第 52 卷 第 4 期：1616-1626 高电压技术 Vol.52, No.4: 1616-1626
2026 年 4 月 30 日 High Voltage Engineering April 30, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20251214

基于可见光高斯投影的电力设备毫米级三维重建方法

宋晟炜[1]，严英杰[1]，刘亚东[1]，冯　琳[1]，蔡建峰[2]，江秀臣[1]
（1. 上海交通大学电气工程学院，上海 200240；2. 广东电网有限责任公司惠州供电局，惠州 516003）

摘　要：为实现变电站复杂电力设备的毫米级三维重建，提出一种融合特征增强与动态分辨率控制机制的 3D Gaussian Splatting 建模方法。该方法引入有监督对比学习与结构增强模块，显著提升弱纹理和重复结构区域的特征识别能力；同时设计训练阶段自适应分辨率调控策略，实现全局结构与局部细节的高效统一建模。在自建的多视角可见光图像数据集上，该文方法与多视图立体视觉(multi-view stereo，MVS)、神经辐射场(neural radiance field，NeRF)、原始三维高斯溅射(3D Gaussian splatting, 3DGS)进行对比实验，结果显示所提方法在峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio，PSNR)、结构相似性指数(structural similarity index measure，SSIM)、L_1 范数(L_1 norm)等重建指标上均取得显著优势，平均 L_1 误差降至 0.033，实现毫米级结构细节的精确恢复，具备良好的工程适应性。
关键词：变电站设备；三维重建；毫米级形变；3D Gaussian Splatting；对比学习；分辨率调控

Millimeter-level 3D Reconstruction Method of Power Equipment Based on Visible-light Gaussian Splatting

SONG Shengwei[1], YAN Yingjie[1], LIU Yadong[1], FENG Lin[1], CAI Jianfeng[2], JIANG Xiuchen[1]
(1. School of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Huizhou Power Supply Compony, Guangdong Power Grid Co., Ltd., Huizhou 516003, China)

Abstract: To achieve millimeter-level 3D reconstruction of complex electrical equipment in substations, this paper proposes a 3D Gaussian Splatting modeling method that integrates feature enhancement with dynamic resolution control. The supervised contrastive learning and structural enhancement modules are introduced into the method, significantly improving feature recognition capabilities in weakly textured and repetitive structural regions. Meanwhile, an adaptive resolution control strategy is designed in the training phase, enabling efficient unified modeling of global structure and local details. Through comparative experiments with multi-view stereo (MVS), neural radiance field (NeRF), and the original 3D Gaussian splatting (3DGS) on a self-built multi-view visible light image dataset, the proposed method demonstrates significant advantages in reconstruction metrics including peak signal-to-noise ratio (PSNR), structural similarity index measure (SSIM), and L_1 norm. The average L_1 error is reduced to 0.033, enabling precise restoration of millimeter-level structural details and exhibiting strong engineering applicability.
Key words: substation equipment; 3D reconstruction; millimeter-level deformation; 3D Gaussian Splatting; contrastive learning; resolution control

0　引言

随着国家“双碳”战略的稳步推进与新型电力系统的逐步构建，电力设备的运行状态监测和早期故障预警能力正日益成为保障电网安全稳定运行的重要支撑手段[1]。变电站作为电网的关键枢纽，其运行环境复杂、结构形式多样，套管、母线夹件、开关触头等设备在服役过程中易受到热胀冷缩、电磁应力、机械振动和基础沉降等多重因素影响，导致连接件松动、绝缘部位错位等微小位移与局部形变。虽然这类结构微变难以直接观测，但往往是接触不良、局部放电等故障的前兆。有研究表明，污秽[2]、湿气或微小位移[3]可触发放电或绝缘破坏，甚至引发闪络与系统失效，凸显了对毫米级形变进行监测的现实需求。这些案例说明，在变电站设备运行中，结构微变对设备绝缘性能与运行安全有着直接而关键的影响，这也正是本文研究微小形变检测技术的现实工程动机。

目前工程中常用的形变检测手段主要分两类：

基金资助项目：广东电网有限责任公司科技项目(031300KC23120020；GDKJXM20231420)。
Project supported by Science and Technology Project of Guangdong Power Grid Co., Ltd. (031300KC23120020, GDKJXM20231420).

一类是以光纤光栅[4-5]、电容式位移计[6]、微机电系统(micro-electro-mechanical systems，MEMS)传感器为代表的物理量监测方法[7]，具备测量精度高、动态响应快等优势，已广泛应用于母线夹件、支柱底座等关键节点的局部监控。然而，其需在设备表面或内部安装，建设维护成本高[8]，且监测点越多，管理负担越大[9-10]。此外，传感器的安装位置往往受设备结构及运行条件限制，部分传感器难以嵌入设备内部；即便能够安装，也仅能获取局部物理量，难以实现对整台设备的全局监测[11]。例如，在三相变压器中分别安装传感器，仅能采集单相的数据，若需实现三相全量监测，则必须分别安装多个传感器，导致整体成本和复杂度大幅提高。因此，物理量监测方法难以满足电力设备的大范围、全覆盖形变监测需求，以及对多类设备的全局结构建模与统一状态评估。第二类是非接触式视觉测量方法，近年来随着无人机、机器人等无人化巡检系统在变电站运维中的广泛部署，为电力设备状态感知和在线监测提供了大量高分辨率图像数据，这类方法可直接利用巡检装备自带的摄像装置获取二维图像，无需额外配置传感器或硬件改造，即可实现低成本、广覆盖的数据采集，具备良好的工程可实施性。

然而，在实际变电站巡检任务中，由于设备密集布置、角度受限以及结构遮挡等因素，部分关键部位可能无法被充分拍摄，导致图像采集存在缺失或视角覆盖不足的情况。

目前，传统的运动恢复结构(structure from motion，SfM)与多视图立体视觉(multi-view stereo，MVS)方法因实现成本低、工具链成熟，已然成为三维重构的常用方法[12-13]。然而，这类方法高度依赖图像纹理特征，在变电站中，很多设备表面缺乏明显的纹理特征，比如套管伞裙、金属连接件等部位形状相似且有遮挡，导致传统方法难以正确识别这些区域的特征点，重建结果容易出现断层或错位。为提升重建精度，一些深度学习方法[14]，如MVSNet[15]、CasMVSNet[16]等，通过端到端深度估计取得了较高精度，但这类模型结构固定、对训练数据依赖显著，难以适应工程现场复杂多变的环境。另一类三维重构方法为隐式表示方法，常用方法如NeRF[17]等，虽能生成高质量视角图像，但因不输出显式点云，难以用于量化形变分析，且训练效率低，不适用于工业巡检高频次任务。同时，变电站中的设备通常同时包含体积庞大的整体结构和细小的关键部件，固定分辨率的建模方法很难兼顾全局外形和局部细节，结果往往是整体形状大致正确，但关键部件被过度平滑，细节丢失严重。

针对上述传统方法在弱纹理、重复结构区域特征提取困难以及全局与局部建模精度难以兼顾等问题，本文提出一种高适配性的建模方法，在不增加硬件成本的前提下，生成结构一致、精度更高的三维模型。该方法在原始 3D Gaussian splatting(3DGS)框架基础上引入两项关键改进：一是通过结合有监督对比学习与前馈结构增强的特征增强模块，降低特征漂移与误匹配带来的局部重建误差，使模型即使面对部分视角缺失或弱纹理遮挡区域，仍具备较强的特征推理与结构还原能力；二是设计基于训练阶段与空间分布动态调控的高斯点分辨率自适应机制，实现全局结构与局部细节的统一优化。通过这两项改进，所提方法能够在复杂工业场景下有效提升三维重建的精度与鲁棒性，为电力设备的数字化建模、形变监测和状态评估提供了一种低成本、高效率且工程适应性强的新型技术方案。

1 3DGS 整体研究架构

1.1 微小形变建模需求分析

在变电站设备运行过程中，微小位移或结构形变往往是潜在故障的早期征兆。根据 GB 50059—2011《35 kV~110 kV 变电站设计规范》[18]及相关行业标准，不同设备的关键部位在运行状态下都有明确的位移或挠度限制。例如：220 kV 套管长度约 4.6 m，其运行过程中允许的最大挠度不应超过约 4.6 cm；变压器关键连接部位的位移形变量需控制在 10~15 mm 以内；而 35 kV 电流互感器的高度通常为 1 m，其位移形变量需限制在 2 mm 以内。一旦超出上述限值，可能导致绝缘失效、导电部件错位或机械结构疲劳，进而引发局部放电、过热、油泄漏甚至爆炸等严重事故[19]。

因此，构建基于可见光图像的高精度三维建模方法显得尤为必要。通过毫米级精度的三维重构技术，可以在无需额外传感器的前提下，实现对电力设备全局结构的建模与多时刻对比分析，进而识别设备在早期运行阶段的微小位移和局部形变。这不仅可显著降低人工巡检成本，还能提升监测效率与安全性，对实现电力设备的数字化建模和智能化运维具有重要工程价值。

1.2 3DGS 基本原理

3DGS 是近年来三维重建与新视角合成领域的前沿方法之一，由 Kerbl 等人在 2023 年 SIGGRAPH 上首次提出[20]。其核心思想是：以三维高斯分布作为基本建模单元，通过优化每个高斯点的空间位置 $\boldsymbol{x}_i$、颜色 c_i、尺度 s_i 及协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}_i$ 等属性，实现对场景的连续表达。3DGS 构建了一个以概率密度函数为核心的场景表示模型，三维空间中位置 x 处的体积密度 $\rho(x)$可(1)表示为：

$$\rho(\boldsymbol{x})=\sum_{i=1}^{n}\alpha_i N(\boldsymbol{x}\mid\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{\Sigma}_i) \tag{1}$$

式中：n 为模型中高斯点总数；α_i 为透明度因子；$N(\cdot)$ 为三维高斯分布；$\boldsymbol{x}_i$ 为第 i 个高斯点在三维空间中的位置向量；$\boldsymbol{\Sigma}_i$ 为第 i 个高斯点的 3×3 协方差矩阵。

与现有其他传统三维重构方法相比，3DGS 具有训练高效等优势，适合在有限视角下实现高质量三维重建。然而，原始 3DGS 在弱纹理区域特征提取和多尺度结构表达方面仍存在不足，这也是本文提出改进方法的出发点。

1.3 基于 3DGS 的整体研究架构

针对变电站场景中电力设备结构复杂、纹理单一且多尺度特征共存的问题，传统三维建模方法在重建精度、局部鲁棒性和可扩展性之间难以兼顾。为提升工业场景下模型的建模精度、特征判别能力和结构适应性，本文在 3D Gaussian Splatting 框架基础上提出了一种融合图像特征增强与动态分辨率调控的建模方法。

整体框架如图 1 所示，本文提出的建模系统以多视角图像序列作为输入，首先通过 SfM 技术获取初始稀疏点云及相机位姿(Pose)。随后，利用图像特征增强模块对输入图像进行特征优化，引导高斯点集中于结构显著区域。基于增强后的特征表征，模型完成高斯点的初始化与更新，并通过动态分辨率调控机制自适应调整高斯点的尺度与分布密度，以兼顾全局结构一致性和局部细节精度。最后，经过优化的高斯点通过可微分渲染管线生成最终三维重建结果，用于电力设备的高精度建模与形变分析。

2 3DGS 改进原理

2.1 特征增强方法

在变电站巡检任务中，受图像获取视角受限等因素影响，只能采集到有限的二维图像，而传统图像编码方式难以从这些有限的二维图像中提取足够的三维重建特征，尤其难以准确聚焦于可能发生微小位移形变的关键区域。为解决上述问题，本文引入体素标签驱动的有监督对比学习策略，并构建基于前馈结构的特征增强模块。整体流程如图 2 所示。首先提取高斯点 i 的七维特征向量 $\boldsymbol{f}_i$，如式(2)所示：

$$\boldsymbol{f}_i=\left[x_i,y_i,z_i,\alpha_i,\ln(\sigma_{x,i}),\ln(\sigma_{y,i}),\ln(\sigma_{z,i})\right] \tag{2}$$

式中：(x_i,y_i,z_i)为高斯点 i 的三维空间坐标；α_i 为该点的透明度信息，用于衡量该点对可微渲染的贡献；$\sigma_{x,y,z}$ 为高斯协方差主轴方向的尺度，也是这个矩阵的对角项，可控制高斯椭球在空间中的扩散程度。

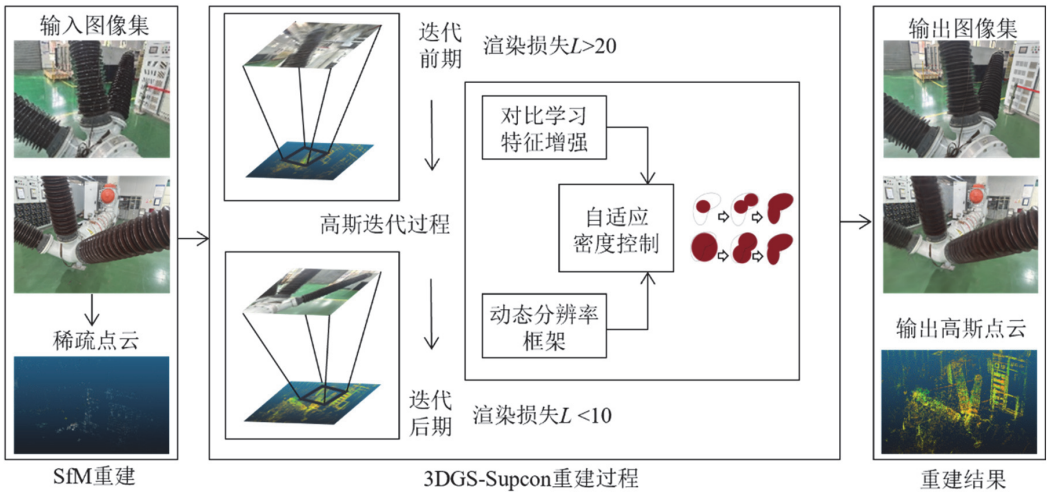


图 1 3DGS-Supcon 整体框架图

Fig.1 Overall framework diagram of 3DGS-Supcon

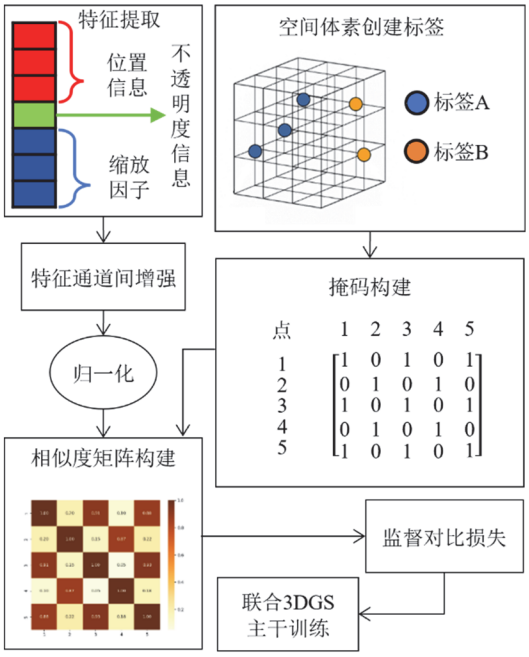


图 2 结合结构增强模块的对比学习机制流程图

Fig.2 Flowchart of contrastive learning mechanism combined with structure enhancement module

为提升模型对局部几何边界、曲率变化等区域的表达能力，在特征编码阶段引入前馈式结构增强模块，借鉴了 Transformer[19-20]中的残差前馈结构。

为便于后续对比学习中特征相似度矩阵的计算，每一个增强后特征向量 $\boldsymbol{f}_i$ 都将统一进行 L2 归一化处理并投影至单位球面，$\hat{\boldsymbol{f}}_i$ 为归一化后的特征向量，具体形式为：

$$\hat{\boldsymbol{f}}_i = \frac{\boldsymbol{f}_i}{\|\boldsymbol{f}_i\|_2} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{f}_i$ 表示第 i 个高斯点的特征向量；$\|\boldsymbol{f}_i\|_2$ 为特征向量 $\boldsymbol{f}_i$ 的 L_2 范数，即模长。

归一化后的特征向量用于计算余弦相似度矩阵，该矩阵作为监督对比学习中构建正负样本对的基础，结合温度系数 τ 控制 softmax 函数的分布平滑度，从而有效提升类内特征聚合能力，并增强不同类别之间的特征区分度。

本文并未直接采用传统图像级监督机制，而是引入基于 SfM 输出稀疏点云构建的空间体素划分策略。该策略基于空间邻接性对高斯点进行分组，通过无监督方式自动生成空间标签，避免人工标注成本，同时确保特征对比学习更贴近物理结构边界。这一设计区别于现有如 Depth-supervised NeRF 等方法所依赖的深度监督方式，更适用于工业巡检图像中标注缺失的场景。

基于构建的掩码矩阵与相似度矩阵，系统进一步计算温度缩放下的监督对比损失函数，促使同一空间结构下的特征向量在嵌入空间中聚合，而异类点特征则被拉远，实现嵌入表征的判别性提升。监督对比损失函数 L_{supcon} 计算式为：

$$L_{\text{supcon}} = \sum_{b\in I} \frac{-1}{|M(b)|} \sum_{p\in M(b)} \ln \frac{\exp(z_b \cdot z_m / \tau)}{\sum_{a\in A(b)}^{n} \exp(z_b \cdot z_a / \tau)} \tag{4}$$

式中：b 为当前正在计算损失的样本索引；I 表示当前 mini-batch 中所有样本的索引集合，即参与本轮损失计算的所有样本编号；$M(b)$表示所有与 b 属于同一标签的正样本集合；m 表示的是与当前样本 b 属于同一类别的其他正样本；z_b 表示当前样本 b 的特征向量；z_m 表示其他正样本 m 的特征向量；$A(b)$ 表示与其构成对比的所有样本，包括正负；z_a 表示 $A(b)$中样本 a 的特征向量；温度系数 τ 用于控制 softmax 的分布平滑度。

最终，该增强路径输出的特征与 3DGS 主干网络融合，参与整体可微渲染过程，构建出一套兼具空间一致性与结构感知能力的高斯点嵌入表示体系，最终构成复合损失函数 L_{total}，其计算式为：

$$L_{\text{total}} = (1-\lambda_{\text{dssim}})L_{\text{L1}} + \lambda_{\text{dssim}}(1-S) + \lambda_{\text{supcon}} \cdot L_{\text{supcon}} \tag{5}$$

式中：λ_{dssim} 控制 L1 损失和结构相似性指标损失(1–S)之间的加权平衡；L_{L1} 为像素级差异度量，衡量预测图像与真实图像之间的逐像素差异；S 为结构相似性指标(structural similarity index)，衡量图像在结构层面的相似程度，值越接近 1 表示结构越相似；λ_{supcon} 为控制对比学习在总损失中的参与权重用于调节对比损失在训练目标中的占比；L_{supcon} 为监督对比损失函数。

2.2 动态分辨率的高适配性 3DGS 网络

在变电站典型设备的三维重建过程中，设备形态往往呈现结构尺度跨度大、局部细节易被忽略的特点，例如套管、连接端子等关键部位，虽在整体结构中占比不大，但却是故障高发区域，往往存在松动等早期形变迹象。然而，现有 3DGS 模型采用固定分辨率与均匀高斯点密度，无法同时兼顾大结构的全局表达与小尺度细节的精细重建，易导致关键区域建模不充分，影响后续的位移识别与故障预判。为解决上述问题，本文设计了一种基于训练阶段动态分辨率调控的高适配性建模机制，在保障建模效率的同时强化模型的局部结构感知能力。该机

制整体流程如图 3 所示，主要包括动态分辨率调控、高斯点筛选、掩码构造与多尺度渲染 4 个步骤。

首先，系统在训练过程中根据阶段进展动态设定分辨率比例因子 $s\in(0,1]$，以实现从粗到细的分级建模策略：在训练初期采用低分辨率促进全局结构快速收敛，进入中期阶段之后逐渐提高分辨率比例因子过渡强化边缘，后期逐步提升至完整分辨率对复杂细节进行精细刻画。本文设定训练阶段比例因子分别为 0.25、0.50、0.75、1.00，分别对应粗结构收敛、中尺度结构稳定、边缘精化与细节还原 4 个阶段。该因子设定借鉴图像金字塔与多阶段优化理论，并结合经验调优，确保建模过程既可快速收敛全局形态，也可逐步强化边界细节，最终达到毫米级的还原精度。为提升不同分辨率阶段下的高斯点使用效率，本文引入双阶段筛选机制对高斯点进行约束：其一，基于空间范围控制筛选半径 $r=2s$，过滤掉距离过远或重叠区域；其二，根据高斯点自身的透明度响应设定阈值(本实验中设为 0.01)，剔除渲染贡献低的点。这一机制有效避免了冗余点云参与训练，减少计算开销的同时强化了对结构显著区域的表达聚焦。

经过筛选的高斯点在当前尺度下生成空间掩码，并与比例因子 s 一同输入可微渲染模块，逐层完成从三维场景 $\boldsymbol{S}$ 到二维图像空间 $\boldsymbol{J}$ 的渲染映射，表达式如式(6)所示：

$$\boldsymbol{J}=R(\boldsymbol{S};\theta,s) \tag{6}$$

式中：R 为渲染函数；θ 为控制变量；s 为当前训练阶段的分辨率调控因子。该策略使得模型在训练过程中能够根据任务阶段与结构特征自适应调整建模粒度，实现粗结构快速拟合与细节结构精准还原之间的动态平衡，进一步增强模型在跨尺度场景下的适应能力与形变感知效果。

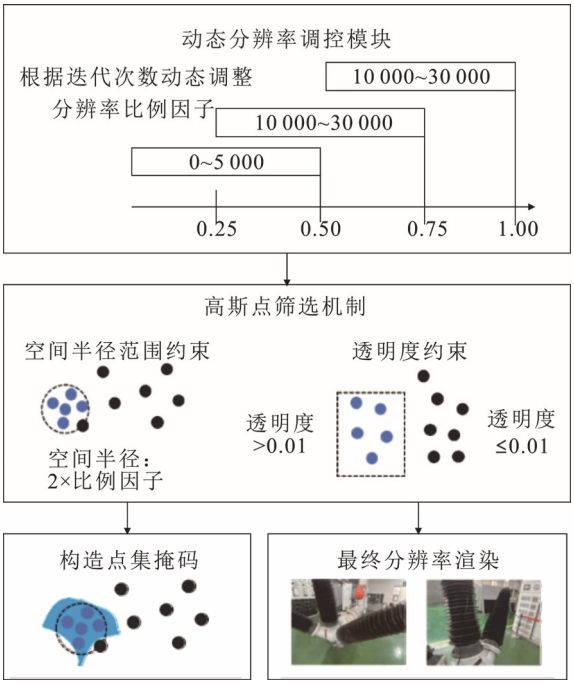


图 3 动态分辨率高适配性高斯建模机制流程图

Fig.3 Flowchart of dynamic resolution and high adaptability Gaussian modeling mechanism

3 实验验证与结果分析

3.1 实验平台介绍

本研究在 Ubuntu 22.04.1 LTS 环境下完成全部实验流程，基于 NVIDIA GeForce RTX 4090 D 显卡及 CUDA 11.8、cuDNN 8.6 提供的硬件加速平台部署神经渲染框架与训练模块。实验平台具备 192 核心 Intel Xeon Platinum 8481C 处理器与 1 TB 系统内存，为大规模图像重建与深度网络训练提供了充足的计算资源。

在 3.2 节中会得到相机内参矩阵，这些参数在 SfM 稀疏点云重建过程中被用作 pinhole 相机模型的基础参数设置，配合 COLMAP 完成稀疏点云重建与相机外参估计。随后，在此稀疏重建基础上进行高斯点初始化，并引入本文提出的双重增强策略对 3DGS 主流程进行改进。在图像特征增强模块中，温度超参数设置为 0.05，有监督对比损失的权重设置为 0.03。在训练早期阶段，迭代次数在 0~5 000 之间，仅启用低分辨率因子 0.25 和 0.5，以快速拟合全局结构；训练中期逐步增加尺度分辨率至 0.75；训练后期，模型以全分辨率尺度精细优化结构细节。每一阶段的分辨率因子 s 还将被用于计算空间掩码约束，并结合透明度阈值剔除冗余点云，从而高效完成分层级渲染与监督训练。

整体实现使用 PyTorch 2.0 框架，Python 版本为 3.10.8，核心网络模块在 CUDA 11.8 环境下加速执行。所有实验与渲染可视化任务均在上述环境中完成，并对模型各模块进行分阶段调试与验证。

3.2 数据集介绍

本文自建了一组变电站设备实景图像数据集，如图 4 所示。该数据集共包含 778 张图像，覆盖电力设备中不同部件的典型结构在多种视角与距离下的分布情况。为保证三维重建的稳定性和鲁棒性，图像采集遵循以下基本原则。

首先是视角全覆盖原则，对所有需要拍摄的目标均至少完成 1 次完整的水平环绕拍摄，同时在水平环的基础上增加俯仰角环各 1~2 个，相对于水平面±(15°~30°)，以增强顶部与底部区域的特征采样。每个环绕圈 2 张相邻图像间的拍摄夹角应控制在 5°~15°之间，以在覆盖度和数据量之间取得平衡。其次是图像重叠原则，每两张相邻图像的重叠度应保持在≥60%，在弱纹理或重复结构区域提高到≥70%，以增强特征匹配的可靠性。

在数据规模方面，根据目标对象的复杂程度设定其大致范围：如果目标对象是简单部件，复杂度较低，例如单一套管段或较规则的零部件，建议 30~60 张图像即可保证可行性；如果目标对象是中等复杂度部件，例如套管与金具的组合体，建议 60~100 张图像，确保不同尺度细节均有覆盖；如果目标对象是整机级复杂设备，例如含多个部件的大型电力设备主体，建议 100~200 张图像，以满足全局几何闭合与局部细节表达的需求。

所有二维图像的焦距等效为 24 mm，最大光圈为 1.78，单张图像分辨率为 3 024×4 032，传感器尺寸约为 13.2 mm×9.9 mm，对应像素焦距 f_x=f_y=7 324。所以可得到相机内参矩阵为：

$$\boldsymbol{K}=\begin{bmatrix}7\ 324 & 0 & 2\ 016\\ 0 & 7\ 324 & 1\ 512\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{7}$$

本数据集随后被输入至基于 COLMAP 的结构光稀疏重建流程，采用针孔相机模型(pinhole model)进行 SfM 配置，并基于上述内参完成相机初始化与图像配准，最终生成用于后续 3DGS 建模的稀疏点云及相机姿态数据。

3.3 性能评估指标说明

为全面评估重建质量与形变感知能力，本文采用以下多维指标进行评估，如：峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio，PSNR)、结构相似度(structural similarity index measure，SSIM)、平均绝对误差(L_1)等。

PSNR 是衡量图像重建保真度的重要指标，定义为预测图与真实图像之间均方误差(MSE)的对数尺度反比关系，MSE 与 PSNR 的具体计算式为：

$$M=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(I_{\mathrm{p},i}-I_{\mathrm{g},i})^2 \tag{8}$$

$$P=-10\cdot\lg(M) \tag{9}$$

式中：N 为像素总数；$I_{\mathrm{p},i}$ 为第 i 个像素的预测值；

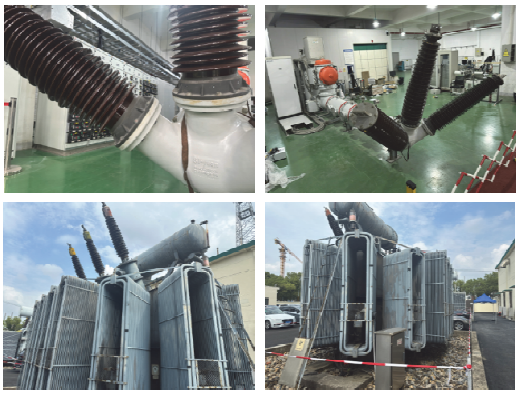


图 4 变电站典型设备多视角图像数据集示例

Fig.4 Examples of multi-view image dataset for typical substation equipment

$I_{\mathrm{g},i}$ 为第 i 个像素的真实值。

PSNR 的物理意义体现为单位像素误差能量的压缩比，其值越大，表示重建质量越高，视觉失真越小。

SSIM 则从亮度、对比度、结构 3 个层面综合评价结构感知一致性，其在衡量结构还原能力方面尤为有效，尤其适用于三维重建中对边缘轮廓与纹理一致性的敏感性评估。SSIM 值域为[0,1]，越接近 1 表示相似度越高。S 计算式为：

$$S=\frac{(2\mu_x\mu_y+c_1)(2\sigma_{xy}+c_2)}{(\mu_x^2+\mu_y^2+c_1)(\sigma_x^2+\sigma_y^2+c_2)} \tag{10}$$

式中：μ_x、μ_y 为图像块的平均值；σ_x^2、σ_y^2 为方差；σ_{xy} 为协方差，c_1=$(k_1L)^2$，c_2=$(k_2L)^2$ 为稳定性常数，其中 L 为像素值动态范围，k_1=0.01，k_2=0.03。

平均绝对误差(L_1)从数值一致性角度度量预测图与真实图像在像素级别的平均差异，具有较强的稳定性和鲁棒性。L_1 计算式为：

$$L_1=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|I_{\mathrm{pred},i}-I_{\mathrm{gt},i}\right| \tag{11}$$

以上指标均在模型渲染完成后以逐像素形式在 RGB 空间内进行计算，并对所有测试图像取平均值，作为最终评价结果，用以定量对比不同方法或不同模型配置下的重建质量差异。

3.4 重建效果对比与图像质量评估

为全面验证本文所提 3DGS-Supcon 方法在复杂变电站场景下的鲁棒性与精度表现，选取 3DGS、NeRF、MVS、Neus 等主流三维建模算法作为对比对象，并在相同相机位姿下进行可微渲染，将其生成图像与真实图像进行对比评估。

如图 5 所示，在典型部件重建结果中，传统

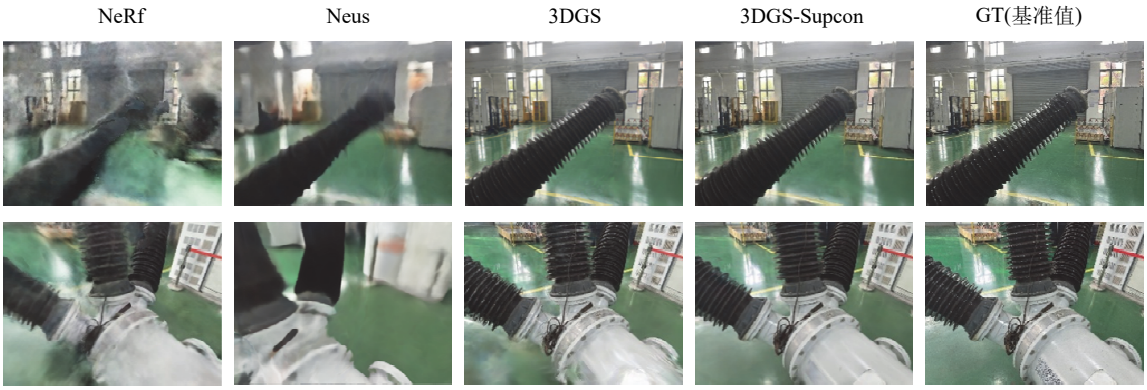


图 5 其他各类三维重构方法与本文方法的渲染结果对比图

Fig.5 Comparison chart of rendering results between other various 3D reconstruction methods and the method proposed in this paper

MVS 存在严重的结构缺失；NeRF 与 Neus 虽具有一定纹理合成能力，但对重复结构与弱纹理区域表现不稳定，边界易出现漂移；原始 3DGS 重建轮廓较好但细节模糊。相比之下，3DGS-Supcon 在结构完整性、边缘锐利度和细节保真度方面优势显著，展现出毫米级几何还原能力。

为进一步量化性能差异，采用图像重建常用的 3 项指标：PSNR、SSIM 与 L_1 进行数值对比。所有模型在相同训练轮数与输入条件下完成推理，并对 3 组数据重复实验取平均值，结果见图 6。从结果可见，本文提出的 3DGS-Supcon 方法在 3 项指标上均取得最优表现，表明在像素重建精度上、保持结构相似性与细节恢复能力都明显高于其他各类方法。

为进一步评估本文方法在遮挡干扰条件下的鲁棒性表现，本文在原有变电站多视角图像数据集的基础上，对原数据集中的图片进行筛选，形成不同遮挡比例的子集。该子集仍以典型设备为重建对象，设置在实际巡检环境下无法采集到的部分，去除这些部分在数据集中的照片，以模拟真实工程场景中常见的遮挡干扰因素。

构建过程中，通过控制数据集中删除图像样本的比例，划分为遮挡比例为 0、20%、30%、40%的 4 类输入子集。所有子集共享相同的 SfM 相机参数，以确保对比实验在一致建模条件下进行。

从图 7 可见，随着遮挡比例的增加，4 种方法在 PSNR、SSIM 和 L_1 这 3 项指标上均表现出不同程度的性能退化。相比之下，3DGS-Supcon 在遮挡比例从 0 逐步提升至 40%的过程中，PSNR 仅下降 2.26 dB，SSIM 始终保持在 0.75 以上，L_1 误差上升不超过 0.009，显示出良好的建模稳定性与特征对齐能力。横向对比各方法在 30%遮挡条件下的表现，

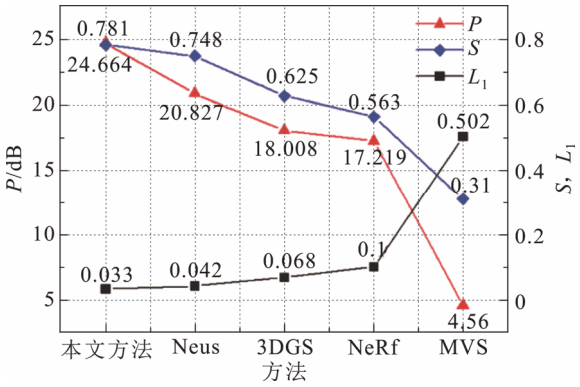


图 6 其他各类三维重构方法与本文方法的结果对比图

Fig.6 Comparison chart of results between other various 3D reconstruction methods and the method proposed in this paper

3DGS-Supcon 在 3 项指标上仍显著优于原始 3DGS、NeRF、Neus 和 MVS 等基线方法，充分体现了所提出特征增强与动态分辨率调控机制对遮挡区域结构表达的增强效果，具有更强的鲁棒性与工程适应性。

为验证本文方法在几何尺度上是否达到毫米级精度，引入激光点云作为高精度基准数据，并采用 CloudCompare 完成一次刚体配准，以建立统一的尺度与坐标系。激光点云的采集误差约 0.02 mm，因此可作为可靠的参考标准。参考 Schröppel, Philipp[21]等人和 Knapitsch, Arno[22]等人主流基准的做法，采用点云误差分布的中位数 Median 与 95%分位数 P95 作为主要统计量，以衡量典型误差水平和整体稳健性，并结合经典迭代最近点(iterative closest point，ICP)算法工作所使用的均方根误差 RMS 作为全局一致性上界参考。

在全局范围内，本文方法生成的 3DGS 点云与激光点云的全局误差最终均方根误差(final root mean square error, Final RMS)约 0.009 m，即 9 mm，

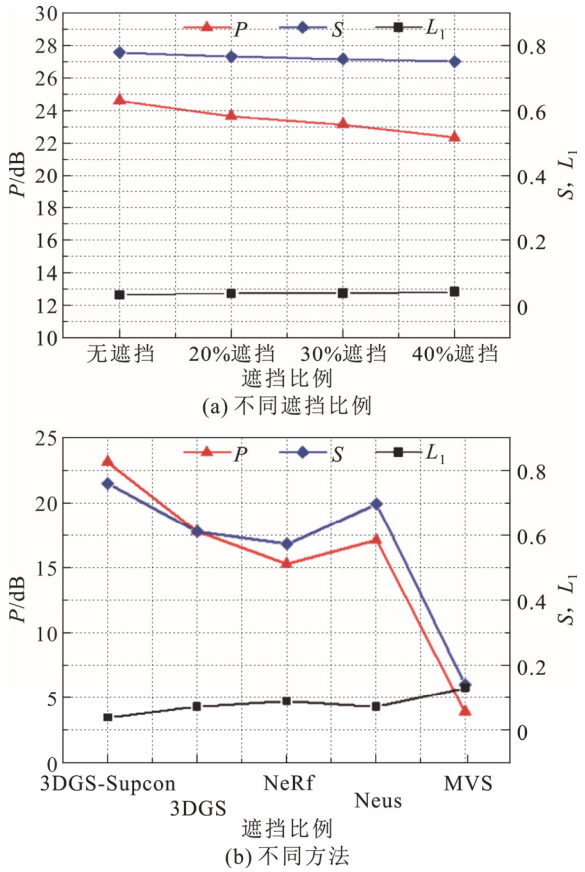


图 7 不同方法和不同遮挡比例下的性能对比

Fig.7 Performance comparison of the proposed and baseline methods under different occlusion ratios

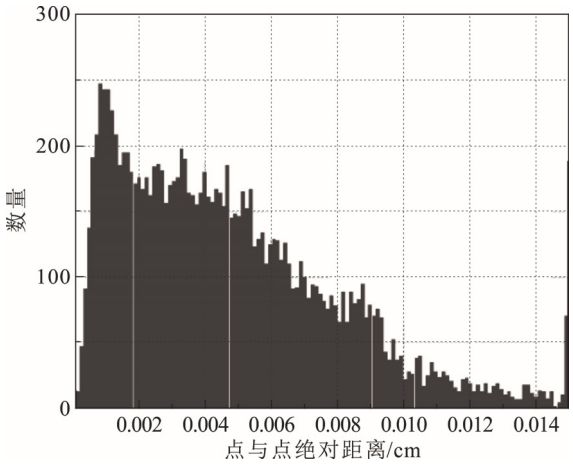


图 8 点云几何误差分布

Fig.8 Distribution of point cloud geometric errors

表 1 改进前后方法与基线在跨对象场景的泛化对比

Table 1 Generalization comparison of the methods before and after improvement and the baseline in cross-object scenarios

方法	训练 PSNR	测试 PSNR	差值
本文方法	26.008 5	24.664 3	1.344 2
3DGS	30.015 1	18.008 2	12.006 9
Neus	23.827 4	20.827 3	3.000 1
Nerf	21.100 0	17.219 1	3.888 7

该结果已进入亚厘米级，满足工程检测中对全局尺度一致性的需求。但考虑到全局 RMS 同时包含了遮挡区、重复纹理和边缘不确定性等多种误差来源，因此需进一步在局部关键部件上进行统计。

在套管伞裙等几何结构清晰的局部区域，共统计了 14 204 个点的点到点距离分布，如图 8 所示。结果显示，误差主要集中在 1~6 mm，误差中位数为 4.75 mm，95%分位数小于 10.05 mm。该结果表明，在工程关注的关键部位，本文方法的重建精度能够稳定达到毫米级。

此外，如表 1 所示，从模型在训练集与测试集中的表现看，原始 3DGS 方法在训练与测试阶段结果差距较大，说明其泛化能力有限，易出现过拟合问题。相比之下，本文提出的改进方法虽然训练精度略有下降，但在测试集上的精度显著提升，且二者差距明显缩小，表明其具备更好的泛化性与稳定性。进一步，将 Neus 与 Nerf 方法纳入对比，可发现二者的训练与测试结果差距均大于本文方法，而测试精度也不及本文方法。这说明本文方法不仅在实验室静态条件下优于 3DGS，在更广泛的对比下也展现出更强的泛化能力。总体而言，所提的特征增强与分辨率调控机制在保证复杂区域建模精度的同时，也有效改善了模型的泛化性能与实际应用稳定性，进一步验证了其在复杂工业场景下的适用性。

3.5 消融实验与关键模块贡献分析

本文通过消融实验评估特征增强模块和动态分辨率机制对模型性能的贡献。实验设计包括去除特征增强模块、关闭动态分辨率机制，以及在特征增强模块中调整对比学习损失权重 λ 和温度参数 τ。表 2 显示，在 A1 组仅保留原始 3DGS 结构时，模型在 P、S 和 L_1 指标上表现最差，尤其在表面反光强的支柱绝缘子和弱纹理套管伞裙区域，重建易出现断层和边缘模糊。引入特征增强模块(A2—A10)后，模型在穿墙套管等重复结构区域能有效区分相似部件。

动态分辨率机制同样显著提升性能。值得注意的是：在多指标评价下，不同配置间可能出现某些指标最优而另一些略逊的情况。例如，A12 在 P 与 L_1 上均为最优，而在 SSIM 上略低于 A8，差异仅 0.000 2。这是由于 3 项指标度量的侧重点不同，难

以同时达到绝对最优。为避免以单一指标做出武断判断，本文采用 Pareto-最优解原则[23]，即若某一配置在多个指标上均不被其他配置严格支配，则认为其在多目标优化意义下有效。进一步结合工程目标的毫米级精度需求，以 L_1 与 P 作为主要参考，S 作为辅助。最终确定 A12 在多指标下属于 Pareto-前沿解，并在与几何精度最相关的指标上占优，因此作为默认最优配置。

3.6 真实场景验证及结果

为进一步验证本文方法在真实工程环境中的适用性，采集了现场巡视机器人获取的电力设备图像序列，并在不改变实验室条件下的超参数配置的前提下，直接将该数据集输入到本文提出的重建框架以及 Neus、3DGS、Nerf 和 MVS 方法中进行对比实验，并将其生成图像与真实图像进行对比评估。

如图 9 所示，在典型设备场景中，NeRF 与 Neus 在弱纹理及重复几何区域的表现均较差，容易出现模糊和漂移，作为传统的隐式三维重构方式，其对于现场电力设备的重构依旧不能胜任；原始 3DGS 相比起其他三维重构方法而言，在边缘还原上有所改善，但整体锐利度不足，细节区域仍存在粘连。而本文提出的 3DGS-Supcon 方法在结构完整性、边界清晰度及细节还原度方面均表现最佳，能够在毫米级尺度上稳定还原复杂几何结构，与真实基准保持高度一致。

表 2 消融实验结果比较

Table 2 Comparison of ablation experiment results

实验	τ	λ	是否启动动态分辨率机制	P	S	L_1
A1	—	—	否	17.509 6	0.604 4	0.094 5
A2	0.03	0.05	否	21.968 7	0.780 9	0.046 2
A3	0.05	0.05	否	21.939 4	0.780 1	0.047 2
A4	0.07	0.05	否	21.968 8	0.780 6	0.046 2
A5	0.03	0.1	否	21.942 4	0.780 5	0.046 2
A6	0.05	0.1	否	22.008 5	0.781 3	0.045 8
A7	0.07	0.1	否	21.945 7	0.780 8	0.046 3
A8	0.03	0.3	否	21.983 3	0.781 4	0.045 9
A9	0.05	0.3	否	21.969 3	0.780 8	0.046 1
A10	0.07	0.3	否	22.040 2	0.781 3	0.045 9
A11	—	—	是	18.850 4	0.680 7	0.068 6
A12	0.07	0.3	是	24.664 3	0.781 2	0.033 5

整体实验结果如图 10 所示。从结果可以观察到，受限于现场环境中存在的设备振动、光照变化及局部反光，整体重建质量相较实验室场景有所下降，这是符合实际工程条件预期的现象。但在相同条件下，本文方法依然在各项指标上保持领先。由此可见，本文方法在复杂现场条件下仍具有较好的稳定性与适用性。

4 结论

1）本文提出了一种融合有监督对比学习与动态分辨率调控的 3D Gaussian Splatting (3DGS-Supcon)方法，用于变电站复杂电力设备的毫米级三维建模与位移形变检测。实验结果表明，该方法在 PSNR、SSIM、L1 等指标上显著优于 SfM-MVS、NeRF 及原始 3DGS，尤其在套管、伞裙、绝缘子等关键部件的重建中表现出更高的结构保真度和位移敏感性，能够在多种复杂工况下保持稳定精度。

2）未来工作可进一步引入语义先验以增强多类别部件的区分能力，并融合红外、激光雷达等多源传感数据，以提升模型在强反光、弱光、强干扰等极端工况下的鲁棒性和适应性，推动其在电力设备数字孪生与实时形变监测中的工程应用。



图 9 其他三维重构方法与本文方法在现场的渲染结果对比图

Fig.9 Comparison chart of rendering results on-site between other 3D reconstruction methods and the method proposed in this paper

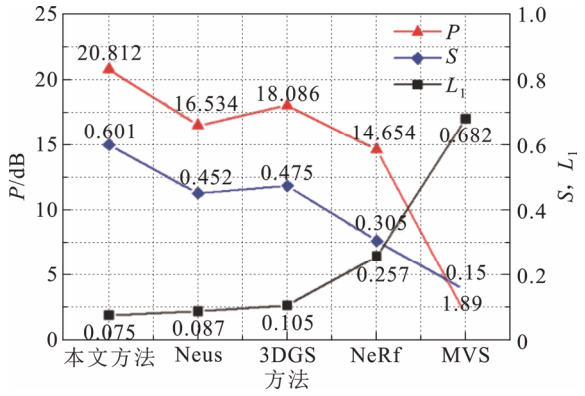


图 10 其他三维重构方法与本文方法在现场的结果对比图

Fig.10 Comparison chart of results between other 3D reconstruction methods and the method proposed in this paper on-site

参考文献 References

[1] 盛戈皞，钱 勇，罗林根，等. 面向新型电力系统的电力设备运行维护关键技术及其应用展望[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3072-3084.
SHENG Gehao, QIAN Yong, LUO Lingen, et al. Key technologies and application prospects for operation and maintenance of power equipment in new type power system[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3072-3084.

[2] 王 翔. 电力变压器常见故障与诊断方法探析[J]. 水电站机电技术，2024，47(5)：107-109.
WANG Xiang. Analysis on common faults of power transformer and diagnosis methods[J]. Mechanical & Electrical Technique of Hydropower Station, 2024, 47(5): 107-109.

[3] GOKCE T, ORAKDÖĞEN E, YUKSEL E. Failure mode investigation for high voltage porcelain insulators[C]//16th European Conference on Earthquake Engineering. Thessaloniki, Greece: Hellenic Society of the European Association for Earthquake Engineering, Aristotle University of Thessaloniki, 2018: 11334.

[4] 徐智超，周延辉，赵振刚，等. 一种带温度补偿的光纤 Bragg 光栅应变传感器设计及工程应用[J]. 仪表技术与传感器，2017(3)：5-8.
XU Zhichao, ZHOU Yanhui, ZHAO Zhengang, et al. Optical fiber Bragg grating strain sensor with temperature compensation design and engineering application[J]. Instrument Technique and Sensor, 2017(3): 5-8.

[5] 朱悦林，朱贵池，王 宁，等. 基于弱光纤光栅阵列的变电站超长 GIS 沉降监测研究[J]. 激光与光电子学进展，2025，62(1)：0128001.
ZHU Yuelin, ZHU Guichi, WANG Ning, et al. Settlement monitoring of ultra-long GIS in substations based on weak fiber Bragg grating array[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2025, 62(1): 0128001.

[6] 唐辉明，蔡 毅，张永权，等. 测斜仪在滑坡深部位移监测中的应用现状及展望[C]//2016 年全国工程地质学术年会论文集. 成都：中国地质学会工程地质专业委员会，2016：719-726.
TANG Huiming, CAI Yi, ZHANG Yongquan, et al. Current status and prospect for inclinometer application in monitoring of landslide deep displacement[C]//Proceedings of the 2016 National Conference on Engineering Geology. Chengdu, China:Engineering Geology Professional Committee of Geological Society of China, 2016: 719-726.

[7] 虎 勇，吕辉岩，李绍荣，等. MEMS 姿态传感器在边坡表面位移监测的应用研究[J]. 电子测量与仪器学报，2023，37(7)：53-61.
HU Yong, LÜ Huiyan, LI Shaorong, et al. Study on application of MEMS attitude sensor in slope surface displacement monitoring[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 53-61.

[8] 栾士岩，杨晶鑫，王永辉，等. 智能变电站远程可视化运维与无人值守技术研究与实现[J]. 电气应用，2023，42(1)：7-14.
LUAN Shiyan, YANG Jingxin, WANG Yonghui, et al. Research and implementation of remote visual operation and maintenance and unattended technology of intelligent substation[J]. Electrotechnical Application, 2023, 42(1): 7-14.

[9] 杨 辰. 结构健康监测的传感器优化布置研究进展与展望[J]. 振动与冲击，2020，39(17)：82-93.
YANG Chen. Advances and prospects for optimal sensor placement of structural health monitoring[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(17): 82-93.

[10] LIU Y D, XIE X L, HU Y, et al. A novel transient fault current sensor based on the PCB Rogowski coil for overhead transmission lines[J]. Sensors, 2016, 16(5): 742.

[11] GUO Y X, LIU W L, XIONG L, et al. Fiber Bragg grating displacement sensor with high abrasion resistance for a steel spring floating slab damping track[J]. Sensors, 2018, 18(6): 1899.

[12] 郑太雄，黄 帅，李永福，等. 基于视觉的三维重建关键技术研究综述[J]. 自动化学报，2020，46(4)：631-652.
ZHENG Taixiong, HUANG Shuai, LI Yongfu, et al. Key techniques for vision based 3D reconstruction: a review[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(4): 631-652.

[13] BERRA E F, PEPPA M V. Advances and challenges of UAV SFM MVS photogrammetry and remote sensing: short review[C]//2020 IEEE Latin American GRSS & ISPRS Remote Sensing Conference (LAGIRS). Santiago, Chile: IEEE, 2020: 533-538.

[14] 鄢化彪，徐方奇，黄绿娥，等. 基于深度学习的多视图立体重建方法综述[J]. 光学 精密工程，2023，31(16)：2444-2464.
YAN Huabiao, XU Fangqi, HUANG Lü'e, et al. Review of multi-view stereo reconstruction methods based on deep learning[J]. Optics and Precision Engineering, 2023, 31(16): 2444-2464.

[15] 王思启，张家强，李丽圆，等. MVSNet 在空间目标三维重建中的应用[J]. 中国激光，2022，49(23)：2310003.
WANG Siqi, ZHANG Jiaqiang, LI Liyuan, et al. Application of MVSNet in 3D reconstruction of space objects[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(23): 2310003.

[16] ZHOU H M, LI Y. Cap-CasMVSNet: capsul-based cascade cost volume for multi-view stereo network[C]//2023 38th Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC). Hefei, China: IEEE, 2023: 59-63.

[17] MILDENHALL B, SRINIVASAN P P, TANCIK M, et al. NeRF: representing scenes as neural radiance fields for view synthesis[J]. Communications of the ACM, 2022, 65(1): 99-106.

[18] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 35 kV~110 kV 变电站设计规范：GB 50059—2011[S]. 北京：中国计划出版社，2012.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. Design code for substation (35 kV~110 kV): GB 50059—2011[S]. Beijing, China: China Planning Press, 2012.

[19] 李吉超，李海洋，尚庆学，等. 110 kV 电流互感器振动台试验研究[J]. 高压电器，2022，58(8)：135-141.
LI Jichao, LI Haiyang, SHANG Qingxue, et al. Study on shaking table test of 110 kV current transformer[J]. High Voltage Apparatus, 2022,

58(8): 135-141.

[20] KERBL B, KOPANAS G, LEIMKUEHLER T, et al. 3D Gaussian splatting for real-time radiance field rendering[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2023, 42(4): 139.

[21] SCHRÖPPEL P, BECHTOLD J, AMIRANASHVILI A, et al. A benchmark and a baseline for robust multi-view depth estimation[C]//2022 International Conference on 3D Vision (3DV). Prague, Czech Republic: IEEE, 2022: 637-645.

[22] KNAPITSCH A, PARK J, ZHOU Q Y, et al. Tanks and temples: benchmarking large-scale scene reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2017, 3(4): 78.

[23] DEB K. Multi-objective optimisation using evolutionary algorithms: an introduction[M]//WANG L H, NG A H C, DEB K. Multi-objective evolutionary optimisation for product design and manufacturing[M]. London, UK: Springer, 2011: 3-34.



宋晟炜

2001—，男，硕士

主要从事电力设备状态监测、变电站智能巡检方面的研究工作

E-mail: song_sheng_wei@sjtu.edu.cn

SONG Shengwei



严英杰(通信作者)

1988—，男，博士，副教授

主要从事变压器、开关数字化技术方面的研究工作

E-mail: yanyingjie@sjtu.edu.cn

YAN Yingjie

Ph.D.

Associate professor

Corresponding author

收稿日期 2025-06-26 在线出版日期 2025-11-13 编辑 卫李静