

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)01-0054-05

# 基于特征提取的光伏发电系统故障检测方法

仇新宇, 陈霄, 李悦, 张震

(国网江苏省电力有限公司, 江苏南京 210000)

**摘要:** 为了改进光伏发电系统破损故障检测方法, 以应对系统规模扩大和复杂性提升带来的巨大挑战。通过设计装载双光相机的无人机巡检装置, 采集光伏巡检图像, 并利用改进的 SIFT 特征匹配拼接方法将多张图像合并成一张大图。基于 YOLO v4 网络构建的检测模型, 包括主干特征提取、检测头和特征金字塔网络, 能有效检测微小表面破碎、蜗牛纹、组件发黄、EVA 脱落等故障。测试结果显示, 该方法在各类破损故障检测中均表现出色, 特别是 EVA 脱落故障的 mAP 值高达 0.993, 证明了该方法的准确性和有效性。

**关键词:** 无人机; 可见光图像; 红外图像; 特征融合; 特征提取; 光伏发电系统; 破损故障检测

中图分类号: TP391.413; TP277

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)01-0054-05

## A fault detection method of photovoltaic power generation system based on feature extraction

QIU Xinyu, CHEN Xiao, LI Yue, ZHANG Zhen

(State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210000, Jiangsu, China)

**Abstract:** The aim of this study is to improve the detection method for damage faults in photovoltaic power generation systems, in order to address the enormous challenges brought about by the expansion of system scale and the increase in complexity. By designing a VAV inspection device equipped with dual light cameras, photovoltaic inspection images are collected, and an improved SIFT feature matching stitching method is used to merge multiple images into one large image. A detection model based on YOLO v4 network, including backbone feature extraction, detection head, and feature pyramid network, can effectively detect small surface fractures, snail lines, component yellowing EVA detachment and other faults. The test results show that this method performs well in various types of damage fault detection, especially the mAP value of EVA detachment fault is as high as 0.993, proving the accuracy and effectiveness of this method.

**Keywords:** VAV; visible light images; infrared images; feature fusion; feature extraction; photovoltaic power generation system; damage fault detection

光伏发电作为清洁、可再生的能源形式, 受到了广泛关注和大力推广<sup>[1]</sup>。然而, 光伏发电系统运行的可靠性一直是制约其进一步发展的关键因素<sup>[2]</sup>。传统的光伏系统破损故障检测主要依赖于人工巡检和简单的阈值判断, 这种方法不仅效率低下, 而且容易受到人为因素的干扰, 导致破损故障漏检或误判<sup>[3]</sup>。此外, 光伏发电系统通常分布广泛, 运行环境复杂多变, 这使得破损故障检测的难度进一步增加<sup>[4]</sup>。综上所述, 光伏发电系统破损故障检测方法具有重要的现实意义和应用价值, 是光伏发电领域的研究热点和前沿方向之一<sup>[5-6]</sup>。

近年来, 国内外学者针对光伏发电系统的故障检测方法进行了大量研究, 旨在提高系统的可靠性、降低运维成本并优化发电效率。文献[7]提出一种基于最大化功率

点的稳态时间序列预处理手段, 用于光伏阵列故障诊断。该方法通过自动筛选数据剔除暂态波动和干扰噪声, 但剔除不完全可能影响模型准确性。文献[8]介绍了一种基于噪声模式分析的光伏系统串联电弧故障检测方法, 通过周期特征分析和零距离密度(ZRD)分析区分系统噪声和电弧噪声, 但计算复杂度较高。文献[9]融合红外图像技术和优化后的 MobileNet-V3 模型, 用于光伏组件破损故障诊断, 但数据增强可能引入噪声。文献[10]构建了一种结合对抗训练技术的半监督异常检测模型, 用于光伏面板破损故障检测, 但模型性能受限于未标记数据的质量和数量。这些文献虽各有优势, 但也存在挑战和局限性。因此提出一种改进的光伏发电系统破损故障检测方法。

收稿日期: 2024-05-27; 录用日期: 2024-07-08

基金项目: 国家电网科技项目(5700-202318625A-3-2-ZN)

作者简介: 仇新宇(1967—), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 研究方向: 电能计量、用电信息采集技术、台区用能优化。

引用本文: 仇新宇, 陈霄, 李悦, 等. 基于特征提取的光伏发电系统故障检测方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(1): 54-57, 68. (QIU Xinyu, CHEN Xiao, LI Yue, et al. A fault detection method of photovoltaic power generation system based on feature extraction[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(1): 54-57, 68.)

# 1 光伏发电系统破损故障检测方法设计

## 1.1 无人机光伏巡检

相较于传统依赖人工手持相机实施破损故障组件巡检的方式,无人机拍摄具备显著优势。其拍摄范围更为宽广,操作简便快捷,尤其擅长在人工难以触及的区域实施拍摄作业,从而大幅提升了作业的安全性。在研究过程中,采用装载双光相机的无人机来实施数据收集工作<sup>[11]</sup>。所设计的巡检装置结构如图1所示。

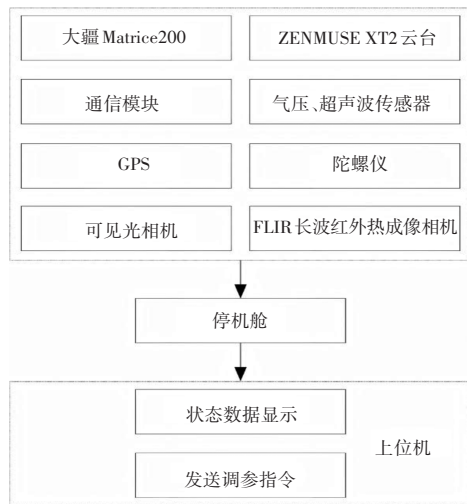


图1 所设计的巡检装置结构

Fig. 1 Structure of the designed inspection device

此巡检装置具备天气环境感知、无线数据传输以及远程遥控操控等功能。它运用了GPS高精度差分技术,智能化地规划巡检路径。结合陀螺仪、气压、超声波传感器等精密设备,装置能够实时感知外部环境的变化,并灵活调整飞行姿态与高度,确保拍照角度和高度的一致性,进而提升飞行作业的效率。此外,上位机通过4G/5G模块与无人机通信,实时展现无人机的位置、航速、高度以及角度等关键信息,并允许发送参数调整指令,实现路径的精准规划<sup>[12]</sup>。考虑到无人机长时间值守及机体回收的需求,采取上下结构的停机舱,不仅能够确保无人机的精准降落,还实现了自动供电功能。上位机能够实时监控停机舱的状态,确保一切正常运行。

## 1.2 巡检图像拼接

使用改进SIFT特征匹配的拼接方法将同一场景的多张巡检图像拼接成一张较大图像,合并光伏支架区域。具体步骤如下。

### 1) 提取SIFT特征

首先获取原图像在尺度 $l_\varepsilon$ 下的对应尺度空间图。

$$\chi(X, Y, l_\varepsilon) = J(X, Y, l_\varepsilon) * D(X, Y) \quad (1)$$

式中, $J(X, Y, l_\varepsilon)$ 是指 $l_\varepsilon$ 尺度的高斯滤波器; $D(X, Y)$ 是指原图像。

接着获取高斯差分算子,具体公式为

$$C(X, Y, l_\varepsilon) = \chi(X, Y, l_{\varepsilon'}) - \chi(X, Y, l_{\varepsilon''}) \quad (2)$$

对于图像中的某像素点,通过对比以该点为中心、周边8个像素的亮度,并考虑上下相邻尺度倍率的18个像素,若该点在总计26个相邻点中表现为极值状态,则被视为潜在的关键点。为了筛选出稳定且有意义的关键点,利用关键点附近像素的分布信息、关键点的具体尺度以及主曲率特征<sup>[13]</sup>。这样的筛选有助于排除位于图像边缘或容易受到噪声干扰的关键点。对于筛选后的潜在关键点,以其为中心,通过开展高斯差分算子为二次泰勒级数,将原本离散的像素点转化为连续的数学表示。利用插补技术,进一步剔除那些不明显或不够稳定的关键点,并消除边缘响应,从而确定真正的极值点。对于每一个确定的极值点,首先确定其在 $l_\varepsilon$ 尺度下的梯度方向和梯度幅值。随后,通过选择36个不同的方向来确定每个关键点的主方向,并借助拟合和插值技术,获得更加精确的方向信息。为了确保关键点描述符在不同光照条件下具有稳定性,在关键点周围的1616区域内,将其划分为44的子区域。在每个子区域内,建立一个八方向的直方图,通过计算并累加每个像素的梯度值和方向,最终生成一个向量描述特征点,维数为 $4 \times 4 \times 8 = 128$ ,用于描述每个关键点的特性。至此,完成特征点及其特征的提取。

### 2) 特征匹配

针对获取的特征点,采用随机采样一致性优化策略来实现它们的精准匹配。具体来说,从这些特征点中随机选择四组,用以计算对应的单应矩阵。设定一个明确的阈值,并根据此阈值筛选出与计算所得单应矩阵一致的配对点<sup>[14]</sup>。

其中,单应矩阵的计算公式为

$$S = \begin{pmatrix} \alpha_i' & \beta_i' \\ \beta_i' & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \\ 1 \end{pmatrix}, \quad i = 4 \quad (3)$$

式中, $(\alpha_i', \beta_i')$ 指的是左图上的特征点, $(\alpha_i, \beta_i)$ 指的是右图上的特征点,两个点是匹配的。

重复该操作,直至满足条件的点达到足够的数量。完成迭代后,选择一致点最多的匹配点实施对应单应矩阵的计算。得到该单应矩阵后,即可对图像实施变形操作,并通过像素级拼接来得到最终结果。

## 1.3 基于特征提取的破损故障检测模型设计

基于YOLO v4网络构建光伏发电系统破损故障检测模型,模型由主干特征提取网络、检测头、特征金字塔网络等多个部分构成。

采用CSPDarknet53网络作为主干特征提取网络,用于在不同图像粒度层面上有效地聚合并提取图像特征。间CSP结构加入原YOLO v3的主干特征提取网络Darknet53中,获取CSPDarknet53网络。这种融合不仅显著减少了特征提取过程中的计算量,还降低了对显存的需求,实现了神经网络的轻量化。CSPDarknet53网络的结构如图2所示,数据首先通过一个步长为2的 $1 \times 1$ 卷积层CBM所示处理。处理

后的数据被分为 Part1 和 Part2 两部分,每部分都经过进一步的卷积操作。特别地,Part2 部分经过一个或多个 ResBlock 残差结构所示处理,然后再通过一个  $1 \times 1$  的卷积

层 CBM。随后,Part1 和 Part2 处理后的信息在通道维度上实施 concat 拼接。最后,利用卷积层对拼接后的结果进一步融合,从而得到最终的输出结果。

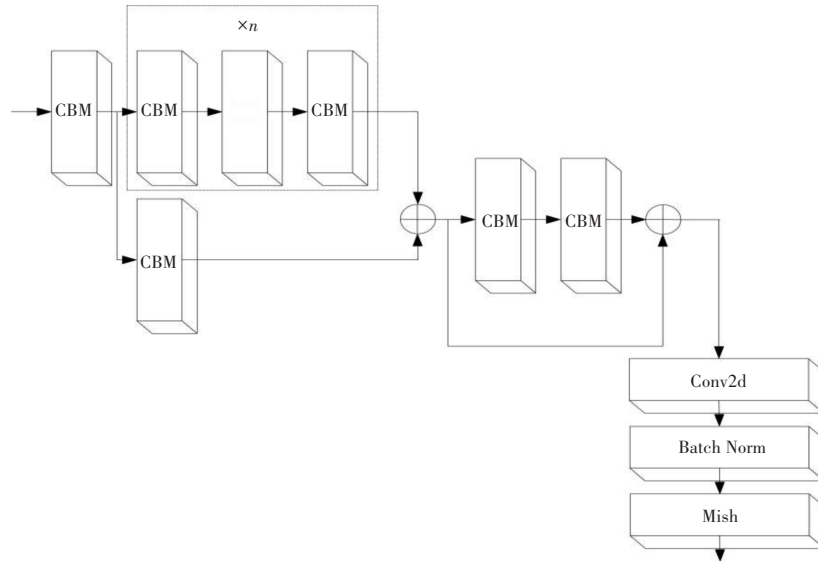


图2 CSPDarknet53 网络的结构设计

Fig. 2 Structure design of the CSPDarknet53 network

特征金字塔网络通过一系列网络层对主干特征实施融合,进而传递给检测头。这一结构由 SPP 和 PAN 网络结构共同构成。SPP 网络结构通过采用不同尺寸的池化核,如  $5 \times 5$ 、 $9 \times 9$  和  $13 \times 13$ ,对前置操作得到的特征层实施最大池化处理,并与特征层本身所示 concat 拼接。这种设计有效扩大了感受野,并提取出关键的上下文信息,从而解决了传统神经网络算法中因裁切或缩放导致目标对象尺寸和位置信息改变的问题。

此外,特征金字塔网络还引入 PAN 结构,由原始 FPN 的右半部分构成,包括从顶到底的信息融合过程与自底部到顶的信息融合网络。与原始 PAN 网络不同,YOLO v4 在特征层之间采用 concat 拼接方式,而非直接相加。通过 PAN 层对 Backbone 输出的 3 个特征层实施反复提取与融合,YOLO v4 网络获得了更为精确的特征信息,从而提升了预测的准确性。

检测头负责预测图像特征,生成边界框并实施类别预测,完成破损故障检测。在检测头部分,特征金字塔网络输出的特征图首先经过  $3 \times 3$  卷积层实施特征整合,然后通过  $1 \times 1$  卷积层调整输出通道数。随后,这些特征被送入 YOLO Head 实施分类与回归任务。分类器负责判断先验框内是否包含检测目标及其所属类别,而回归器则通过调整网络参数使先验框更接近真实框,从而提高识别能力并获得更精准的预测结果。

鉴于中期融合在特征层面的优势,本研究选择这一策略实施多光谱图像的处理。为有效提取多光谱图像的核心特征,复制了 YOLO v4 的主干特征提取网络,形成了双路并行结构,分别负责光伏红外图像与可见光图像的特征提取工作。这 2 条主干网络各自产生 3 路特征信号,随

后,运用 YOLO Fusion 融合组件,对这 3 个不同尺度的特征信号实施融合,生成的 3 层融合特征被送入特征金字塔网络实施后续处理,包括卷积、上采样、下采样以及 concat 拼接等步骤。

在 YOLO Fusion 融合组件中,将可见光图像的卷积特征映射与红外图像的卷积特征映射分解为各通道的共模态分量和微分模态分量,从而更有效地实施特征融合,具体公式为

$$W_c = W_r + W_i \quad (4)$$

式中,  $W_r$  指的是可见光图像的卷积特征映射,  $W_c$  指的是 2 种模态的共同特征,  $W_i$  指的是红外图像的卷积特征映射<sup>[15]</sup>。

$$W_d = W_r - W_i \quad (5)$$

式中,  $W_d$  指的是两种模态的特征差异。

在学习跨模态互补时,网络模型不仅要学习两种图像间的差异,还要学习它们之间潜在的共性。为此,在中期融合策略中引入共模选择模块,旨在筛选出红外与可见光模态中最为突出的通道特征,并将它们融合成富有信息量的新特征,以揭示模态间的共通之处。与此同时,通过差分增强模块强化各模态的独有特性。

差分增强模块的核心策略是采用通道注意力加权融合机制,对差分特征实施有针对性的增强。在处理可见光特征图像  $W_r$  与红外特征图像  $W_i$  时,首先计算两者间的差分,形成差分特征图。随后基于这一特征图生成通道维度的特征注意力图,并将其与原始特征图实施相乘操作,从而得到更为精细的特征表示。通过这一系列的运算,获得每个模态的增强特征图,并最终将红外与可见光的增强特征图合并,形成差分增强模块的输出。

共模选择模块则基于 SoftMax 注意力机制,具备根据公

共模态特征自适应选择并融合双模态信道特征的能力。在处理尺寸为  $A \times B \times C$  的可见光与红外卷积特征图时,首先将它们直接相加,形成共模特征图。接着计算尺寸为  $A \times 1 \times 1$  的可见光与红外光的特征注意力映射,并将这些映射与对应模态的特征输入实施相乘操作。最后,将所得结果合并,形成共模选择模块的输出。这一过程不仅有效整合了双模态的特征信息,还确保了新特征的丰富性与准确性。

## 2 破损故障检测测试

### 2.1 实验过程

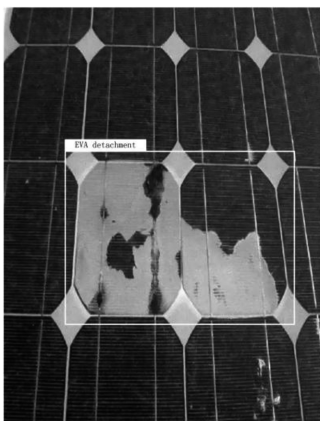
对于设计的基于特征提取的光伏发电系统破损故障检测方法,利用其实施小型光伏电站光伏发电系统的破损故障检测,测试其破损故障检测性能。实验光伏电站配备了先进的光伏发电系统,能够产生稳定的电力输出。实验过程具体如下。

利用设计的巡检装置实施巡检,采集巡检图像。开启巡检时的实验现场图像如图 3 所示。采集的两种巡检图像如图 4 所示。

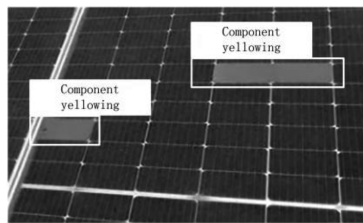


图 3 开启巡检时的实验现场图像

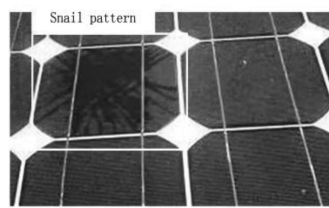
Fig. 3 Experimental scene image during inspection start



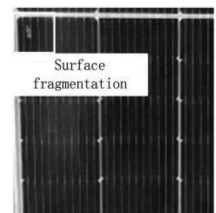
(a) EVA 脱落



(b) 组件发黄



(c) 蜗牛纹



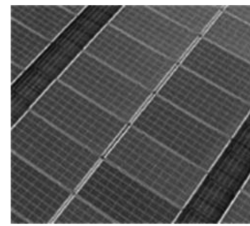
(d) 表面破碎

图 6 破损故障检测效果

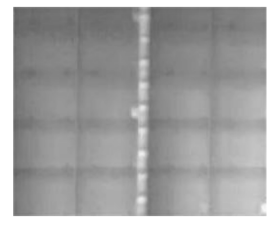
Fig. 6 Detection results of damaged faults

测试设计方法对于几种破损故障的检测 mAP 值,在测试中将利用 LSTM 和稳态时间序列、基于红外图像和改进 MobileNet-V3 的光伏组件破损故障诊断方法作为对比测试方法,共同参与测试,分别用方法 1、方法 2 来表示,测试结果如表 1 所示。

根据测试结果,设计方法对于各种破损故障的 mAP 值均远高于方法 1 与方法 2,表明设计方法在检测精度方面完全优于两种对比方法。



(a) 可见光图像



(b) 红外图像

图 4 采集的两种巡检图像

Fig. 4 Two types of collected inspection images

使用改进 SIFT 特征匹配的拼接方法将同一场景的多张实验巡检图像拼接成一张较大图像,合并光伏支架区域。其中红外图像的拼接结果如图 5 所示。

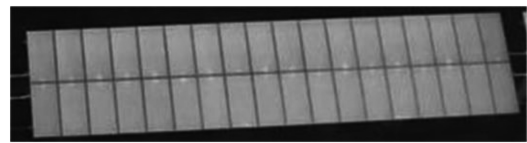


图 5 红外图像的拼接结果

Fig. 5 Stitching result of infrared images

利用基于 YOLO v4 网络的光伏发电系统破损故障检测模型实施实验光伏发电系统的破损故障检测。其中参数设置情况具体如下:1) 总 epochs 为 400; 2) 初始学习率为 0.000 1; 2) Batch Size 为 32。

### 2.2 测试结果分析

测试设计方法的破损故障检测效果,具体如图 6 所示。经过测试,发现对于微小表面破碎、蜗牛纹、组件发黄、EVA 脱落这几种光伏发电系统破损故障,设计方法均能够实现其破损故障检测。

表 1 mAP 值检测结果

Tab. 1 Detection results of mAP values

破损故障类型	mAP 值		
	设计方法	方法 1	方法 2
表面破碎	0.956	0.752	0.658
蜗牛纹	0.988	0.786	0.685
组件发黄	0.992	0.792	0.705
EVA 脱落	0.993	0.795	0.758

(下转第 68 页)