

灰色关联分析与 FCM 融合的光伏阵列状态评估

王传志, 吴宏伟, 汪石农

安徽工程大学 电气工程学院, 安徽 芜湖 241000

摘要:目的 随着光伏发电的大规模应用,工作于自然环境下的光伏阵列故障频发,为了能准确预测光伏阵列的状态,提高光伏发电系统的运行安全性和发电效率,提出灰色关联分析与 FCM 融合的方法。方法 首先,通过建立光伏阵列的数学仿真模型,实现 I-V 曲线仿真数据和测量数据的灰色关联分析,进而计算出光伏阵列的健康指数,并划分出健康、亚健康、异常和故障四种健康等级。然后,针对亚健康或异常等级下且健康指数相近的光伏阵列,采用模糊 C 均值聚类算法对相应的光伏阵列数据进行聚类得到聚类中心,利用聚类中心与测试数据代入高斯隶属度函数,从而判断出该光伏阵列的状态类型。结果 利用仿真与实验对该方法进行验证,结果表明:灰色关联分析与 FCM 融合的方法不仅减少了对光伏阵列运行数据的需求和计算难度;同时能够准确地判断出光伏阵列所处的状态。结论 灰色关联分析与 FCM 融合的方法,解决了灰色关联分析不能精确判断光伏阵列状态的问题,而且减少了模糊 C 均值聚类算法对光伏阵列运行数据的需求量和对光伏阵列所处状态判断的工作量。

关键词:光伏阵列; I-V 曲线; 灰色关联分析; 模糊 C 均值聚类

中图分类号:TM615 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0005.012

Photovoltaic Array State Evaluation Based on Fusion of Grey Relational Analysis and FCM

WANG Chuanzhi, WU Hongwei, WANG Shinong

School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Anhui Wuhu 241000, China

Abstract: **Objective** With the large-scale application of photovoltaic (PV) power generation, photovoltaic arrays operating in natural environments are prone to frequent failures. To accurately predict the state of photovoltaic arrays and improve the operational safety and power generation efficiency of photovoltaic systems, a method combining grey relational analysis and fuzzy C-means (FCM) is proposed. **Methods** First, a mathematical simulation model of the photovoltaic array is established to perform a grey relational analysis between the simulated I-V curve data and measured data. The health index of the photovoltaic array is then calculated, and the health status is classified into four levels: healthy, sub-healthy, abnormal, and faulty. Subsequently, for photovoltaic arrays with sub-healthy or abnormal status and similar health indices, the fuzzy C-means clustering algorithm is applied to cluster the corresponding PV array data to obtain cluster centers. These cluster centers and test data are used in the Gaussian membership function to determine the state of the photovoltaic array. **Results** The proposed method is validated through simulation and experiments. The results show that the combination of grey relational analysis and FCM not only reduces the demand for operational data and computational complexity of photovoltaic arrays but also accurately identifies the state of the photovoltaic array. **Conclusion** The integration of grey relational analysis and FCM addresses the issue of imprecise state assessment of photovoltaic arrays using grey relational analysis alone. It also reduces the data requirements and workload associated with fuzzy C-means clustering for state assessment of photovoltaic arrays.

Keywords: photovoltaic array; I-V curve; grey relational analysis; fuzzy C-means clustering

收稿日期:2024-01-03 修回日期:2024-03-21 文章编号:1672-058X(2025)05-0092-08

基金项目:安徽省教育厅自然科学基金重点项目(KJ2021A0508)。

作者简介:王传志(2000—),男,安徽六安人,硕士研究生,从事光伏发电系统研究。

通信作者:汪石农(1980—),男,安徽桐城人,副教授,从事光伏发电系统与微电网研究。Email:wsn@ahpu.edu.cn.

引用格式:王传志,吴宏伟,汪石农.灰色关联分析与 FCM 融合的光伏阵列状态评估[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2025,42(5):92-99.

WANG Chuanzhi, WU Hongwei, WANG Shinong. Photovoltaic array state evaluation based on fusion of grey relational analysis and FCM[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(5): 92-99.

1 引言

光伏发电因其环境友好、建设周期短、边际发电成本低等优点而成为缓解能源危机和防治环境污染的有效举措^[1]。但是,光伏阵列的性能受外界环境条件的影响很大,如日照强度和组件工作温度。此外,光伏阵列性能还受系统部件异常状况等因素的影响,如EVA老化、钢化玻璃和电池之间的粘合剂失效等。因此,准确评估光伏阵列的状态,对光伏发电系统的运维非常重要。

目前,已有多种检测技术能对光伏阵列进行状态评估,如人工神经网络^[2]、支持向量机^[3]和模糊综合评价法^[4]等。文献[5]运用健康管理理论和数据挖掘技术提出了一种基于I-V曲线灰色关联分析的光伏阵列健康状态评估方法。文献[6]有效地分析了典型故障条件下光伏阵列的输出特征和电特征向量的分布,并将高斯核函数引入到模糊C均值算法中。文献[7]引入电流指示器、电压指示器和功率指示器等3个指示器以区分正常和故障运行状态,有效地检测了短路、开路、逆变器断开和部分阴影等常见故障。文献[8]利用故障分类系统的主成分分析方法提取和分析不同局部阴影条件下的I-V曲线,并通过分析故障时阵列工作点状态来识别故障类型。文献[9]使用人工蜂群算法识别单二极管模型的电参数,然后实现了基于概率神经网络的故障检测和诊断方法。利用I-V曲线对光伏阵列进行状态评估能够快速简单的判断光伏阵列的健康与否或开路与短路故障,但并不能精确地反映出光伏阵列的实际状态。另一方面,目前光伏阵列典型的生命周期是25 a左右,绝大多数光伏阵列在其生命周期内都是能正常工作的。使用神经网络和模糊综合评价法等复杂的算法能精确地反映出光伏阵列的实际状态,但对于生命周期长且故障率低的光伏阵列,对其进行频繁的状态类型判断也是没有意义的。

本文先对光伏阵列的I-V曲线进行灰色关联分析,划分出光伏阵列的健康等级。灰色关联分析仅需要I-V曲线的仿真数据和测量数据,同时算法的计算量小。然后,对于亚健康或异常等级下的光伏阵列,利用模糊C均值聚类算法进行聚类分析,判断出光伏阵列的状态类型。虽然FCM算法相对复杂,但是它具有良好的模糊处理功能,且仅对于亚健康或异常等级下的光伏阵列数据进行聚类划分,对数据的需求大大减少,同时能精确地判断出光伏阵列的状态类型。最后,通过仿真与实验验证了上述方法对光伏阵列状态评估的可行性。

2 光伏阵列状态评估系统组成

为了对光伏阵列进行状态评估,需建立光伏阵列的仿真模型,实现I-V曲线仿真数据和测量数据的灰

色关联分析,划分出光伏阵列的健康等级。然后,通过数据采集平台获取光伏阵列在亚健康或异常等级下的最大功率点数据,并做归一化处理。再采用模糊C均值聚类算法与高斯隶属度函数对处理后的数据进行分析,判断出测试光伏阵列的状态类型。本文实现的光伏阵列状态评估系统组成流程如图1所示。

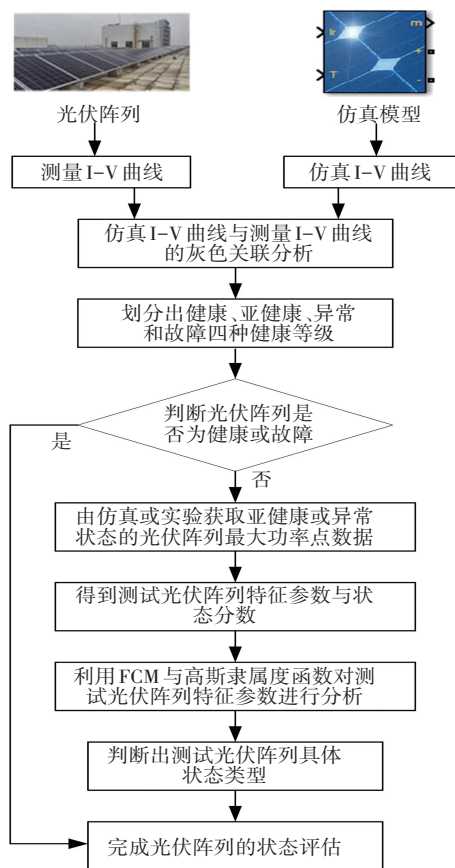


图1 光伏阵列状态评估系统

Fig. 1 Status assessment system for PV arrays

3 基本理论

3.1 灰色关联分析

灰色关联分析(GRA)是一种度量相似度的方法,其基本原理是比较参考数据与测量数据的相似性^[10]。灰色关联分析的基本步骤如下:

- (1) 确定参考数据和测量数据。
- (2) 对数据进行无量纲化处理。
- (3) 通过式(1)计算出每个参考数据和测量数据对应的相关系数:

$$\xi_{ij} = \frac{\min_i \min_j |x_{ij} - x_{0j}| + \rho \max_i \max_j |x_{ij} - x_{0j}|}{|x_{ij} - x_{0j}| + \rho \max_i \max_j |x_{ij} - x_{0j}|} \quad (1)$$

式(1)中, ρ 为分辨系数,通常设置为0.5; x_{0j} 和 x_{ij} 为参考数据和比较数据; ξ_{ij} 为相关系数,其值为小于1的正数。

- (4) 将所得相关系数平均,得到的平均数便是灰色关联度GRD,其值用 w 表示。

3.2 模糊 C 均值聚类算法

模糊 C 均值聚类 (FCM) 是一种基于目标函数的模糊聚类方法^[11], 其目标函数 J_m 可以表示为

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2 \quad (2)$$

式(2)中, u_{ij} 为样本 x_i 属于 j 类的隶属度; m 为聚类的簇数; c_j 为 j 类的中心; $\|x_i - c_j\|$ 为数据到聚类中心的欧式距离。

聚类是一个不断迭代计算隶属度 u_{ij} 和聚类中心 c_j 的过程。使式(2)达到最小化的必要条件为式(3)和式(4):

$$u_{ij} = 1 / \left(\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right) \quad (3)$$

$$c_j = \sum_{i=1}^N u_{ij}^m x_i / \sum_{i=1}^N u_{ij}^m \quad (4)$$

根据上述两式反复迭代计算聚类中心和隶属度; 当迭代终止时, 便可完成模糊聚类。

4 光伏阵列状态评估

4.1 健康等级划分

光伏阵列的健康等级划分流程如图 2 所示。

(1) 使用 I-V 曲线测试仪测量实际运行光伏阵列的 I-V 曲线。

(2) 用采集平台测得环境参数, 即光伏阵列工作温度 T 和日照强度 G 。

(3) 对光伏阵列进行仿真得到当前 T 和 G 下的仿真 I-V 曲线。

(4) 对仿真 I-V 曲线与测量 I-V 曲线进行灰色关联分析。

(5) 利用模糊隶属度函数计算光伏阵列健康指数并划分出光伏阵列健康等级。

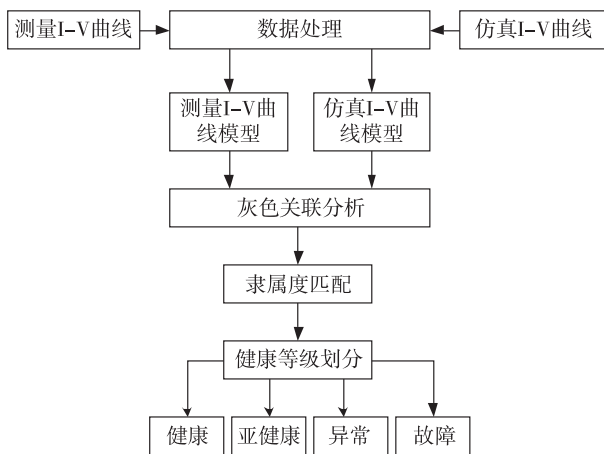


图 2 基于灰色关联分析的健康等级划分流程图

Fig. 2 Flowchart of health level classification based on grey relational analysis

为了使灰色关联度 GRD 的值 w 与健康等级划分匹配。本文选取三角隶属度函数作为隶属度函数:

$$u_1(w) = \begin{cases} 0 & (w \leq c) \\ \frac{w-c}{d-c} & (c < w < d) \\ 1 & (w \geq d) \end{cases} \quad (5)$$

$$u_2(w) = \begin{cases} 0 & (0 < w < b) \\ \frac{w-b}{c-b} & (b \leq w < c) \\ \frac{d-w}{d-c} & (c \leq w < d) \\ 0 & (w \geq d) \end{cases} \quad (6)$$

$$u_3(w) = \begin{cases} 0 & (0 < w < a) \\ \frac{w-a}{b-a} & (a \leq w < b) \\ \frac{c-w}{c-b} & (b \leq w < c) \\ 0 & (w \geq c) \end{cases} \quad (7)$$

$$u_4(w) = \begin{cases} 1 & (w \leq a) \\ \frac{b-w}{b-a} & (a < w < b) \\ 0 & (w \geq b) \end{cases} \quad (8)$$

式(6)一式(8)中, u_1 、 u_2 、 u_3 和 u_4 为各健康等级的隶属度; a 、 b 、 c 和 d 为三角函数隶属度的边界, 取 $a=0.5$ 、 $b=0.6$ 、 $c=0.8$ 、 $d=0.9$ 。

为了更准确地表示光伏阵列的健康等级, 引入健康指数 H_I 。健康指数计算公式为

$$H_I = U_H \cdot V = (u_1, u_2, u_3, u_4) \cdot \begin{pmatrix} v_1 \\ v_2 \\ v_3 \\ v_4 \end{pmatrix} = \frac{u_1 v_1 + u_2 v_2 + u_3 v_3 + u_4 v_4}{u_1 v_1 + u_2 v_2 + u_3 v_3 + u_4 v_4} \quad (9)$$

式(9)中, U_H 为健康、亚健康、异常和故障状态的隶属度值; V 为系数集合, 取 $(v_1, v_2, v_3, v_4)^T = (0.9, 0.5, 0.3, 0.1)^T$ 。

H_I 的范围为 $0 \sim 1$, 当光伏阵列的健康指数大于 0.8 时, 其等级为健康, 无需对光伏阵列进行处理; 当健康指数在 $0.6 \sim 0.8$ 之间为亚健康, 当健康指数在 $0.5 \sim 0.6$ 之间为异常, 需对亚健康或异常的光伏阵列进行相应的检测和处理, 避免光伏阵列发生故障; 当健康指数小于 0.5 为故障, 需对故障的光伏阵列进行维修。

4.2 状态类型判断

4.2.1 特征参数的选取

为了判断光伏阵列的状态类型, 需要选择最能体现光伏阵列状态类型的特征参数, 即将如下 3 个变量作为特征参数^[12]:

(1) 归一化最大功率点电压 U_{NORM} :

$$U_{\text{NORM}} = \frac{U_m}{n_s \times U_{\text{oc-ref}}} \quad (10)$$

式(10)中, n_s 为光伏阵列的组件串联数; $U_{\text{oc-ref}}$ 为参考光伏组件的开路电压。

(2) 归一化最大功率点电流 I_{NORM} :

$$I_{\text{NORM}} = \frac{I_m}{n_p \times I_{\text{sc-ref}}} \quad (11)$$

式(11)中, n_p 为光伏阵列的组件并联数; $I_{\text{sc-ref}}$ 为参考光伏组件的短路电流。

(3) 填充因子 α_{FF} :

$$\alpha_{\text{FF}} = \frac{U_m I_m}{U_{\text{oc}} I_{\text{sc}}} \quad (12)$$

式(12)中, U_{oc} 为光伏阵列的开路电压; I_{sc} 为光伏阵列的短路电流。

4.2.2 FCM 与高斯隶属度的光伏阵列状态类型判断方法

光伏阵列状态类型判断的流程如图3所示,详细的判断过程如下:

(1) 采集亚健康或异常等级下光伏阵列最大功率点数据,并对上述数据进行归一化处理,得到特征参数,再通过分析得到聚类数 C 。

(2) 利用 FCM 聚类算法对归一化处理的数据进行聚类得到聚类中心。

(3) 利用高斯隶属度函数来判断光伏阵列的状态类型,其式为

$$\mu(x) = e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \times 100\% \quad (13)$$

式(13)中, $\mu(x)$ 为参数 x 的隶属度; μ 为分布期望值; σ 为高斯函数的宽度。根据高斯函数的特性, σ 值可由如下公式求得:

$$\sigma = \frac{\mu_{\text{max}} - \mu_{\text{min}}}{6} \quad (14)$$

式(14)中, μ_{max} 和 μ_{min} 为特征参数的最大值和最小值。

(4) 计算出测试数据特征参数与各个聚类中心之间的隶属度,加权平均得到总隶属度;再对总隶属度大小进行比较,隶属度最大的一项为最终判断的结果。

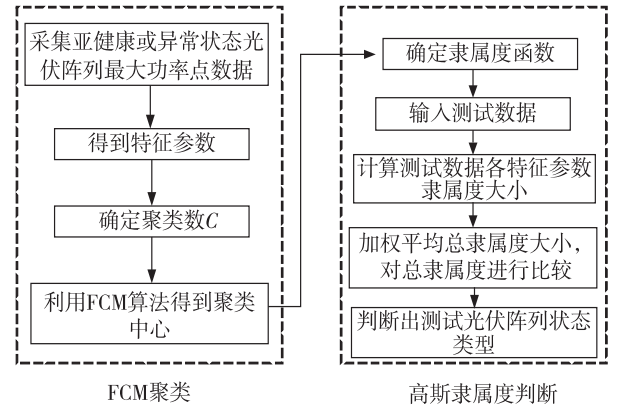


图3 光伏阵列状态类型判断流程图

Fig. 3 Flowchart of PV array state type judgment

5 仿真实验

5.1 光伏阵列的模型建立

为了验证本文方法的可靠性,本文使用 Simulink 搭建如图4所示的 3×3 的光伏阵列模型,其中每个光伏组件都能单独设置日照强度和组件工作温度的数值。为模拟光伏阵列不同的状态,可将不同组件设置不同日照强度来模拟局部阴影状态或者串联电阻来模拟光伏阵列老化状态;或将不同组件短路和不同组串开路,分别模拟出光伏阵列的短路与开路状态。而且该模型还可以直接获得光伏阵列在不同状态时的最大功率以及最大功率点电压。

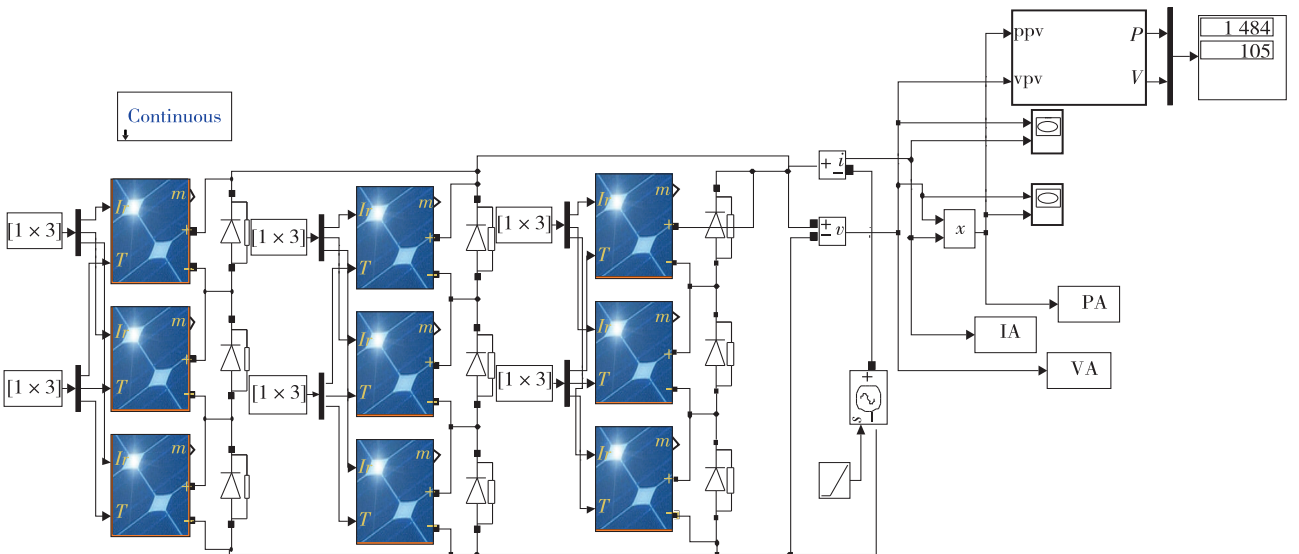


图4 3×3 光伏阵列仿真模型

Fig. 4 Simulation model of 3×3 PV array

所使用的 Aavid Solar ASMS-165P 光伏组件参数如表 1 所示。

表 1 光伏组件 ASMS-165P 在标准条件下的电气参数
Table 1 Electrical parameters of PV module ASMS-165P under standard conditions

参 数	数 值
最大功率 P_m/W	164.85
开路电压 U_{oc}/V	43.5
短路电流 I_{sc}/A	5.25
最大功率电压 U_m/V	35
最大功率电流 I_m/A	4.71
短路电流温度系数 α	0.03
开路电压温度系数 β	-0.393 01

5.2 不同状态下光伏阵列健康等级划分仿真

5.2.1 局部阴影

光伏阵列在运行过程中,一些光伏组件可能受到遮挡或灰尘沉降从而造成局部阴影,在这种情况下光伏组件受到的日照强度会降低。本文通过降低光伏阵列中一组件受到的日照强度来模拟局部阴影状态。其中,以光伏阵列在标准运行状态下为参考,同时此状态也为正常状态。局部阴影 1、局部阴影 2 和局部阴影 3 的光伏阵列中一组件受到的日照强度分别为正常状态下日照强度的 80%、50%和 30%,而其他组件受到的日照强度与正常状态下一致,由仿真得到上述 4 种情况的 I-V 曲线如图 5 所示。

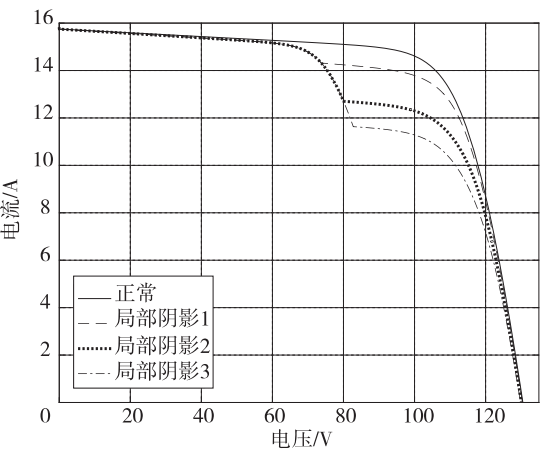


图 5 不同局部阴影状态光伏阵列 I-V 曲线

Fig. 5 I-V curve of PV array with different local shadow states

采用灰色关联分析法对仿真得到的 I-V 曲线进行分析,再根据式(5)一式(9)进行健康等级划分,计算结果如表 2 所示。当光伏阵列处于局部阴影时,随着阴

影的加重,光伏阵列受到的光照逐渐减少,光伏阵列的健康等级逐渐降低。在局部阴影的情况下,上述方法可以有效划分光伏阵列的健康等级。

表 2 局部阴影状态光伏阵列健康等级划分结果
Table 2 Results of PV array health level classification for local shadow states

	正 常	局部阴影 1	局部阴影 2	局部阴影 3
w	1	0.877 1	0.838 2	0.811 2
u_1	1	0.771 0	0.382 0	0.112 0
u_2	0	0.229 0	0.618 0	0.888 0
u_3	0	0	0	0
u_4	0	0	0	0
健康指数	0.900 0	0.808 4	0.652 8	0.544 8
健康等级	健康	健康	亚健康	异常

5.2.2 光伏阵列的老化

光伏阵列随着使用时间的增长会出现老化现象。本文采用串联外部电阻的方法模拟光伏阵列的老化状态。在仿真光伏阵列的组串之间串联不同大小的电阻来模拟老化的严重程度。其中,老化状态 1、老化状态 2 和老化状态 3 分别在光伏阵列的组串间串联 2 Ω、4 Ω 和 6 Ω 的电阻,再以光伏阵列在标准运行状态下为参考,由仿真模拟得到上述情况的 I-V 曲线如图 6 所示。

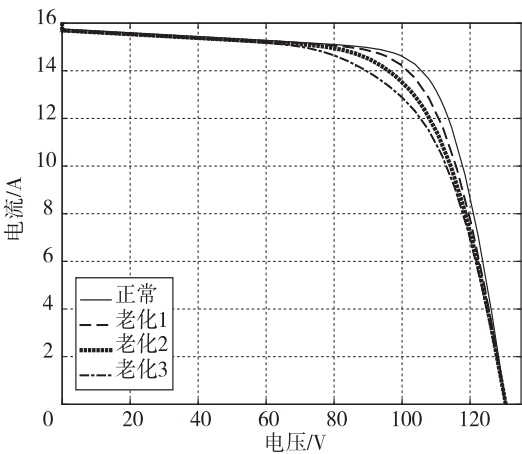


图 6 不同老化状态光伏阵列 I-V 曲线

Fig. 6 I-V curve of PV array with different aging states

根据灰色关联分析以及隶属度函数计算出的光伏阵列健康等级如表 3 所示。随着光伏阵列串联阻值的增加光伏阵列的健康等级从健康慢慢变为异常。在老化状态下,上述方法可以有效划分光伏阵列的健康等级。但老化 2 与局部阴影 2 状态下的健康等级都为亚健康,且健康指数只相差 0.008,如在未知光伏阵列状态的情况下需要进一步判断出光伏阵列的状态。

表 3 老化状态光伏阵列健康等级划分结果

Table 3 Results of PV array health level classification with different aging states

	老化 1	老化 2	老化 3
w	0.881 0	0.836 2	0.804 0
u_1	0.810 0	0.362 0	0.040 0
u_2	0.190 0	0.638 0	0.960 0
u_3	0	0	0
u_4	0	0	0
健康指数	0.824 0	0.644 8	0.516 0
健康等级	健康	亚健康	异常

5.2.3 光伏阵列的短路与开路

光伏阵列在使用期间也会出现短路和开路状态。以光伏阵列在标准运行状态下为参考;将光伏阵列中的一块光伏组件或两块光伏组件进行人为短路来模拟短路故障;将光伏阵列中的一个组串或两个组串进行开路来模拟开路故障。得到的光伏阵列短路 I-V 曲线如图 7 所示,光伏阵列开路 I-V 曲线如图 8 所示。

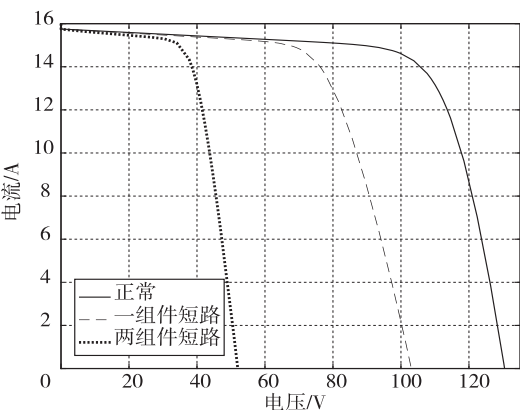


图 7 不同短路状态光伏阵列 I-V 曲线

Fig. 7 I-V curve of PV array with different short circuit states

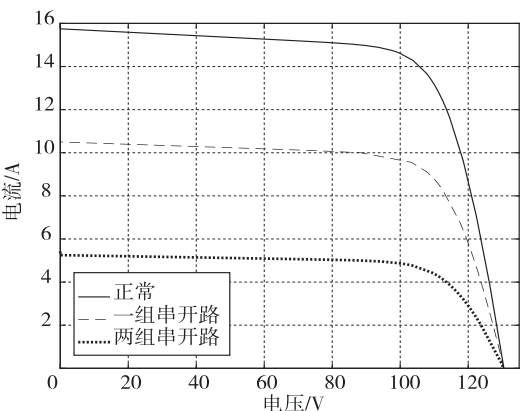


图 8 不同开路状态光伏阵列 I-V 曲线

Fig. 8 I-V curve of PV array with different open circuit states

根据灰色关联分析以及隶属度函数计算出的光伏阵列健康等级如表 4 所示。光伏组件的短路与开路对光伏阵列的健康状态影响很大,从表 4 中能看出光伏

阵列中有组件开路或短路时,该光伏阵列的健康等级为故障。对于短路与开路状态,它们的电流与电压相差很大,因此无需进一步详细划分。

表 4 短路与开路状态光伏阵列健康等级划分结果

Table 4 Results of PV array health level classification with short circuit and open circuit states

	一组件 短路	两组件 短路	一组串 开路	两组串 开路
w	0.788 2	0.621 4	0.693 2	0.599 3
u_1	0	0	0	0
u_2	0.941 0	0.107 0	0.466 0	0
u_3	0.059 0	0.893 0	0.534 0	0.993 0
u_4	0	0	0	0.007 0
健康指数	0.488 2	0.321 4	0.393 2	0.298 6
健康等级	故障	故障	故障	故障

5.3 光伏阵列状态类型识别仿真

5.3.1 FCM 聚类仿真分析

通过 I-V 曲线的灰色关联分析能划分出光伏阵列的健康等级,但当亚健康或异常等级下的光伏阵列处于相同健康等级且健康指数也相近时,不能确定光伏阵列的状态类型。为了判断出光伏阵列的状态类型,用图 4 所示的仿真模型模拟工作于不同日照强度与工作温度下的光伏阵列,其中日照强度以 50 W/m^2 为步长从 $800\sim1\,000\text{ W/m}^2$ 变化,工作温度以 $1\text{ }^\circ\text{C}$ 为步长从 $25\sim40\text{ }^\circ\text{C}$ 变化。

选取处于亚健康等级下的一光伏阵列作为测试光伏阵列,该光伏阵列所处状态下得到的数据作为测试数据。利用 FCM 算法判断测试光伏阵列的状态类型,通过仿真获取正常,局部阴影 2 和老化 2 状态的最大功率点数据,再以 U_{NORM} 、 I_{NORM} 和 α_{FF} 作为特征参数对上述 3 种状态进行聚类。聚类结果如图 9 所示。

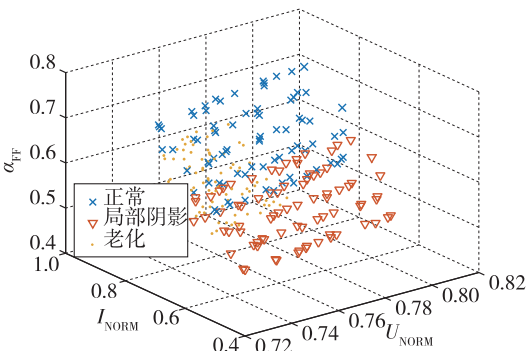


图 9 FCM 聚类结果

Fig. 9 FCM clustering results

基于上述 3 种状态,可设置聚类数目 $C=3$,加权指数 $m=2$,最大迭代次数 $L=1\,000$,停止迭代阈值 $\varepsilon=10^{-5}$ 。FCM 聚类算法的输入数据为上述 3 种状态的仿

真数据,利用 FCM 聚类算法获得聚类中心,聚类中心结果如表 5 所示。

表 5 不同状态光伏阵列的聚类中心

Table 5 Cluster center of PV array in different states

等 级	故障类型	聚类中心
健康	正常	(0.768 0, 0.849 4, 0.652 4)
亚健康	局部阴影	(0.772 8, 0.642 4, 0.496 3)
亚健康	老化	(0.767 4, 0.742 2, 0.569 5)

5.3.2 高斯隶属度计算

将表 5 中不同状态光伏阵列的聚类中心与高斯隶属度算法结合,计算测试数据与各聚类中心的隶属度,从而判断出光伏阵列的状态类型。按照式(14)的标准差 σ 计算方法,计算 3 种状态特征参数的标准差为 $\sigma(U_{\text{NORM}}) = 0.012\ 4$ 、 $\sigma(I_{\text{NORM}}) = 0.051\ 5$ 和 $\sigma(\alpha_{\text{FF}}) = 0.045\ 6$ 。由此得到高斯隶属度函数:

$$\begin{cases} \mu(U_{\text{NORM}}^i) = e^{-\frac{(U_{\text{NORM}}^i - \mu_{\text{NORM}}^0)^2}{2 \times 0.0124^2}} \times 100\% \\ \mu(I_{\text{NORM}}^i) = e^{-\frac{(I_{\text{NORM}}^i - \mu_{\text{NORM}}^0)^2}{2 \times 0.0515^2}} \times 100\% \\ \mu(\alpha_{\text{FF}}^i) = e^{-\frac{(\alpha_{\text{FF}}^i - \mu_{\text{FF}}^0)^2}{2 \times 0.0456^2}} \times 100\% \\ \mu_T = \frac{1}{3} [\mu(U_{\text{NORM}}^i) + \mu(I_{\text{NORM}}^i) + \mu(\alpha_{\text{FF}}^i)] \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中, U_{NORM}^i 、 I_{NORM}^i 和 α_{FF}^i 为第 i 个测试数据的归一化最大功率点电压,归一化最大功率点电流和填充因子; $\mu(U_{\text{NORM}}^0)$ 、 $\mu(I_{\text{NORM}}^0)$ 和 $\mu(\alpha_{\text{FF}}^0)$ 为 FCM 算法得到的聚类中心值, μ_T 为前述各隶属度的加权平均值。

将测试光伏阵列的最大功率点参数代入式(10)、式(11)和式(12)中得到归一化的特征参数 $U_{\text{NORM}} = 0.757\ 2$ 、 $I_{\text{NORM}} = 0.779\ 5$ 、 $\alpha_{\text{FF}} = 0.586\ 7$ 再将归一化的特征量代入式(15)中得到与各状态聚类中心的隶属度,如表 6 所示。

由表 6 可以看出测试数据经计算后得到的总隶属度在老化状态时是最大值,所以测试光伏阵列是由于老化而处于亚健康状态。所取测试光伏阵列的判断结果与预设结果一致,证明了 FCM 能够判断出光伏阵列的状态类型。

表 6 测试数据与各聚类中心之间的隶属度

Table 6 Membership degree between test data and each clustering center

类 型	$\mu(U_{\text{NORM}})$	$\mu(I_{\text{NORM}})$	$\mu(\alpha_{\text{FF}})$	μ_T
正常	46.71	39.81	35.42	40.65
局部阴影	26.88	2.89	14.01	14.59
老化	9.53	76.93	93.13	73.20

6 实验分析

6.1 算法分析

为进一步验证本文方法可靠性,利用安徽工程大学

光伏发电系统数据采集平台进行实验验证。通过数据采集平台对其中一块光伏组件的环境参数和电气参数进行采集,实验采集的时间为 2022-08-14 13:30~13:35,并建立对应的仿真模型,从而得到仿真 I-V 曲线。仿真 I-V 曲线和实际测量的 I-V 曲线如图 10 所示。

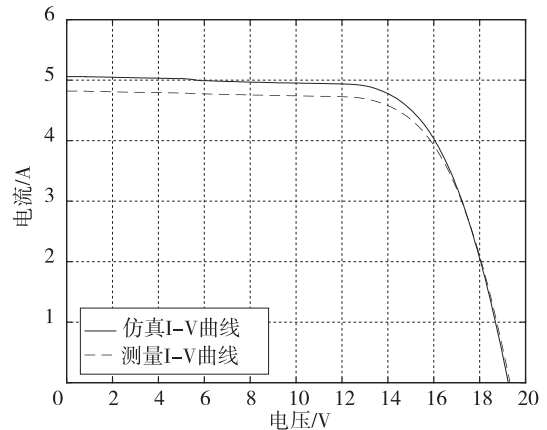


图 10 仿真与测量 I-V 曲线

Fig. 10 Simulation and measurement I-V curves

为了评估该光伏组件的健康等级,首先需计算光伏组件仿真与测量状态之间的灰色关联度,通过计算得到本实验中的光伏组件的灰色关联度为 0.850 9,然后将该值代入式(5)~式(8),得到隶属度 $u_1 = 0.509\ 0$ 、 $u_2 = 0.491\ 0$ 、 $u_3 = 0$ 和 $u_4 = 0$;再根据式(9)得到光伏组件的健康指数为 0.703 6,所以该光伏组件的健康等级为亚健康。

为确认该样本处于亚健康等级下的状态类型,利用模糊 C 均值聚类进行判断。经数据采集平台得到该测试组件的各参数为 $U_{\text{oc}} = 19.318\ 3\ \text{V}$ 、 $I_{\text{sc}} = 4.917\ 7\ \text{A}$ 、 $U_m = 14.863\ 3\ \text{A}$ 、 $I_m = 4.467\ 4\ \text{A}$ 、 $\alpha_{\text{FF}} = 0.698\ 9$ 。再按前述的状态类型对光伏组件的正常、局部阴影和老化 3 种状态在辐照度 $900 \sim 1\ 000\ \text{W/m}^2$ 范围内和组件温度 $30 \sim 40\ ^\circ\text{C}$ 范围内进行仿真,将得到的数据进行 FCM 聚类,再对测试数据进行隶属度计算,得到结果如表 7 所示。

表 7 实验光伏组件的隶属度

Table 7 Membership of experimental PV modules

类 型	$\mu(U_{\text{NORM}})$	$\mu(I_{\text{NORM}})$	$\mu(\alpha_{\text{FF}})$	μ_T
正常	25.48	0	0.49	8.66
局部阴影	44.84	99.73	98.74	81.10
老化	23.49	13.23	35.15	23.96

由表 7 可以看出,该组件由于局部阴影而处于亚健康,同时表明了灰色关联分析与 FCM 算法可以对光伏组件的状态进行准确的评估。

6.2 基于 BP 神经网络的光伏组件状态判断

为进一步验证本文算法的有效性,利用 3 层 BP 神经网络对实验光伏组件进行状态评估。BP 神经网络

基本结构如图 11 所示,利用仿真得到正常、局部阴影、老化、短路和开路 5 种状态的 400 组数据,分出 300 组数据对 BP 神经网络进行训练,剩余 100 组进行验证。BP 神经网络各项参数为,学习速率设定为 0.01,迭代次数为 1 000 次,最小误差为 0.01。

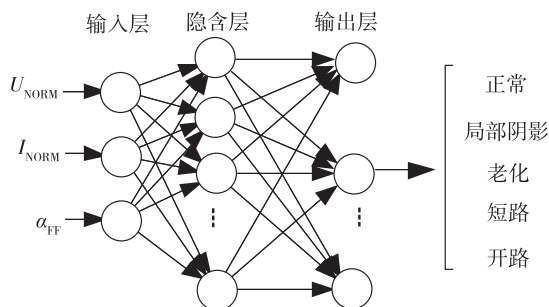


图 11 BP 神经网络基本结构

Fig. 11 Basic structure of BP neural network

利用 BP 神经网络也能判断出实验组件的具体状态。但在未知健康等级的情况下,需要光伏阵列各种状态下的特征参数对 BP 神经网络进行训练,所需数据量大,计算繁杂。而本文计算出光伏阵列的健康等级后,仅需提取健康等级与健康指数均相近的光伏阵列特征参数,说明本文所提算法对光伏阵列状态的评估更为简便。

7 结 论

本文利用灰色关联分析与模糊 C 均值聚类的融合来对光伏阵列状态进行评估,通过对仿真与测量的 I-V 曲线进行灰色关联分析,划分出光伏阵列的健康、亚健康、异常和故障 4 种健康等级。然后使用模糊 C 均值聚类与高斯隶属度函数对亚健康或异常等级下的光伏阵列进行分析,判断出该光伏阵列的状态类型,并通过仿真与实验验证了上述方法的可行性。

本文提出的方法能快速划分光伏阵列的健康等级且能判断出亚健康或异常等级下的具体状态类型,同时对计算与数据量的要求不高。该方法有助于光伏阵列的状态评估,提升光伏电站的运维效率。对不同阵列与连接方式的光伏阵列进行分析也有一定的普适性。

参考文献(References):

- [1] DING M, XU Z, WANG W, et al. A review on China's large-scale PV integration: Progress, challenges and recommendations[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016(153): 639-652.
- [2] 贾嵘, 李云桥, 张惠智, 等. 基于改进 BP 神经网络的光伏阵列多传感器故障检测定位方法[J]. 太阳能学报, 2018, 39(1): 110-116.
JIA Rong, LI Yun-qiao, ZHANG Hui-zhi, et al. Multi sensor fault detection and positioning method of photovoltaic array based on improved BP neural network[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2018, 39(1): 110-116.
- [3] 马志春, 刘振永, 吴淑花. 基于支持向量机的光伏发电功率预测系统设计[J]. 现代电子技术, 2021, 44(10): 91-94.
MA Zhi-chun, LIU Zhen-yong, WU Shu-hua. Design of photovoltaic power prediction system based on support vector machine[J]. Modern Electronics Technique, 2021, 44(10): 91-94.
- [4] 胡佳琳, 张炜, 操丹丹, 等. 基于模糊理论的电力系统健康状况的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(13): 61-66.
HU Jia-lin, ZHANG Wei, CAO Dan-dan, et al. Research on health status of power system based on fuzzy theory[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(13): 61-66.
- [5] 丁坤, 陈富东, 翁帅, 等. 基 I-V 特性灰色关联分析的光伏阵列健康状态评估[J]. 电网技术, 2021, 45(8): 3087-3095.
DING Kun, CHEN Fu-dong, WENG Shuai, et al. Health state evaluation of photovoltaic array based on I-V characteristics and grey relational analysis[J]. Power System Technology, 2021, 45(8): 3087-3095.
- [6] ZHU H L, LU L X, YAO J X, et al. Fault diagnosis approach for photovoltaic arrays based on unsupervised sample clustering and probabilistic neural network model[J]. Solar Energy, 2018 (176): 395-405.
- [7] CHAIBI Y, MALVONI M, CHOUDER A, et al. Simple and efficient approach to detect and diagnose electrical faults and partial shading in photovoltaic systems[J]. Energy Conversion and Management, 2019(196): 330-343.
- [8] 李元良, 丁坤, 陈富东, 等. 基于快速过采样主成分分析法的光伏阵列故障诊断[J]. 电网技术, 2019, 43(1): 308-315.
LI Yuan-liang, DING Kun, CHEN Fu-dong, et al. Fault diagnosis method of PV array based on fast OS-PCA[J]. Power System Technology, 2019, 43(1): 308-315.
- [9] GAROUDJA E, CHOUDER A, KARA K, et al. An enhanced machine learning based approach for failures detection and diagnosis of PV systems[J]. Energy Conversion and Management, 2017(151): 496-513.
- [10] 吴云, 雷建文, 鲍丽山, 等. 基于改进灰色关联分析与蝙蝠优化神经网络的短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(20): 67-74.
WU Yun, LEI Jian-wen, BAO Li-shan, et al. Short-term load forecasting based on improved grey relational analysis and neural network optimized by bat algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(20): 67-74.
- [11] 毕锐, 丁明, 徐志成, 等. 基于模糊 C 均值聚类的光伏阵列故障诊断方法[J]. 太阳能学报, 2016, 37(3): 730-736.
BI Rui, DING Ming, XU Zhi-cheng, et al. PV array fault diagnosis based on FCM[J]. Acta Energaie Solaris Sinica, 2016, 37(3): 730-736.
- [12] LIN P, LIN Y, CHEN Z, et al. A density peak-based clustering approach for fault diagnosis of photovoltaic arrays[J]. International Journal of Photoenergy, 2017(9): 1-14.

责任编辑:代小红