第 50 卷 第 2 期：805-816　　高电压技术　　Vol.50, No.2: 805-816
2024 年 2 月 29 日　　High Voltage Engineering　　February 29, 2024
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20230145

基于网格指纹匹配的光伏阵列电弧故障定位方法

金　辉，高　伟，林亮世，杨耿杰
（福州大学电气工程与自动化学院，福州 350108）

摘　要：考虑到传统的基于电磁辐射(electromagnetic radiation，EMR)信号的光伏阵列电弧故障定位方法存在采样条件严苛、定位精度低等问题，提出一种基于网格指纹匹配的电弧故障定位新方法。首先，使用低采样率获取电弧 EMR 信号，并提取其均方根值作为代表 EMR 强度的特征指标。然后，利用 BP 神经网络(back propagation neural network，BPNN)挖掘辐照度、信号接收距离与电弧 EMR 信号强度的内在联系，建立预测模型。接着，根据 BPNN 输出的双天线阵列与电弧间的预测距离，利用三角定位法初步求得电弧所在区域。最后，网格化划分电弧所在区域的光伏组件，生成网格指纹信息，并将预测距离与指纹信息最匹配的网格的中心坐标作为电弧发生位置的最终预测坐标。实验结果表明，所提算法具备良好的定位能力与适应性，对电弧故障定位的平均绝对误差为 0.306 m，在定位精度与经济性上均优于 EMR 衰减模型定位法。

关键词：光伏阵列；电弧故障定位；电磁辐射；BP 神经网络；网格指纹匹配

Photovoltaic Array Arc Faults Location Method Based on Grid Fingerprint Matching

JIN Hui, GAO Wei, LIN Liangshi, YANG Gengjie
(College of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: The problems of strict sampling conditions and low positioning accuracy exist in the traditional photovoltaic array arc fault location method based on electromagnetic radiation (EMR) signal, accordingly, we propose a new arc fault location method based on grid fingerprint matching. Firstly, the EMR signal of the arc is acquired with a low sampling rate, and its root mean square value is extracted as the characteristic index representing the EMR intensity. Then, BP neural network (BPNN) is adopted to mine the internal relationship among irradiance, signal receiving distance and arc EMR signal intensity, and a prediction model is established. Subsequently, according to the predicted distance between the dual-antenna array output by BPNN and the arc, the area where the arc is located is preliminarily acquired by using the triangulation method. Finally, the photovoltaic module in the located area is divided into grids to generate grid fingerprint information, and the center coordinate of the grid that most matches the predicted distance and fingerprint information is taken as the final predicted coordinate of the arc occurrence position. The experiment results show that the proposed algorithm has good positioning ability and adaptability, and the average absolute error of arc fault location is 0.306 m, which is superior to the EMR attenuation model positioning method in positioning accuracy and economy.

Key words: photovoltaic arrays; arc fault location; electromagnetic radiation; back propagation neural network; grid fingerprint matching

0　引言

近年来，光伏发电产业发展迅猛，截至到 2021 年，全球光伏发电装机容量已达 773.2 GW，预计到 2025 年将超过 2 TW[1]。然而，恶劣的工作环境导致串联电弧故障时常发生[2]，复杂的布线又使得电弧发生位置难以被快速地发现和定位，进而酿成重大火灾事故[3]。因此，对串联电弧故障定位的研究尤为重要和急迫。

目前，国内外学者对光伏阵列串联电弧故障诊断的研究已较为成熟[4-6]，通过时频分析法、人工智能算法等实现了对串联电弧故障的准确识别。相比之下，在光伏阵列串联电弧故障定位领域的研究成果却较少[7]。文献[8]将数字扩频调制信号注入电缆中，利用入射和反射信号的时延(time delay，TD)信息完成串联电弧故障的定位。XIONG 等透过分析并联电容电流的幅值、极性与频谱分布实现了电弧故障的定位[9]。文献[10]根据发生串联电弧故障后线路中高频暂态行波的频率特性对电弧故障进行定

基金资助项目：福建省自然科学基金 (2021J01633)。
Project supported by National Natural Science Foundation of Fujian Province (2021J01633).

位。近年来，有学者利用电磁辐射(electromagnetic radiation，EMR)信号实现了电弧故障的定位[11-13]。王尧等探究了信号接收距离与电弧 EMR 强度的关系，完成了电弧故障的初步定位[11]。熊庆等分析了直流串联电弧 EMR 信号的频域特性，讨论了气压、电极材料等因素对电弧 EMR 的影响，得到了串联电弧 EMR 的特征频带[12-13]。文献[14]利用电弧 EMR 到达各天线时间差修正对数正态阴影模型，并应用数据增扩技术来增强电弧 EMR 样本，最后根据三角定位原理完成光伏系统串联电弧故障的定位。

基于 EMR 的定位技术虽能对电弧故障进行准确定位，但需要高精度的采样仪器采集 EMR 信号，还应保证严格的时间同步性，采样成本较高。另外，已有研究忽视了辐照度对电弧 EMR 信号的影响，导致定位误差较大。同时，三角定位法还存在无实数解的情况。针对上述问题，本研究在综合考虑了定位精度与经济性的基础上，提出了一种网格指纹匹配的光伏阵列串联电弧故障定位方法，其特点如下：1）提出利用低采样率采集电弧 EMR 信号，并将其均方根值(root mean square，RMS)作为特征量来实现串联电弧故障的定位。2）提出使用 BP 神经网络(back propagation neural network，BPNN)建立电弧 EMR 强度、距离与辐照度 3 者的内在联系，以提升定位精度。3）提出一种平面网格指纹匹配算法，通过比对网格指纹与预测距离之间的信息误差，以进一步减小定位误差。

1 光伏阵列串联电弧 EMR 特性分析

1.1 实验平台与数据采集

本研究参照 UL1699B—2011 标准搭建了图 1 所示电弧故障实验平台，包括光伏阵列、逆变器与电弧故障发生装置(arc fault generator，AFG)等。24 块尺寸为 1.65 m×1 m 的光伏组件连接成 2×12 的阵列结构。使用两种不同类型的逆变器分别用于并网发电，以检验所提算法的适应性。图 1 中光伏阵列的①—⑧处为电弧故障发生位置。所用光伏组件与逆变器参数如表 1 和表 2 所示，其中，P_{mpp} 代表光伏组件最大工作功率，U_{mpp} 与 I_{mpp} 分别为组件最大工作电压与最大工作电流，U_{oc} 与 I_{sc} 分别表示组件的开路电压与短路电流。

本研究应用全向天线阵列实现电弧故障的定位，天线工作频率为 48~860 MHz，输出阻抗为 50 Ω，天线增益为 5 dB，驻波比≤3。通过带通滤波器(band-pass filter，BPF)、放大器进行信号调理后得到电弧 EMR 特征信号。其中 BPF 的工作频带为 127.9~500 MHz，通过滤除背景噪声以获取电弧 EMR 特征信号。功率放大器用以增强 EMR 强度，其增益为 22 dB，DSOX2024A 示波器被用来采集电弧 EMR 信号，其采集过程如图 2 所示。

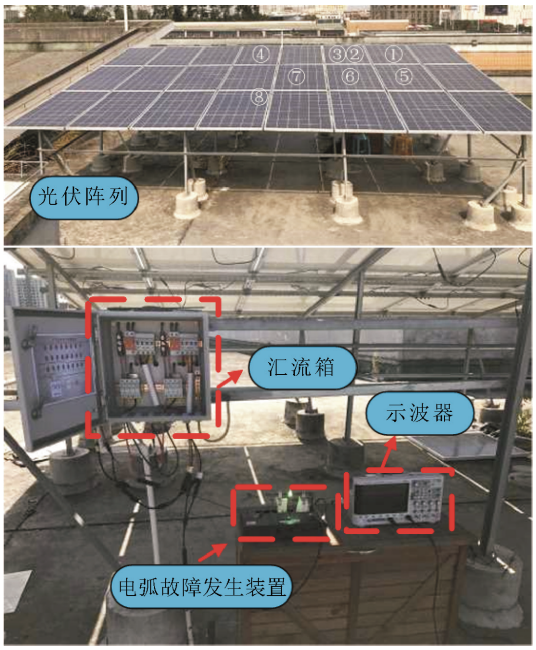


图 1 电弧故障实验平台

Fig.1 Arc fault experiment platform

表 1 光伏组件参数

Table 1 Parameters of photovoltaic modules

参数	P_{mpp}/W	U_{mpp}/V	I_{mpp}/A	U_{oc}/V	I_{sc}/A
数值	270	31.3	8.63	38.5	9.09

表 2 逆变器参数

Table 2 Parameters of inverters

型号	SG6KTL-MT	SGN5400TL
相数	三相	单相
启动电压/V	250	90
U_{mpp} 调整范围/V	200~1000	70~530
开关频率/kHz	16.0	19.2

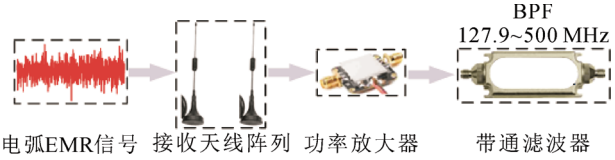


图 2 电弧 EMR 信号采集过程

Fig.2 Arc EMR signal acquisition process

1.2　串联电弧 EMR 特性

1.2.1　频域特性

本研究在图 1 所示光伏阵列中进行串联电弧故障实验，三相逆变器用以并网发电，使用高速示波器采集电弧与正常状态下的 EMR 信号，采样率为 1 GHz，利用快速傅里叶变化对其进行处理，得到图 3 所示频谱。

由图 3 可知，光伏系统电弧 EMR 特征频率范围为 3~500 MHz。进一步对比图 3(a)、(b)不难发现，在 127.9 MHz 后电弧 EMR 频率变化更明显，因此本研究使用 BPF 来获取电弧 EMR 在 127.9~500 MHz 频段内的信号，并选取其作为后续用于定位的特征信息。

1.2.2　时域特性

在发生串联电弧故障时，电弧 EMR 的功率 P_{arc} 与电弧两端电压 u_{arc} 存在如下关系[7]：

$$P_{\mathrm{arc}}(t) \propto u_{\mathrm{arc}}^2(t) \tag{1}$$

Paukert 的电弧 *U-I* 方程被广泛用于直流串联电弧故障的建模，Yao 等通过大量实验得到其详细的表达式[15]为：

$$u_{\mathrm{arc}} = \frac{20.19+21.05L}{i_{\mathrm{arc}}^{0.1174+0.075L}},\quad 3\ \mathrm{A} \le i \le 25\ \mathrm{A} \tag{2}$$

式中：L 为弧长，取值范围为 1~3 mm；i_{arc} 代表电弧电流。综合式(1)、式(2)，不难得到：

$$P_{\mathrm{arc}} \propto \frac{(20.19+21.05L)^2}{i_{\mathrm{arc}}^{0.2348+0.15L}},\quad 3\ \mathrm{A} \le i_{\mathrm{arc}} \le 25\ \mathrm{A} \tag{3}$$

可见，弧长与电弧电流大小均会影响电弧 EMR 强度，而辐照度是改变光伏系统输出电流大小最主要的因素。实际上，在电弧燃烧期间，弧长是变化的，难以精确测量其值。重要的是，电弧故障位置是测量弧长的先决条件。另外，根据式(3)，电弧电流大小对 P_{arc} 的影响占主导地位，即辐照度的变化对 P_{arc} 的影响较大，详细分析见 3.2 节。

综上，本研究同时考虑辐照度与距离对电弧 EMR 强度的影响，利用神经网络挖掘并建立 3 者之间的内在联系，以提升定位精度。

2　定位算法

2.1　定位特征指标提取

传统的串联电弧故障定位方法利用 EMR 的衰减特性，根据 Shadowing 模型与 TD 计算出电弧位置[14]。然而，Shadowing 模型中路径损耗比 T 与高斯随机变量 X_σ易受环境影响，导致误差较大[16]。

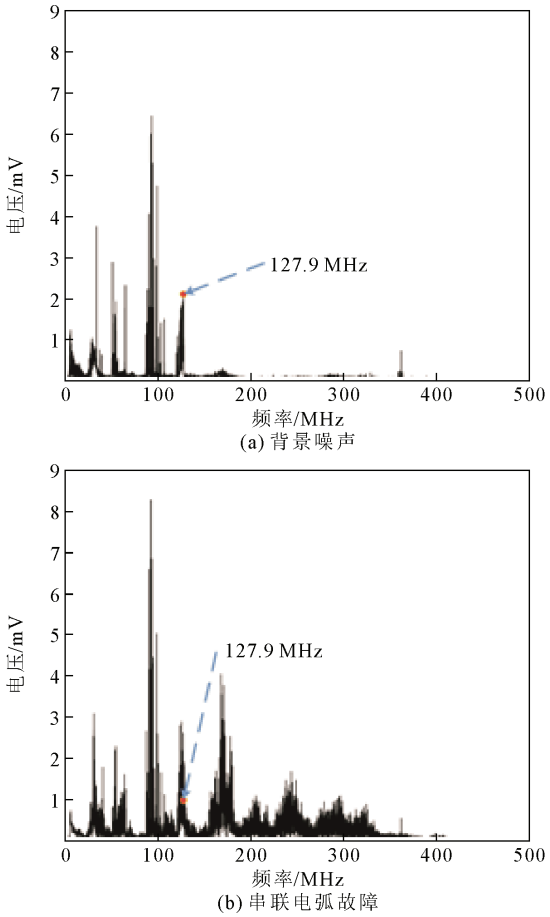


图 3　故障发生前后的 EMR 信号频谱

Fig.3　EMR signal spectrum before and after fault

另外，EMR 以光速传播，对时间的测量需要保证极高的同步性与精确性。因此，本研究参考文献[17]以较低的采样率获取电弧 EMR 信号，并将一定时间窗下的 RMS 值作为代表 EMR 强度的定位特征指标，以规避对采样时间点的高要求。电弧 EMR 信号的 RMS 值 E_{rms} 计算式为：

$$E_{\mathrm{rms}} = \sqrt{\frac{\sum_{v=1}^{M} X_v^2}{M}} \tag{4}$$

式中：X_v 为电弧 EMR 信号；M 为长度。

2.2　BPNN 预测模型

BPNN 被广泛用于信息预测领域[18]，其主要由输入层、隐藏层与输出层组成[19]，网络拓扑结构如图 4 所示。

输入信息正向传播至输出层，误差通过隐藏层反向传播至输入层，从而修正各神经元权值。其数学描述如下，输出层神经元的输出 y_{d} 为：

$$y_{\mathrm{d}} = f\left(\sum_{j=1}^{k} w_j I_j + b\right) \tag{5}$$

式中：f(*)为激活函数；w_j为权值；I_j为输入信息；b 为偏置。若期望输出为 y_p，则神经网络上的总均方误差 E_p 如式(6)所示：

$$E_p = \frac{1}{2}(y_p - y_d)^2 \tag{6}$$

BPNN 算法建立在梯度下降策略基础上[20]，对于误差 E_p，网络权重修正值Δw_j 为：

$$\Delta w_j = \eta \frac{\partial E_p}{\partial w_j}, \quad j = 1,2,3,\cdots,k \tag{7}$$

式中：η为学习率。不断通过该类传播，改变网络连接权值以达到最佳预测效果[20]。为分析辐照度、距离与电弧 EMR 强度三者之间的内在联系，本研究鉴于 BPNN 优秀的自学习能力，搭建了一个包含三层隐藏层的预测模型，以实现电弧故障源距离的预测，各隐藏层的神经元个数分别为 64、128 与 256，如图 5 所示。

网络的输入为 E_{rms} 与对应的辐照度，输出为电弧至天线的距离 d_p，w_{12}、w_{23}、w_{34}、w_{44} 为各连接层之间的权值。使用均方误差作为损失函数对网络进行训练，其表达式为：

$$d_{loss} = \frac{1}{m}\sum_{o=1}^{m}(y_o - d_p)^2 \tag{8}$$

式中：d_{loss}为损失值；m 为样本数；y_o为真实距离；d_p 为预测距离。网络中的激活函数为 SiLU，其为 Sigmoid 与 ReLU 激活函数的整合改进版，激活效果更优[21]，同时也解决了 ReLU 激活函数存在的神经元坏死问题。

2.3 网格指纹匹配法

由于多径效应的影响，可能导致三角定位方程无实数解。因此，本研究结合光伏阵列特殊的串并联结构，提出一种平面网格指纹匹配算法，以实现电弧故障的准确定位。

2.3.1 三角定位模型

三角定位法因其计算简单，被广泛用于目标定位。电弧故障源与天线阵列可在笛卡尔坐标系中构成平面三角形[14]，如图 6 所示。

天线 S_1、S_2 的坐标分别为$(x_1, 0)$、$(x_2, 0)$，d_1、d_2 代表各天线至电弧故障源(x_0, y_0)的距离，因此可得到式(9)的方程组：

$$\begin{cases}(x - x_1)^2 + y^2 = d_1^2 \\ (x - x_2)^2 + y^2 = d_2^2\end{cases} \tag{9}$$

式中：d_1、d_2 可由 BPNN 输出的预测距离得到，故根据式(9)容易求得电弧坐标(x_0, y_0)。

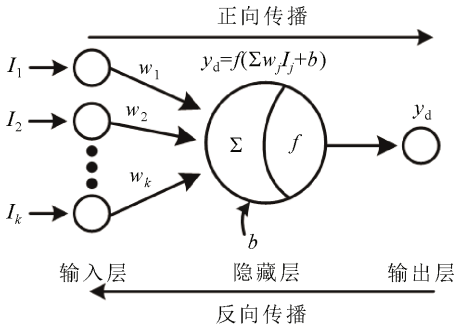


图 4 BPNN 的拓扑结构

Fig.4 Topology of BPNN

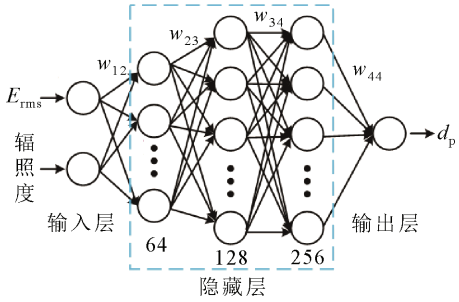


图 5 BPNN 预测模型

Fig.5 Prediction model of BPNN

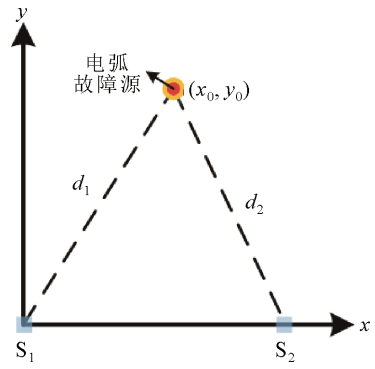


图 6 三角定位模型

Fig.6 Triangulation location model

2.3.2 网格指纹匹配算法

对于一个由 N 块尺寸为 W×l 的光伏组件构成的光伏阵列，在笛卡尔坐标系下，可将每块组件视为一个网格，容易得到每个网格的中心点至各天线的距离 r_{1i}、r_{2i}(i=1, 2, ⋯, N)，即指纹信息，见图 7。

在式(9)无实数解的情况下，按式(10)将 BPNN 输出的预测距离 d_1、d_2 与 N 个指纹信息进行比对，式中，abs(*)表示取绝对值函数。

$$e_i = \text{abs}(r_{1i} - d_1) + \text{abs}(r_{2i} - d_2), \quad i = 1,2,\cdots,N \tag{10}$$

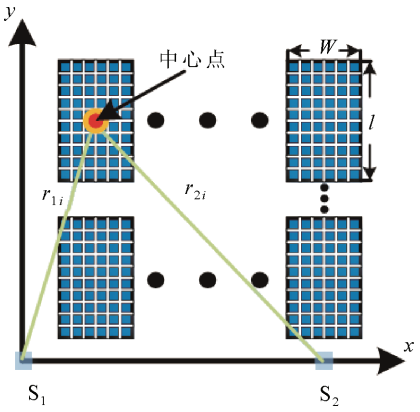


图 7　网格指纹获取示意图

Fig.7　Grid fingerprint acquisition diagram

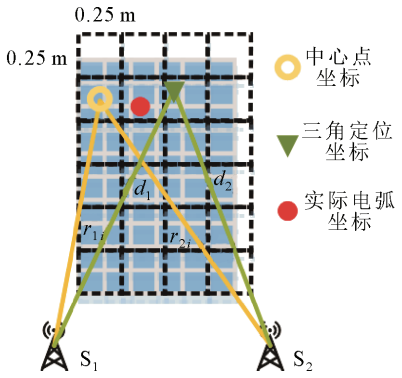


图 8　网格指纹匹配示意图

Fig.8　Grid fingerprint matching diagram

找到使得 e_i 最小的组件(网格)，则其为电弧最可能发生的区域，即完成了信息匹配。

若式(9)有实根，即可直接锁定电弧所在组件。直流电弧故障定位的可接受误差为 0.5 m[7]，因此，为进一步提升定位精度，本研究将电弧最可能所在组件进一步划分为若干边长 0.25 m 的正方形小网格，使其能够覆盖一整个光伏组件。同样，获取每个小网格与天线阵列间的指纹信息，并将其保存，便于该组件再次出现电弧故障时可直接使用。接着，利用式(10)进行比对，将指纹最匹配的小网格中心点坐标作为电弧的最终位置，见图 8。网格指纹匹配法的伪代码见附录 A。

2.4　串联电弧故障定位流程

本研究提出一种新型的光伏阵列串联电弧故障定位方法，其由模型训练与定位两部分组成，算法整体流程图见附录 B。具体步骤如下：

Ⅰ. 模型训练：

1）使用单天线，以一定采样率采集不同距离与对应辐照度下的电弧 EMR 信号。

2）对 EMR 信号进行去直流处理，并计算一定时间窗下的 RMS，得到 E_{rms}。

3）使用 E_{rms} 与辐照度训练 BPNN 预测模型。

Ⅱ. 定位：

4）以光伏阵列为平面建立笛卡尔坐标系，并确定接收天线坐标。

5）将天线阵列采集到的电弧 EMR 信号，经过步骤 2）处理后与对应的辐照度一起输入训练好的神经网络，得到电弧至天线阵列的预测距离 d_1、d_2。

6）根据三角定位原理计算电弧坐标，确定故障所在组件，并由网格指纹匹配法进一步缩小范围。

7）将指纹信息最匹配的网格中心点坐标作为电弧最终预测坐标，完成电弧故障定位。

3　实验验证与分析

3.1　数据获取与参数设置

3.1.1　训练数据获取

在使用三相逆变器并网的条件下，将 AFG 串接于图 1 光伏阵列的两组件之间，以模拟真实的串联电弧故障。同时以 0.25 m 为步长，逐渐增加天线接收端与电弧间的距离，采集大量不同辐照度与距离下的电弧 EMR 信号数据，构成 BPNN 的训练集。由于 EMR 的衰减特性，使得电弧 EMR 辐射范围有限，根据文献[7]结论，当接收范围超过 3.31 m 时，产生的定位误差较大。因此，本研究设置天线至电弧故障源最远距离为 4 m，即所获电弧 EMR 的训练样本范围为 0.25~4 m。

3.1.2　测试数据获取

实际上，大部分光伏阵列的线缆是紧贴组件背面布置的，而本研究使用 AFG 来模拟串联电弧故障，使得电弧发生位置与组件间有一定的距离。因此，为尽可能贴合实际情况，本研究将光伏阵列按式(11)投影至水平面上，并在该平面进行电弧故障定位实验，即假设电弧紧贴组件背面发生。

$$l' = l\cos(\theta) \tag{11}$$

式中：l 为光伏组件长度；l' 为投影至水平面的组件长度；θ 为光伏阵列倾角。为充分利用电弧 EMR 的有效辐射范围，本研究以光伏阵列投影至水平面的长边为 x 轴，对称轴为 y 轴建立笛卡尔坐标系，并将天线置于 x 轴上，如图 9 所示。图中，①—⑧处为电弧故障发生位置，与图 1 中光伏阵列的①—⑧处相对应。

图 10 展示了实验现场坐标系建立情况。本研究综合考虑现场环境及电弧 EMR 辐射范围，设置天线 S_1、S_2 的坐标分别为(–0.9, 0) m、(0.9, 0) m。为验证所提算法的适应性，分别使用三相与单相逆变器进行并网发电，将坐标系与天线阵列按图 9 所示布置后，在图 1 中光伏阵列的①—⑧处进行串联电弧故障实验。每次实验过程中，均保持 AFG 与天线接收端在同一水平坐标系中，以减小定位误差。天线 S_1、S_2 接收电弧 EMR 信号，经过放大器、BPF 后获得其特征信号，同时用太阳能功率表 TES132 记录实时辐照度，用刻度尺测量电弧至天线接收端的实际距离。电弧定位实验在温度 30~38 ℃、辐照度 200~1000 W/m^2 下进行。

3.1.3 数据分布

本研究共获取样本 10 197 组，其中 9197 组用以训练 BPNN，1000 组用以测试模型性能。在图 1 中的①—⑧处共得到 183 对定位测试样本，这些样本包括：使用三相逆变器情况下获得的 98 对测试样本；使用单相逆变器的情况下采集到的 85 对测试样本，每一对样本包括双天线接收到的电弧 EMR 信号与对应的辐照度数据。具体的样本分别情况如表 3 所示。

3.1.4 参数设置

为降低采样成本，本研究将电弧 EMR 信号的 RMS 作为定位特征指标。由于无需对信号进行复原，故可不必满足采样定理，即可使用低采样率采集 EMR 信号[22]。因此，本研究设置采样率为 200 kHz，使其能够满足绝大部分采集设备的采样率要求。另外，本研究综合考虑了电弧特征与运算负担，将采样时间窗大小设为 5 ms。需要说明的是：在 5 ms 时间窗内，可视辐照度是不变的。

3.2 电弧 EMR 强度的影响因素分析

根据式(3)，弧长、辐照度均会影响电弧 EMR 强度。因此，为探究二者对电弧 EMR 强度的影响程度，本研究在同一距离下采集了不同辐照度与不同弧长下的电弧 EMR 数据。具体来说，保持天线接收端与电弧故障源之间的距离不变，以 0.5 mm 为步长改变电弧间隙长度，同时在每一个弧长下采集不同辐照度下的电弧 EMR 信号，为方便展示，辐照度同样以定步长方式变化。在每个弧长与辐照度下，各获取电弧 EMR 样本 39 组，并得到其 E_{rms}，最后取其均值 $\bar{E}_{\mathrm{rms}}$ 作为该弧长与辐照度下的电弧 EMR 强度指标，结果见图 11。

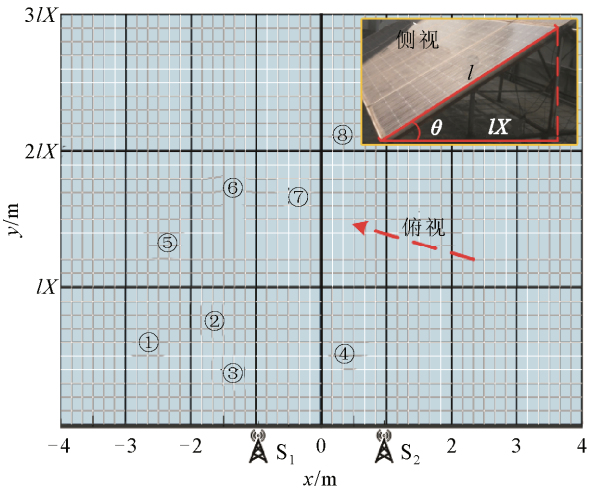


图 9 笛卡尔坐标系的建立

Fig.9 Establishment of Cartesian coordinate system

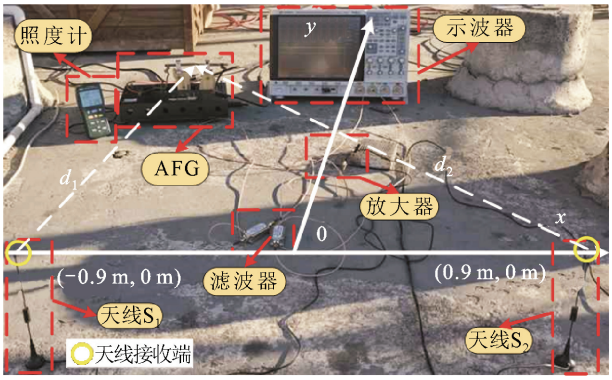


图 10 实验现场的笛卡尔坐标系

Fig.10 Cartesian coordinate system of experimental site

表 3 电弧定位样本分布情况

Table 3 Distribution of arc location samples

样本类别	样本数	辐照度范围/(W·m^{-2})
训练集	9197 组	
测试集	1000 组	200~1000
定位样本	183 对	

由图 11 可知，当弧长保持不变时，随着辐照度逐渐减小，电弧 EMR 强度整体呈增大趋势；而当辐照度不变时，随着弧长的改变，电弧 EMR 强度变化却无明显的规律性。另外，当辐照度改变时，最大可使 $\bar{E}_{\mathrm{rms}}$ 产生 0.058 V 的变动；而当弧长变化时，$\bar{E}_{\mathrm{rms}}$ 的最大差异为 0.019 V，即辐照度对电弧 EMR 强度的影响较大，有效验证了 1.2.2 节结论的正确性。

3.3　BPNN 预测结果

本研究利用 BPNN 对电弧位置进行预测，使用表 2 中 9197 组样本训练 BPNN，其中，训练集与验证集的比例为 5:1。训练过程中选择 Adam 算法作为优化器，迭代次数为 2000。将表 2 中 1000 组测试样本输入训练好的 BPNN，以检验模型的预测能力。预测结果如图 12 所示，由图 12 可见，16 个预测位置的平均绝对误差(mean absolute error，MAE)均小于 0.5 m，误差均值为 0.263 m，预测效果较好。

3.4　预测模型可视化展示

为清晰展现电弧 EMR 强度、辐照度与距离 3 者之间的数学关系，本研究以定步长方式生成一系列的 E_{rms} 与辐照度，构成 10 000 对“虚拟样本”，输入训练好的 BPNN 得到预测距离。由“虚拟样本”与预测值得到的 3 维平面见图 13。

由图 13 可知，随着天线至电弧故障距离的增加，在同一辐照度下，天线接收到的电弧 EMR 信号强度逐渐减小，呈衰减特性，如实线所示。当距离不变时，随着辐照度增加，天线接收到的电弧 EMR 强度逐渐减小，如虚线所示。综上，本研究通过实验发现，电弧 EMR 信号强度随着距离的增加而逐渐衰减，且与辐照度呈负相关。

3.5　定位结果与误差分析

3.5.1　定位结果

本研究在图 1 中 8 处故障位置获得的 98 对测试样本的定位结果见图 14。图中圆形标记为三角定位得到的预测坐标，正方形标记代表由网格指纹匹配法得到的预测坐标，菱形标记为定位方程无实数解时，由网格指纹匹配法得到的预测坐标。另外，本研究搭建的光伏阵列倾角为 10°，根据式(11)得到光伏组件在水平面投影的长度 l'为 1.625 m，因此得到图 14 所示笛卡尔坐标定位图。

由图 14 可知，所提算法能够在一定误差范围内准确定位到电弧故障所在组件。经计算，8 个故障位置的定位误差均值为 0.306 m，其中除⑤处外 7 个位置的定位误差小于 0.5 m，③处的电弧故障定位最准确，MAE 仅 0.091 m。然而，由于多径效应的影响，加之预测模型较简单，导致某些样本预测效果较差。当⑤处发生电弧故障时，算法并未准确定位到正确的串列，但通过网格指纹匹配法，也可将定位误差减小至 0.743 m。另外，当三角定位方程无实数解时，网格指纹匹配法也能准确定位至电弧所在组件。其中，位置①发生故障时，在方程无实根条件下，平均误差为 0.676 m；位置②无实数解时，平均误差为 0.954 m。

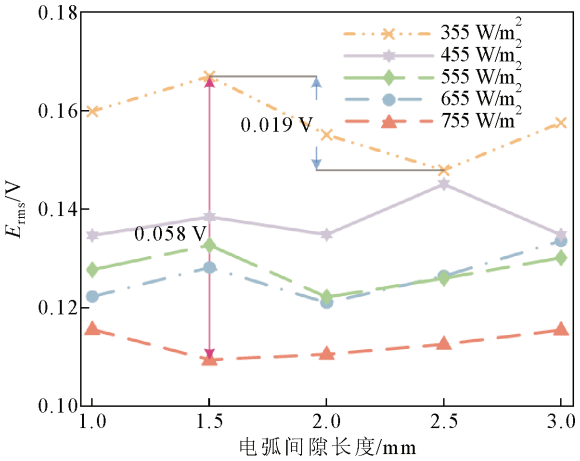


图 11　电弧 EMR 强度-弧长-辐照度关系曲线

Fig.11　Correlation curves of arc EMR intensity, arc length and irradiance

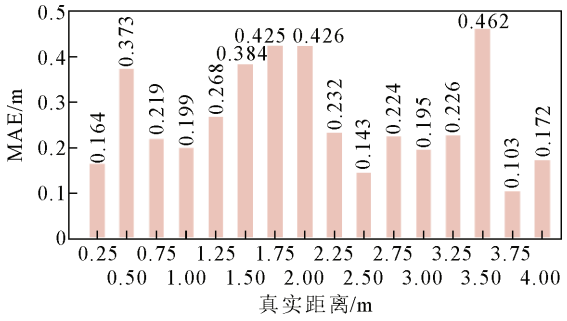


图 12　BPNN 预测结果

Fig.12　Predicted results of BPNN

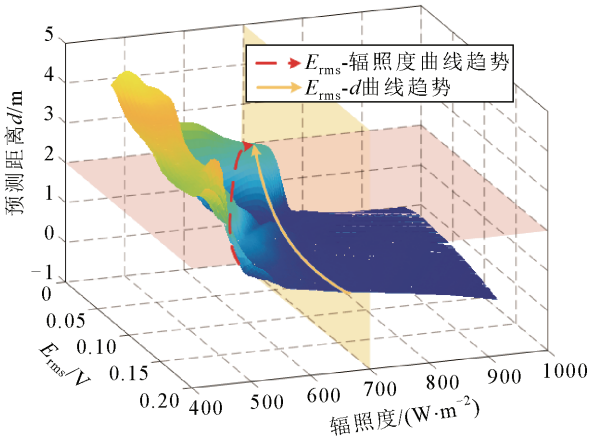


图 13　辐照度、距离与 EMR 的相关性可视化展示

Fig.13　Visualization of correlation between irradiance, distance and EMR

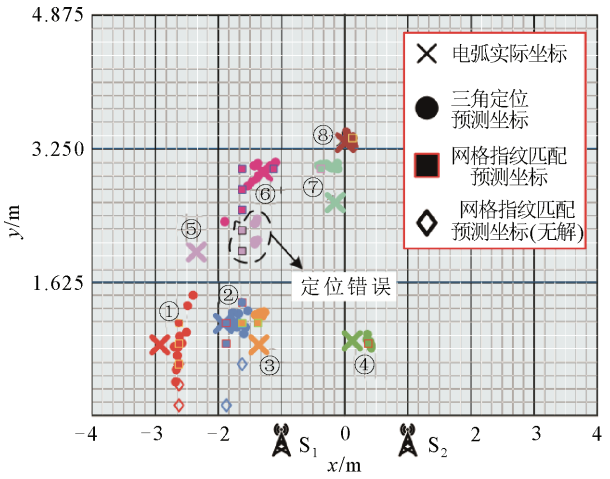


图 14 光伏阵列电弧故障定位结果的俯视图

Fig.14 Top view of photovoltaic array arc fault location results

3.5.2 误差分析

本研究计算了 BPNN 预测的天线-电弧距离的 MAE，对误差的分析如表 4 所示。对于⑤处发生的电弧故障，BPNN 预测的天线 S_2-电弧的距离偏差较大，MAE 为 0.612 m，进一步导致了定位误差变大。虽然天线阵列可视为同时接收到电弧 EMR 信号，但由于光伏阵列的铁质支架等材料的影响，干扰了 EMR 的传播，使得 BPNN 的预测产生较大误差。另外，由于站址误差[23]的存在，导致出现了即使 BPNN 的预测误差较小，但整体定位误差仍较大的情况。

虽然本研究的实验与真实情况较符合，且整体误差较小，但所提算法的高精度是建立在电弧与天线阵列在同一水平坐标系的基础上。然而，在实际情况中，由于导线下垂等原因，导致二者难以满足此要求，实验仍与真实情况存在差异。因此，为尽可能贴近真实情况，本研究假设天线紧贴光伏组件背面布置，按 3.1.2 节所述沿光伏阵列所在平面建立坐标系，设置天线坐标分别为$(-a, 0)$、$(a, 0)$，如图 15 所示。

若电弧故障发生在光伏阵列正下方 h(单位 m)处，那么应由 BPNN 输出的预测距离 d_1、d_2 在坐标系上的投影距离 d_1'、d_2' 计算电弧坐标最准确，但实际中会根据前者来计算，这就导致误差的产生。电弧坐标的表达式为：

$$\begin{cases} x_{\text{arc}} = \dfrac{d_1^2 - d_2^2}{4a} \\ y_{\text{arc}} = \sqrt{\dfrac{d_1^2 + d_2^2}{2} - a^2 - \dfrac{(d_1^2 - d_2^2)^2}{16a^2}} \end{cases} \tag{12}$$

表 4 各天线的预测误差

Table 4 Prediction errors of each antenna

位置	S_1 预测误差/m	S_2 预测误差/m	位置	S_1 预测误差/m	S_2 预测误差/m
①	0.261	0.303	⑤	0.194	0.612
②	0.125	0.202	⑥	0.119	0.050
③	0.338	0.142	⑦	0.410	0.453
④	0.196	0.170	⑧	0.052	0.053

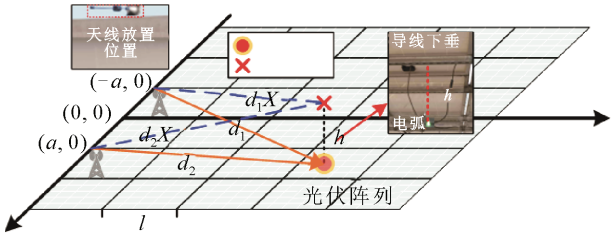


图 15 实际误差分析示意图

Fig.15 Diagram of actual error analysis

观察式(12)易知，导线下垂引起的误差不会对电弧坐标的 x_{arc} 产生影响，即在 BPNN 预测无误的情况下，仍能定位至故障所在列。那么由 h 产生的误差则主要影响了 y_{arc}，其误差表达式为：

$$\begin{cases} e(h) = \dfrac{h}{\sqrt{A} + \sqrt{B}} \\ A = \dfrac{d_1^2 + d_2^2}{2} - a^2 - \dfrac{(d_1^2 - d_2^2)^2}{16a^2} \\ B = \dfrac{d_1'^2 + d_2'^2}{2} - a^2 - \dfrac{(d_1'^2 - d_2'^2)^2}{16a^2} \end{cases} \tag{13}$$

因 h 产生的误差导致定位错误的情况在本研究中是不可接受的，换言之，在极端条件下，$e_{\max}(h)$ 需小于等于组件长度 l，其数学表达式为：

$$e_{\max}(h) = \frac{h_{\max}}{(\sqrt{A} + \sqrt{B})_{\min}} \le l \tag{14}$$

实际上，$\sqrt{A}$ 为电弧的纵坐标，而本研究设置天线-电弧的距离范围为 0.25~4 m，那么可推得：

$$\begin{aligned} h_{\max} &< l \times (\sqrt{A} + \sqrt{B})_{\min} \\ &\approx l \times (\frac{1}{2} + \frac{1}{2}) = l \end{aligned} \tag{15}$$

即当 $h<l$ 时，本文所提的网格指纹匹配算法仍能定位至电弧所在串列。

综上，本研究提出的网格指纹匹配定位算法在多径效应以及站址误差存在的基础上，仍能较准确地预测到电弧所在区域。另外，实际应用中，只要天线接收端尽量与光伏阵列所有线缆在同一平面中，或人为控制 h 在组件长度 l 范围内，则所提算

法仍有较好的定位精度。

3.6　算法适应性分析

为验证所提定位算法的适应性，本研究使用不同类型的逆变器进行并网发电，在图 1 中的 8 个故障位置重新获得 85 对测试样本，利用 3.3 节训练好的 BPNN 模型直接对电弧-天线间的距离进行预测，其定位结果如图 16 所示。

由图 16 可见，当使用不同逆变器采集到的电弧 EMR 信号进行故障定位时，在不重新训练预测模型的条件下，所提算法仍能在一定误差范围内，将大部分电弧故障位置定位至正确的串列。经计算，8 个故障位置的定位误差均值为 0.566 m，略大于 0.5 m，对①、③、⑤、⑧处的电弧位置定位较为准确，平均误差均小于 0.4 m。当然，由于 BPNN 未学习到新的电弧 EMR 特征，导致出现对位置②、⑥处电弧故障定位至错误组件的情况，另外①处有一个样本也定位错误。

综上所述，在不重新采集数据训练 BPNN 的前提下，所提定位算法仍能较准确地锁定电弧故障位置，具备较好的适应性。

3.7　对比分析

3.7.1　算法有效性验证

为验证所提算法的有效性，本研究对比分析了以下 3 种定位算法：(1)仅使用 E_{rms} 训练 BPNN，利用三角定位计算电弧坐标；(2)使用 E_{rms} 与辐照度一起训练 BPNN，最后根据三角定位得到电弧坐标；(3)使用 E_{rms} 与辐照度训练 BPNN，接着由定位方程计算电弧坐标，最后结合指纹网格匹配法求得电弧最终坐标。上述 3 种算法的训练样本均来自表 2，测试样本与 3.5.1 节中相同，不含无实根的样本共 80 对。3 种定位算法的 MAE 如图 17 所示。

由图 17 可清晰地看出，仅使用 E_{rms} 对电弧进行定位时效果较差，在 3 种定位算法中，平均误差最高，达 1.436 m。当使用 E_{rms} 与辐照度一起训练 BPNN 时，预测效果明显改善，平均误差降至 0.358 m；在此基础上，若使用网格指纹匹配算法，定位精度得到进一步提高，平均误差缩小为 0.306 m。综上，通过消融实验，本研究进一步验证了辐照度对基于 EMR 的电弧故障定位的影响，另外，网格指纹匹配算法也有效提升了定位精度，充分说明所提算法的有效性。

3.7.2　定位算法对比

本研究从经济性、定位精度等方面定性对比了文献[7-9]中方法，以证明所提定位算法的应用价值及优秀的定位能力，对比结果如表 5 所示。

文献[7]所提定位算法的平均误差小于 0.5 m，但其采样成本较高，并未考虑辐照度对定位精度的影响。文献[8]所提定位算法的平均误差较小，为 0.344 m，且该方法能在不同辐照度下准确定位到电弧故障位置。然而，其无法对光伏组件间的电弧故障进行定位。文献[9]所提算法能够实现直流母线与组串处的电弧定位，但其无法精确定位到电弧故障所在串列。相比之下，本研究所提算法不仅对采样率的要求较低，还考虑了辐照度对电弧 EMR 信号的影响，能在较小的误差范围内，准确定位至电弧故障所在组件，经济性、定位精度均相对较优。

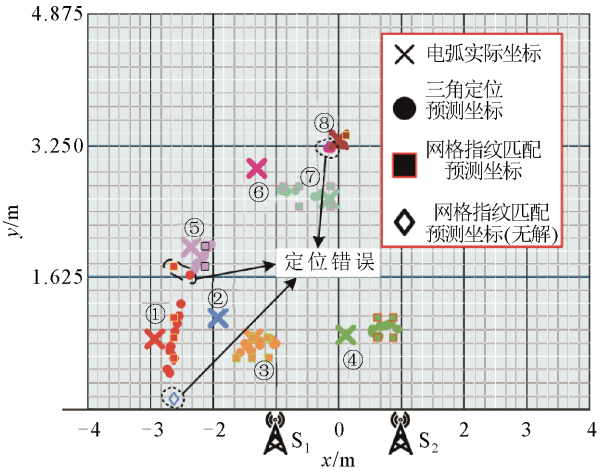


图 16　单相逆变器下的电弧故障定位结果

Fig.16　Location result of arc fault in single-phase inverter

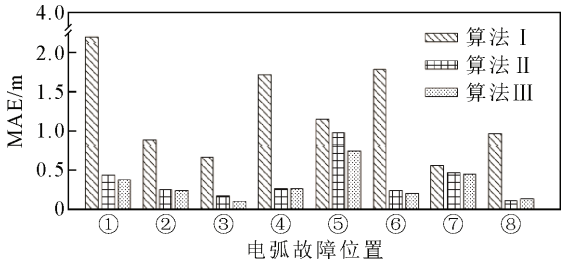


图 17　消融实验结果

Fig.17　Result of ablation experiment

表 5　不同定位算法对比

Table 5　Comparison of different localization algorithms

对比内容	文献[7]	文献[8]	文献[9]	所提方法
物理量	EMR	时延	电容电流	EMR
定位范围/m	>3.3	不限	不限	>3.5
是否考虑辐照度	否	是	否	是
是否定位至组件	是	否	否	是
平均误差/m	0.5	0.344		0.306

3.8 所提方法在大型光伏阵列的实施方案

当所提算法应用于大型光伏阵列的电弧故障定位时，需每隔一定距离 D(单位：m)，横纵向布置多根天线，每个天线设置一个采样终端，通过通信方式把数据上传到处理单元。具体的采样终端布置图如图 18 所示。

为快速锁定电弧发生位置，从左下角开始，按照图 18 所示顺序对每个天线编号，形成 q 行、z 列的天线阵列。若串联电弧故障发生在图 18 中 φ_{12} 区域，则具体定位步骤为：1）故障点附近的天线会收到强弱不同的 EMR 信号，经过信号处理系统后，由采样终端将信号发送给处理单元；2）处理单元选取电弧 EMR 强度最大的 4 个信号所对应的天线，即 S_{12}、S_{13}、S_{22}、S_{23}，以此来确定电弧所在区域；3）使用接收信号强度最大的两根天线 S_{12} 与 S_{22} 来建立坐标系，二者中点为原点，调用所提算法，根据 S_{12}、S_{22} 采集的 EMR 数据对 φ_{12} 区域的电弧故障进行定位。

值得一提的是，由于电弧 EMR 信号的衰减特性，当天线接收距离超出最大接收范围 D 时，将会对定位精度产生较大影响。和大部分研究论文一样，当电弧和天线间距离在 4 m 以内时，定位误差较小[7,14]。换言之，当所提方法应用于大型光伏阵列时，若 D=4 m，虽保证了定位精度，但采集终端布置将非常密集，成本较高。因此，提升天线最大接收范围对于实现大型光伏阵列电弧故障的定位研究显得尤为重要，也是本方向后续进一步研究的重点问题。

4 结论

1）以低采样率获取 EMR 信号实现故障定位的方法，不仅能够满足定位精度，还降低了硬件成本。

2）电弧 EMR 信号的 RMS 值可以很好地代表不同距离、辐照度下的 EMR 信号强度，使用 BPNN 有效挖掘出 3 者的内在联系，提升了定位精度。

3）该文提出的网格指纹匹配法能够准确定位至电弧所在组件，解决了三角定位法无解的问题，同时还进一步降低了定位误差，平均误差仅 0.306 m。在使用不同并网逆变器的条件下也能表现出较好的定位效果，误差均值为 0.566 m。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

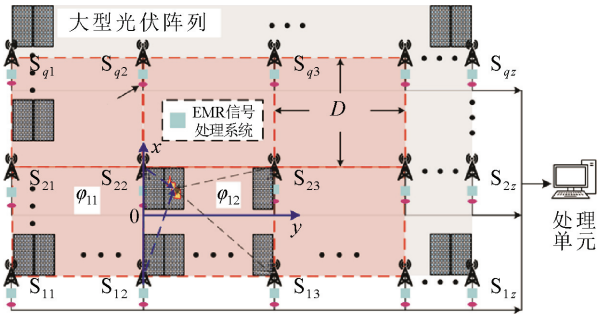


图 18 大型光伏阵列的采样终端布置图

Fig.18 Sampling terminal layout in large photovoltaic array

参考文献 References

[1] REN21. Renewables 2021 global status report[R]. Paris, France: REN21, 2021.

[2] 李智华，钟杰人，吴春华，等. 光伏电站中直流电弧故障的噪声强度分析[J]. 太阳能学报，2022，43(5)：180-186.
LI Zhihua, ZHONG Jieren, WU Chunhua, et al. Noise intensity analysis of DC arc faults in large-scale photovoltaic power station[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(5): 180-186.

[3] ONG N A F M N, SADIQ M A, SAID M S M, et al. Fault tree analysis of fires on rooftops with photovoltaic systems[J]. Journal of Building Engineering, 2022, 46: 103752.

[4] 邸振国，熊 庆，张 琛，等. 基于加权差分电流的直流故障电弧检测方法[J]. 西安交通大学学报，2022，56(5)：141-148.
DI Zhenguo, XIONG Qing, ZHANG Chen, et al. DC arc fault detection method based on weighted differential current[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(5): 141-148.

[5] 陈永辉，熊 兰，范禹邑，等. 基于互感器电压信号的光伏电弧故障检测方法[J]. 太阳能学报，2021，42(10)：68-75.
CHEN Yonghui, XIONG Lan, FAN Yuyi, et al. Photovoltaic arc fault detection method based on transformer voltage signal[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2021, 42(10): 68-75.

[6] 吴春华，黄宵宵，李智华，等. 光伏系统直流微弱电弧信号检测研究[J]. 中国电机工程学报，2019，39(20)：6025-6033.
WU Chunhua, HUANG Xiaoxiao, LI Zhihua, et al. Research on DC weak arc signal detection in photovoltaic system[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(20): 6025-6033.

[7] ZHAO S L, YOU G D, HOU X X, et al. A spatial location method for DC series arc faults based on RSSI and Bayesian regularization neural network[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(24): 27868-27877.

[8] 吴春华，胡 雅，李智华，等. 基于 SSTDR 的光伏系统直流母线电弧故障在线检测与定位[J]. 中国电机工程学报，2020，40(8)：2725-2734.
WU Chunhua, HU Ya, LI Zhihua, et al. On-line detection and location of DC bus arc faults in PV systems based on SSTDR[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(8): 2725-2734.

[9] XIONG Q, LIU X J, FENG X Y, et al. Arc fault detection and localization in photovoltaic systems using feature distribution maps of parallel capacitor currents[J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2018, 8(4): 1090-1097.

[10] 唐海龙，熊 兰，吴淑牛，等. 光伏系统直流母线电弧故障的固有频率法测距[J]. 太阳能学报，2022，43(9)：30-37.
TANG Hailong, XIONG Lan, WU Shuniu, et al. Locating arc fault of DC bus in photovoltaic system by natural frequency method[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(9): 30-37.

[11] 王 尧，张彦凤，牛 峰，等. 光伏直流电弧电磁辐射特性分析与测量方法[J]. 电工技术学报，2019，34(14)：2913-2921.

WANG Yao, ZHANG Yanfeng, NIU Feng, et al. Characterization and measurement method of DC arc electromagnetic radiation for photovoltaic systems[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(14): 2913-2921.

[12] 熊　庆，肖　戎，汲胜昌，等. 基于电磁辐射特性的直流电弧检测方法[J]. 高电压技术，2017，43(9)：2967-2975.
XIONG Qing, XIAO Rong, JI Shengchang, et al. Detection method for DC arc based on electromagnetic radiation characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2017, 43(9): 2967-2975.

[13] 熊　庆，汲胜昌，陆伟锋，等. 低气压下串联直流电弧故障电磁辐射幅值及频率特性[J]. 中国电机工程学报，2017，37(4)：1071-1079.
XIONG Qing, JI Shengchang, LU Weifeng, et al. Amplitude and frequency characteristics of electromagnetic radiation of series DC arc faults under low pressure[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(4): 1071-1079.

[14] LI K, ZHAO S L, WANG Y. A planar location method for DC arc faults using dual radiation detection points and DANN[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(8): 5478-5487.

[15] LU Q W, YE Z Y, SU M M, et al. A DC series arc fault detection method using line current and supply voltage[J]. IEEE Access, 2020, 8: 10134-10146.

[16] 李　臻，罗林根，陈敬德，等. 基于 RSSI 指纹的特高频局部放电定位法[J]. 高电压技术，2018，44(6)：2033-2039.
LI Zhen, LUO Lingen, CHEN Jingde, et al. UHF partial discharge localization methodology based on RSSI fingerprinting[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(6): 2033-2039.

[17] 郁琦琛，罗林根，贾廷波，等. 特高频信号 RSSI 统计分析下的变电站空间局部放电定位技术[J]. 高电压技术，2020，46(12)：4163-4171.
YU Qichen, LUO Lingen, JIA Tingbo, et al. Partial discharge positioning technology in substation based on received signal strength indicator statistical analysis of UHF signal[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(12): 4163-4171.

[18] 范士雄，刘幸蔚，於益军，等. 基于多源数据和模型融合的超短期母线负荷预测方法[J]. 电网技术，2021，45(1)：243-250.
FAN Shixiong, LIU Xingwei, YU Yijun, et al. Multi-source data and hybrid neural network based ultra-short-term bus load forecasting[J]. Power System Technology, 2021, 45(1): 243-250.

[19] 贺虎成，辛钟毓，王琳珂，等. 基于特征向量筛选和双层 BPNN 的电能质量扰动识别方法[J]. 高电压技术，2022，48(4)：1237-1250.
HE Hucheng, XIN Zhongyu, WANG Linke, et al. Detection method of power quality disturbance based on feature vector selection and double-layer BPNN[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1237-1250.

[20] 张　瀚，桂　蕾，王腾飞，等. 基于 BP 神经网络的第四系覆盖物厚度预测及三维地质建模[J/OL]. 地球科学——中国地质大学学报，2022：1-9[2022-05-30]. https://kns.cnki.net/ kcms/detail/42.1874.P. 20220527.1342.013. html.
ZHANG Han, GUI lei, WANG Tengfei, et al. Prediction of quaternary cover thickness and 3D geological modelling based on BP neural network[J/OL]. Earth Science: Journal of China University of Geosciences, 2022: 1-9[2022-05-30]. https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1874.P. 20220527.1342.013. html.

[21] 吴洋铭，洪　翠，高　伟. 基于雷达点云与视觉图像融合的输电线路探鸟驱鸟技术[J]. 高电压技术，2023，49(8)：3446-3457.
WU Yangming, HONG Cui, GAO Wei. Bird detection and bird repelling technology for transmission lines based on the fusion of radar point cloud and visual image[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8): 3446-3457.

[22] 赵铁军，孟　菁，宋岳奇，等. 组串式光伏系统直流串联电弧故障检测与保护策略[J]. 电力系统保护与控制，2020，48(20)：74-82.
ZHAO Tiejun, MENG Jing, SONG Yueqi, et al. Series arc detection and protection on the DC side of string-type PVs[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(20): 74-82.

[23] 席英杰，张崇兴，董　明，等. 基于蒙特卡洛模拟的声电联合局部放电定位阵列设计及快速定位方法研究[J]. 电网技术，2023，47(7)：3029-3038.
XI Yingjie, ZHANG Chongxing, DONG Ming, et al. Acoustic-electric joint sensor array design and fast partial discharge localization technology based on Monte Carlo Simulation[J]. Power System Technology, 2023, 47(7): 3029-3038.



金　辉
1998—，男，硕士生
主要从事光伏系统串联电弧故障诊断与定位方面的研究工作
E-mail: 284697372@qq.com
JIN Hui



高　伟(通信作者)
1983—，男，博士，副教授，博导
主要从事电力系统及设备故障诊断方面研究工作
E-mail: gaowei0203@fzu.edu.cn
GAO Wei
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author



林亮世
1999—，男，硕士生
主要从事光伏系统电弧故障定位方面研究工作
E-mail: 497595246@qq.com
LIN Liangshi



杨耿杰
1966—，男，硕士，教授，硕导
主要从事电力系统分析与控制方面的研究工作
E-mail: 1070695963@qq.com
YANG Gengjie
Professor

收稿日期　2023-02-03　修回日期　2023-09-24　　编辑　卫李静

附录 A

表 A1　网格指纹匹配定位算法伪代码

Table A1　Pseudocode for grid fingerprint matching localization algorithm

算法：	网格指纹匹配定位法
输入：	预测距离 d_1、d_2，组件数 N，天线阵列坐标$(x_1,0)$、$(x_2,0)$
输出：	电弧故障源坐标(x, y)
1:	$(x_0, y_0) \leftarrow \begin{cases} (x-x_1)^2+y^2=d_1^2 \\ (x-x_2)^2+y^2=d_2^2 \end{cases}$；
2:	If (x_0、y_0&R) then
3:	find (x_0, y_0)所在组件
4:	组件网格化并生成指纹信息(r_{1i}, r_{2i})
5:	for i from 1 to u do
6:	e_i=abs(r_{1i}−d_1)+abs(r_{2i}−d_2)
7:	find($e_{\min}$)对应的网格的中心坐标(x, y)
8:	output (x, y)
9:	else
10:	阵列网格化并生成指纹信息(R_{1i},R_{2i})
11:	for i from 1 to N do
12:	E_i=abs(R_{1i}−d_1)+abs(R_{2i}−d_2)
13:	find($E_{\min}$)对应的组件
14:	do 4、5、6、7、8

备注：伪代码中，u 表示网格数；r_{1i}、r_{2i} 表示将光伏组件进行网格化后生成的指纹信息；R_{1i}、R_{2i} 表示将光伏阵列进行网格化后生成的指纹信息。

附录 B

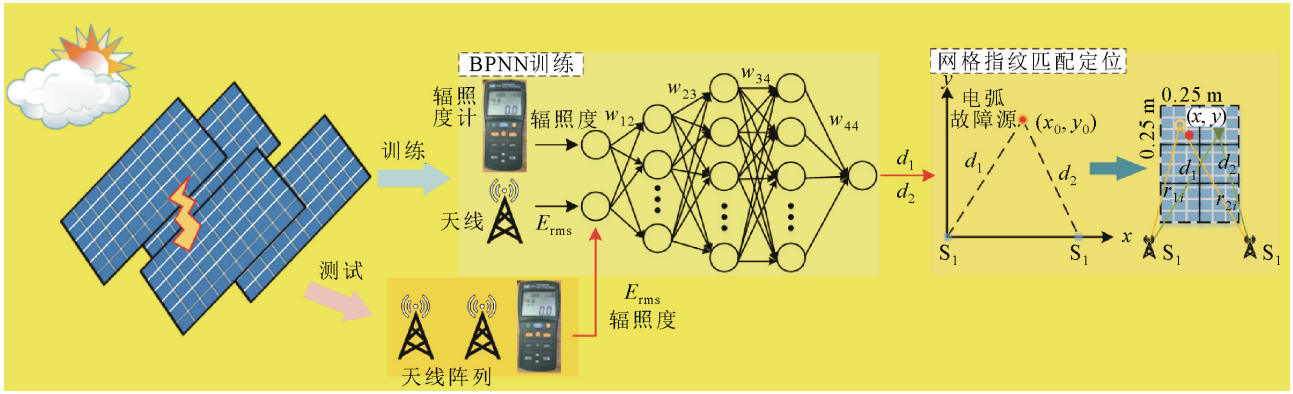


图 B1　光伏阵列串联电弧故障定位流程

Fig.B1　Process for locating series arc faults occurred in photovoltaic array