动态综述

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.2023011601

电站中光伏组件的人工智能热红外检测技术进展

宁　静[1,2,3]，许盛之[1,2,3]*，龚友康[1,2,3]，王丽朝[1,2,3]，江　茜[1,2,3]

（1. 南开大学 电子信息与光学工程学院 光电子薄膜器件与技术研究所，天津 300350；
2. 薄膜光电子技术教育部工程研究中心，天津 300350；
3. 天津市光电子薄膜器件与技术重点实验室，天津 300350）

摘　要： 基于温度红外图像的光伏组件缺陷检测是实现光伏电站规模化组件质量检测的重要技术。文章简要介绍了光伏组件热斑产生的原因和危害，重点从热斑检测、热斑定位和提取三个方面总结和对比了光伏组件红外图像及视频的人工神经网络模型及其性能。其中改进的YOLOv5模型对光伏组件的热斑检出精度达到了98.8%，Lucas-Kanade稀疏光流跟踪算法的热斑定位精度达到97.5%。简单讨论了适应大规模光伏电站运维需求的热斑检测技术的发展趋势。

关键词： 光伏组件；红外图像；热斑；人工智能；无人机

中图分类号： TP391.41；O43　**文章编号：** 1001－5868(2023)02－0161－07

Progress in Artificial Intelligence Thermal Infrared Detection Technology for Photovoltaic Modules in Power Plant

NING Jing[1,2,3], XU Shengzhi[1,2,3], GONG Youkang[1,2,3], WANG Lichao[1,2,3], JIANG Qian[1,2,3]

(1. Institute of Photo-Electronics Thin Film Devices and Technology of College of Electronic Information and Optical Engin. of Nankai University, Tianjin 300350, CHN; 2. Engineering Research Center of Thin Film Optoelectronics Technology, Ministry of Education, Tianjin 300350, CHN; 3. Key Lab. of Photoelectronics Thin Film Devices and Technology, Tianjin 300350, CHN)

Abstract: The defect detection of photovoltaic modules based on temperature infrared image is an important technology to realize the large-scale modules quality detection of photovoltaic power plant. In this paper, the causes and hazards of hot spot of photovoltaic modules were briefly introduced. The artificial neural network model and its performance of infrared image and video of photovoltaic modules were summarized and compared from three aspects: hot spot detection, hot spot location and extraction. The hot spot detection accuracy of the improved YOLOv5 model for photovoltaic modules reached 98.8%, and the hot spot positioning accuracy of the Lucas-Kanade sparse optical flow algorithm reached 97.5%. At the end of this paper, the development trend of hot spot detection technology adapted to meet the operation and maintenance needs of large-scale photovoltaic power plant was briefly discussed.

Key words: photovoltaic module; infrared image; hot spot; artificial intelligence; unmanned aerial vehicle

0　引言

据国际可再生能源署(IRENA)统计[1]，2021年全球新增光伏装机133 GW，年增长19%，全球累计光伏装机达843 GW。其中，中国以53 GW新增光伏装机量居世界第一。已有的巨大的和快速增长的

收稿日期：2023－01－16.
基金项目：天津市研究生科研创新项目(2022SKYZ188).
* **通信作者：**许盛之　**E-mail：**185859840@qq.com

光伏装机规模，对光伏电站的运维技术提出了新的要求。特别是作为光伏电站中数量最多的光伏组件，虽然平均使用寿命可达到 25 年以上，但是受到各种因素的影响，总会有少量光伏组件在发电过程中出现故障[2]，对电站的发电性能和安全性产生较严重的影响。在光伏组件的所有故障类型中，由于局部过热导致的热斑故障是出现概率最高、危害最严重的[3-5]。

热斑效应[4]是指光伏组件中的某个单体电池或几个单体电池局部温度过高的现象。其原因是电池在被遮挡或发生质量缺陷时，其理论发电电流下降甚至不发电，而由于其被串联在光伏组串中，这时被其他正常发电的电池反向偏置，这些电池在电路中的功能由电源变为负载消耗能量[6-7]，因此其温度将达到 90.5 ℃，比正常发电的电池温度高出 40 ℃[8-9]。

导致热斑的原因包括电池内部的缺陷和外部环境因素。由电池内部缺陷导致的热斑一般是不可逆的[10]，常见的有电池片老化[11]、二极管故障[12]、隐裂[13]、蜗牛纹[3]、内部腐蚀分层[14]、虚焊[15]等质量问题。外部环境因素是指各种原因导致的阴影遮挡，可分为柔性和硬性阴影。其中，柔性阴影是随时间变换的，包括云、树、高空线缆、建筑物等形成的阴影；硬性阴影是不随时间变化的，包括灰尘、鸟粪、杂质或其他表面物体产生的遮挡。一般来说，城市中的分布式光伏电站更容易受到柔性阴影的影响，野外的大规模集中式光伏电站更容易受到硬性阴影的影响。

发生热斑的光伏组件会产生不同程度的不可逆的性能衰减，导致光伏组件的使用寿命大大缩短[16-17]，如不及时更换，将长期影响系统的发电效率[18]。对于现代的光伏电站运维来说，及时准确地检测出热斑组件并做出相应的处理是有必要的。

在大容量的光伏电站中，无人机红外巡检的图像采集速度可以达到 40 MWp/天[19]，比手动方法快 50 倍以上，在效率和成本方面更有优势。大量的研究工作集中在光伏红外图像的处理技术方面，在热斑识别准确率和处理速度上有显著进步。

1 光伏组件热斑检测的人工智能算法

深度学习技术的发展显著地提高了光伏电站红外图像的处理效率，如图 1 所示，在光伏组件热斑检测任务中使用的人工神经网络模型可大致分为三类，即分类模型、生成对抗模型和目标检测模型。

分类模型主要用于检测图像中是否存在热斑，包括传统机器学习分类器，如 SVM[20-22]，nBayes[23]，QDA，KNN[24-25]等；CNN 分类网络，如 CNN[26-29]，LeNet[22]，AlexNet[30]，VGG-16[22]，GoogLeNet[22]，ResNet[30]，ShuffleNet[30]，SqueezeNet[30]，MobileNet[30]，DenseNet[31]，Inception[32]等。生成对抗网络除了可生成逼真的红外图像，以用于数据集的增广，提高模型的训练效果外，也可用于热斑检测，实现组件的二分类，如 DCGAN[24]，SGAN[24]，SA-FDGAN[33]等。目标检测模型除了能够检测到热斑外，还能够给出热斑的位置和形状，有助于定位故障组件和分析故障原因，如 Faster-RCNN[34-36]，HSNet[37]，SSD[38]，YOLO[39-41]等。表 1 和表 2 分别总结了红外照片和红外视频处理的一些典型算法。

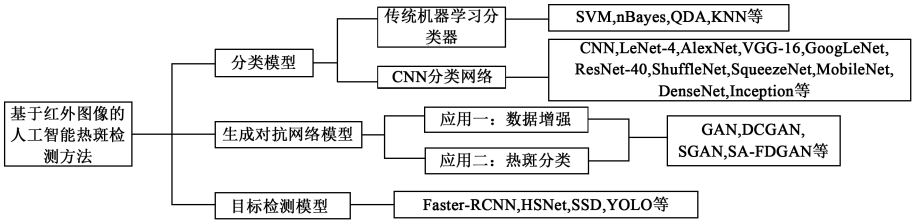


图 1 用于光伏组件热斑检测的人工神经网络模型

表 1 红外照片中热斑检测的网络模型

目标		典型算法	准确度	代表文献
是否存在热斑的检测		CNN	99%[29]	[20-33],[39]
		AlexNet,GoogLeNet	98.65%[30]	
		ShuffleNet,SqueezeNet		
		ResNet-50,MobileNet-v2		
热斑检测与定位	定位热斑组件	HSNet	98.22%[37]	[34],[37]
	定位热斑	RCAG-Net	92.61%[42](F1)	[42],[35],[36]

表 2　红外视频中热斑检测的网络模型

目标		典型算法	准确度	代表文献
热斑检测与定位	定位热斑组件	SSD＋ResNet18＋Focal	88.37%[38]	[38]
	定位热斑	YOLOv5s＋MobileNetv3＋ECANet	98.8%[39]	[39-40]
热斑形状检测与提取	检测不同类型热斑	AP-YOLOv5＋K-means 聚类	88.9%[41]（F1）（三类形状）	[41]
	跟踪并定位热斑	blob 检测、AKAZE 算法、Lucas-Kanade 算法	97.5%[43]（定位精度）	[43-44]

1.1　是否存在热斑的检测

光伏红外图像蕴含的颜色、梯度、纹理、几何等特征，都是图像分类的重要特征依据。分类算法可以提取红外图像的有效特征，并根据不同特征将组件或电池片分为热斑和健康状态，可以判断出是否存在热斑，但是算法本身无法定位缺陷位置。

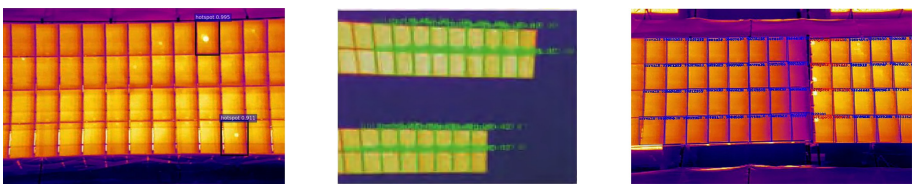
传统的机器学习分类方法存在人工提取特征和分类器选择的局限。而卷积神经网络可以自动学习并提取红外图像特征，并且提取的有效特征与分类器密切相关，有效克服了传统机器学习分类模型的局限。卷积神经网络的结构通常为多个卷积层和池化层交替，并在末端连接全连接层。首先，卷积层负责提取出图像底层特征；池化层在保留红外图像有效特征的前提下，采取抽样操作，既减少了训练的参数量，也适当预防了模型的过拟合。最后，全连接层的作用相当于分类器，可以综合连接提取出来的特征图，输出模型分类的结果。多种典型 CNN 网络模型被用于图像分类任务，LeNet 是卷积神经网络的开山之作，之后又相继出现了 AlexNet，VGG，GoogLeNet，Inception，ResNet 和 DenseNet 等模型，随着网络结构复杂度的增加，网络的性能也逐步提高。但是计算复杂、空间庞大的深度卷积网络模型成本较高，在嵌入式边缘设备端部署轻量而高效的网络模型十分必要。典型的轻量级网络有 SqueezeNet，Xception，MobileNet 和 ShuffleNet 等模型。

热斑数据的不平衡会直接影响分类性能，文献[30]为了提高分类性能，对训练集中的图像进行数据增强。将图像分为热斑和正常状态，比较了不同卷积神经网络分类模型。在模型 AlexNet，GoogLeNet，ShuffleNet，SqueezeNet，ResNet-50 和 MobileNet-v2 中，AlexNet 的准确率最好，为 98.65%。噪声的存在也会对分类性能造成影响，在文献[29]中，通过离散小波变换、Sobel Feldman 以及盒模糊滤波等各种预处理策略来降低噪声和突出图像特征，输入搭建的 CNN 模型（四个卷积层和池化层交替，以及两个完全连接层）将电池片分类为热斑和健康状态，分类准确度达到了 99%。

虽然传统 CNN 网络在图像分类领域已经表现出了良好的性能，但是只有在大量数据标注的基础上才能取得不错的效果，不能实现半监督学习甚至无监督学习。近两年，随着生成式对抗网络（GAN）模型的兴起，在图像分类领域有了一定的突破，具有很大的发展潜力。GAN 模型包括生成器和判别器两个结构，生成器负责生成模拟样本，判别器将生成的样本判别为模拟样本或真实样本。生成器需要通过优化自身网络，来使判别器将生成的样本判别为真实样本，同样，判别器也需通过优化自身网络，不断增加判别的准确性。这两个网络之间互相对抗。文献[33]利用自注意力机制挖掘光伏图像的内部特征，对原始 GAN 模型进行改进，得到了 SA-FDGAN 热斑故障检测模型。分类效果远高于传统机器学习分类器，具有实际利用价值。

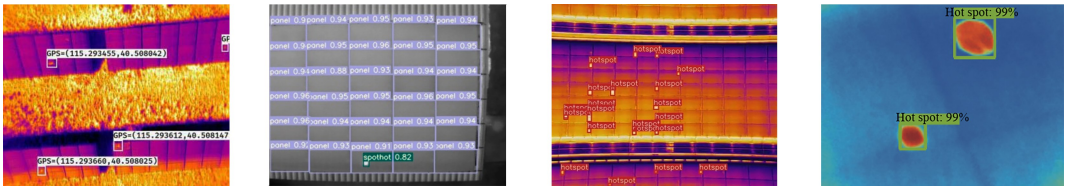
1.2　热斑检测与定位

目标检测算法可以实现对物体的检测与定位，为热斑区域的实际定位提供先验信息。该类型的热斑缺陷检测是利用目标检测算法检测出含热斑的组件框（图 2），或者检测出组件中的热斑框（图 3）。



（a）Faster-RCNN[34]　（b）HSNet[37]　（c）SSD＋ResNet18[38]

图 2　检测含热斑的组件框



(a) RCAG-Net[42] (b) S-YOLOv5[40] (c) MobileNetv3+YOLOv5s[39] (d) VGG16+Faster RCNN[35]

图 3 检测热斑框

基于深度神经网络的目标检测模型主要分为：基于区域的两阶段检测算法，如 Fast RCNN，Faster-RCNN 以及 RFCN 等；和将检测问题视作回归问题的一阶段算法，如 SSD，YOLO 系列等。两阶段算法 Faster-RCNN 是对 Fast RCNN 目标检测算法的改进，一般使用 VGG16 或 Resnet 作为特征提取网络，负责提取红外图像的底层特征，然后通过区域建议(RPN)网络生成并筛选先验框，最后 Fast RCNN 根据 RPN 网络筛选出的先验框输出热斑检检测结果。并且 RPN 网络和 Fast RCNN 通过交替训练实现参数共享，使得热斑检测更加高效。YOLOv5 是一阶段网络的典型代表，主要由输入端、主干网络(Backbone)、加强特征提取网络(Neck)以及输出端(Head)四部分组成。在输入端，利用 Mosaic 数据增强，丰富了数据集数量，使小热斑目标在数据集中分布更加均匀。Backbone 部分的作用是将红外数据的有效特征提取出来，传送特征图到 Neck 网络。该部分采用 CSPDarknet 网络结构，利用 CSP 和 Focus 结构来加强网络的特征提取能力。Neck 部分通过压缩 CSPDarknet 网络传送的特征图，实现对红外图像有效特征的进一步提取。Head 将 Neck 部分压缩和融合后的热斑特征进行分类和定位，输出预测框。

目标检测模型为了检测出更多的目标，会存在很多不同大小的锚框。而不同光伏组件的大小与宽高比都相似，目标框尺寸相差不大。因此需要生成合适大小的锚框，来改善模型检测速度和效果。又因为热斑在组件中分布不规律，而注意力机制(比如 SENet，ECANet)可以使模型在学习过程中关注红外图像中感兴趣的区域。所以注意力机制能够帮助模型更加准确地提取出热斑的特征。在文献[37]中，通过 K-means 聚类生成自定义大小的锚框，基于 Faster-RCNN，结合注意力机制，提出了热斑检测算法 HSNet。在面对光伏组件中有热斑和没有热斑的目标相差很小导致检测困难的情况下，加深模型的特征提取层，获得更加丰富的语义信息。最终 HSNet 检测组件框准确性比原始 Faster-RCNN 提升了 2.42%。

在保证精度的同时，为了能够实时检测出热斑。文献[39]提出了一种改进 YOLOv5s 的轻量化热斑检测算法，由于检测热斑类别单一，将原始 Backbone 替换成更轻量级的 MobileNetv3 网络，降低了计算的复杂度，同时加入超轻量级注意力网络。最终检测精度高于 Faster-RCNN 和原始 YOLOv5s 模型，检测速度分别是这两种模型的 19.2 倍和 2.3 倍，对热斑检测的精度以及检测速度的提高具有极其重要的意义。

1.3 热斑形状检测与提取

组件故障原因不同，导致形成热斑的特征也不同。并且目标检测算法的多尺度特征提取，可以检测出多个目标类别。所以利用目标检测算法检测出不同热斑类别，可以进一步确定热斑故障类型，为消除热斑提供先验信息。文献[41]通过研究组件的热成像图像，将热斑分为圆形、线形和方形三种类别。其中圆形热斑多是由电源线连接处的异常发热和长期的叶片遮挡形成的，容易消除。而线性热斑是由鸟粪、灰尘和雨水混合形成的放射性条带，难以通过可见光图像发现，该热斑的消除具有挑战性。方形热斑是由组件内部缺陷引起的，呈现分散或聚类的方形特征，无法消除，如图 4。此外，原始 YOLOv5 网络只有三个预测头，聚类优化后，增加一个小目标检测层，有利于准确识别三种类型的热斑。提出的 AP-YOLOv5 模型在红外视频数据上进行实验，结果表明，在保证高帧率(98.6 fps)的情况下，精度优于原始 Faster-RCNN 网络和 SSD 模型。

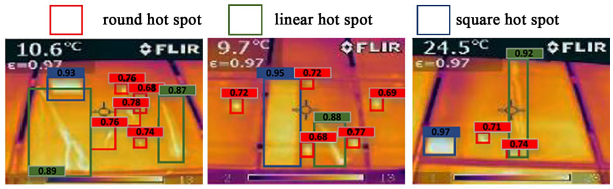


图 4 AP-YOLOv5[41]检测不同类型的热斑

为了进一步对热斑故障进行定位，需要检测出

热斑并跟踪，见图 5。目前大部分基于红外视频的热斑检测都是仅利用视频帧检测热斑，没有考虑相邻帧的关联信息，导致同一个热斑被重复检测。而且一些涉及到跟踪的工作也是对组件的检测与跟踪，计算量大且模型复杂。文献[43]在分割出红外视频中的光伏串，并通过 blob 算法检测出热斑后。采用 AKAZE 算法和 Lucas-Kanade 稀疏光流算法对锚框检测并匹配，实现对每一个热斑的跟踪。在跟踪的基础上建立电站坐标系，得到热斑组串在光伏电站中的行和列，以及组件在组串中的行和列。并在 30 MW 光伏电站红外视频中进行了测试，红外视频平均定位精度为 97.5%。

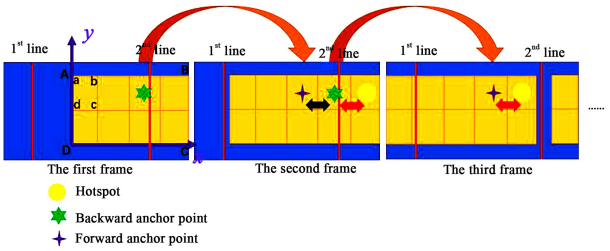


图 5　热斑跟踪与定位[43]

2　精细化光伏红外巡检

随着光伏运维的数字化和精细化发展趋势，红外检测也向精细化检测的方向发展，图像采集从整站照片发展到了逐组件拍照，检测精度也从方阵级别精确到了电池片级别。这就需要研究逐组件的无人机拍照控制算法和技术，以及高速、自动的红外图像人工智能处理算法等。同时也要求红外热斑检测与定位不仅能找到组件中的热斑位置，更要给出组件甚至电池片在电站中的位置。所以，研究自动化的无人机拍照控制算法，利用光伏的红外视频和 GPS 位置信息，逐一检测组件热斑并跟踪，建立整个电站的全景地图，在电站坐标系中精确标记出热斑组件的位置已经成为一个重要的研究方向。

3　总结

本文对光伏发电的人工智能热斑检测方法的文献进行了全面的回顾。从功能和目的上，可将基于人工智能的红外图像、视频的热斑故障检测与分类算法分为四种类型，即：分类组件或电池片、检测是否存在热斑、检测不同类型(形状)的热斑、跟踪并定位热斑。这些研究涉及到的算法包括机器学习分类器，CNN 分类模型，目标检测算法，生成对抗网络，视频跟踪算法等。由于这些模型的结果结构不同，数据集大小不同，使用的评价指标也不同，很难进行比较。其中，改进的 YOLOv5 模型对光伏组件的热斑检出精度达到 98.8%，相对于可见光来说，红外视频数据分辨率较低，形状和纹理信息不够丰富，存在噪声干扰。未来可通过研究逐组件的无人机拍照控制算法和技术，来提高红外数据质量，以及改进热斑检测算法来进一步提高检测精度。此外，Lucas-Kanade 稀疏光流跟踪算法的热斑定位精度达到 97.5%。确定出故障组件相对于在电站坐标系中的位置。在未来的工作中，要实现对大型电站的智能运维，还需不断提高组件的 GPS 定位精度。

参考文献：

[1] IRENA. World Energy Transitions Outlook 2022：1.5 ℃ Pathway[Z]. Inter. Renewable Energy Agency Abu Dhabi, United Arab Emirates, 2022.

[2] Hasan K, Yousuf S B, Tushar M S H K, et al. Effects of different environmental and operational factors on the PV performance：A comprehensive review[J]. Energy Science & Engineering, 2022, 10(2)：656-675.

[3] Bansal N, Pany P, Singh G. Visual degradation and performance evaluation of utility scale solar photovoltaic power plant in hot and dry climate in western India[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2021, 26：101010.

[4] Dhimish M. Thermal impact on the performance ratio of photovoltaic systems：A case study of 8 000 photovoltaic installations[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2020, 21：100693.

[5] Skomedal Å F, Aarseth B L, Haug H, et al. How much power is lost in a hot-spot? A case study quantifying the effect of thermal anomalies in two utility scale PV power plants[J]. Solar Energy, 2020, 211：1255-1262.

[6] Akram M W, Li G, Jin Y, et al. Improved outdoor thermography and processing of infrared images for defect detection in PV modules[J]. Solar Energy, 2019, 190：549-560.

[7] Satpathy P R, Sharma R. Parametric indicators for partial shading and fault prediction in photovoltaic arrays with various interconnection topologies [J]. Energy Conversion and Management, 2020, 219：113018.

[8] Wang A, Xuan Y. Close examination of localized hot spots within photovoltaic modules [J]. Energy Conversion and Management, 2021, 234：1B959.

[9] Kim C, Jeong M S, Ko J, et al. Inhomogeneous rear reflector induced hot-spot risk and power loss in building-integrated bifacial *c*-Si photovoltaic modules [J]. Renewable Energy, 2021, 163：825-835.

[10] Guerriero P, Daliento S. Toward a hot spot free PV module

[J]. IEEE J. of Photovoltaics, 2019, 9(3): 796-802.

[11] Manganiello P, Balato M, Vitelli M. A survey on mismatching and aging of PV modules: The closed loop[J]. IEEE Trans. on Industrial Electronics, 2015, 62(11): 7276-7286.

[12] Köntges M, Kurtz S, Packard C, et al. Review of failures of photovoltaic modules[Z]. IEA International Energy Agency, 2014.

[13] Dhimish M. Micro cracks distribution and power degradation of polycrystalline solar cells wafer: Observations constructed from the analysis of 4 000 samples[J]. Renewable Energy, 2020, 145: 466-477.

[14] Bauer J, Wagner J M, Lothyk A, et al. Hot spots in multicrystalline silicon solar cells: Avalanche breakdown due to etch pits[J]. Physica Status Solidi (RRL)-Rapid Research Letters, 2009, 3(2/3): 40-42.

[15] Akram M W, Li G, Jin Y, et al. Automatic detection of photovoltaic module defects in infrared images with isolated and develop-model transfer deep learning[J]. Solar Energy, 2020, 198: 175-186.

[16] Kim H, Xu D, John C, et al. Modeling thermo-mechanical stress of flexible CIGS solar cells [J]. IEEE J. of Photovoltaics, 2019, 9(2): 499-505.

[17] Wu Z, Hu Y, Wen J X, et al. A review for solar panel fire accident prevention in large-scale PV applications[J]. IEEE Access, 2020, 8: 132466-132480.

[18] Kim Y, Shim M, Lee M J, et al. Hot-spot generation model using electrical and thermal equivalent circuits for a copper indium gallium selenide photovoltaic module [J]. Solar Energy, 2021, 216: 377-385.

[19] Heliguy. Drones for solar panel inspections[EB/OL]. 2022-7-18[2023-5-22]. https://www.heliguy.com/blogs/posts/drones-for-solar-panel-inspections.

[20] 陈文勤. 一种基于红外图像识别的光伏组件热斑检测系统的研究与实现[D]. 南京：南京邮电大学，2020.
Chen Wenqin. Research and implementation of a photovoltaic module hot spot detection system based on infrared image recognition[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2020.

[21] Ali M U, Khan H F, Masud M, et al. A machine learning framework to identify the hotspot in photovoltaic module using infrared thermography[J]. Solar Energy, 2020, 208: 643-651.

[22] Du B, He Y, He Y, et al. Intelligent classification of silicon photovoltaic cell defects based on eddy current thermography and convolution neural network [J]. IEEE Trans. on Industrial Informatics, 2020, 16(10): 6242-6251.

[23] Niazi K A K, Akhtar W, Khan H A, et al. Hotspot diagnosis for solar photovoltaic modules using a Naive Bayes classifier[J]. Solar Energy, 2019, 190: 34-43.

[24] 王 春. 基于生成对抗网络的光伏组件热斑识别方法研究[D]. 保定：华北电力大学，2020.
Wang Chun. Research on hot spot recognition method of photovoltaic module based on generative adversarial networks [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020.

[25] Ali M U, Saleem S, Masood H, et al. Early hotspot detection in photovoltaic modules using color image descriptors: An infrared thermography study[J]. Inter. J. of Energy Research, 2021, 46(2): 774-785.

[26] 王 春，姚 慧，孙海蓉. 基于CNN的光伏组件热斑区域识别及定位[C]// 中国计算机学会仿真应用分会，2019：189-193.
Wang Chun, Yao Hui, Sun Hairong. Research on hot spot recognition method of photovoltaic module based on generative adversarial networks[C]// Simulation Application Branch of China Computer Federation, 2019: 189-193.

[27] Cipriani G, D'amico A, Guarino S, et al. Convolutional neural network for dust and hotspot classification in PV modules[J]. Energies, 2020, 13(23): 6357.

[28] Nie J, Luo T, Li H. Automatic hotspots detection based on UAV infrared images for large-scale PV plant[J]. Electron. Lett., 2020, 56(19): 993-995.

[29] Manno D, Cipriani G, Ciulla G, et al. Deep learning strategies for automatic fault diagnosis in photovoltaic systems by thermographic images[J]. Energy Conversion and Management, 2021, 241: 114315.

[30] AÇikgöz H, Korkmaz D, Dandil Ç. Classification of hotspots in photovoltaic modules with deep learning methods[J]. Turkish J. of Science and Technol., 2022, 17(2): 211-221.

[31] 贾帅康. 基于残差注意力机制的光伏组件热斑图像检测方法研究[D]. 保定：华北电力大学，2021.
Jia Shuaikang. Research on hot spot image detection method of photovoltaic module based on residual attention mechanism[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2021.

[32] 孙海蓉，李 号. 基于深度迁移学习的小样本光伏热斑识别方法[J]. 太阳能学报，2022，43(1)：406-411.
Sun Hairong, Li Hao. Photovoltaic hot spot identification method for small sample based on deep transfer learning[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(1): 406-411.

[33] 李鑫林. 基于生成式对抗网络的光伏板热斑检测研究[D]. 吉林：东北电力大学，2022.
Li Xinlin. Research on hot spot detection of photovoltaic panels based on generative adversarial network[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2022.

[34] Wei S, Li X, Ding S, et al. Hotspots infrared detection of photovoltaic modules based on hough line transformation and Faster-RCNN approach[C]// 6th Inter. Conf. on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT), 2019: 1266-1271.

[35] 郭梦浩，徐红伟. 基于Faster RCNN的红外热图像热斑缺陷检测研究[J]. 计算机系统应用，2019，28(11)：265-270.
Guo Menghao, Xu Hongwei. Hot spot defect detection based

on infrared thermal image and Faster RCNN[J]. Computer Systems Applications, 2019, 28(11): 265-270.

[36] 王道累, 李　超, 李明山, 等. 基于深度卷积神经网络的光伏组件热斑检测[J]. 太阳能学报, 2022, 43(1): 412-417.
Wang Daolei, Li Chao, Li Mingshan, et al. Solar photovoltaic modules hot spot detection based on deep convolutional neural networks[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(1): 412-417.

[37] 樊　涛, 孙　涛, 刘　虎. 基于注意力机制的光伏组件热斑检测算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(7): 1304-1313.
Fan Tao, Sun Tao, Liu Hu. Hot spot detection algorithm of photovoltaic module based on attention mechanism[J]. J. of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(7): 1304-1313.

[38] 位硕权. 基于红外图像的光伏组件热斑智能检测[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
Wei Shuoquan. Intelligent detection of hotspots of photovoltaic modules based on infrared images[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020.

[39] 荣黎明. 基于深度学习的光伏组串热斑检测方法研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2022.
Rong Liming. Research on detection method of photovoltaic cluster hot spot based on deep learning[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2022.

[40] Zheng Q, Ma J, Liu M, et al. Lightweight hot-spot fault detection model of photovoltaic panels in UAV remote-sensing image[J]. Sensors, 2022, 22(12): 4617.

[41] Sun T, Xing H, Cao S, et al. A novel detection method for hot spots of photovoltaic (PV) panels using improved anchors and prediction heads of YOLOv5 network[J]. Energy Reports, 2022, 8: 1219-1229.

[42] Su B, Chen H, Liu K, et al. RCAG-Net: Residual channelwise attention gate network for hot spot defect detection of photovoltaic farms[J]. IEEE Trans. on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-14.

[43] Ying Y, Qi Y, Rong L, et al. Anchor points based accurate fault locating in large-scale photovoltaic plants via aerial infrared videos[J]. IEEE J. of Photovoltaics, 2022, 12(1): 437-443.

[44] Carletti V, Greco A, Saggese A, et al. An intelligent flying system for automatic detection of faults in photovoltaic plants[J]. J. of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 11(5): 2027-2040.

作者简介：

宁　静(1998—)，女，山西省人，硕士研究生，主要从事光伏发电技术研究；

许盛之(1978—)，男，山东省人，博士，高级工程师，硕士生导师，主要从事光伏发电技术研究。