

Photovoltaic Fault Monitoring Based on Singular Value Decomposition and Mahalanobis Distance *

GUO Ganghua^{1*}, XU Yang¹, SHI Luhuan²

(1. Department of Electrical Engineering, Xuchang Electrical Vocational College, Xuchang He'nan 461000, China;

2. School of Electrical and Mechanical Engineering, Xuchang University, Xuchang He'nan 461000, China)

Abstract: Detecting the short circuit, open circuit, shadow shielding and other faults of the photovoltaic array in time and dealing with them will not only help increase the revenue of the photovoltaic array, but also help reduce the safety risk of the photovoltaic array such as fires. Based on the Mahalanobis distance method, the similarity between the measured current and voltage of the photovoltaic array and the output current and voltage of the simulation model is calculated, which can be used for photovoltaic array fault monitoring. Under normal conditions, the measured current and voltage values of the photovoltaic array are relatively close to the output current and voltage values of the simulation model. The traditional Mahalanobis distance method will produce singular solutions when solving the inverse matrix formula. The singular value decomposition method is combined to improve the traditional Mahalanobis distance method. Experiments show that the method proposed can accurately detect the corresponding short circuit, open circuit, shadow occlusion and other faults.

Key words: PV array; fault monitoring; singular value decomposition; Mahalanobis Distance

EEACC: 7220; 8250

doi: 10.3969/j.issn.1005-9490.2024.01.031

基于奇异值分解的马氏距离光伏故障监测 *

郭刚花^{1*}, 徐 洋¹, 师路欢²

(1. 许昌电气职业学院电气工程系, 河南 许昌 461000; 2. 许昌学院电气与机械工程学院, 河南 许昌 461000)

摘 要: 及时检测出光伏阵列短路、断路、阴影遮挡等故障并作出相应处理, 不仅有利于提高光伏阵列收益, 也有利于降低光伏阵列安全风险, 避免火灾等事故。基于马氏距离方法, 计算出光伏阵列实测电流电压和仿真模型输出电流电压的相似程度, 以此用于光伏阵列故障监测。正常条件下, 光伏阵列实测电流电压值和仿真模型输出电流电压值较为接近, 传统马氏距离方法在求解逆矩阵时将产生奇异解。结合奇异值分解方法对传统马氏距离方法进行了改进, 试验证明, 所提出的方法能够精准检测出相应的短路、断路、阴影遮挡等故障。

关键词: 光伏阵列; 故障监测; 奇异值分解; 马氏距离

中图分类号: TM615

文献标识码: A

文章编号: 1005-9490(2024)01-0182-06

随着双“碳”目标提出, 可再生能源越发受到关注, 今后相当长的时间内, 可再生能源等绿色能源在国民经济能源领域所占的比重一定稳步增加, 所扮演的角色将会明显增强, 到 2030 年, 风电、太阳能发电总装机容量将达到 12 亿千瓦以上^[1]。作为可再生能源领域内的重要分支, 光伏新能源近年来有特别明显的发展劲头, 截止 2020 年底, 全国累计装机容量为 253 833.8 MW^[2], 其中 2020 年, 并网太阳能发电装机容量为 25 343 万 kW, 增长 24.1%^[3]。特别地, 2021 年 6 月, 国家发改委拟在全国组织开展整县(市、区)推进屋顶分布式光伏开发试点工作^[4], 分布式光伏发电将逐渐成为主流。

及时准确检测出分布式光伏发电系统故障并加以解决不仅能提高用户发电收益, 也可以最大程度降低光伏发电系统发生火灾的风险。国内外专家学者针对光伏发电系统故障监测有较多研究, 主要包括改变分布式光伏电站布置结构, 通过布置传感器方法进行实时检测。宋文海等^[5-6]在串并联结构基础上, 将光伏阵列串并联结构改全连接(Total Cross Tide, TCT)结构, 通过设置多个传感器进行检测。张思^[7]基于无线传感器网络, 通过底层硬件将其采集到的光伏组件运行数据通过无线传感器网络上传到上位机中, 对光伏组件的运行状态进行实时监测。张晓娜等^[8]对 $M \times N$ 光伏阵列模块化处理分成 $B \times C$

项目来源: 河南省高等学校重点科研项目(15A470019)

收稿日期: 2022-02-28

修改日期: 2022-10-14

区域,提出了一种全局分块逐步逼近法来实现光伏组件故障检测和定位。此类方法能够及时准确检测出相应的故障,但是改变了传统分布式电站串并联结构,且需布置较多的传感器,成本太高,难以实现。另外,通过对原始数据的收集,采用神经网络等算法进行智能检测。叶进等^[9]根据环境气象监测数据与光伏电站的历史数据,从模型的特征变量分析、真实数据集的预处理、模型训练入手,提出一种基于级联随机森林的光伏组件在线故障诊断模型。孙加敏^[10]利用 LSSVM 算法搭建了一个光伏阵列故障诊断初始模型,利用贝叶斯理论对故障诊断模型内的参数进行参数优化,进而得到最优故障诊断模型,将所获得的输入变量输入故障诊断模型即可有效检测光伏阵列短路、断路、异常老化三种故障。陈凌等^[11]对不同故障下光伏组件内部等效参数和外特性电气参数进行特征提取,采用改进人工鱼群算法优化径向基函数神经网络算法和相关向量机算法,将 4 种光伏组件故障诊断模型,用于光伏组件的初步故障诊断。此类方法依赖于大量原始数据,除非产生破坏性试验或者做大量实验工作,否则一定程度上难以获得故障条件下的数据,形成充分大的训练样本,且该方法的准确性依赖于样本数量和质量。部分学者还采用实测值和发电值进行对比,采用粒子群优化等方法进行处理,从而进行判断。尹春杰等^[12]提出以光辐射强度(S)及温度(T)为参变量,依据光伏组件有关出厂技术参数推算出峰值功率 P_m 和开路电压 U_{oc} 标准值空间分布,提出基于峰值发电功率估计及最大功率电压估计的光伏组件在线故障诊断方法。荆鹏辉等^[13]分析了光伏阵列的输出特性,结合 MATLAB 仿真模型获取光伏阵列正常状态与故障状态时的特征参数数据,确定了故障检测模型的输入特征参数,提出了基于粒子群优化小波神经网络的光伏阵列故障检测方法。但上述方法的显著缺点是:通过建立传统的光伏仿真阵列,由于 $I-V$ 曲线是一个典型的非线性方程,需要迭代求解计算理论值,实时获得理论电流值较为困难。此外,也有部分学者探索引入图像识别等方法检测光伏阵列故障。栾艳军^[14]通过 Canny 算子提取分割出的故障边缘,并通过叠加的方式将故障标记在光伏组件上,建立基于 Otsu_Iteration_Canny 的光伏组件故障检测算法。

本文基于第三类方法,通过引入光伏阵列仿真模型^[15-17],获取理论参数,然后基于实测数据,利用改进马氏距离方法计算评估实测数据和理论数据的相似距离进行故障检测。实验证明,本文所提出的

方法能够实时检测出故障,具有较高的准确性和实时性。

1 理论基础

1.1 仿真模型

为得到光伏阵列参考 $I-V$ 特性曲线,首先分析光伏阵列仿真模型。目前,太阳能电池^[18-19]的建模普遍采用单二极管模型。光伏组件的输出电流^[19]为:

$$I = I_{ph} - I_0 \left[\exp \left(\frac{q(U + IR_s)}{aKT} - 1 \right) \right] - \frac{U + IR_s}{R_{sh}} \quad (1)$$

式中: I_{ph} 为光生电流; I_0 为光伏组件中 P-N 结的反向饱和电流; q 为电荷常数($q = 1.602 \times 10^{-19}$ C); R_s 为等效串联电阻; R_{sh} 为等效并联电阻; a 为二极管理想系数; K 为玻尔兹曼常数,大小为 $1.380 65 \times 10^{-23}$ J/K; T 为光伏组件温度; I 、 U 分别为光伏组件的输出电流和电压; I_{ph} 的值^[20]可由式(2)计算:

$$I_{ph} = I_{sc,STC} \frac{G}{G_{STC}} (1 + \alpha(T - T_{STC})) \quad (2)$$

式中: $I_{sc,STC}$ 为标准测试条件下 STC 的短路电流; α 为短路电流点的温度系数; G 为共面辐照度; T_{STC} 是 STC 下的参考温度,即 25 °C; G_{STC} 为 STC 下的参考辐照度,即 1 000 W/m²。

考虑到模型研究并非本文研究重点,在此不再赘述,可参考文献[18-20]。

1.1 马氏距离

马氏距离是由印度统计学家马哈拉诺比斯(Mahalanobis P C)提出的,是欧氏距离的一种推广。它通过协方差来计算两点之间距离,是一种有效计算两个未知样本集相似度的方法^[21]。设数据集 $X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$, 其均值为 $c = (c_1, c_2, c_3, \dots, c_m)^T$, 其中 n 为数据集个数, m 为数据维度, 其中一个数据 $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)^T$

则其马氏距离为:

$$MD(x) = \sqrt{(x-c)^T \Sigma^{-1} (x-c)} \quad (3)$$

式中: Σ^{-1} 为协方差矩阵 Σ 的逆矩阵:

$$\Sigma = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - c)(x_i - c)^T \quad (4)$$

式中:均值 c 可表示为:

$$c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (5)$$

则任意两个数据集 X_1, X_2 的马氏距离可表示为 $MD(X_1, X_2)$:

$$MD(X_1, X_2) = \sqrt{(X_1 - X_2)^T \Sigma^{-1} (X_1 - X_2)} \quad (6)$$

需要注意的是无论求解某单个数据的马氏距离还是求解某两个数据的马氏距离,协方差矩阵都为整个数据集合的协方差矩阵。

1.2 奇异值分解

事实上,单纯考虑马氏距离的问题,由于需要求解逆矩阵,不能完全保证所求矩阵可逆。特别地,在对实测电流和仿真电流构造矩阵的过程中,考虑到不是所有时段,光伏阵列都会产生异常情况,如阴影遮挡、组件短路、组件黄化、组件隐裂、组件断路等故障。正常情况下,仿真电流与实测电流差别不大,这种情况下,如果单纯使用马氏距离算法,将导致无法求解逆矩阵的情况,计算机在模拟时可能导致死机,或者马氏距离异常过大的情况。因此,为更好地使用马氏距离评估仿真电流和实测电流的偏移值,需要对上述方法进行改进。本文采用数学的方法,引入奇异值分解对马氏距离进行扩充改善。

设 A 为 $m \times n$ 的矩阵, A 进行转置后为 A^T , 若:

$$AA^T = PA_1P^T \quad (7)$$

$$A^T A = QA_2Q^T \quad (8)$$

则

$$A = P\Sigma Q^T \quad (9)$$

式中: $P = (p_1, p_2, p_3, \dots, p_m)$, 且 $p_1, p_2, p_3, \dots, p_m$ 为 AA^T 的特征向量, $Q = (q_1, q_2, q_3, \dots, q_m)$, 且 $q_1, q_2, q_3, \dots, q_m$ 为 $A^T A$ 的特征向量, Σ 为 $n \times n$ 的矩阵, 对角线上的元素是从大到小排列的特征值成为奇异值。

式(3)可改进为:

$$MD(x) = \sqrt{(x-c) \times S_{nn} \times k} \quad (10)$$

式中: S_{nn} 为对角阵的第 nn 个元素; c 为均值; k 为系数, 根据马氏距离值和 x, S_{nn} 拟合而来。

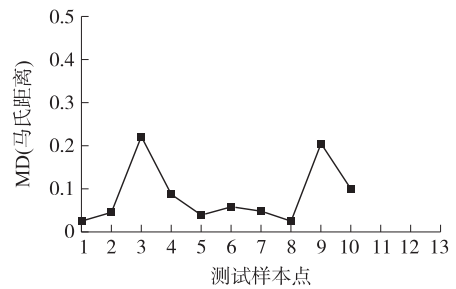
2 应用测试

为了说明改进马氏距离方法具有实用性, 通过对比两组样本, 分别模拟异常数据和测试数据, 分别比较原始马氏距离方法和改进马氏距离方法的性能。模拟异常数据如表 1 所示。

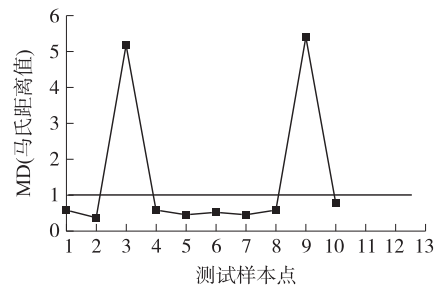
表 1 异常检测数据

样本	样本点									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
TEST1	4.58	4.56	4.59	4.52	4.57	4.55	4.56	4.58	4.55	4.51
TEST2	4.53	4.54	0.35	4.57	4.60	4.59	4.59	4.53	0.14	4.60

分别采用原始马氏距离方法和改进后的马氏距离方法, 显然地, 第三个样本和第十个样本为异常值, 测试表 1 中的异常数据, 结果分别如下:



(a) 原始马氏距离检测结果



(b) 改进马氏距离检测结果

图 1 异常样本点检测马氏距离值

从图 1(a) 中可以看出异常点的马氏距离值和正常点的马氏距离值, 虽然能够一定程度上区分开来, 但是区分度不够, 如第十个样本, 明显发现其马氏距离值较大, 但实际上, 该样本点为正常的。相对于图 1(a), 从图 1(b) 中, 可以明显发现改进后的马氏距离方法, 能够扩大异常样本点的马氏距离区分度, 能够更好地检测出异常值。

为了说明改进后的马氏距离方法的优越性, 通过两组正常数据进行检测, 检测数据如表 2 所示。

表 2 正常检测数据

样本	样本点									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
TEST1	4.58	4.56	4.59	4.52	4.57	4.55	4.56	4.58	4.55	4.51
TEST2	4.53	4.54	4.55	4.57	4.60	4.59	4.59	4.53	4.54	4.60

相应检测结果如图 2 所示。

从图 2(a) 中可以看出对于正常点的马氏距离值, 原始马氏距离方法由于两个样本数据的差值较小, 导致原始马氏距离方法在求解逆矩阵时, 出现奇异值, 难以求解逆矩阵, 原始马氏距离方法失效。但是改进后的马氏距离方法, 其相应的测试值均在样本许可范围内。

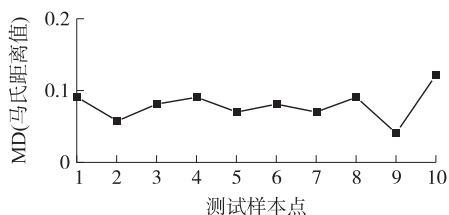
3 试验验证

为进一步验证本文所提方法的准确性, 选择 10×4 的 10 kW 电站为试验对象, 就其中一个组串实施阴影遮挡试验, 利用布置的传感器实时采集电流、电压、共面辐照度、背板温度等参数。具体步骤

```

=
1.0e+19 *
-0.6367 -1.7931 0.3523 -0.3899 -0.9154 -0.1798 1.1474
-1.7931 -8.4163 0.3453 -1.8950 -6.4576 3.9778 1.1322
0.3523 0.3453 0.1409 0.1889 0.1761 -0.5926 0.3915
-0.3899 -1.8950 0.1889 -0.4470 -1.8429 1.2347 0.7079
-0.9154 -6.4576 0.1761 -1.8429 -5.6643 1.8256 2.8243
-0.1798 3.9778 -0.5926 1.2347 1.8256 -0.3142 -1.4947
1.1474 1.1322 0.3915 0.7079 2.8243 -1.4947 -1.1078
0.3326 2.7579 -0.0680 0.5769 1.5280 -0.5795 -1.0039
3.0411 0 0 0 0 0 0
0.1463 -0.1208 0.2665 -0.1554 0.1427 -0.4578 0.2041
n=inv(C_TEST);
i: 矩阵接近奇异值, 或者缩放错误。结果可能不准确。RCOND = 2.015184e-19
    
```

(a) 原始马氏距离检测结果



(a) 改进马氏距离检测结果

图 2 正常样本点检测马氏距离值

如下:

步骤 1: 利用黑板遮挡某一组串中的两个组件, 模拟阴影遮挡故障;

步骤 2: 实时采集组串电流和电压及背板温度和共面辐照度;

步骤 3: 通过背板温度和共面辐照度, 利用光伏阵列仿真模型计算理论输出电流和电压;

步骤 4: 每 6 个实测电流和理论电流组成一个对比小组;

步骤 5: 应用马氏距离模型对上述对比小组求解马氏距离;

步骤 6: 对求解获得的 6 个马氏距离求均值, 获得该小组的马氏距离值。

相应的流程如图 3 所示。

需要说明的是, 本实验需要采集频率较高, 一般情况下, 至少每隔 1 秒采集一个数据并能实时保存, 因为辐照度是一个非平稳随机变量, 而输出电流值受到辐照度的影响较大, 短时间内辐照度将有所变化, 因此本文综合来看, 选择 6 个数据进行马氏距离计算, 即 6 秒之内完成检测有实际意义。

具体试验过程为: 选择时间为 11:46—12:20, 利用黑色不透明板对光伏阵列第三组串中两个组件进行遮挡, 模拟阴影遮挡试验。具体实测电流数据如图 4(a) 所示。从图中可以看出, 在 11:46—12:20 阶段, 实测电流值相对于仿真电流值有明显降低。相应的马氏距离检测结果如图 4(b) 所示。可以看

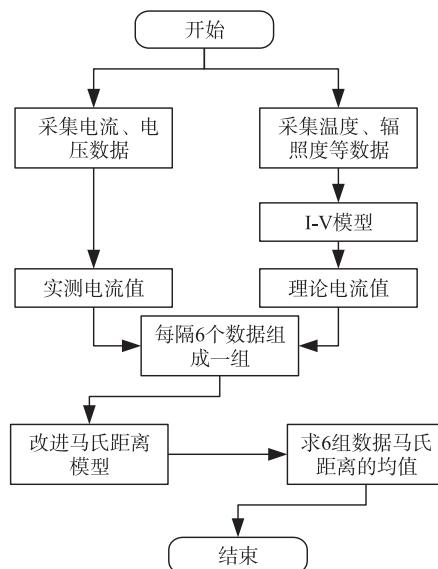
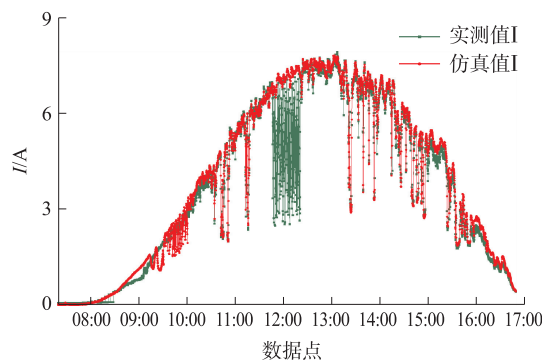
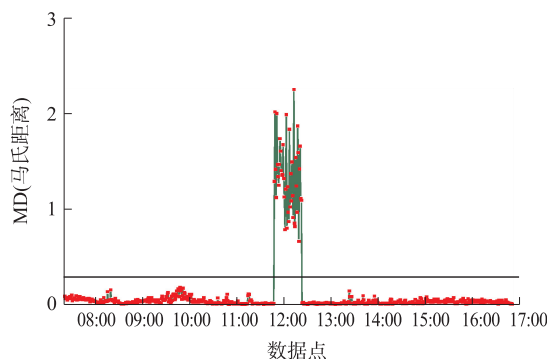


图 3 流程图

出, 正常状态下, 改进后的马氏距离基本都在 0.2 以下, 但是在 11:46—12:20 阶段, 马氏距离值明显增大, 达到 1 以上, 说明改进后的马氏距离方法能够实时检测出相应的故障特征, 与第二节应用测试中样本测试结果一致。



(a) 实测电流和仿真电流曲线



(b) 马氏距离检测结果

图 4 阴影遮挡试验

为说明该方法的准确性能, 对正常状态下的第二组串电流和仿真电流进行检测, 具体实测电流数据如图 5(a) 所示, 相应的马氏距离检测结果如图 5(b) 所示。从图 5(a) 中可以看出, 实测电流值和仿真电流

值基本一致,说明没有故障特征。从图 5(b)中可以看出,总的马氏距离都在 0.2 以下,检测结果与预期一致。

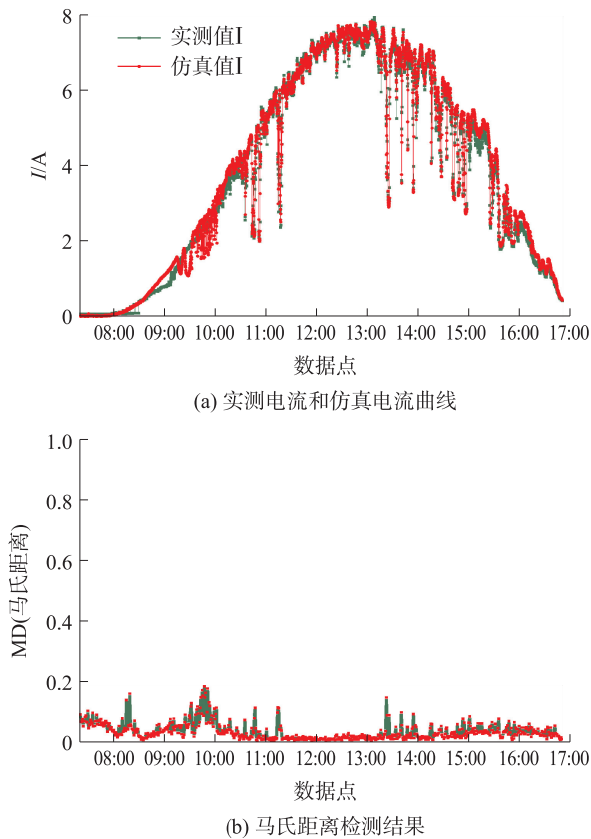


图 5 正常状态试验

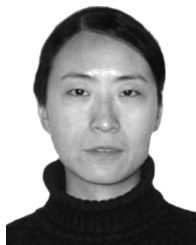
4 结论

本文通过布置相应的传感器获得实测电流值及背板温度、共面辐照度,建立光伏阵列仿真模型获得理论电流值,并通过引入奇异值分解算法改进原始马氏距离求解逆矩阵的问题,建立基于奇异值分解的马氏距离光伏故障检测模型。实验证明,本文所提出的方法能够实时检测出相应的故障特征,具有实时性和较高的准确性,可应用于分布式光伏电站的实时监控,为提升光伏电站收益,避免火灾事故提供理论和实际依据。

参考文献:

- [1] 新华社. 习近平宣布:到 2030 年,风电太阳能发电总装机容量达 12 亿千瓦以上[EB/OL]. (2020-12-14). <https://guangfu.bjx.com.cn/news/20201214/1121859.shtml>.
- [2] 2021 年中美光伏发电产业发展对比分析[EB/OL]. (2021-11-29). http://news.sohu.com/a/504158159_121124367.
- [3] 光伏能源圈. 国家统计局:2020 年并网光伏装机容量 253.43 kW 增长 24.1% [EB/OL]. (2021-03-01). <https://baijiahao.baidu.com/s?id=1693046388675995641&wfr=spider&for=pc>.
- [4] 中华人民共和国发展和改革委员会. 《“十四五”支持革命老区巩固拓展脱贫攻坚成果衔接推进乡村振兴实施方案》专家解读之一:聚焦重点区域重点领域重点人群巩固拓展革命老区脱贫攻坚成果[EB/OL]. (2021-12-01). https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/jd/jd/202112/t202112_01_1306587.html?code=&state=123.
- [5] 宋文海,李田泽,乔家振,等. TCT 结构光伏阵列故障检测方法研究[J]. 电源技术,2019,43(7):1164-1167.
- [6] 程泽,李兵峰,刘力,等. 一种新型结构的光伏阵列故障检测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2010,24(2):131-136.
- [7] 张思. 基于无线传感器网络的光伏组件故障监测系统研究[D]. 恩施:湖北民族大学,2021.
- [8] 张晓娜,高德东,刘海雄,等. 一种新型光伏阵列多传感器故障检测定位方法[J]. 可再生能源,2016,34(2):166-172.
- [9] 叶进,卢泉,王钰淞,等. 基于级联随机森林的光伏故障诊断模型研究[J]. 太阳能学报,2021,42(3):358-362.
- [10] 孙加敏. 光伏阵列故障诊断算法研究[D]. 北京:华北电力大学(北京),2018.
- [11] 陈凌,韩伟,张经纬,等. 基于数据融合的光伏组件故障诊断[J]. 电网技术,2017,41(6):1864-1873.
- [12] 尹春杰,宋彦螟,王亚男,等. 光伏发电组件在线监测与故障诊断系统研制[J]. 工业仪表与自动化装置,2020(4):122-126.
- [13] 荆鹏辉,韩朝阳,艾永乐,等. 基于粒子群优化小波神经网络的光伏阵列故障检测[J]. 武汉大学学报(工学版),2021,54(9):860-865.
- [14] 栾艳军. 光伏组件航拍红外图像的故障智能识别[D]. 保定:河北大学,2021.
- [15] 马铭遥,张志祥,刘恒,等. 基于 I-V 特性分析的晶硅光伏组件故障诊断[J]. 太阳能学报,2021,42(6):130-137.
- [16] 郑伟烁,吴芳芳,郑文悦,等. 一种光伏电站发电效率多参数综合评估模型及仿真验证[J]. 电测与仪表,2021,58(12):96-103.
- [17] Huang J, Wai R, Gao W. Newly-Designed Fault Diagnostic Method for Solar Photovoltaic Generation System Based on IV-Curve Measurement[J]. IEEE Access, 2019, 7: 70919-70932.
- [18] 唐圣学,张启然,刘亚敬,等. 太阳能电池动态模型仿真分析及实验研究[J]. 太阳能学报,2019,40(9):2536-2546.
- [19] 裴婷婷,郝晓弘. 局部阴影条件下光伏阵列的动态建模[J]. 太阳能学报,2020,41(2):268-274.

- [20] Ding K, Feng L, Zhang J, et al. A Health Status-Based Performance Evaluation Method of Photovoltaic System [J]. IEEE Access, 2019, 7: 124055–124065.
- [21] 汪西莉,焦李成. 一种基于马氏距离的支持向量快速提取算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2004, 31(4): 639–643.



郭刚花(1982—)女,河南许昌人,讲师,学士学位,主要研究方向:电力电子技术,155310975@qq.com。