

中图法分类号: TP18; TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2026)03-0783-14

论文引用格式: Li R Q, Wang P F, Zuo W, Zhu L H, Chen S M, Xin S Q and Tu C H. 2026. Three-dimensional surface defect detection of insulators by integrating geometric optimization and interactive annotation. Journal of Image and Graphics, 31(3):0783-0796(李润桥, 王鹏飞, 左巍, 朱林海, 陈双敏, 辛士庆, 屠长河. 2026. 几何优化与交互式标注融合的绝缘子三维表面缺陷检测. 中国图象图形学报, 31(3):0783-0796)[DOI: 10.11834/jig.250355]

几何优化与交互式标注融合的绝缘子三维表面缺陷检测

李润桥¹, 王鹏飞², 左巍², 朱林海³, 陈双敏^{1,4*}, 辛士庆², 屠长河²

1. 青岛科技大学信息科学技术学院, 青岛 266061; 2. 山东大学计算机科学与技术学院, 青岛 266237;
3. 青岛产研视讯科技有限公司, 青岛 266101; 4. 山东省深海装备智能网重点实验室, 青岛 266061

摘要: 目的 电力绝缘子作为输电系统的关键组件, 表面缺陷会严重影响其电气性能与安全可靠。由于绝缘子外形结构复杂且传统检测方法存在精度低、效率差等局限性, 本文旨在开发一种基于三维几何信息的自动化绝缘子表面缺陷检测方法, 实现对缺陷区域的精确定位和定量分析。方法 提出一种基于旋转对称先验的三维缺陷检测方法。通过结构光扫描获取绝缘子高精度三维模型, 将模型沿径向分割并进行UV参数化处理, 生成直观的二维法向映射图; 用户在法向图中框选缺陷区域, 系统将二维标注映射回三维空间; 利用绝缘子固有的旋转对称特性, 构建包含旋转体混合约束和拉普拉斯正则化的优化目标函数, 采用L-BFGS(limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno)算法重建理想无缺陷模型; 通过比较原始模型与优化模型的几何差异, 精确识别缺陷区域边界并计算缺陷面积。结果 在包含瓷质绝缘子和复合绝缘子的27个真实三维模型数据集上进行验证。实验结果表明, 该方法能够有效处理裂纹、气泡和凹坑等多种类型缺陷, 缺陷面积测量的平均相对误差控制在0.2%以内, 单个缺陷检测的平均处理时间约为19.62 s, 显著优于传统基于二维图像的检测方法。结论 本文方法兼具高精度、高效率 and 强鲁棒性, 适用于不同材质和结构的绝缘子缺陷检测, 为电力设备质量控制和安全性评估提供了有效的技术手段。该方法对具有旋转对称特性的工业产品缺陷检测具有普适性, 可扩展应用于其他旋转体结构的表面质量检测领域。

关键词: 电力绝缘子; 缺陷检测; 法向图; 旋转对称; 内蕴旋转对称性

Three-dimensional surface defect detection of insulators by integrating geometric optimization and interactive annotation

Li Runqiao¹, Wang Pengfei², Zuo Wei², Zhu Linhai³, Chen Shuangmin^{1,4*}, Xin Shiqing², Tu Changhe²

1. College of Information Science and Technology, Qingdao University of Science and Technology, Qingdao 266061, China;
2. School of Computer Science and Technology, Shandong University, Qingdao 266237, China;
3. Qingdao Industrial Vision Technology Co., Ltd., Qingdao 266101, China;
4. Shandong Key Laboratory of Deep Sea Equipment Intelligent Networking, Qingdao 266061, China

Abstract: Objective Power insulators are critical elements in high-voltage transmission and distribution networks, whose structural integrity directly influences operational safety, reliability, and service life. Even seemingly minor surface defects

收稿日期: 2025-07-28; 修回日期: 2025-09-03; 预印本日期: 2025-09-10

* 通信作者: 陈双敏 chenshuangmin@qust.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(62272277, U23A20312)

Supported by: National Natural Science Foundation of China(62272277, U23A20312)

—such as cracks, pits, bubbles, or chips—can significantly reduce dielectric strength, increase the likelihood of partial discharge or flashover, and, in severe cases, trigger cascading equipment failures or widespread outages. As modern power systems operate under increasing demands for capacity and stability, the timely, precise identification of such defects has become essential for preventive maintenance and quality assurance. However, existing inspection practices remain fundamentally limited: Manual visual inspection is labor-intensive, subjective, and prone to oversight, while conventional two-dimensional image-based analysis suffers from background clutter, occlusion, and insufficient geometric detail to capture the true three-dimensional nature of surface anomalies. These shortcomings make accurate localization and quantitative measurement of defects on curved, complex surfaces—such as porcelain and composite insulators—particularly challenging. Even when integrated with advanced deep learning techniques, image-based approaches require extensive, carefully annotated datasets and still fail to capture subtle geometric anomalies with high reliability. This study addresses these fundamental limitations by developing an automated three-dimensional defect detection framework that exploits the intrinsic rotational symmetry of insulators as a structural prior, enabling precise defect localization and accurate area quantification while maintaining computational efficiency suitable for industrial deployment. **Method** We propose a comprehensive three-dimensional (3D) defect detection methodology that integrates computational geometry, surface parameterization, interactive annotation, and constrained optimization into a coherent pipeline. The approach fundamentally departs from conventional texture-based methods by working directly on high-resolution 3D geometry, thus achieving inherent robustness against lighting conditions, background interference, and surface material variations. The methodology unfolds through four interconnected stages. First, high-fidelity 3D models are acquired via structured-light scanning along controlled trajectories to ensure complete coverage and minimize occlusions. The acquired geometry undergoes preprocessing where the mesh is radially split into two halves along a plane containing the rotation axis, followed by UV parameterization using mean value coordinates. This parameterization maps the curved surface onto standardized 2D rectangular domains while preserving local geometry and minimizing distortion, facilitating intuitive visualization and direct annotation. Normal vectors at each vertex are then encoded into RGB color space to generate clear normal maps, where surface irregularities and defects typically exhibit distinctive patterns that enable rapid identification by inspectors. Second, the interactive annotation phase allows users to enclose defect regions by using axis-aligned rectangular selections in the UV-mapped normal images, striking a balance between annotation speed and spatial localization precision. This design also enables coarse annotation to be performed by minimally trained personnel without sacrificing downstream detection accuracy. The annotated 2D regions are subsequently projected back to 3D space to identify corresponding vertices and faces in the original mesh. Third, an optimization framework guided by rotational symmetry principles is applied to refine the detection. The geometry of a perfect surface of revolution is mathematically formulated via a mixed product condition: for any surface point P with normal vector N , rotation axis direction A , and vector V connecting P to any point on the axis, the coplanarity constraint $(N \times A) \cdot V = 0$ must hold. This condition is satisfied for all points on an ideal symmetric surface but deviates systematically in defect regions. A combined energy function incorporating Laplacian regularization terms for surface smoothness and rotational symmetry constraints is constructed and minimized using the limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno algorithm, chosen for its scalability and effectiveness in large-scale mesh processing. The optimization process reconstructs an idealized, defect-free model that maintains rotational symmetry while preserving boundary continuity through fixed boundary vertices. Fourth, defect identification is performed through systematic geometric comparison between the original and optimized models, with triangles marked as defective when all three vertex distances exceed a threshold proportional to the model's bounding box diagonal (0.35% in our experiments). This spatial consistency criterion enables detection of diverse anomalies—including concavities, protrusions, and surface roughness—without making assumptions about defect shape or orientation. **Result** The proposed method was comprehensively validated on a dataset of 27 high-resolution 3D scans encompassing porcelain and composite insulators with diverse real-world defects such as cracks, bubbles, pits, surface wear, and impact damage. Quantitative evaluation demonstrates exceptional accuracy in defect area measurements, achieving an average relative error of less than 0.2% compared with ground truth obtained through meticulous manual face-by-face annotation. The method performs consistently across different defect categories: For defects with clear boundaries such as chips and major cracks, area calculation errors remain minimal, while

for defects with ambiguous boundaries such as minor surface wear, errors increase slightly but remain within acceptable engineering tolerances. Computational efficiency analysis reveals that the complete processing pipeline executes in approximately 19.62 s for typical insulator models containing around 250 000 vertices, with UV parameterization and normal mapping taking 2.45 s, and defect region optimization requiring 17.17 s on average. This processing speed demonstrates that the proposed method is feasible for production-line quality control and field inspection scenarios. The UV parameterization consistently produces low-distortion mappings that accurately preserve correspondence between 2D annotations and 3D geometry across diverse insulator geometries. Most importantly, symmetry-based optimization significantly improves boundary precision relative to raw manual selections, enabling detection of subtle geometric anomalies that would be systematically missed by conventional approaches. Qualitative evaluation confirms robust performance across different defect types, sizes, and spatial distributions, with the method successfully handling complex scenarios such as multiple overlapping defects and defects near geometric discontinuities. **Conclusion** This research presents a robust, efficient, and accurate 3D defect detection methodology for electrical insulators that successfully unites computational geometry, interactive visualization, and physics-inspired optimization principles. The approach fundamentally addresses key limitations of existing methods by leveraging high-fidelity 3D geometry rather than texture or intensity data, achieving superior robustness against environmental variations, including lighting conditions, background clutter, and surface material heterogeneity. The framework demonstrates exceptional performance in defect localization accuracy and area quantification precision while maintaining practical computational requirements suitable for real-world industrial inspection environments. By combining human-guided coarse annotation with automated, physics-based refinement, the method minimizes the need for exhaustive manual labeling while retaining expert oversight for ambiguous cases. Its reliance on geometric principles rather than purely statistical learning significantly reduces dependency on large training datasets, making it particularly effective in low-data manufacturing inspection regimes where annotated datasets are scarce or prohibitively expensive to obtain. Beyond its immediate application to insulator quality assessment, the proposed framework offers a generalizable paradigm for inspecting rotationally symmetric objects across diverse manufacturing domains, including precision-machined components, turbine blades, pipe joints, ceramic products, and aerospace engine parts. The modular design facilitates integration into existing inspection workflows with minimal system reconfiguration, while the emphasis on geometric consistency provides a principled foundation for extending the approach to objects with more complex symmetries or manufacturing tolerances. Future research directions include automating the initial defect localization phase through deep learning-based analysis of normal maps, extending the framework to quantify defect depth and volume in addition to area, and adapting the method for real-time inspection scenarios in high-throughput manufacturing environments.

Key words: electrical insulator; defect detection; normal map; rotational symmetry; intrinsic rotational symmetry

0 引言

绝缘子是输电系统的重要组成部分,其质量状况与电网安全和稳定运行密切相关。在生产过程中,绝缘子表面可能出现裂纹、气泡和凹坑等缺陷(如图1所示),一旦超过规定面积限值,将严重降低其介电性能,引发放电、闪络甚至事故性停电。因此,准确检测并定量分析这些缺陷,对确保绝缘子达到安全标准至关重要。

目前绝缘子缺陷检测方法主要为人工目视检查和图像分析(Das等,2022;Zheng等,2022;Zhang等,2022a;Ding等,2022)。然而,人工方法效率低且受

主观因素影响,难以实现缺陷面积的准确定量;而图像分析方法虽然提高了自动化程度,但由于绝缘子背景复杂、目标尺寸小、阴影遮挡以及图像信息单一,且结合深度学习方法时需要大量精确标注,难以精确定位并测算缺陷区域(叶标华等,2025)。

近年来,随着三维扫描和计算机图形学技术的快速发展,基于三维数据的缺陷分析方法能够更加精准地识别缺陷,受到了广泛关注(Ren等,2022;Helle和Lemu,2021)。虽然绝缘子的种类繁多,但其主体部分均具备旋转对称特性。本文提出的方法即充分利用这一特性,推测出理想的无缺陷模型,并通过比较实际模型与理想模型之间的差异,实现对缺陷区域的高精度识别。



图1 缺陷实拍图

Fig. 1 Actual photo of defect

具体而言,理想模型中任意表面上一点 p 的法向量、轴线方向以及点 p 到轴线的投影方向形成的混合积为零。基于此特性,本文将混合积为零这一约束转化为优化目标函数,并借助优化算法求解。在具体实现中,首先通过曲面参数化将绝缘子表面映射到二维矩形区域,并构建二维法向图,用户由此能够直观、全面地进行缺陷标记;随后,通过求解优化问题获得理想表面。为快速准确地确定复杂缺陷的不规则边界,本文允许用户在法向图中手动标记缺陷区域,从而局部化优化求解过程,提升求解速度与精度。

实验结果表明,本文方法兼具高精度、高效率和高可靠性,为绝缘子质量评估与安全认证提供客观、可靠的定量依据。本文的主要贡献包括:1)提出一种基于三维数据的绝缘子缺陷检测方法,与传统方法相比,精度高、效率高、可靠性高;2)创新性地将三维问题转化为二维形式,提出基于法向图的可视化方法,将复杂曲面展平为二维图像,便于用户交互与快速标注缺陷区域;3)提出一种基于内蕴旋转对称性质的建模框架,并结合 L-BFGS (limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) 优化算法,有效提升缺陷检测的精度与计算效率;4)开发了实际可用的绝缘子缺陷检测平台,验证了算法有效性,为绝缘子质量检测提供了有效解决方案。

1 相关工作

1.1 绝缘子缺陷检测方法

传统的绝缘子缺陷检测主要依赖人工目视检查或基于二维图像处理的自动检测系统。人工检查不

仅消耗大量人力资源,还容易造成漏检和误检,同时存在安全风险和检测效率低下等问题。随着计算机视觉技术的发展,基于深度学习的检测方法在绝缘子缺陷识别领域取得了显著进展(Gao 等, 2019; Li 等, 2022a; Li 等, 2022b; Xia 等, 2022; Chen 等, 2022; Wang 等, 2022; 李怡达, 2024; 杨怿 等, 2025)。

Liu 等人(2023)对绝缘子缺陷检测方法进行了系统总结,指出绝缘子长期在强电场、高温阳光、机械应力和污垢等复杂环境中运行,容易导致自爆、污损、闪络和漏电等缺陷,这些缺陷将降低绝缘性能并严重影响电网安全。针对这一问题,Zhao 等人(2017)提出了一种基于深度卷积特征图聚合的红外图像绝缘子检测方法,该方法在温度变化和复杂背景下展示出较高的检测精度。

基于深度学习的方法通常将绝缘子缺陷检测问题转化为目标检测任务。Han 等人(2020)提出了一种级联深度学习模型,将绝缘子缺陷检测问题转换为两级目标检测问题,第1阶段使用基于 ResNet 50 的改进 YOLO-v3 (you only look once) 模型定位绝缘子区域,第2阶段使用 YOLO-v3 tiny 模型在感兴趣区域(region of interest, RoI)中识别缺陷。Chen 等人(2023)提出了一种基于多尺度特征融合的 Insu-YOLO 算法,通过融合不同层级的特征信息,提高了对小目标绝缘子缺陷的检测性能。

然而,这些方法都是针对工作现场中的绝缘子检测,主要关注已安装在电力系统中的绝缘子是否存在缺陷。在生产环节,亦有学者探索多种非视觉检测技术,以弥补二维图像方法在缺陷定位与面积定量方面的不足。例如,梅红伟等人(2020)利用微波无损检测平台,实现了对复合绝缘子内部缺陷(如气隙、碳化及金属缺陷)的自动识别;王昱晴等人(2022)结合均匀光源与激光点光源,构建了机器视觉检测系统,可在生产线上自动识别玻璃绝缘子部件的气泡与裂缝缺陷。这些研究与本文一样均面向生产环节,但在检测对象与技术路径上存在显著差异:前者多针对内部缺陷或依赖二维图像分析,而本文关注的是绝缘子生产过程中形成的表面缺陷,利用高精度三维几何建模和旋转体先验,不仅能精确定位缺陷位置,还能对缺陷面积进行高精度量化,这对于评估绝缘子的安全性能至关重要。

1.2 基于三维几何的表面缺陷分析方法

在工业产品表面检测领域,基于3D的表面分析

方法逐渐获得重视。Jovančević 等人(2017)提出一种基于3D点云的缺陷检测方法,通过计算每个点位置的法向量,并随后应用区域生长算法进行缺陷检测。该方法首先对点云数据进行平滑处理,然后估计每个点的曲率和法向量信息,接着使用区域生长分割算法基于局部法向量和曲率信息将点云分为有缺陷和无缺陷区域。这种方法特别适用于航空器表面检测,能够有效识别出凹痕、凸起或划痕等表面缺陷。

一项创新研究提出了基于双目立体视觉的三维表面缺陷检测系统,该系统基于立体数字图像相关技术(双目数字图像相关方法(stereo digital image correlation, stereo-DIC))重建被检测物体的三维点云,并建立彩色图像与三维物体点之间的点—图像映射关系,通过图像分割和点云分割算法对缺陷区域进行精确测量和定量评估(Zong 等, 2021)。这种方法将缺陷检测从简单的图像检测转变为三维检测,为复杂曲面结构的缺陷检测提供了新的思路。

随着深度学习技术的发展,将几何分析与深度学习相结合的方法逐渐引起关注。一些研究者提出了基于表面特征分析的深度学习方法,通过对表面纹理、颜色和形状特征的学习,实现了对工业产品表面缺陷的自动检测(Chen 等, 2021)。近年来,三维表面的光学检测方法也得到广泛应用。例如,基于结构光技术的三维重建方法可以获取绝缘子的完整三维数据,并通过分析三维模型的几何特征识别表面裂纹和缺陷(Bhatt 等, 2021)。这些方法虽然能够有效利用三维几何信息,但计算复杂度高,且对噪声敏感,在实际应用中通常需要复杂的预处理和后处理步骤。

2 本文方法

电力绝缘子表面缺陷的精确检测与量化对于确保电力系统的安全运行至关重要。传统的基于二维图像的检测方法难以精确反映三维表面缺陷的几何特性,而直接在三维模型上进行标注又操作复杂且不直观。同时,人工标注的优势在于可以快速地辨别出大致的缺陷区域,但是当模型UV映射到二维平面后又难以进行精细化的标注,尤其是针对缺陷面积的统计。针对这些挑战,本文提出一种基于三维模型参数化的绝缘子缺陷检测方法,该方法充分

利用绝缘子的旋转体几何特性,实现了缺陷区域的高精度识别和面积准确计算。本文假设绝缘子模型旋转轴已与X轴对齐。

2.1 绝缘子分类及特性

绝缘子作为电力系统中的关键设备,根据材料和结构特点主要分为瓷质绝缘子和复合绝缘子两大类,如图2所示,常见的绝缘子在几何形态上都呈现出明显的旋转对称性。

瓷质绝缘子由天然材料通过混合和高温烧制而成,具有优良的电气绝缘性能、较高的机械强度和热稳定性。其表面高度玻璃化,在高污染环境下具有良好的自清洁性能,且对紫外线辐射稳定,能在恶劣环境下长期可靠运行。瓷质绝缘子能够承受高达1 000 °C 的温度,在电气负载方面具有较长的使用寿命,是电力系统中应用最为广泛的绝缘子类型。

复合绝缘子则由玻璃纤维芯棒、硅橡胶伞裙和金属端件组成,重量轻、安装便捷、抗污性能好。相比瓷质绝缘子,复合绝缘子具有更高的抗拉强度和柔韧性,在机械冲击下不易破损,特别适用于受机械振动和冲击较大的场合。其疏水性能优良,在污染区域表现尤为突出,能显著减少清洁维护成本。

尽管两类绝缘子在材料和性能上存在差异,但它们在几何形态上均呈现出明显的旋转体特性。无论是瓷质绝缘子的钟罩形状还是复合绝缘子的伞裙结构,都可以视为围绕中心轴线旋转形成的几何体。这一共同特性为本文提出的基于旋转体几何特性的缺陷检测方法奠定了基础。



图2 常见的绝缘子类别
(左上角是复合绝缘子,其他为瓷质绝缘子)

Fig. 2 Common types of insulators (the upper left corner is a composite insulator, while the others are porcelain insulators)

2.2 旋转体几何特性的数学描述

旋转体是由平面上的一条曲线绕同平面内某一直线旋转一周而形成的立体图形。对于电力绝缘子而言,其主体结构基本符合旋转体几何特性,这种特性可以通过严格的数学表达加以描述。

如图3所示,对于旋转体表面上的任意一点 P ,其具有一个重要的几何特性:该点的法向量 $\mathbf{N}$,旋转体的轴向量 $\mathbf{A}$,以及该点与轴上任一点 c 连线方向的向量 $\mathbf{V}$,这3个向量的混合积为零,即

$$(\mathbf{N} \times \mathbf{A}) \cdot \mathbf{V} = 0 \tag{1}$$

这一特性在数学上表明,3个向量 $\mathbf{N}$ 、 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{V}$ 处于同一平面 π 内。对于完美的旋转体表面,该特性在表面上的每一点都严格成立。然而,当表面存在缺陷时,局部几何形态发生变化,混合积不再为零,这为识别缺陷区域提供了理论依据。图4展示了某特

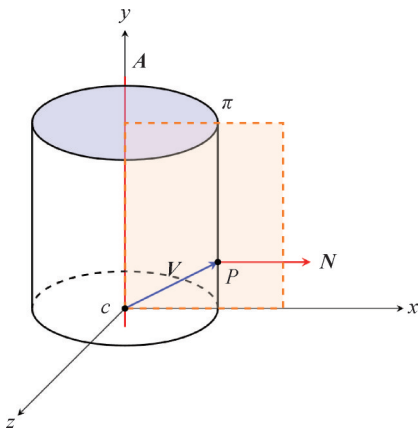


图3 旋转体表面点的几何特性示意图
Fig. 3 Schematic diagram of geometric properties of points on the surface of a rotating body

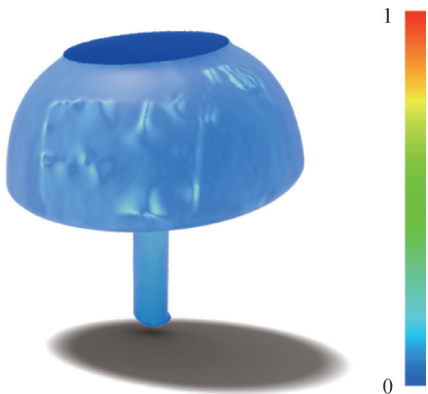


图4 带缺陷的绝缘子模型表面的混合积分布
(颜色越偏红代表混合积偏离零值越大)
Fig. 4 The mixed product distribution on the surface of the insulator model with defects (the redder the color, the greater the deviation of the mixed product from zero)

定绝缘子的混合积在表面的分布状况。可以看出该模型的缺陷区域,混合积展现出明显的特点。

具体而言,缺陷区域的产生伴随着表面法向量的剧烈变化,这种局部几何扰动直接违反了绝缘子固有的旋转对称性,导致混合积偏离理想的零值状态。基于法向变化的空间分布特征,绝缘子表面缺陷可归纳为两个主要类别。

第1类缺陷的特征是整个区域均为缺陷范围,但仅在缺陷边界处发生剧烈的法向变化,而缺陷内部区域相对平整,法向变化较为平缓。典型代表如表面鼓包缺陷,其形成过程通常是由于材料局部膨胀或外部撞击造成的局部隆起。在三维几何形态上,鼓包通常表现为局部区域相对于理想旋转体外凸,表面连续但曲率在边界处出现突变,形成明显的隆起边缘。鼓包与正常表面的交界处会产生明显的几何突变,导致该区域的法向量急剧偏转,严重违反旋转对称性,混合积在边界处呈现显著的非零峰值。然而,鼓包内部由于表面相对平滑,法向变化较小,混合积数值相对较低,接近零值。这种分布模式导致仅凭借混合积的旋转对称性分析难以有效识别完整的缺陷区域。

第2类缺陷的整个区域都存在显著的法向变化,表现为缺陷内部和边界处的混合积均明显偏离零值。典型例子包括表面腐蚀坑、撞击造成的不规则凹陷,以及材料老化引起的表面粗糙化区域。在三维形态上,腐蚀坑常呈现局部内凹的碗状或不规则坑洼结构,坑底和侧壁的法向方向变化幅度大;撞击凹陷往往伴随非对称的几何凹陷和局部高曲率区域;而表面粗糙化则表现为大量微小凸起与凹陷交错分布,使表面曲率和法向方向呈现高频波动。以腐蚀坑为例,由于化学腐蚀过程的不均匀性,整个坑洞区域的表面变得凹凸不平,法向量在各个位置都发生了不同程度的偏转,导致整个缺陷区域的混合积呈现大面积的非零分布。这种情况下,缺陷区域内不同位置的混合积数值差异较大,呈现不规则的分布特征,反映了缺陷内部几何变化的复杂性和随机性。

因此,仅依靠混合积难以精确界定完整的缺陷区域,这主要是因为混合积的分布模式复杂多变,当使用简单的阈值法处理时,难以准确捕捉不同类型的缺陷。此外,噪声和测量误差也会进一步干扰基于混合积的检测结果。本文提出一种更为鲁棒的缺

陷检测方法,结合三维模型参数化和旋转体特性分析,实现对缺陷区域的精确识别和面积计算。

2.3 缺陷区域交互选择

2.3.1 基于UV参数化的法向映射

瑕疵区域的边缘通常伴随着表面法向量的显著变化。这一关键特性使得通过法向量映射可以有效地观察和识别表面瑕疵。基于这一思想基础,本文将绝缘子模型通过UV参数化的方法映射到2D空间进行瑕疵标注。

绝缘子通常具有旋转体特性,其表面形状沿着中心轴呈旋转对称分布。本文方法首先沿任意一个通过旋转轴的平面将三维绝缘子模型切割成两半,随后对每一半分别进行UV参数化,将其映射到统一的二维平面(1×1 正方形区域)上。这种策略确保了模型上每个顶点在UV空间中都具有唯一对应的二维坐标。

在参数化过程中,首先计算模型的顶点法向量,这些几何信息构成了后续缺陷检测的基础。为确保参数化质量,本文方法识别模型的最长边界作为参数化起点。采用均值坐标法(mean value coordinates)进行参数化,该方法能够在保持局部几何特性的同时,最小化映射过程中的几何变形。

参数化完成后,为了直观展示模型表面的几何特征,本文将每个顶点的法向量映射为颜色值。具体映射方法是法向量的3个分量归一化后映射到RGB颜色空间,即将法向量的 x 、 y 、 z 分量从 $[-1, 1]$ 范围线性映射到 $[0, 255]$ 范围,生成对应的颜色值。通过这种映射方式,模型表面的几何特征变化会在颜色图中直观地显现出来,表面凹凸不平或瑕疵区域通常表现为颜色的异常变化,为缺陷检测提供了有效的视觉线索。如图5所示,将法向向量的每个分量由 $[-1, 1]$ 范围线性映射到RGB颜色分量即可获得其UV映射图。参数化的结果与参数化的过程相关,每次参数化的流程不同会导致其参数化结果不同。

2.3.2 缺陷区域的人工标注与映射

在获得模型的法向颜色映射图后,下一步是对缺陷区域进行人工标注。由于法向量的变化能够反映表面的不规则性,缺陷区域通常在法向颜色图中表现为异常的颜色变化模式。

标注过程中,专业人员在UV空间的颜色图上标记与坐标轴对齐的矩形框,这些矩形框包围了疑

似缺陷的区域。采用与坐标轴对齐的矩形框而非不规则形状标注有两个优势:一是简化了标注过程,提高了标注效率;二是便于后续算法处理和分析。通常,这种标注仅涉及图像中相对较小的区域,但这些区域可能在三维模型上对应着重要的缺陷位置。

值得注意的是,由于参数化过程中不可避免会产生几何变形,UV空间中的矩形区域在映射回三维模型时可能会出现扭曲。这意味着UV空间中相同大小的区域在模型表面上可能对应不同大小的面积。因此,直接依据UV空间中的标注结果来估计缺陷面积是不准确的,需要进一步处理和优化。如图6所示。

标注完成后,本文方法将UV空间中的标注框映射回三维模型,找出对应的模型顶点和面元。通过这种方式,标注框内的每个像素都能追溯到三维模型上的具体位置,为后续的缺陷区域优化和面积计算奠定了基础。

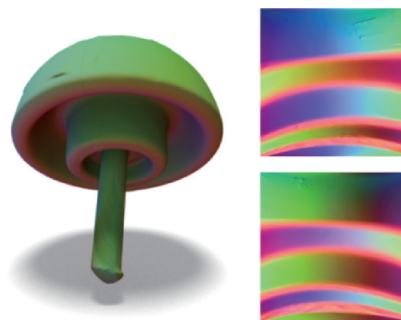


图5 带缺陷的绝缘子模型的UV参数化法向映射

Fig. 5 UV parameterized normal mapping of the insulator model with defects

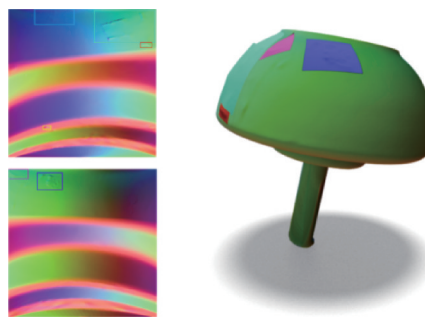


图6 带缺陷的绝缘子模型的缺陷区域的UV标注映射

Fig. 6 UV annotation mapping of the defect area in the insulator model with defects

2.4 基于旋转体特性的缺陷区域优化

在获取了模型缺陷区域的顶点和面元后,便可以对缺陷区域利用旋转体的特性进行优化。本文开

发了融合旋转体特性的网格顶点优化算法,其核心在于通过约束顶点运动以保持旋转体的几何特征,同时增加拉普拉斯正则化约束能量项以平滑模型表面,用以提高网格质量。

2.4.1 边界约束

在缺陷区域优化过程中,需要识别并固定缺陷区域的边界顶点集合 $B \subset V$, 其中, V 表示当前缺陷标记区域所有顶点的集合。固定边界顶点能够保证优化后的缺陷区域与周围无缺陷区域之间的平滑过渡,避免在模型表面产生不自然的断裂。此外,由于边界顶点恰好位于缺陷标记区域与正常区域的交界处,它们本身属于无缺陷区域,其原始位置包含了绝缘子表面正常几何形态的信息,对于指导缺陷区域内部顶点的位置优化具有重要的参考价值。通过这种边界约束策略,既能保持模型的整体结构完整性,又能实现对局部缺陷区域的精确优化。

2.4.2 拉普拉斯正则化约束

为了控制优化过程中局部几何的剧烈变化,并提升缺陷修复区域的整体光顺性,本文在能量函数中引入了拉普拉斯正则化项。该项本质上是图结构上的离散狄利克雷能量 (discrete Dirichlet energy), 用于衡量顶点函数在图中相邻结构下的平滑程度。

该能量 E_L 的标准表达形式为

$$E_L = \sum_{d=1}^3 \mathbf{v}_d^T \mathbf{L} \mathbf{v}_d \quad (2)$$

式中, $\mathbf{v}_d \in \mathbf{R}^N$ 表示第 $d \in \{x, y, z\}$ 个坐标分量在所有顶点上的取值, $\mathbf{L} \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 是定义在网格拓扑结构上的拉普拉斯矩阵。式(2)从3个坐标方向分别施加拉普拉斯平滑,并将结果求和。

在本文的实际实现中,矩阵 $\mathbf{L}$ 构造如下:

$\mathbf{L} = \mathbf{M} * \mathbf{M}^T$, 其中, $\mathbf{M} = \mathbf{D} - \mathbf{A}$, $\mathbf{A}$ 是顶点之间的邻接矩阵,若顶点 i 与 j 相邻,则 $A_{ij} = 1$, 否则为 0; $\mathbf{D}$ 是度数矩阵,其对角线元素为对应顶点的连接数量,即

$$D_{ii} = \sum_j A_{ij} \quad (3)$$

需要指出的是,本文在拉普拉斯正则化中采用了无权图拉普拉斯矩阵,而非常见的 cotweight 权重等加权策略。主要原因在于:在顶点坐标参与优化迭代的过程中,基于几何的加权系数(如角度或边长)会随着顶点位置的变化而持续变化,从而导致正

则化矩阵在每一步迭代中不断更新,增加了数值不稳定性与计算复杂度。而无权拉普拉斯仅依赖网格的连接关系,其结构在优化过程中保持不变,具备更强的稳定性和一致性,适合在可微分框架下高效嵌入。这种正则化策略通过降低局部几何的突变,有效避免优化过程中由于自由变形引起的噪声或不自然形变,从而在保证整体形状优化的同时维护了网格局部的平滑性和稳定性,能够提高最终优化结果的网格质量。

2.4.3 旋转体混合积能量约束

由于绝缘子是允许轻微变形的一种特殊的构造,其在全局上具有旋转的特性,但是当轻微变形后,无法直接使用全局的旋转对称性进行修正。然而,当将目光集中于缺陷区域时,可以利用其局部的旋转体特性进行修正。由此,本文设计了基于混合积的几何约束能量。对于任意位于缺陷区域 F 的三角面片 $f \in F$, $f = (v_i, v_j, v_k)$ 的中心点 v_c , 其法向量计算为

$$\mathbf{N}_f = \frac{(v_j - v_i) \times (v_k - v_i)}{\|(v_j - v_i) \times (v_k - v_i)\|} = \frac{v_{ij} \times v_{ik}}{\|v_{ij} \times v_{ik}\|} \quad (4)$$

由此,可以计算该点 v_c 处的混合积。由于理想情况下该点应当位于绝缘子的旋转体表面,因此其混合积应当为 0, 这构成了对缺陷区域进行优化的重要依据,如图 7 所示,图中红色代表旋转轴的方向向量,绿色代表该面片的法向量,蓝色代表面片中心点到旋转轴上一点的投影向量,可以看出非缺陷区域中实现了上述三向量共面,而缺陷区域则展现出不同的特性。由此,可以计算得到旋转体混合积能量。具体为

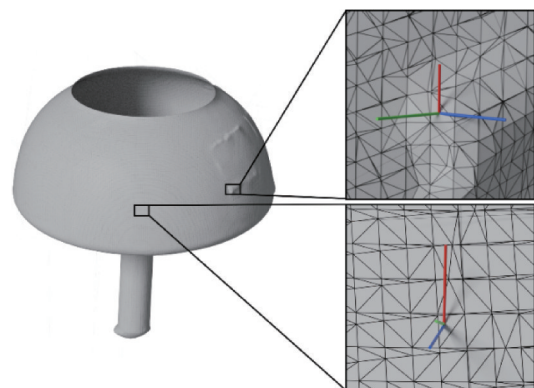


图7 混合积能量的几何意义图示

Fig. 7 Geometric representation of the mixed product energy

$$E_M = \sum_{f \in F} \left| \mathbf{N}_f \times \frac{(\mathbf{v}_c - \phi)}{\|(\mathbf{v}_c - \phi)\|} \cdot \mathbf{A} \right| \quad (5)$$

式中, ϕ 为旋转轴上任意一点, $\mathbf{A}$ 为旋转轴的单位方向向量。该能量项通过约束每个面片的法向量与旋转轴的几何关系, 驱动面片朝着标准旋转体的形态收敛, 从而有效恢复缺陷区域的几何特性。

2.4.4 旋转轴的估计与优化

在本文方法中, 准确获取绝缘子的旋转轴是实现高质量优化的关键步骤。为此, 本文采用一种由粗到精的旋转轴估计方法, 分为初始估计与精确确定两个阶段。

1) 初始估计阶段。采用基于主成分分析(principal component analysis, PCA)的方法。首先, 针对输入的三角网格, 提取所有顶点坐标作为空间点集, 并使用主成分分析对其进行协方差分析。根据绝缘子的几何特性, 其旋转轴方向通常与数据的主要或次要变化方向相对应, 因此可以通过分析PCA的特征向量来估计旋转轴的大致方向。该方法计算简单、鲁棒性强, 可为后续精确定位提供合理的初始方向。然而, PCA方法仅提供轴向方向的粗略估计, 无法准确确定旋转轴在空间中的具体位置。

2) 精确确定阶段。采用基于双截面圆心定位的几何方法。为了精确确定旋转轴的空间位置, 本文采用基于截面几何特性的定位策略。在PCA估计的轴向基础上, 沿该方向构造两个相互平行且与轴垂直的切割平面, 获取绝缘子在这两个平面上的截面轮廓。对于理想的旋转体, 任意垂直截面都应该呈现圆形结构。虽然由于初始轴向估计的偏差, 所获得的截面轮廓可能呈现为椭圆形, 但其几何中心仍位于真实的旋转轴上。通过分别计算两个截面轮廓的几何中心, 并将这两个中心点连接成直线, 即可精确确定绝缘子的真实旋转轴位置与方向。

该方法不仅充分利用了网格的几何信息, 而且在各种网格情况下具有较强的鲁棒性, 为本文基于旋转体特性的优化任务提供了关键的结构性先验。

2.4.5 优化过程

由式(2)和式(5)组合, 可以获得总的能量函数。该能量函数由拉普拉斯正则化项(式(2))和旋转体混合积约束项(式(5))加权组合而成, 前者确保表面平滑性与数值稳定性, 后者保证缺陷区域几何形态向理想旋转体收敛, 两者结合可在修复缺陷的同时,

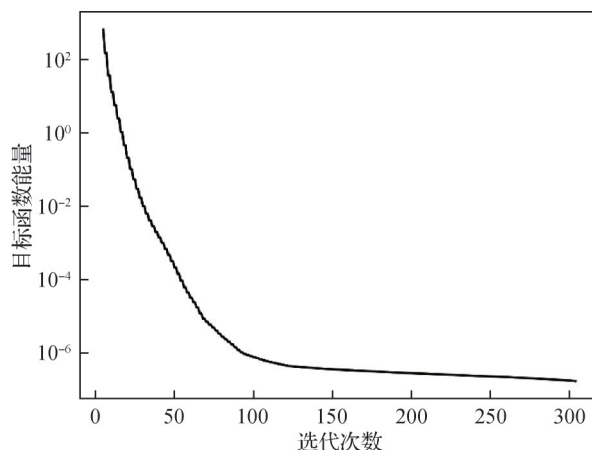
保证整体的光顺性, 具体为

$$E = E_M + \lambda \times E_L \quad (6)$$

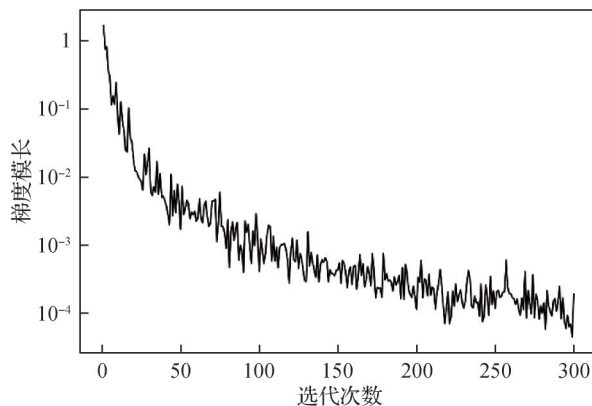
式中, λ 是正则化权重, 用于调控拉普拉斯正则化项对总能量的影响, 实验表明当 $\lambda = 0.2$ 时可有效抑制优化过程中的顶点漂移现象, 确保顶点的分布具有均匀性。

本文选择L-BFGS(Qin, 2007; Sorkine等, 2004)算法作为优化方法。该算法能以有限的内存近似储存Hessian矩阵的逆, 既能减少储存和计算成本, 又能获得较高的收敛率。实验结果表明, 该方法能在100~1 000次L-BFGS内部迭代后收敛, 能够有效地修复凹陷、凸起等表面缺陷, 使优化后的曲面满足旋转体的几何特征, 同时能够保证优化区域三角网格具有较高的质量。

图8展示了优化过程中能量函数的收敛曲线及梯度的下降曲线。可以看出, 能量和梯度下降的速度非常快。经过250次迭代后, 梯度模长可以降到



(a) 目标函数能量下降曲线



(b) 梯度模长下降曲线

图8 目标函数与梯度模长下降曲线

Fig. 8 Objective function and gradient norm descent curves ((a) energy descent curve; (b) gradient norm descent curve)

10^{-4} 以下,因此,本文中算法的默认收敛条件为梯度模长小于 10^{-4} 。

2.4.6 缺陷区域识别

在获得优化后的无缺陷模型后,便可以以其为基准对原始模型中的缺陷区域进行判别。具体而言,本文采用一种基于空间一致性差异的几何检测策略:对原始模型中每个三角形,计算其3个顶点到优化模型表面的最近距离。若这3个距离均超过整体模型包围盒对角线长度的0.35%,则判定该三角形为可能存在瑕疵的区域。

该策略的核心思想在于,优化后的模型代表了一个几何规则性强、无缺陷的参考形态,而原始模型中被显著调整的区域往往对应实际存在的结构异常。通过对比两者在三角形层级上的空间差异,能够较为稳健地识别出无法通过旋转体特性恢复的区域。该方法不依赖具体缺陷形态,适用于凹陷、凸起等多种类型的几何扰动,具有良好的通用性与鲁棒性。

3 实验及结果分析

为了验证本文方法的有效性,本节将从参数化效果、缺陷检测精度、面积统计准确性和时间效率等方面进行详细分析与评估。通过对不同类型绝缘子模型的测试,全面展示方法在实际应用中的性能表现。

3.1 实验设置

3.1.1 数据集

本文实验采用真实环境下获取的三维绝缘子模型数据集,包含瓷质绝缘子和复合绝缘子两大类型共27个。这些模型通过高精度三维扫描设备直接从现场使用的绝缘子上采集而来,保留了绝缘子表面的真实几何特征。数据集中包含多种典型缺陷类型,如表面裂纹、气泡、缺口和磨损等,这些缺陷均为实际运行环境中常见的损伤形式。所有方法均在多个模型上进行了测试,并从中随机选取部分结果在文中展示,以体现方法在不同缺陷类型与形态下的适用性与稳定性。

3.1.2 硬件与软件环境

本文为进行绝缘子的缺陷检测,设计了专门的硬件设备,设计图与硬件设备的外部内部实拍如图9所示。

算法运行在配备 AMD EPYC 7642 处理器、NVIDIA GeForce RTX 3090 图形处理器和 256 GB DDR4 内存的服务器上,操作系统为 Ubuntu 18.04.6 LTS。三维模型参数化基于 CGAL (computational geometry algorithms library) 计算几何算法库实现,图像可视化展示则借助 BlenderToolBox 完成。这一配置保证了复杂几何模型处理和优化计算的高效进行。

3.2 参数化结果分析

图10展示了不同类型绝缘子模型参数化结果和法向映射效果。可以看出,本文方法能够将各种复杂形状的绝缘子表面成功映射到统一的二维平面,并通过法向颜色映射直观地展示表面几何特征。

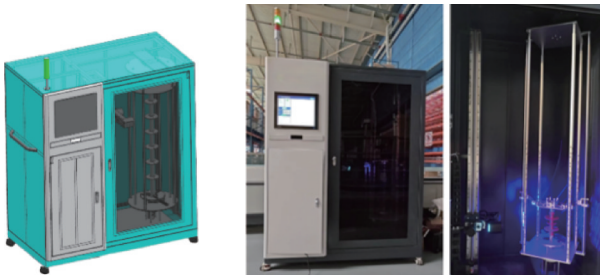


图9 扫描设备设计图(左)与外部/内部实拍图(右)
Fig. 9 Design drawing of scanning equipment (left) and actual external/internal photos (right)

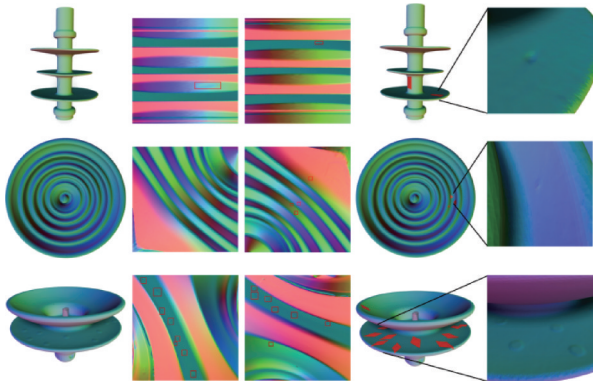


图10 对带缺陷的绝缘子模型的缺陷区域的参数化映射与缺陷标注结果
Fig. 10 Parameterized mapping and defect annotation results of defect areas in insulator models with defects

如图10所示,对于瓷质绝缘子,其伞裙结构在参数化后被均匀展开,法向映射图中颜色的渐变反映了表面法向的连续变化。结构较为复杂的复合绝缘子仍能通过本文方法实现有效的参数化和法向

映射。

特别值得注意的是,表面缺陷区域在法向映射图中表现为明显的颜色异常,图中法向贴图部分中的裂纹区域呈现出与周围区域明显不同的颜色模式,这为后续的缺陷标注提供了直观的视觉线索。图中最右侧结果进一步展示了缺陷在法向映射图中的标注结果以及其对应到三维模型上的映射效果,验证了本文方法能够准确建立二维映射空间与三维模型之间的对应关系。

3.3 缺陷检测结果分析

本文方法的核心在于利用旋转体特性对缺陷区域进行精确检测。图11对比展示了优化前后的缺陷检测结果。可以看出,仅基于人工标注区域识别的缺陷尽管已经标识出缺陷的大致位置,但边界定义不够精确;而经过基于旋转体特性的优化后,缺陷

区域被精准识别并优化,几何特征更符合旋转体特征,优化区域形态与实际缺陷形态更为吻合,显著提高了缺陷检测的准确性。

3.4 缺陷面积统计分析

精确的缺陷面积统计对于评估绝缘子质量等级至关重要。表1定量展示了缺陷面积的测量数据对比。其中, A_m 为单个缺陷的测量缺陷面积, A_i 为人工逐面片标记缺陷面积, E 为相对于绝缘子模型表面积的错误值。实际缺陷面积由人工逐个面片标注获得。

本文方法能够准确定位缺陷存在的位置,对于不同样本的不同缺陷,本文方法展现出良好的适应性。这表明本文提出的方法具有处理多种类型缺陷的能力。总体而言,本文方法计算的缺陷面积与人工标注结果保持高度一致,平均相对误差控制在

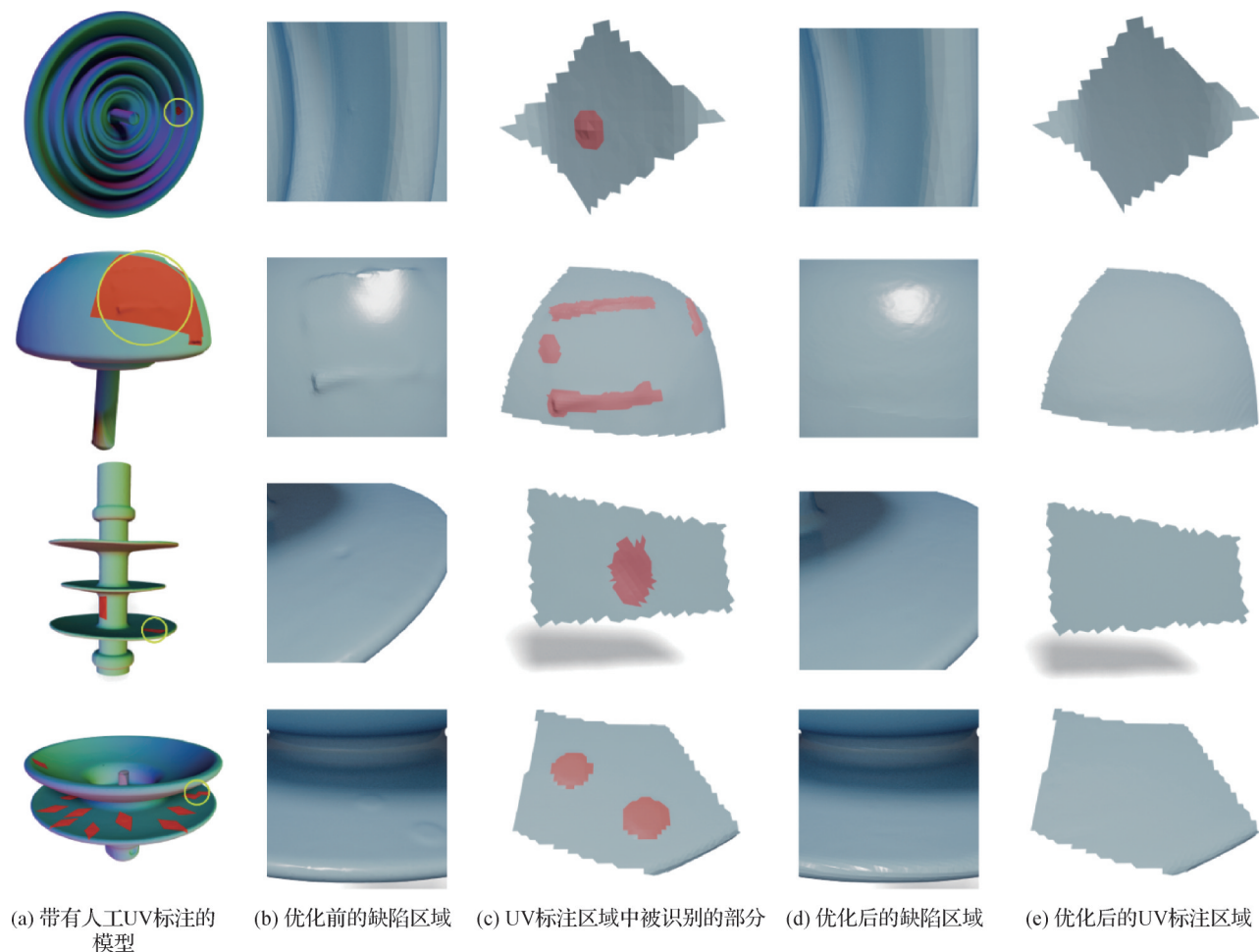


图11 基于人工UV标注区域识别的缺陷区域优化

Fig. 11 Optimization of defect areas based on manual UV labeling area recognition ((a) models with manual UV annotation; (b) original defect regions; (c) detected parts within the UV-annotated regions; (d) optimized defect regions; (e) optimized UV-annotated regions)

0.2‰ 以内,满足工程应用的精度要求。

对于不同类型的缺陷,面积计算的准确性略有差异。对于边界清晰的缺陷(如缺口、较大裂纹),面积计算误差较小;而对于边界模糊的缺陷(如轻微磨损、浅表裂纹),误差相对较大。这主要是由于边界模糊的缺陷在优化过程中难以精确界定其边界所致。值得注意的是,相比传统的基于二维图像的面积估计方法,本文方法充分考虑了三维表面的几何变形,能够更准确地反映缺陷的实际面积,为绝缘子质量评估提供了更为可靠的定量依据。

3.5 时间效率分析

表2详细列出了本文方法各处理步骤的时间消耗。其中, $\#V$ 是绝缘子模型的总点数目, $\#V^*$ 是需要优化的顶点数目, t_c 、 t_p 和 t_l 分别是模型切割、模型参数化与模型优化的时间统计。可以看出,对于典型的绝缘子模型(包含约25万个顶点),整个处理过程平均耗时约19.62 s,其中模型切割耗时约0.28 s,参数化映射耗时约2.17 s,二者共约占2.45 s,缺陷区域优化耗时约占17.17 s。这一处理效率完全满足实际应用的需求。

表1 缺陷面积测量数据对比
Table 1 Comparison of defect area measurement data

指标	A_m/mm^2	A_l/mm^2	$E/\%$
样本1	145.37	128.46	0.05
样本2	136.57	130.50	0.01
样本3	491.00	388.74	0.11
样本4	290.13	256.36	0.07
样本5	462.51	354.12	0.15

注:加粗字体表示最小误差。

表2 绝缘子模型单个缺陷检测时间统计
Table 2 Statistics of single defect detection time for insulator models

样本	$\#V$	$\#V^*$	t_c/s	t_p/s	t_l/s
1	155 379	575	0.25	1.64	24.03
2	96 288	472	0.15	0.81	18.46
3	254 545	1821	0.45	2.82	20.19
4	195 931	361	0.25	2.28	7.76
5	262 345	1 734	0.31	3.32	15.42
平均值	192 897.6	992.6	0.282	2.174	17.172

注:加粗字体表示各列最短耗时。

进一步分析发现,处理时间主要受模型复杂度和缺陷数量的影响。对于顶点数较多或包含多个缺陷的复杂模型,处理时间相应增加;而对于结构简单、缺陷较少的模型,处理时间可进一步缩短。总体而言,本文方法在保证检测精度的同时,展现出良好的计算效率。

4 结 论

本文提出了一种基于三维模型参数化的绝缘子缺陷检测方法。该方法首先通过UV参数化将绝缘子三维模型映射到标准化二维平面,并基于法向量信息构建直观的特征表示;然后结合人工辅助的方式在二维图像上对缺陷区域进行初步标注;最后利用绝缘子的旋转体几何特性对网格顶点进行位置优化,通过分析顶点位置变化识别缺陷区域并精确计算其面积。实验结果表明,该方法能够有效地检测和量化绝缘子表面的各类缺陷,为电力设备的质量控制与安全评估提供了可靠的技术支持。

尽管本文方法展现出良好的性能,但仍存在一些局限性有待改进。首先,当前方法仍需人工介入对缺陷区域进行粗标注,这一过程耗费人力且可能引入主观因素。开发自动化算法,直接在法向映射图上识别缺陷区域,进一步提高检测效率和客观性,是未来的一个研究目标。其次,除了缺陷的面积外,缺陷深度也是评估绝缘子质量的重要指标。因此,未来工作将探索结合深度信息的缺陷分析方法,实现对缺陷三维几何特性的全面表征与量化,为绝缘子安全性评估提供更加全面的数据支持。此外,针对不同材质和结构的绝缘子,还需进一步优化算法参数,提高方法的适应性和鲁棒性。

参考文献(References)

Bhatt P M, Malhan R K, Rajendran P, Shah B C, Thakar S, Yoon Y J, et al. 2021. Image-based surface defect detection using deep learning: A review. *Journal of Computing and Information Science in Engineering*, 21(4): #040801 [DOI: 10.1115/1.4049535]
Chen W X, Li Y N and Zhao Z G. 2022. Missing-sheds granularity estimation of glass insulators using deep neural networks based on optical imaging. *Sensors*, 22(5): #1737 [DOI: 10.3390/s22051737]
Chen Y F, Liu H Y, Chen J H, Hu J H and Zheng E H. 2023. Insu-YOLO: an insulator defect detection algorithm based on multiscale

- feature fusion. *Electronics*, 12(15): #3210 [DOI: 10.3390/electronics12153210]
- Chen Y J, Ding Y Y, Zhao F, Zhang E H, Wu Z N and Shao L H. 2021. Surface defect detection methods for industrial products: a review. *Applied Sciences*, 11(16): #7657 [DOI: 10.3390/app11167657]
- Das L, Saadat M H, Gjorgiev B, Auger E and Sansavini G. 2022. Object detection-based inspection of power line insulators: Incipient fault detection in the low data-regime [EB/OL]. [2025-07-10]. <https://arxiv.org/pdf/2212.11017.pdf>
- Ding J, Cao H N, Ding X L and An C H. 2022. High accuracy real-time insulator string defect detection method based on improved YOLOv5. *Frontiers in Energy Research*, 10: #928164 [DOI: 10.3389/fenrg.2022.928164]
- Gao Z S, Yang G D, Li E, Shen T Y, Wang Z, Tian Y N, et al. 2019. Insulator segmentation for power line inspection based on modified conditional generative adversarial network. *Journal of Sensors*, 2019(1): #4245329 [DOI: 10.1155/2019/4245329]
- Han J M, Yang Z, Xu H, Hu G X, Zhang C, Li H C, et al. 2020. Search like an eagle: a cascaded model for insulator missing faults detection in aerial images. *Energies*, 13(3): #713 [DOI: 10.3390/en13030713]
- Helle R H and Lemu H G. 2021. A case study on use of 3D scanning for reverse engineering and quality control. *Materials Today: Proceedings*, 45: 5255-5262 [DOI: 10.1016/j.matpr.2021.01.828]
- Jovančević I, Pham H H, Orteu J J, Gilblas R, Harvent J, Maurice X, et al. 2017. 3D point cloud analysis for detection and characterization of defects on airplane exterior surface. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 36(4): #74 [DOI: 10.1007/s10921-017-0453-1]
- Li Y, Li J G, Zhai Y J and Meng P. 2022a. Detection of self-explosive insulators in aerial images based on improved YOLO v4. *Journal of Physics: Conference Series*, 2320: #012025 [DOI: 10.1088/1742-6596/2320/1/012025]
- Li Y D. 2024. Research on Power Grid Insulator Defect Detection Method Based on Deep Learning. Xi'an: Xijing University (李怡达. 2024. 基于深度学习的电网绝缘子缺陷检测方法研究. 西安: 西京学院) [DOI: 10.27831/d.cnki.gxjxy.2024.000034]
- Li Y H, Zou G P, Zou H L, Zhou C and An S G. 2022b. Insulators and defect detection based on the improved focal loss function. *Applied Sciences*, 12(20): #10529 [DOI: 10.3390/app122010529]
- Liu J, Hu M M, Dong J Y and Lu X. 2023. Summary of insulator defect detection based on deep learning. *Electric Power Systems Research*, 224: #109688 [DOI: 10.1016/j.epsr.2023.109688]
- Mei H W, Chen J, Gao S, Wang L M and Guan Z C. 2020. Research on microwave-based non-destructive testing for internal defect detection of full-size composite insulator. *High Voltage Apparatus*, 56(3): 87-93 (梅红伟, 陈洁, 高嵩, 王黎明, 关志成. 2020. 全尺寸复合绝缘子内部缺陷微波无损检测研究. 高压电器, 56(3): 87-93) [DOI: 10.13296/j.1001-1609.hva.2020.03.013]
- Qin Z W. 2007. The relationships between CG, BFGS, and two limited-memory algorithms. *Furman University Electronic Journal of Undergraduate Mathematics*, 12(1): 5-20
- Ren Z H, Fang F Z, Yan N and Wu Y. 2022. State of the art in defect detection based on machine vision. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 9(2): 661-691 [DOI: 10.1007/s40684-021-00343-6]
- Sorkine O, Cohen-Or D, Lipman Y, Alexa M, Rössl C and Seidel H P. 2004. Laplacian surface editing//*Proceedings of 2004 Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Geometry Processing*. Nice, France: ACM: 175-184 [DOI: 10.1145/1057432.1057456]
- Wang J Y, Li Y N and Chen W X. 2022. Detection of glass insulators using deep neural networks based on optical imaging. *Remote Sensing*, 14(20): #5153 [DOI: 10.3390/rs14205153]
- Wang Y Q, Yuan T, Nie L, Wu W H, Zhang J and He Q P. 2022. Machine vision inspection method for defects of glass insulator. *High Voltage Engineering*, 48(12): 4933-4940 (王昱晴, 袁田, 聂霖, 武文华, 张锦, 何秋萍. 2022. 玻璃绝缘子玻璃件缺陷的机器视觉检测方法. 高电压技术, 48(12): 4933-4940) [DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20211898]
- Xia H Y, Yang B H, Li Y L and Wang B. 2022. An improved centernet model for insulator defect detection using aerial imagery. *Sensors*, 22(8): #2850 [DOI: 10.3390/s22082850]
- Yang Y, Zhao Y W, Li E Z, Liu J L and Tang Z H. 2025. A study on power insulator defect detection model based on improved YOLOv8n. *Journal of Hubei Normal University (Natural Science)*, 45(2): 31-41 (杨怿, 赵亚伟, 李恩泽, 刘家琳, 汤智豪. 2025. 基于改进YOLOv8n的电力绝缘子缺陷检测模型研究. 湖北师范大学学报(自然科学版), 45(2): 31-41) [DOI: 10.3969/j.issn.2096-3149.2025.02.004]
- Ye B H, Kang D Q, Xie X H and Lai J H. 2025. A review of visual based non fully annotated surface defect detection. *Chinese Journal of Image and Graphics*, 30(6): 1661-1689 (叶标华, 康丹青, 谢晓华, 赖剑煌. 2025. 基于视觉的非完全标注表面缺陷检测综述. 中国图象图形学报, 30(6): 1661-1689) [DOI: 10.11834/jig.240434]
- Zhang Z D, Zhang B, Lan Z C, Liu H C, Li D Y, Pei L, et al. 2022a. FINet: an insulator dataset and detection benchmark based on synthetic fog and improved YOLOv5. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71: #6006508 [DOI: 10.1109/TIM.2022.3194909]
- Zhang Z Y, Huang S H, Li Y X, Li H and Hao H T. 2022b. Image detection of insulator defects based on morphological processing and deep learning. *Energies*, 15(7): #2465 [DOI: 10.3390/en15072465]
- Zhao Z B, Fan X Q, Xu G Z, Zhang L, Qi Y C and Zhang K. 2017. Aggregating deep convolutional feature maps for insulator detection in infrared images. *IEEE Access*, 5: 21831-21839 [DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2757030]

Zheng J F, Wu H, Zhang H, Wang Z Q and Xu W Y. 2022. Insulator-defect detection algorithm based on improved YOLOv7. *Sensors*, 22(22): #8801 [DOI: 10.3390/s22228801]

Zong Y L, Liang J, Wang H, Ren M D, Zhang M K, Li W P, et al. 2021. An intelligent and automated 3D surface defect detection system for quantitative 3D estimation and feature classification of material surface defects. *Optics and Lasers in Engineering*, 144: #106633 [DOI: 10.1016/j.optlaseng.2021.106633]

作者简介

李润桥,男,硕士研究生,主要研究方向为计算机图形学。
E-mail: 4023112003@mails.qust.edu.cn

陈双敏,通信作者,女,副教授,主要研究方向为计算机图形

学和深度几何处理。E-mail: chenshuangmin@qust.edu.cn

王鹏飞,男,博士研究生,主要研究方向为计算机图形学。
E-mail: pengfei1998@foxmail.com

左巍,男,博士研究生,主要研究方向为计算机图形学。
E-mail: zuow@bjcehh.com

朱林海,男,硕士研究生,主要研究方向为计算机图形学。
E-mail: 951277298@qq.com

辛士庆,男,教授,主要研究方向为计算图形学、机器人路径规划和三维智能检测。E-mail: xinshiqing@sdu.edu.cn

屠长河,男,教授,主要研究方向为计算机图形学、虚拟现实与增强现实、数字几何建模与处理和智能机器人。
E-mail: chtu@sdu.edu.cn