需要人工复核的巡检场景。复数梯度的模长和相位分别对应边缘强度与梯度方向，局部幅值波动、相位熵和方向能量等指标也便于解释分类依据。不过，本文仍有不足：实验数据来自公开数据集，异常样本主要为合成缺陷图像，尚未在真实输电线路巡检数据上进行大规模验证；标签仅区分正常和异常，未进一步划分损伤等级；强反光、强噪声、雨雾和冰雪等复杂环境也需要后续补充测试。后续可结合目标检测或语义分割方法获得更准确的绝缘子区域，并尝试与轻量化深度模型融合。

5 结论

本文研究了一种面向绝缘子异常图像的局部复数梯度白盒特征方法。该方法将水平梯度和垂直梯度组合为空间域复数梯度，并在局部窗口内统计幅值、相位方差、相位熵、方向能量和边缘密度等特征，用于描述正常与异常样本之间的局部结构差异。

实验结果显示，所提特征在 Clean 和 Low contrast 条件下具有一定区分能力。低对比条件下，线性 SVM 的平均准确率为 87.40%，漏检率为 7.60%，AUC 为 0.925；消融实验也表明，相位特征能够提供补充信息。总体而言，该方法可作为低样本、低对比巡检图像中的轻量化、可解释异常辅助筛查方案。

参考文献：

[1] 杜泉龙. 基于图像处理的输电线路绝缘子缺陷自动检测算法[J]. 电气技术与经济, 2025(5): 286-288.

[2] 马立新, 豆晨飞, 宋晨灿, 等. 基于 VGGNet 算法的绝缘子无损检测[J]. 光电工程, 2021, 48(1): 38-45.

[3] 李鹏, 宿云龙, 宁昊, 等. 基于嵌入式 YOLO 网络的电力绝缘子自爆缺陷检测[J]. 电工技术学报, 2025, 40(23): 7806-7818.

[4] 袁博雅, 李尧, 叶青. 面向输电线路绝缘子的 GER-YOLO 缺陷检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(22): 149-159.

[5] 王宇聪, 李勇, 叶振勤, 等. 基于度量元学习的小样本绝缘子缺陷图像分类[J]. 中国科学院大学学报(中英文), 2026, 43(3): 422-431.

[6] Xu Zhenping, Wang Nengxi. RAC-RTDETR: a lightweight, efficient real-time small-object detection algorithm for steel surface defect detection[J]. Electronics, 2025, 14(24): 4968.

[7] Yao Hui, Yu Yifan, Zhang Huiting, et al. A lightweight detection algorithm for pavement structure distress based on ground-penetrating radar investigation and joint pruning[J/OL]. Journal of Transportation Engineering, Part B: Pavements, 2025[2026-07-08]. <https://trid.trb.org/View/2640655>. DOI:10.1061/JPEODX.PVENG-1869.

[8] Pravin S C, Rohith G, Saigiridhar S, et al. Ship hull defect detection and instance segmentation with a shuffleblock backbone and texture-aware attention[J]. Results in Engineering, 2026, 30: 110697.

[9] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.

[10] 陈盛根, 杜荣乐, 张灿. 复杂桥梁场景下 Canny 与 Sobel 边缘检测算法改进策略[J]. 广州建筑, 2026, 54(5): 49-53.

【作者简介】

蔡小莉（2000—），女，四川内江人，硕士研究生，研究方向：图像处理、机器学习及低对比巡检图像异常检测。

（收稿日期：2026-06-13 修回日期：2026-07-15）