

# 光伏阵列故障类型的改进型 RBF 神经网络识别算法

王福忠, 裴玉龙

(河南理工大学电气工程与自动化学院, 焦作 454000)

**摘要:** 光伏阵列是光伏系统中非常重要的组成部分。传统的 BP 神经网络诊断算法有着精度低、收敛速度慢等缺点, 为了精确地诊断出光伏阵列内部的故障位置及其类型, 通过分析阵列开路、短路、老化、阴影和电池板裂片 5 种故障, 提出了一种改进型 RBF 神经网络的故障诊断识别算法。首先, 建立 RBF 神经网络的光伏阵列故障诊断模型, 确定基于遗传算法的故障模型隐层中心的确定方法, 然后针对基于粒子群优化算法的网络模型进行自适应权重寻优的仿真实验。最后, 将优化的算法与传统 RBF 神经网络算法进行对比。结果表明: 该优化算法不仅可以有效地诊断光伏阵列的故障类型, 还可以提高故障诊断的准确率。

**关键词:** 光伏阵列; 故障诊断; RBF 神经网络; 粒子群优化算法; 遗传算法

## Photovoltaic Array Fault Identification Algorithm Based on Improved RBF Neural Network

WANG Fuzhong, PEI Yulong

(School of Electrical Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454000, China)

**Abstract:** Photovoltaic(PV) array is an important part of the PV system. The traditional BP neural network diagnosis algorithm has some disadvantages, such as low accuracy and slow convergence speed. To diagnose the location and types of fault in the PV array accurately, a fault diagnosis and identification algorithm based on the improved RBF neural network is put forward through analyzing five types of fault, i.e., open circuit, short circuit, aging, shadow, and panel fragmentation. Firstly, a PV array fault diagnosis model based on radial basis function(RBF) neural network is established. The method of determining the center of hidden layer of the fault model is formulated based on genetic algorithm, and then simulation experiments are conducted using the adaptive network weight optimization method based on particle swarm optimization(PSO) algorithm. Finally, the optimized algorithm and the traditional RBF neural network algorithm are compared. Results show that the proposed algorithm can not only diagnose the fault types of PV array effectively, but also improve the accuracy of fault diagnosis.

**Keywords:** photovoltaic(PV) array; fault diagnosis; RBF neural network; particle swarm optimization(PSO) algorithm; genetic algorithm

光伏阵列是光伏发电系统中最基础的设备, 也是最关键的设备之一。由于光伏阵列发生故障的比例比较大, 一旦发生故障就会对整个光伏发电系统

造成很大的破坏, 因此研究光伏阵列的故障诊断技术具有重大的意义<sup>[1]</sup>。目前对于光伏阵列的故障诊断应用最多的方法是红外图像分析法和多传感器最优放置的检测方法, 但是这两种方法成本都很高, 且前者的精度也不是很好, 所以迫切需要寻求一种更高效的诊断方法<sup>[2]</sup>。除上述的传统诊断方法外, 国内外学者还研究了模型算法和智能算法<sup>[3-4]</sup>, 模型算法不能实现故障的定位功能, 因而在实际应

收稿日期: 2017-05-13; 修回日期: 2018-07-21

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61405055); 河南省产学研基金资助项目(132107000027)

Project Supported by National Natural Science Foundation of China(61405055); Foundation of Industry, University, and Institute of Henan Province(132107000027)

用中有局限性<sup>[5]</sup>;智能算法有神经网络、粒子群自适应、数据融合理论以及专家系统等<sup>[6-10]</sup>。神经网络算法有自组织、自学习等优点,在图像处理、模式识别以及故障诊断等领域得到了广泛应用<sup>[11-17]</sup>。但传统 BP 神经网络存在易陷入局部极小值、收敛速度慢且精度不高等缺陷,而径向基函数 RBF(radial basis function)神经网络算法有着收敛速度快、函数逼近能力强的优点,但是其理论和学习算法研究还需要进一步完善和提高<sup>[11]</sup>。

针对上述问题,本文提出了一种基于遗传粒子群优化 RBF 神经网络的故障诊断方法。首先,建立光伏阵列故障诊断模型,利用遗传算法优化改进 RBF 神经网络的基函数宽度以及连接中心,训练并达到稳定的阈值和权值;然后,用粒子群优化算法对故障模型进行自适应权重寻优,使其避免陷入局部最优,最终达到提高网络泛化能力和收敛速度的效果。

## 1 基于 RBF 神经网络故障诊断模型

### 1.1 诊断模型的结构原理

RBF 神经网络是一种 3 层前馈性神经网络,由输入层、隐含层和输出层组成。本文建立了基于 RBF 神经网络的光伏阵列故障诊断模型,如图 1 所示。

RBF 神经网络基本函数的表达式为

$$S_j(x) = \Phi_j(\|x - c_j\|) \quad j=1,2,\dots,a \quad (1)$$

式中: $\Phi_j$  为基函数; $c_j$  为隐含层基函数的中心矢量; $\|x - c_j\|$  为输入量  $x$  与基函数中心矢量  $c_j$  间的欧式距离; $a$  为无限大自然数<sup>[3]</sup>。

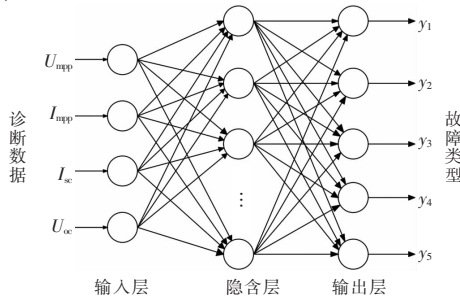


图 1 RBF 神经网络故障诊断模型

Fig.1 Fault diagnosis model based on RBF neural network

由于高斯函数解析性能好,本文将采用它作为径向基函数来计算,其基本形式为

$$\Phi_j = (\|x - c_j\|) = \exp\left[-\frac{(x - c_j)^T(x - c_j)}{\delta_j^2}\right] \quad (2)$$

式中, $\delta_j$  为隐含层第  $j$  个基函数的参数宽度。

### 1.2 诊断模型输入层和输出层的设计

本文设定光伏阵列的输入层有 4 种数据变量,分别是最大功率点输出电流  $I_{mpp}$ 、最大功率点输出电压  $U_{mpp}$ 、短路电流  $I_{sc}$  以及开路电压  $U_{oc}$ 。本文设定光伏阵列的输出层有 5 种故障类型,分别是组件短路、组件开路、组件老化、局部阴影和电池板裂片,如表 1 所示。设定网络的实际输出以 0~1 之间的数值来表示故障所发生的程度,数值越接近 0 表示有可能无故障;相反地,数值越接近 1 则表示越有可能发生故障。

表 1 诊断模型的输出定义

Tab.1 Definitions of output from diagnosis model

故障类型	$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
正常	0	0	0	0	0
组件短路	1	0	0	0	0
组件开路	0	1	0	0	0
组件老化	0	0	1	0	0
局部阴影	0	0	0	1	0
电池板裂片	0	0	0	0	1

网络输出层为隐含层节点的线性组合,其表达式为

$$y_k = \sum_{j=1}^a \omega_{jk} S_j \quad (3)$$

式中: $y_k$  为输出层节点  $k$  的输出; $\omega_{jk}$  为输出节点  $k$  的权值向量, $\omega_{jk}=[\omega_{1k}, \omega_{2k}, \dots, \omega_{ak}]^T$ ;  $S_j$  为高斯函数。结合图 1 所示的模型结构的对应关系,且由输出层和隐含层的线性关系,可得到如下输出结果表达式为

$$y_k = \omega_k^T \Phi = \sum_{j=1}^a \omega_{jk} \exp\left[-\frac{\|x - c_j\|^2}{\delta_j^2}\right] \quad (4)$$

式中: $\omega_{kj}$  为输出节点  $k$  的权值向量, $\omega_{jk}=[w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{ak}]^T$ ;  $\Phi$  为基函数矢量, $\Phi=[\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_a]^T$ 。

由于输入层的 4 个变量单位不同,数量级相差较大,如果直接将数据进行训练会使得神经网络收敛性变差,所以要在数据进行训练之前对输入数据

进行归一化处理,其归一化公式<sup>[10]</sup>为

$$Z_n = \frac{z_n - z_{\min}}{z_{\max} - z_{\min}} \quad (5)$$

式中: $Z_n$ 为输入数据归一化结果; $z_n$ 为输入量数值; $z_{\max}$ 和 $z_{\min}$ 分别为输入变量的最大值和最小值。

### 1.3 遗传算法优化 RBF 神经网络

遗传算法 GA(genetic algorithm)是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型,它是一种通过模拟自然进化过程搜索最优解的方法。虽然它比粒子群算法略为复杂,有“交叉”和“变异”操作,但是其特点是对参数进行编码运算不需要有关体系的任何先验知识,沿多种路线进行平行搜索,不会落入局部较优的陷阱<sup>[11]</sup>。本文采用遗传算法对 RBF 神经网络的隐含层节点数、隐层神经元中心和宽度这 3 个参数进行初次优化,优化的主要步骤如图 2 所示。

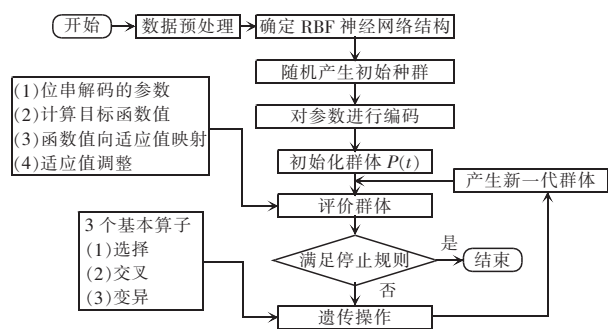


图 2 遗传算法的优化步骤

Fig.2 Optimization process of genetic algorithm

#### 1) 算法编码的确定

遗传算法不能直接处理问题空间的参数,必须将其转换成遗传空间的由基因按一定结构组成的染色体或个体,这一转换操作叫做编码。二进制编码是目前遗传算法中最常用的编码方式,但编码串过长,影响学习精度和速率,所以本文采用实数编码的方法。把隐层节点数 $m$ 、隐层节点的中心数值 $c_i$ 和宽度 $\sigma_i$ 编制成染色体,然后将这些参数视为一个集合个体,个体的基因值用实数表示<sup>[11]</sup>。

#### 2) 适应度函数的选取

遗传算法的适应度函数也叫评价函数,是用来判断群体中个体优劣程度的指标,可根据所求问题的目标函数进行评估。本文适应度函数选取为

$$f = \frac{1}{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^n (y_{ji}^d - y_{ji})^2} \quad (6)$$

式中: $n$ 为训练样本总数; $y_{ji}^d$ 为第 $i$ 个样本的第 $j$ 个网络输出节点的理想输出; $y_{ji}$ 为第 $i$ 个样本的第 $j$ 个网络输出节点的实际输出; $p$ 为网络神经单元的个数。

#### 3) 交叉和变异概率的确定

交叉算子根据交叉概率将种群中的 2 个个体随机地交换某些基因,能够产生新的基因组合,并将有益基因组合在一起;变异算子的基本内容是对群体中个体串的某些基因座上的基因值做变动。通过交叉操作,遗传算法的搜索能力得以飞跃提高;通过变异操作,可以使遗传算法具有局部的随机搜索能力,同时也可以使遗传算法维持群体多样性,以防止出现未成熟早收敛的状况<sup>[12]</sup>。令交叉概率 $P_c$ 、变异概率 $P_m$ 分别为

$$\begin{cases} P_c = \exp(-N/M) \\ P_m = \exp(0.05N/M) - 1 \end{cases} \quad (7)$$

式中: $N$ 为当前进化代数; $M$ 为最大进化代数。

### 1.4 自适应权重寻优的粒子群算法

神经网络的隐含层节点确定后,使用粒子群优化算法对故障模型进行自适应权重寻优,优化其神经网络隐含层权值,这样可以跳出局部最优,最终达到简化网络、提高网络泛化能力和收敛速度的效果。

粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法属于进化算法的一种,是一种非常好的优化工具,它从随机解出发,通过迭代寻找最优解,也通过适应度来评价解的品质,较遗传算法略为简单且易实现<sup>[16]</sup>。

整个粒子群搜索到的最优位置为全局极值,记为 $g_{best}=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 。

在找到这两个最优值时,粒子更新自己的速度和位置的公式为

$$v_{id} = wv_{id} + c_1r_1(p_{id} - x_{id}) + c_2r_2(p_{gd} - x_{id}) \quad (8)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (9)$$

式中: $c_1, c_2$ 为学习因子; $r_1, r_2$ 为 $[0,1]$ 范围内的均匀随机数; $w$ 为惯性权重。

本文根据早熟收敛程度和适应值来调整算法,具体步骤如下。

设定粒子  $p_i$  的适应度值为  $f_i$ , 最优粒子适应度为  $f_m$ , 则粒子的平均适应度值  $f_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i$ ; 将优于平均适应度值的粒子适应度值求平均, 记为  $f'_{avg}$ 。定义  $\Delta = |f_m - f'_{avg}|$ 。依据  $f_i, f_m, f_{avg}$  将群体分为 3 个子群, 分别进行不同的适应操作。其惯性权重调整如下。

(1) 如果  $f_i$  优于  $f'_{avg}$ , 那么惯性权重为

$$\omega = \omega - (\omega - \omega_{min}) \left| \frac{f_i - f'_{avg}}{f_m - f'_{avg}} \right| \quad (10)$$

(2) 如果  $f_i$  优于  $f'_{avg}$  次于  $f_m$ , 则惯性权重不变。

(3) 如果  $f_i$  次于  $f'_{avg}$ , 则有

$$\omega = 1.5 - \frac{1}{1 + k_1 \exp(-k_2 \Delta)} \quad (11)$$

式中,  $k_1, k_2$  为控制参数,  $k_1$  用来控制  $\omega$  上限,  $k_2$  用来控制式(10)的调节能力。

当算法停止时, 若粒子分布分散, 则  $\Delta$  比较大,  $\omega$  变小, 此时算法的局部搜索能力增强, 从而使群体趋于收敛; 若粒子分布聚集, 则  $\Delta$  比较小,  $\omega$  变大, 使得粒子有着较强的探查能力, 从而有效地跳出局部最优。

## 2 仿真实验分析

### 2.1 选取数据样本

以某单位光伏阵列 1STH-245-WH 近几年的运行数据为依据进行仿真实验, 采集  $U_{mpp}, I_{mpp}, U_{oc}$  和  $I_{sc}$  4 种数据作为 RBF 神经网络的训练样本。在光照强度为  $200 \text{ W/m}^2$  至  $1000 \text{ W/m}^2$  范围内以及模块温度为  $25^\circ\text{C}$  至  $45^\circ\text{C}$  范围内进行测量, 从中挑选出 400 组数据, 并随机选取 220 组包含各种光伏阵列故障类型的特征量作为训练样本, 另外 180 组作为测试样本。该型号光伏阵列的开路电压  $U_{oc}=37 \text{ V}$ , 短路电流  $I_{sc}=8.54 \text{ A}$ , 最大功率点电压  $U_{mpp}=29.3 \text{ V}$ , 最大功率点电流  $I_{mpp}=8.02 \text{ A}$ , 光伏电池的等效模型如图 3 所示。

### 2.2 仿真实验

利用粒子群算法对 RBF 神经网络进行自适应

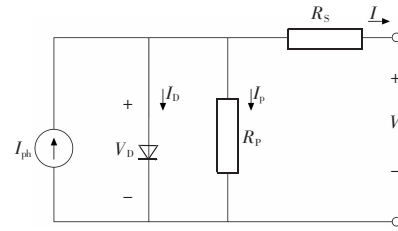


图 3 光伏电池的等效电路模型

Fig.3 Equivalent circuit model of PV battery

权重寻优, 相关的参数设置为: 总群体规模  $G=20$ ; 迭代次数  $N=250$ ; 惯性因子  $w=0.1$ ; 学习因子  $c_1=c_2=2$ 。经过仿真实验得到如图 4 所示的适应度曲线, 从图中可以看出, 大约经过迭代 140 次, 适应度数值趋于稳定在 0.4 左右, 此时的自适应权重就是最佳自适应权重。

采用遗传算法确定故障模型隐层中心, 对隐层节点数、隐层神经元中心和宽度这 3 个参数进行初次优化。图 5 是采用遗传算法优化 RBF 网络权值中最小误差进化过程曲线, 相关参数为: 进化代数  $G=250$ ; 种群规模为 20。从图 5 中可以看出, 遗传算法在迭代 150 次时可以使最小误差趋于稳定, 相对于单一的 RBF 网络曲线有较低的误差率。

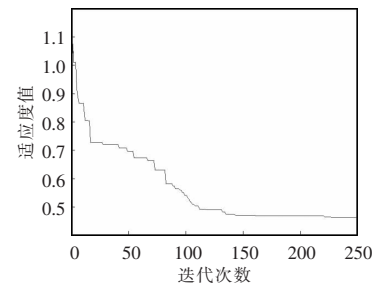


图 4 适应度曲线

Fig.4 Fitness curve

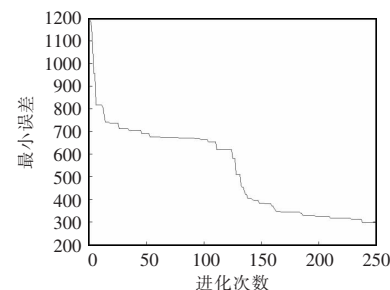


图 5 遗传算法优化 RBF 网络权值中最小误差进化过程

Fig.5 Evolution process of minimum error in the weights of RBF network optimized by genetic algorithm

### 2.3 诊断结果

经过 220 组故障特征量数据训练后,用剩余的 180 组数据测试训练过的 RBF 神经网络诊断模型的整体诊断精度,仿真结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,每种故障类型诊断精度不同,其中短路和开路故障诊断精度都是 97.1%,电池板裂片的诊断精度为 90%,局部阴影的诊断精度是 86.7%,老化的故障诊断精度则是 80%。说明短路和开路这两种故障类型具有较强的识别性,易于诊断;局部阴影的故障识别性略差,且只能被神经网络诊断出遮挡系数为 0.4~0.6 的阴影故障,通过验证分析认为是训练样本数量不够,需要进一步完善;而老化故障的诊断精度还仅仅是 80%,说明老化类型的故障不易识别,诊断起来难度较大,需要进一步研究,实际上光伏阵列中的老化故障机理也确实比较复杂,整个故障发生过程缓慢且受多种因素制约,如在光强为 1 000 W/m<sup>2</sup> 和 200 W/m<sup>2</sup> 的情况下老化时的  $U_{mp}$  几乎相同。所以仿真实验结论与实际较为符合,该诊断方法有较高的准确性。

表 2 故障诊断结果

Tab.2 Fault diagnosis result

故障类型	测试样本数量	识别故障数					误判数	精度/%
		组件短路	组件开路	组件老化	局部阴影	电池板裂片		
组件短路	35	34	0	0	1	0	1	97.1
组件开路	35	0	34	1	0	0	1	97.1
组件老化	35	2	4	28	1	0	7	80.0
局部阴影	45	0	1	1	39	4	6	86.7
电池板裂片	30	0	0	1	2	27	3	90.0

### 2.4 仿真验证

为了验证实验结果的正确性,本文对不同的训练样本和测试样本进行多次仿真,得到整体诊断精度结果。不同样本的故障诊断结果如表 3 所示。

由表 3 可以看出,训练样本和测试样本比例恒定的条件下,随着总样本数量的增加,训练的时间不断延长,测试样本的诊断精度也随之提高,当样本数量增加到一定程度之后,诊断的精度将趋于相对稳定的数值。总之,增加训练样本数量可以提高故障诊断的准确性。

表 3 不同样本故障诊断结果

Tab.3 Fault diagnosis results with different samples

次数	训练样本数	训练时间/s	测试样本数	测试时间/s	诊断精度/%
1	500	45.231	200	0.225	94.1
2	400	34.863	160	0.196	93.3
3	300	24.942	120	0.174	91.7
4	200	17.533	80	0.121	88.1
5	100	12.783	40	0.075	74.3

为了进一步地验证该优化方法在光伏阵列故障诊断上的准确性,对所收集的数据分别采用传统 RBF 神经网络和粒子群优化 RBF 神经网络 PSO-RBF 这两种算法进行误差预测的仿真对比实验,实验结果如图 6 所示,由图可见,传统 RBF 神经网络算法的误差精度较低,粒子群优化后的神经网络算法误差精度较高,而遗传粒子群算法则具有更好的误差精度和稳定性。

3 种算法的整体诊断精度计算对比如表 4 所示,由表可知,本文的改进型算法优于另外两种算法。需要指出的是,本文的优化算法有时也会陷入局部极小值的问题,在一定程度上甚至还会劣化诊断结果,但是多次仿真实验证明,大多数实验结果趋于稳定,优化算法具有一定的可行性。

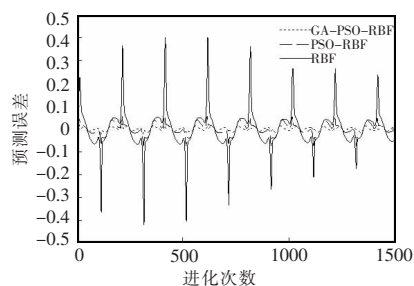


图 6 3 种算法的预测误差

Fig.6 Forecast error of three algorithms

表 4 3 种算法的整体诊断精度计算分析对比

Tab.4 Comparison of overall diagnosis accuracy among three algorithms

算法	测试样本数	误诊数	准确率/%
传统 RBF 算法	180	32	82.22
PSO-RBF 算法	180	20	88.89
本文优化算法	180	18	90.00

### 3 结论

针对光伏阵列的故障诊断问题,本文提出了一种基于遗传粒子群改进 RBF 神经网络的故障诊断方法并进行了仿真实验,结论如下。

(1)该方法不仅提高了故障诊断的诊断精度,而且优化后的诊断模型还增强了对故障类型的识别能力。

(2)在一定的测试条件下,遗传粒子群改进 RBF 神经网络的识别算法对于光伏阵列中的组件短路、组件开路 and 电池板裂片的故障诊断精度可以达到 90%以上。

(3)训练样本数量的增加,可以在一定程度上提高光伏阵列的故障诊断精度。

(4)以粒子群优化 RBF 的网络权值,可以提高网络的全局收敛能力和诊断精度,以遗传算法改进 RBF 神经网络可以优化网络的基函数宽度以及连接中心,使其达到稳定的阈值和权值。优化后的 RBF 神经网络诊断模型具有较好的自适应能力。

#### 参考文献:

- [1] 胡义华, 邓焰, 何湘宁. 光伏阵列故障诊断方法综述[J]. 电力电子技术, 2013, 47(3): 21-23.  
Hu Yihua, Deng Yan, He Xiangning. A summary on PV array fault diagnosis method[J]. Power Electronics, 2013, 47(3): 21-23(in Chinese).
- [2] 李兵峰. 光伏阵列故障检测方法的研究[D]. 天津: 天津大学, 2010.  
Li Bingfeng. Research on fault detection method of PV array[D]. Tianjin: Tianjin University, 2010(in Chinese).
- [3] 温正. 精通 MATLAB 智能算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2015.
- [4] 于群, 曹娜. 电力系统建模与仿真[M]. 北京: 机械工业出版社, 2011.
- [5] 谢柱. 基于特性参数的太阳能电池和光伏阵列建模研究[J]. 华东电力, 2010, 38(4): 581-584.  
Xie Zhu. Study on modeling of solar cells and photovoltaic arrays based on characteristic parameters[J]. East China Electric Power, 2010, 38(4): 581-584(in Chinese).
- [6] 杨店飞, 郭宇杰, 沈桂鹏. 基于 BP 神经网络的光伏组件故障类型诊断[J]. 陕西电力, 2016, 44(2): 15-21.  
Yang Dianfei, Guo Yujie, Shen Guipeng. Fault types diagnosis of PV module based on BP neural network[J]. Shanxi Electric Power, 2016, 44(2): 15-21(in Chinese).
- [7] 乐治后. 基于 RBF 神经网络的光伏电池故障诊断[J]. 上海电气技术, 2015, 8(3): 28-32.  
Le Zhihou. Fault diagnosis of photovoltaic battery based on RBF neural network[J]. Shanghai Electronic Technology, 2015, 8(3): 28-32(in Chinese).
- [8] 兰琴丽, 章乐多. BP 神经网络在光伏发电系统故障诊断中的应用[J]. 通信电源技术, 2011, 28(4): 38-40.  
Lan Qinli, Zhang Leduo. Application of BP neural network in fault diagnosis of solar photovoltaic system[J]. Telecom Power Technology, 2011, 28(4): 38-40(in Chinese).
- [9] 张文瑾, 葛强, 黄澄扬, 等. 基于 BP 神经网络的光伏阵列智能故障诊断[J]. 扬州大学学报: 自然科学版, 2015, 18(1): 32-35.  
Zhang Wenjin, Ge Qiang, Huang Chengyang, et al. The photovoltaic array intelligent fault diagnosis based on the BP neural network[J]. Journal of Yangzhou University: Natural Science Edition, 2015, 18(1): 32-35(in Chinese).
- [10] 王元章, 吴春华, 周笛青, 等. 基于 BP 神经网络的光伏阵列故障诊断研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(16): 110-114.  
Wang Yuanzhang, Wu Chunhua, Zhou Diqing, et al. A survey of fault diagnosis for PV array based BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(16): 110-114(in Chinese).
- [11] 刘景艳, 王福忠, 杨占山. 基于 RBF 神经网络和自适应遗传算法的变压器故障诊断[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2016, 49(1): 88-93.  
Liu Jingyan, Wang Fuzhong, Yang Zhanshan. Transformer fault diagnosis based on RBF neural network and adaptive genetic algorithm[J]. Engineering Journal of Wuhan University: Natural Science Edition, 2016, 49(1): 88-93(in Chinese).
- [12] 刘景艳, 李玉东, 杨晓邦. 遗传神经网络在齿轮故障诊断中的应用[J]. 郑州大学学报: 工学版, 2012, 33(3): 36-39.  
Liu Jingyan, Li Yudong, Yang Xiaobang. Application of

- genetic neural network to gear fault diagnosis[J]. Journal of Zhengzhou University: Engineering Science, 2012, 33(3): 36-39(in Chinese).
- [13] 左磊, 侯立刚, 张旺, 等. 基于粒子群-支持向量机的模拟电路故障诊断[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(7): 1553-1556.
- Zuo Lei, Hou Ligang, Zhang Wang, et al. Analog circuit fault diagnosis based on particle swarm optimization support vector machine[J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(7): 1553-1556(in Chinese).
- [14] 沈桂鹏, 杨店飞, 郭宇杰. 基于自适应权重粒子群优化 BP 神经网络的光伏阵列故障诊断与定位[J]. 陕西电力, 2016, 44(8): 23-27.
- Shen Guipeng, Yang Dianfei, Guo Yujie. Fault diagnosis and location of photovoltaic array based on BP neural network trained by adaptive inertia weight particle swarm optimization algorithm[J]. Shanxi Electric Power, 2016, 44(8): 23-27(in Chinese).
- [15] 孟祥萍, 潘莹, 耿卫星, 等. 混沌免疫遗传算法在电力系统故障诊断中应用[J]. 电力自动化设备, 2007, 27(5): 81-83, 100.
- Meng Xiangping, Pan Ying, Geng Weixing, et al. Chaotic immune genetic algorithm in power system fault diagnosis [J]. Electric Power Automation Equipment, 2017, 27(5): 81-83, 100(in Chinese).
- [16] 祁涛, 张彦斌, 温晋华. 基于遗传粒子群算法的模拟电路故障诊断方法研究[J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(12): 3940-3943.
- Qi Tao, Zhang Yanbin, Wen Jinhua. Analog circuit fault diagnosis based on genetic particle swarm optimization algorithm(GAPSO)[J]. Computer Measurement and Control, 2015, 23(12): 3940-3943(in Chinese).
- [17] 袁圃, 毛剑琳, 向凤红, 等. 改进的基于遗传优化 BP 神经网络的电网故障诊断[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(1):118-122.
- Yuan Ying, Mao Jianlin, Xiang Fenghong, et al. Grid fault diagnosis based on improved genetic optimization BP neural network[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(1): 118-122(in Chinese).



王福忠

## 作者简介:

王福忠(1961-),男,博士,教授,硕士生导师,研究方向:工业过程控制、智能电网等,E-mail:wangfzh@hpu.edu.cn。

裴玉龙(1992-),男,通信作者,硕士,研究方向:光伏发电系统的故障检测与诊断,E-mail:1585825925@qq.com。

(上接第 72 页)

- PSO-based global MPPT technique for distributed PV power generation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(2): 1047-1058.
- [12] Basoglu M E, Cakir B. Comparisons of MPPT performances of isolated and non-isolated DC-DC converters by using a new approach[J]. Renewable & Sustainable Energy Reviews, 2016, 60(1): 1100-1113.
- [13] Basoglu M E, Cakir B. An improved incremental conductance based MPPT approach for PV modules[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences, 2015, 23(6): 1687-1697.



魏超

## 作者简介:

魏超(1992-),男,中国电源学会会员,硕士研究生,研究方向:光伏并网发电及逆变器控制研究,E-mail:601930172@qq.com。

施火泉(1962-),男,通信作者,本科,高级工程师,研究方向:电力电子与电力传动、用电信息采集系统,E-mail:1185114075@qq.com。

许伟梁(1993-),男,硕士研究生,研究方向:电力电子与电力传动、电能质量分析,E-mail:1225196298@qq.com。