DOI:10.14188/j.1671-8844.2025.0090
文章编号:1671-8844(2026)09-1505-13

基于稳定区多层随机共振的光伏发电系统微弱直流电弧故障特征增强及诊断方法研究

徐文康[1,2],姚良忠[1,2],程帆[3],徐永海[4],王天泽[5],田世明[6]

(1. 交直流智能配电网湖北省工程中心(武汉大学),湖北 武汉 430072; 2. 武汉大学电气与自动化学院,湖北 武汉 430072; 3. 北京怀柔实验室,北京 101400; 4. 华北电力大学电气与电子工程学院,北京 102206; 5. 国网山东省电力公司淄博供电公司,山东 淄博 255000; 6. 中国电力科学研究院,北京 100192)

摘要: 首先,建立了光伏微弱直流电弧故障仿真模型,分析了多种因素对故障特性的影响。然后,基于正交实验分析了多层随机共振的增强特性,根据参数区间划分稳定区(stable interval,SI)和非稳定区(unstable interval,UI)的随机共振。在此基础上,提出了基于稳定区多层随机共振-极限学习机(stable interval multilayer stochastic resonance-extreme learning machine,SIMSR-ELM)的光伏微弱直流电弧故障诊断方法。最后,对SIMSR-ELM和其他4种诊断方法进行验证对比,结果表明,所提方法可以有效提升光伏微弱直流电弧诊断的准确率。

关键词: 光伏微弱直流电弧;稳定区多层随机共振;故障特征增强;极限学习机;故障诊断
中图分类号: TP 277　**文献标志码:** A

Research on feature enhancement and diagnosis method for weak DC arc faults in photovoltaic power generation systems based on stable interval multilayer stochastic resonance

XU Wenkang[1,2], YAO Liangzhong[1,2], CHENG Fan[3], XU Yonghai[4], WANG Tianze[5], TIAN Shiming[6]

(1. Hubei Engineering and Technology Research Center for AC/DC Intelligent Distribution Network, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 2. School of Electrical Engineering and Automation, Wuhan University, Wuhan 430072, China; 3. Beijing Huairou Laboratory, Beijing 101400, China; 4. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 5. Zibo Power Supply Company, State Grid Shandong Electric Power Company, Zibo 255000, China; 6. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: Firstly, a fault simulation model for weak DC arcs in photovoltaic systems is established, and the influence of multiple factors on the fault characteristics is analyzed. Then, based on orthogonal experiments, the enhancement characteristics of multilayer stochastic resonance (MSR) are analyzed, and the stochastic resonance is divided into stable intervals (SI) and unstable intervals (UI) according to the parameter ranges. On this basis, a fault diagnosis method for weak DC arcs in photovoltaic systems based on stable interval multilayer

收稿日期: 2025-03-06
作者简介: 徐文康(2000-),男,硕士研究生,主要从事电气设备状态监测与诊断研究,E-mail:1805193816@qq.com。
通信作者: 姚良忠(1961-),男,博士,教授,主要从事新能源并网与控制、电力系统保护与控制等研究,E-mail:yaoliangzhong@whu.edu.cn。
基金项目: 国家自然科学基金项目(编号:U2166206)。
本文引用格式: 徐文康,姚良忠,程帆,等.基于稳定区多层随机共振的光伏发电系统微弱直流电弧故障特征增强及诊断方法研究[J].武汉大学学报(工学版),2026,59(9):1505-1517.
Citation: XU Wenkang, YAO Liangzhong, CHENG Fan, et al. Research on feature enhancement and diagnosis method for weak DC arc faults in photovoltaic power generation systems based on stable interval multilayer stochastic resonance[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2026, 59(9):1505-1517.

stochastic resonance - extreme learning machine (SIMSR-ELM) is proposed. Finally, SIMSR-ELM is compared with four other diagnostic methods, and the results show that the proposed method can effectively improve the accuracy of fault diagnosis for weak DC arcs in photovoltaic systems.

Key words: weak DC arcs in photovoltaic systems; stable interval multilayer stochastic resonance; fault feature enhancement; extreme learning machine; fault diagnosis

光伏发电是目前能源转型的重要支撑。相关统计表明,2024上半年全国光伏发电量达到3 914亿kW·h,同比增长47%[1]。光伏发电系统长期运行于恶劣的室外环境中,连接设备的老化、绝缘破损、接触不良和运维缺失等因素会导致光伏直流电弧故障频发。相关统计显示,50%以上的光伏火灾事故由光伏直流电弧引起[2]。

在光伏发电系统中,根据故障位置可将直流电弧分为串联、并联电弧。利用电流差分信号可以快速诊断出并联电弧故障,相关技术已相对成熟。但在发生串联电弧故障时,由于最大功率点跟踪算法的作用,光伏阵列输出电压、电流的变化较小,故障特征较为微弱,这使得光伏直流串联电弧故障的隐蔽性极强,给故障诊断带来很大的困难。光伏直流串联电弧故障发生率高、隐蔽性强,若没有及时发现并清除,轻则导致电能损耗增加、组件寿命降低、设备局部过热,重则导致电弧故障扩散、光伏火灾事故,甚至会严重威胁工作人员的生命安全[3]。因此,开展光伏直流串联电弧故障诊断的研究工作至关重要,国内外学者对此进行了大量深入研究。

文献[4]构建了基于bior4.4平稳小波变换和随机森林的故障诊断方法,提高了对光伏直流电弧的分辨率,但没有考虑开关频率的影响;文献[5]基于样本熵进行故障诊断,并构建了2级保护判据,实现了可靠的诊断和保护,但并没有研究该方法的抗扰性能;文献[6]根据快速傅里叶变换(fast Fourier transform,FFT)得出电弧电流的特征频段为50~100 kHz,再基于小波系数的方差、极大值制定混合判据,提升了故障诊断的准确性,但没有考虑到类弧工况的干扰;文献[7]提出了一种基于集合经验模态分解和模糊C均值聚类的故障诊断方法,研究了各种工况和干扰因素对故障诊断的影响,但无法判断该方法对光伏微弱直流电弧是否同样适用;文献[8]提出了一种基于Volterra级数模型和极限核学习机的故障诊断方法,实现了正常运行与阴影遮挡工况下直流电弧的故障诊断,但是该方法难以检测微弱直流电弧;文献[9]基于小波-奇异值降噪去除信号中的随机噪声和开关次谐波,增强了光伏直流电弧的微弱故障特征,但未构建相应的频域特征指标;文献[10]基于粒子群优化(particle swarm optimization,PSO)算法优化随机共振(stochastic resonance,SR)系统,增强了微弱故障特征并有效地检测了微弱机械故障,但无法判断该方法在光伏微弱直流电弧故障诊断中是否同样适用;文献[11]基于级联SR对滚动轴承的微弱故障特征进行增强,再利用变分模态进行分解提取,提升了故障诊断的准确率,但是该方法无法保证增强效果的稳定性;文献[12]研究了SR在各种直流拓扑下对光伏直流电弧故障特征的增强特性,并结合支持向量机(support vector machine,SVM)实现了精确的故障诊断,但是故障特征的增强效果并不稳定,且没有考虑类弧工况的干扰。

综上可知,目前的研究主要侧重于挖掘光伏直流电弧的时、频域故障特征,再提取合适的特征指标,并结合学习算法构建准确、有效的故障诊断方法。然而,光伏直流电弧的故障特征受光照强度、阵列规模、开关频率、电弧形态等因素的影响而减弱,并表现为“微弱故障”,这会大大增加故障诊断的难度,前述方法难以有效区分正常运行工况、类弧工况和光伏微弱直流电弧故障。针对已有故障特征指标,改进信号特征增强算法,对其进行更为稳定的数值增强,以提升正常运行工况、类弧工况和光伏微弱直流电弧故障的特征区分度,对其诊断具有重要的意义。

1 光伏微弱直流电弧故障建模与特性分析

1.1 光伏微弱直流电弧故障建模

图1为光伏直流电弧故障实验平台的结构[13],图中:AC(alternating current)为交流电;DC(direct current)为直流电;QF为断路器。在PSCAD(power systems computer aided design)中搭建与图1实验平台对应的仿真模型,以模拟更多复杂的运行工况和场景,并通过实验进行校核。

直流电弧建模是实现精确仿真的关键。黑盒模型基于实验数据研究电弧系统输入、输出之间的

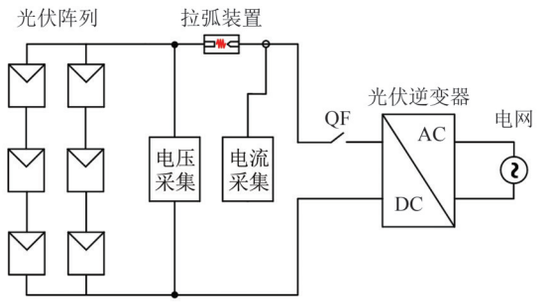


图 1　光伏直流电弧故障实验平台结构

Fig.1　Structure of the photovoltaic DC arc fault experimental platformss

动态关系，电弧噪声模型主要研究直流电弧高频噪声的特性，二者均可应用于仿真模型中[14]。其中，Habedank模型适用于低压、小电流系统中直流电弧的全程动态行为的建模，因此本文采用Habedank模型对光伏直流电弧进行建模，其可表示为

$$\begin{cases}\dfrac{1}{g_{\mathrm{M}}}\dfrac{\mathrm{d}g_{\mathrm{M}}}{\mathrm{d}t}=\dfrac{1}{\tau_{\mathrm{M}}}\left(\dfrac{i^2}{P_{\mathrm{o}}\cdot g_{\mathrm{M}}}-1\right)\\ \dfrac{1}{g_{\mathrm{C}}}\dfrac{\mathrm{d}g_{\mathrm{C}}}{\mathrm{d}t}=\dfrac{1}{\tau_{\mathrm{C}}}\left(\dfrac{i^2}{U_{\mathrm{C}}^2\cdot g_{\mathrm{C}}^2}-1\right)\\ \dfrac{1}{g}+\dfrac{1}{g_{\mathrm{M}}}=\dfrac{1}{g_{\mathrm{C}}}\end{cases}\tag{1}$$

式中：g、i分别为电弧电导、电流；g_{M}、τ_{M}和P_{o}分别为Mayr部分的电导、时间常数和耗散功率；g_{C}、τ_{C}和U_{C}分别为Cassie部分的电导、时间常数和电压常数。

在Habedank模型中叠加白噪声得到复合电弧模型，以描述直流电弧在20～100 kHz时的频率特性[15]。

在光伏阵列输出电流I=6、8、10、12 A时，得到相应的仿真和实验数据，图2为基于实验和仿真数据得到的电弧电流频谱。将电弧电流频谱在20～100 kHz频段内等分为16段，对每段频谱进行平方和运算，得到相应的频段能量，最后根据16个频段能量计算相应的均方根误差RMSE（root mean square error）和决定系数R^2，从而对模型拟合效果进行评估。RMSE和R^2的计算公式如下所示：

$$\begin{cases}\mathrm{RMSE}=\sqrt{\dfrac{1}{k}\sum\limits_{i=1}^{k}(e_{\mathrm{E}}(i)-e_{\mathrm{M}}(i))^2}\\ R^2=1-\dfrac{\sum\limits_{i=1}^{k}(e_{\mathrm{E}}(i)-e_{\mathrm{M}}(i))^2}{\sum\limits_{i=1}^{k}(e_{\mathrm{E}}(i)-\bar{e}_{\mathrm{M}})^2}\end{cases}\tag{2}$$

式中：$e_{\mathrm{E}}(i)$、$e_{\mathrm{M}}(i)$为实验、仿真数据的第i个频段能量；$\bar{e}_{\mathrm{M}}$为仿真数据k个频段能量的均值；k为频段总数，取16。

RMSE越接近0、R^2越接近1，表示拟合效果越好[16]。根据式（2）计算前述仿真与实验结果的RMSE和R^2，结果如表1所示。

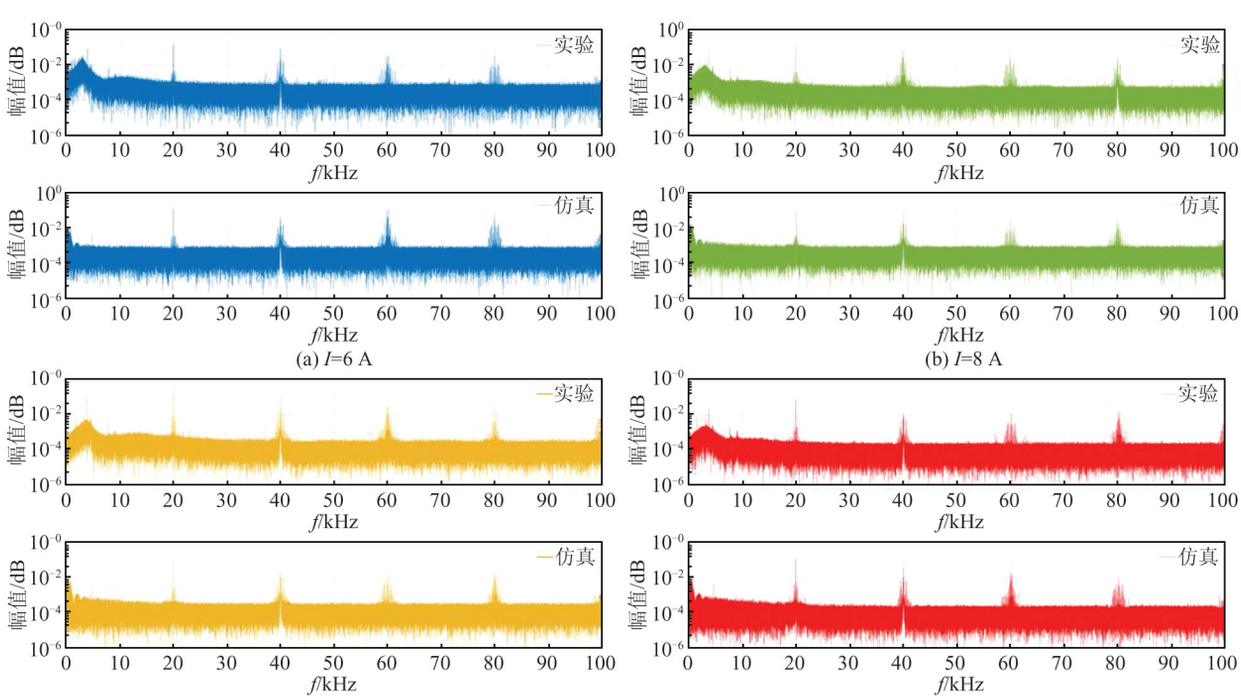


图 2　基于实验和仿真数据的电弧电流频谱

Fig.2　Arc current spectrum based on experimental and simulation data

由图2和表1可见,仿真和实验数据的电弧电流频谱在20～100 kHz频段内均具有相似的频率特性,即仿真对实验形成了较好的拟合,说明所建立的仿真模型能满足后续的研究。

表1 电弧电流频谱的RMSE和R^2

Table 1 RMSE and R^2 values of arc current spectrum

电流/A	RMSE/A	R^2
6	8.101×10^{-4}	0.913
8	2.603×10^{-4}	0.957
10	2.123×10^{-4}	0.964
12	1.134×10^{-6}	0.982

1.2 光伏微弱直流电弧故障特性分析

相比于FFT、小波变换等方法,小波包变换可以同时保留信号的时频域信息,且具有更高的时频分辨率[17]。因此,本文采用db4小波对电流信号进行4层小波包分解,并提取节点4的小波包系数d_4[18],再对8 ms时间窗内的d_4进行平方和运算,得到相应的能量值E,最后构建了能量比均值(mean energy ratio,MER)作为故障特征的评价指标:

$$\mathrm{MER}=\frac{\sum_{i=1}^{m}E_{\mathrm{X}}(i)}{\sum_{i=1}^{m}E_{\mathrm{N}}(i)} \tag{3}$$

式中:m为时间窗数;$E_{\mathrm{X}}(i)$为某工况下电流信号在节点4的能量值;$E_{\mathrm{N}}(i)$为正常运行时电流信号在节点4的能量值。

小波包节点4对应的频段为[46.875 kHz,62.500 kHz],后续称为特征频段。由式(3)可知:MER越小,故障信号与正常信号在特征频段内的能量差异越小,光伏直流电弧的故障特征越弱,相应的故障诊断难度越高。

以MER为指标,通过仿真模型分析光照强度G、阵列规模N(串联的组件数)、开关频率f_{s}和电弧形态S($S=1$表示暂态,$S=2$表示稳态)对光伏直流电弧故障特性的影响,计算MER,并绘制其与G、N、f_{s}和S的关系,如图3所示。

由图3可见:随着G增加,MER呈下降趋势,故障诊断难度增加,这是因为增加G会使电弧电流的直流分量增大,进而使直流电弧的燃烧更为稳定,最终导致高频故障分量减小;随着N增加,MER基本保持不变,故障诊断难度不变,这是因为增加N时,电弧电流的直流分量基本保持不变,电弧燃烧程度也基本不变,最终导致高频故障分量基本不变;随着f_{s}增加,MER呈上升趋势,故障诊断难度降低,这是因为增加f_{s}会增加直流电弧的放电频率并降低开关次谐波的含量,进而使电弧的燃烧更不稳定,最终导致高频故障分量有所增加;暂态直流电弧的MER大于稳态电弧,故障诊断难度降低,这是因为暂态时直流电弧的弧长在动态变化,进而使直流电弧的燃烧更不稳定,最终导致高频故障分量有所增加。

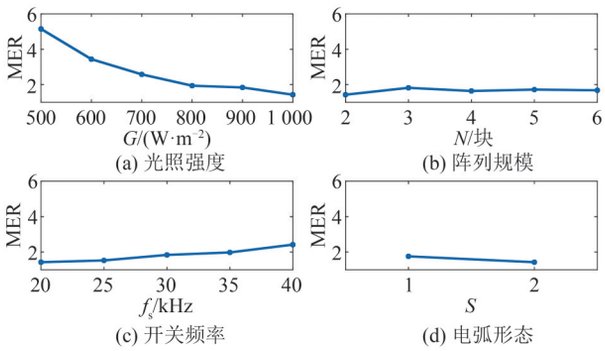


图3 MER与G、N、f_{s}、S的关系

Fig.3 Relationship between MER and G,N,f_{s},S

综上可知,G、f_{s}、S均会影响光伏直流电弧的故障特性,使得部分工况下信号的时频特征减弱而表现为微弱故障,因此需要对故障特征E进行数值增强,以稳定、有效地进行故障诊断。

2 基于SIMSR的光伏微弱直流电弧故障特征增强方法

2.1 MSR特征增强原理

将微弱信号$s(t)$和随机噪声$n(t)$同时输入非线性双稳态系统(nonlinear bistable system,NBS)中发现:随着噪声强度增大,部分噪声的能量会转化为微弱信号的能量,使系统输出信号$x(t)$的信噪比(signal-to-noise ratio,SNR)得到一定的提升,这就是NBS中的SR现象[19]。

图4为NBS的势函数曲线,其有2个稳定点$\pm x_{\mathrm{m}}$和一个非稳定点x_{b},形成了一个被中间势垒隔开的双势阱结构,势垒高度ΔU。因此,NBS中的SR可抽象为一个质点,仅在周期力$s(t)$的作用下没有足够的能量跨越势垒,但在随机力$n(t)$的协助下积累了足够的能量跨越势垒,即$n(t)$对$s(t)$进行了一定的“同步增强”,使得质点在周期力远小于临界值时也可在两势阱之间发生周期跃迁,这个过程可由朗之万方程来描述:

$$\begin{cases}\dfrac{\mathrm{d}x}{\mathrm{d}t}=-\dfrac{\mathrm{d}U(x)}{\mathrm{d}x}+p(s(t)+n(t))\\ U(x)=-\dfrac{1}{2}ax^2+\dfrac{1}{4}bx^4\end{cases} \tag{4}$$

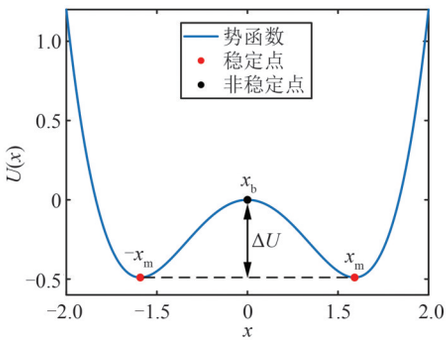


图 4　NBS 的势函数曲线

Fig.4　Potential function curve of NBS

式中：$U(x)$为势函数；a和b为SR参数；p为缩放系数；t为时间。

根据绝热近似理论可知，NBS输出信号$x(t)$的SNR可由下式近似表示：

$$\mathrm{SNR}=\sqrt{2}\,\Delta U\left(\frac{A}{D}\right)^{2}\mathrm{e}^{-\frac{\Delta U}{D}} \tag{5}$$

式中：A为$s(t)$的幅值；D为$n(t)$的强度。

由式(5)可见，随着D增大，SNR会先增大后减小，并在$D=\Delta U/2=a^2/(8b)$处达到峰值。信号参数A和D是无法直接控制的，可以通过控制系统参数a和b来调节NBS、$s(t)$和$n(t)$间的匹配关系，以触发SR，进而增强微弱故障特征。将前述的N个NBS级联，$s(t)$即可通过N个NBS的多层随机共振(multilayer stochastic resonance，MSR)持续从$n(t)$中积累能量，以进一步提升输出信号的SNR。图5为MSR系统的结构[20]，其中：$x_n(t)$为第n层SR处理后输出的信号。

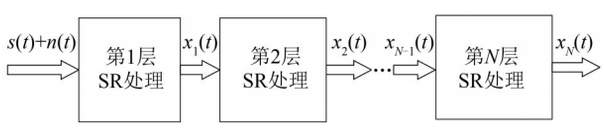


图 5　MSR 系统的结构

Fig.5　Structure of a MSR system

2.2　基于OE的MSR增强特性分析

绝热近似理论无法全面、准确地描述MSR特性和参数a、b之间的关系。实际工程中，一般通过数值仿真来研究MSR，但在求解时要满足如下所示的仿真约束条件：

$$\begin{cases} ah\leqslant 1 \\ |x_0|\leqslant\sqrt{\dfrac{ah+2}{bh}}=x_{\lim} \end{cases} \tag{6}$$

式中：x_0为$x(t)$的初值；$x_{\lim}$为$x(t)$的限值；h为采样步长。采样频率较小时，$ah>1$，$x(t)$发散，无法触发SR；采样频率较大时，$ah\leqslant 1$，$x(t)$收敛，可以触发SR，但采样频率过大时，窗口数据剧增、高频噪声过强，导致输出信号的SNR降低、故障诊断的实时性变差。因此，过低和过高的采样频率均无法有效触发SR，经过多次仿真调试后，本文选择采样频率为500 kHz[21]。

本文采用特征增强比TR_n来定量评价第n层SR对光伏微弱直流电弧的故障特征增强效果，TR_n可以表示为

$$\mathrm{TR}_n=\frac{\mathrm{MER}_n}{\mathrm{MER}_{n-1}} \tag{7}$$

式中：MER_n为信号经过第n层SR处理后得到的特征频段能量比均值。TR_n反映了SR处理前后信号特征频段能量比的增加程度。

根据式(6)，设置a、$b\in(0,10^6]$，$h=10^{-6}$ s，$p=10^{-3}$，以TR_n为评价指标，基于正交实验(orthogonal experiment，OE)定量评价参数a、b和n对MSR增强效果的影响，得到可调区间内四者的关系如图6所示，峰值区间内四者的关系如图7所示，其中：a_n、b_n为第n层SR参数。

由图6可见，在MSR各层的可调区间内均存在一个峰值区间使得TR_n在该区间内能取最大值，即图7中的红色区域。MSR各层的峰值区间可由下式表示：

$$\begin{cases} a_1\in[4\times10^5,5\times10^5],b_1\in(0,10^6],n=1 \\ a_2\in[8\times10^5,9\times10^5],b_2\in(0,10^6],n=2 \\ a_3\in[3\times10^5,4\times10^5],b_3\in(0,10^6],n=3 \end{cases} \tag{8}$$

由图7可见，在MSR各层的峰值区间内均存在一个非稳定区和一个稳定区。非稳定区的红色区域较窄，这意味着在输入变化时TR_n可能会迅速减小并失去故障特征增强效果；稳定区的红色区域较宽，这意味着在输入变化时TR_n可在一定范围内保持较大的值并维持故障特征增强效果。MSR各层的非稳定区间和稳定区间如下所示：

$$\begin{cases} b_1,b_2,b_3\in(0,2\times10^5],\text{非稳定区间} \\ b_1,b_2,b_3\in(2\times10^5,10^6],\text{稳定区间} \end{cases} \tag{9}$$

MSR的参数a、b应尽量设置在峰值区间的稳定区内才能使TR_n在具有较大值的同时具有更强的抗扰能力，同时可以得到以下结论：TR_n会随着a的增大出现多个峰值，较大的a会有更好的增强效果，因此a主要决定MSR的增强效果；TR_n会随着b的增大先增大后减小，较大的b会有更好的抗扰能力，因此b主要决定MSR的抗扰能力；随着n的增加，TR_n会逐渐减小，其中，TR_1、$\mathrm{TR}_2>1$，可以增强故障

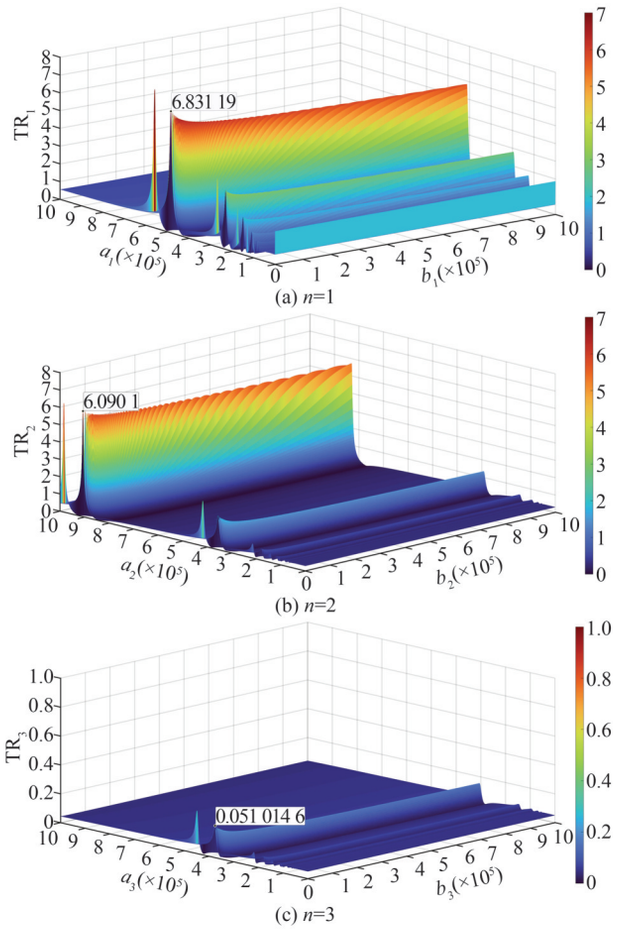


图 6 MSR 可调区间内 a_n、b_n 和 TR_n 的关系

Fig.6 Relationship among a_n, b_n and TR_n within the adjustable range of MSR

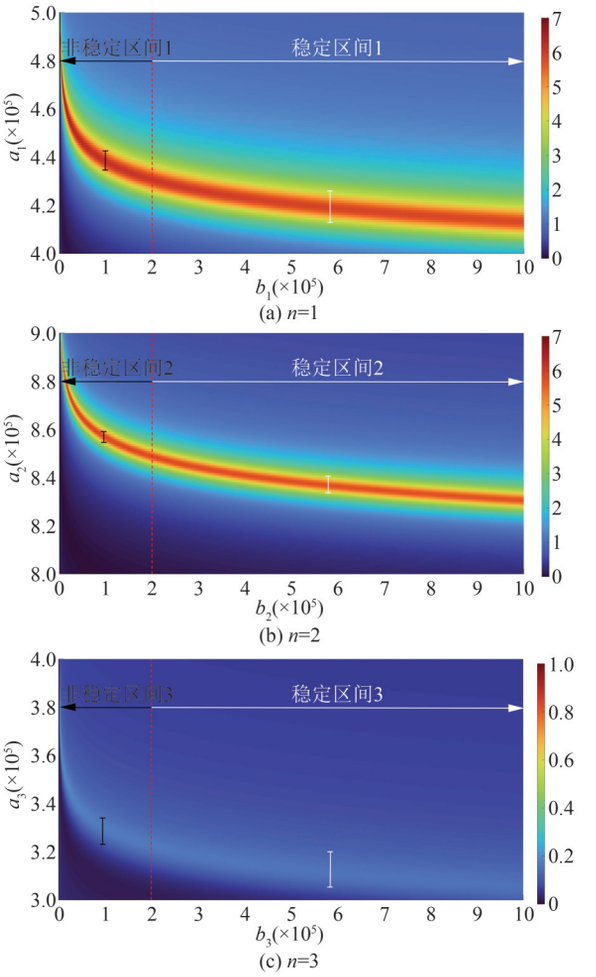


图 7 MSR 峰值区间内 a_n、b_n 和 TR_n 的关系

Fig.7 Relationship among a_n, b_n and TR_n within the peak interval of MSR

特征，$TR_3<1$，会削弱故障特征；MSR 的层数设置为 2 时增强效果最佳。

2.3 基于 PSO 的 SIMSR 系统参数优化

由 2.2 节的结论可知：相比于 UIMSR(unstable interval multilayer stochastic resonance)，SIMSR(stable interval multilayer stochastic resonance)在输入变化时具有更强的抗扰能力并可保持较好的增强效果。考虑到 OE 的定步长问题，利用 PSO 算法进一步优化参数 a、b。图 8 为 PSO 算法流程。

以 TR_n 取最大值为优化目标，分别在稳定区和非稳定区内对参数 a、b 进行逐层 PSO 优化，图 9 为 SIMSR 和 UIMSR 的 PSO 参数优化结果。由图可见，各层参数 a、b 的 PSO 优化结果均会相对集中地分布在一定范围内，进而得到优化参数组合 (a,b)。

根据表 2 分别设置 SIMSR 和 UIMSR 的各层参数 a、b，令 b 为固定值，等步长调节 a(由于第 1 层参数影响较大，只对第 1 层进行稳定测试)，得到 SIMSR 和 UIMSR 系统整体输出的 TR 各 5 组，进而得

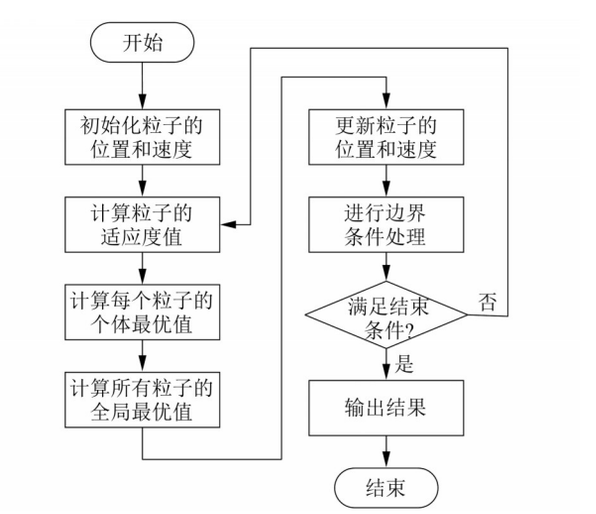


图 8 PSO 算法流程

Fig.8 Flowchart of PSO algorithm

到各组 TR 的平均值 $\overline{TR}$ 和标准差 σ，如表 3 所示。

由表 3 可见，SIMSR 的 TR 相比于 UIMSR 有更高的平均值和更低的标准差，这证明在输入变化时

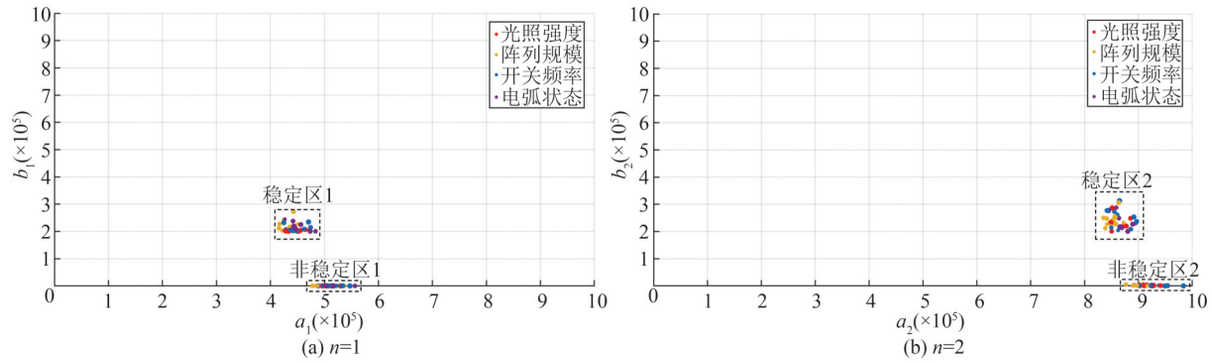


图 9　SIMSR 和 UIMSR 的 PSO 参数优化结果

Fig.9　Optimization results of PSO parameters for SIMSR and UIMSR

表 2　SIMSR 和 UIMSR 的优化参数组合

Table 2　Optimal parameter combination of SIMSR and UIMSR

层数	SIMSR		UIMSR	
	a	b	a	b
1	4.2×10^5～4.6×10^5	2.2×10^5	4.8×10^5～4.8×10^5	2.0×10^3
2	8.6×10^5	2.8×10^5	9.0×10^5	1.6×10^4

表 3　SIMSR 和 UIMSR 输出 TR 对比

Table 3　Comparison of TR outputs between SIMSR and UIMSR

组号	SIMSR		UIMSR	
	$\overline{\mathrm{TR}}$	σ	$\overline{\mathrm{TR}}$	σ
1	5.16	0.74	4.12	1.10
2	5.51	0.85	4.67	1.24
3	4.97	0.78	3.88	1.03
4	4.35	0.82	3.41	1.05
5	4.28	0.69	3.15	0.87

SIMSR具有更好的增强效果和更强的抗扰性能，使得故障特征得到明显增强，进而显著增加故障诊断的准确率。

2.4　基于优化 SIMSR 的故障特征增强效果分析

光伏发电系统运行过程中，阴影遮挡等类弧工况会严重干扰光伏直流电弧的故障诊断[22]。为进一步研究SIMSR对类弧和电弧工况故障特征增强效果的差异，本文基于G、N、f_s和S变化条件下的多组运行数据，对SIMSR故障特征增强的稳定性进行研究，如图10所示。由图10可见：在G、N、f_s和S变化时，光伏微弱直流电弧工况下的TR都远大于阴影遮挡工况。因此，相比于阴影遮挡，SIMSR对光伏微弱直流电弧具有更显著的故障特征增强效果。

综上可知，可以利用SIMSR对光伏微弱直流电弧的故障特征进行数值增强并与阴影遮挡等类弧工况进行有效区分，进而实现光伏微弱直流电弧故障的精确诊断。

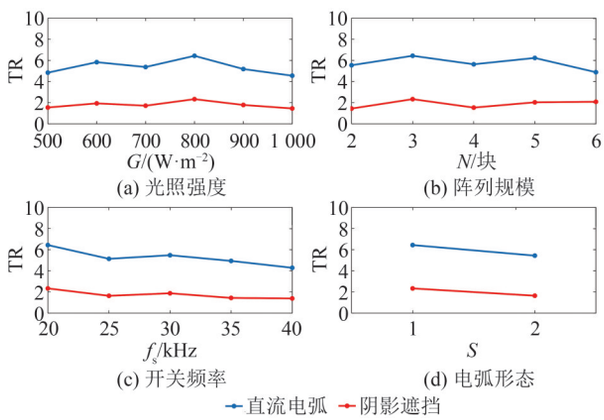


图 10　SIMSR 的故障特征增强效果

Fig.10　Fault feature enhancement effect of SIMSR

3　基于 SIMSR-ELM 的光伏微弱直流电弧故障诊断方法

极限学习机（extreme learning machine，ELM）是一种用于解决复杂分类和回归问题的学习算法。图11为ELM的网络结构，ELM为一种单隐含层前馈神经网络，主要由输入层、隐含层和输出层3层节点组成[23]，图中：$\boldsymbol{X}$、K分别为输入向量及其维度；$\boldsymbol{Y}$、

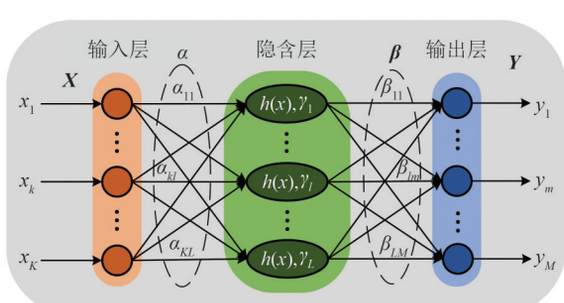


图 11　ELM 的网络结构

Fig.11　The network structure of ELM

M分别为输出向量及其维度;$\boldsymbol{\alpha}$为输入层权重矩阵;$\boldsymbol{\gamma}$为隐含层偏置矩阵;$\boldsymbol{\beta}$为输出层权重矩阵;$h(x)$为激励函数;L为隐含层节点数;α_{nl}为第n个输入节点和第l个隐藏节点之间的权值;β_{lm}为第l个隐藏节点和第m个输出节点之间的权值;γ_l为第l个隐藏节点的偏置。

对于给定训练样本$(\boldsymbol{X},T)$,样本中$\boldsymbol{X}=[x_1,x_2,\cdots,x_K]^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^K$(R为实数集),标签向量$T=[t_1,t_2,\cdots,t_M]^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^M$,则ELM的输出可表示为

$$y_m=\sum_{l=1}^{L}\beta_{lm}h(\alpha_{kl}\cdot x_k+b_l) \tag{10}$$

对于前述训练样本$(\boldsymbol{X},T)$,ELM的训练目标是使$\boldsymbol{Y}=[y_1,y_2,\cdots,y_M]^{\mathrm{T}}$与$T=[t_1,t_2,\cdots,t_M]^{\mathrm{T}}$间的训练误差最小,具体可表示为

$$\sum_{m=1}^{M}\left\| y_m-t_m\right\|=0 \tag{11}$$

此时,存在一组确定的网络参数$\boldsymbol{\alpha}$、$\boldsymbol{\gamma}$、$\boldsymbol{\beta}$,使得等式$\boldsymbol{Y}=T$成立,则式(10)可以表示为如下的矩阵形式:

$$\boldsymbol{H\beta}=T \tag{12}$$

式中:$\boldsymbol{H}$为隐含层的输出矩阵。进而可以求解输出层权重矩阵$\boldsymbol{\beta}$。

在训练过程中,ELM先随机生成$\boldsymbol{\alpha}$和$\boldsymbol{\gamma}$,再通过线性回归得到$\boldsymbol{\beta}$。这些参数在设定后即保持不变,因此ELM具有实现简单、训练速度快和泛化能力强的特点。

除阴影遮挡外,设备启动也会对光伏直流电弧的故障诊断产生一定的干扰。考虑到设备启动时电流幅值会突然增大,而阴影遮挡和光伏微弱直流电弧工况下电流幅值会突然减小,因此可以利用相邻2个时间窗内电流均值的差值ΔI的正负来初步判断是否发生光伏直流电弧故障。以ΔI为启动判据,以标准差D和特征频段能量值E构成的时-频域二维特征指标为故障判据,再结合ELM构建如图12所示的基于SIMSR-ELM的光伏微弱直流电弧故障诊断方法。

此外,ELM隐含层的节点数L会影响其准确率。在L较小时,ELM无法有效捕捉故障特征,因此分类准确率会较低;在L较大时,受数据维度、频域分布等特征影响,ELM可能会因过拟合导致分类准确率趋于饱和甚至出现降低。因此,需要通过交叉验证分析L与准确率之间的关系[24-25]。

本文设置交叉验证中L的范围为50~150,得到L与准确率的关系,如图13所示。由图13可见,随着L增加,ELM的故障诊断准确率会先显著增大后趋于稳定,这与前述的理论分析结果一致。在L=100时,ELM可保持较高的准确率和较快的运算速度。

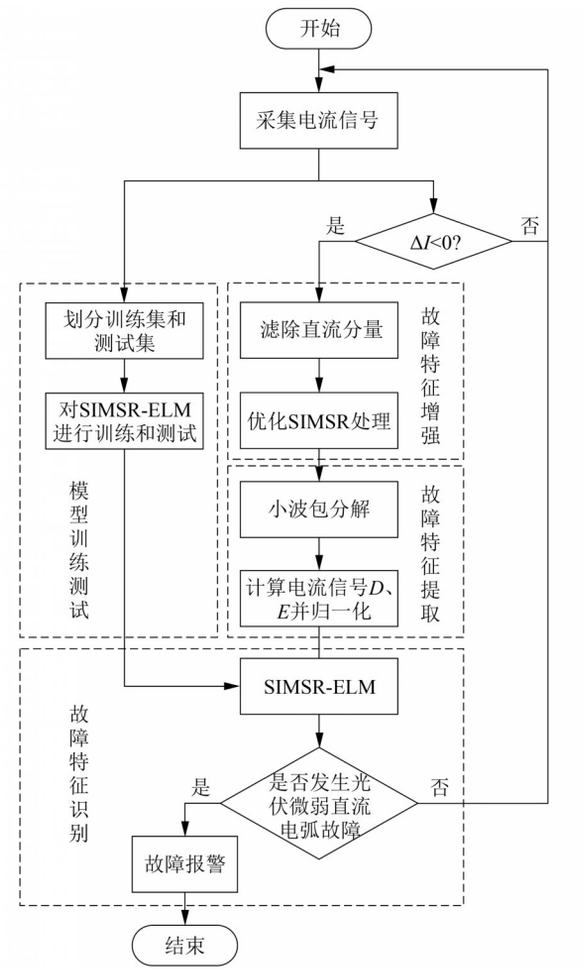


图12 基于SIMSR-ELM的光伏微弱直流电弧故障诊断流程

Fig.12 Photovoltaic weak DC arc fault diagnosis process based on SIMSR-ELM

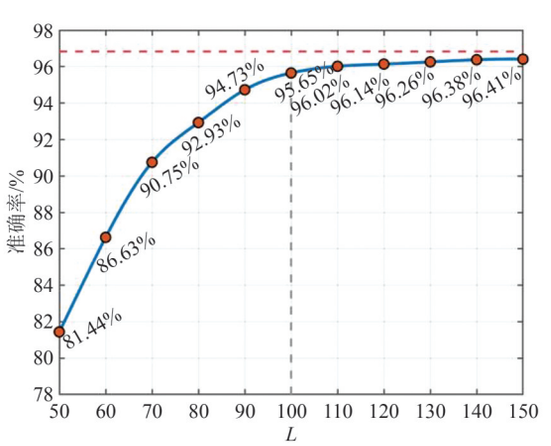


图13 ELM隐含层节点数和准确率的关系

Fig.13 Relationship between the number of hidden layer nodes of ELM and accuracy

4　验证分析

4.1　验证方案设计

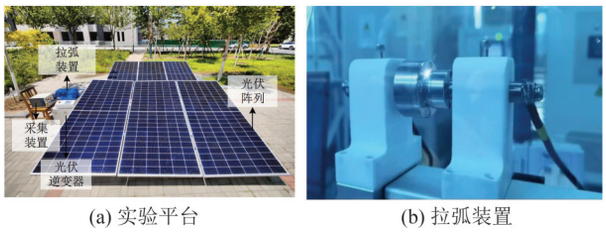
根据标准UL1699B—2018的要求，本文根据图1的结构搭建了图14所示的光伏直流电弧故障实验平台。实验平台主要由光伏组件、拉弧装置、光伏逆变器、采集装置和储存记录仪等元件组成，其中主要元件的参数如表4所示。

光伏阵列采用3串2并的方式接入光伏逆变器；拉弧装置串联在实验回路中，采用拉弧的方式在电极间形成电弧，模拟因绝缘破损或者接触不良导致的直流电弧故障；电压、电流采集装置分别并联、串联在光伏阵列出线端，以500 kHz的采样频率对信号进行采样，最终由MATLAB对储存记录仪中的数据进行进一步分析和处理。

表4　实验平台主要元件参数

Table 4　Main component parameters of the experimental platform

元件类型	参数	数值
光伏组件	最大功率点电压/V	49.55
	最大功率点电流/A	13.89
	阵列规模	3×2
光伏逆变器	额定容量/W	800
	开关频率/kHz	20
电压、电流采集装置	采样频率/kHz	500

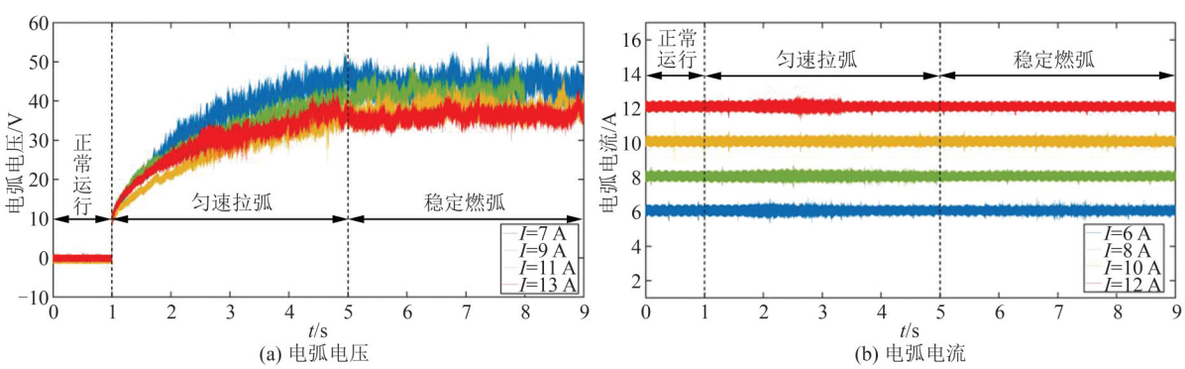


(a) 实验平台　　(b) 拉弧装置

图14　光伏直流电弧故障实验平台

Fig.14　Photovoltaic DC arc fault experiment platform

在光伏阵列的输出电流I为6、8、10、12 A时，控制拉弧装置产生直流电弧，采集并记录相应的电压、电流数据如图15所示。由图可见，相较于正常运行状态，发生光伏直流电弧故障时，电流信号中会出现大量的随机脉冲，且这种随机性会随着电流增大而减弱。此外，在匀速拉弧阶段，电弧电流信号的随机性高于稳定燃弧。



(a) 电弧电压　　(b) 电弧电流

图15　正常运行和光伏直流电弧故障时的电压、电流波形

Fig.15　Voltage and current waveforms during normal operation and photovoltaic DC arc fault

基于实验结果得到正常运行、阴影遮挡和光伏微弱直流电弧3种工况的电流数据各18组，再在每组电流数据中随机抽取48组窗口数据构成样本池。根据随机采样原则对所有样本以约4:1的比例进行分层采样，得到正常运行、阴影遮挡、光伏微弱直流电弧工况下训练集、测试集的样本数目分别为692、172[26]。对于SIMSR而言，设置MSR参数$(a_1, b_1)=(4.3\times10^5, 2.2\times10^5)$、$(a_2, b_2)=(8.6\times10^5, 2.8\times10^5)$，设置ELM参数$K=2$、$L=100$、$M=3$。

为进一步验证所提SIMSR-ELM方法的优越性，将其与粒子群优化的支持向量机(PSO-SVM)、粒子群优化的极限学习机(PSO-ELM)、随机共振增强的极限学习机(SR-ELM)、非稳定区多层随机共振增强的极限学习机(UIMSR-ELM)方法对光伏微弱直流电弧故障的诊断结果进行深入对比和分析。

4.2　诊断结果分析

首先，利用训练集对PSO-SVM、PSO-ELM、SR-ELM、UIMSR-ELM和SIMSR-ELM进行训练[27-28]；然后，利用测试集对各故障诊断方法进行测试，得到相应的诊断结果，如图16所示；进而，整理出这5种故障诊断方法的诊断准确率，如图17所示。

由图17可见，SR-ELM、UIMSR-ELM、SIM-

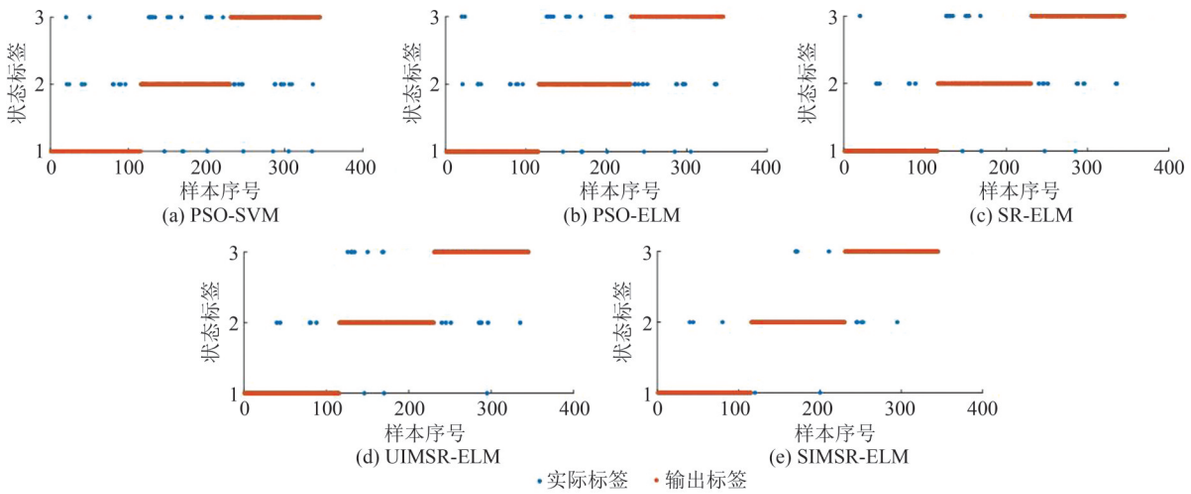


图 16 各方法的故障诊断结果对比

Fig.16 Comparison of fault diagnosis results of various methods

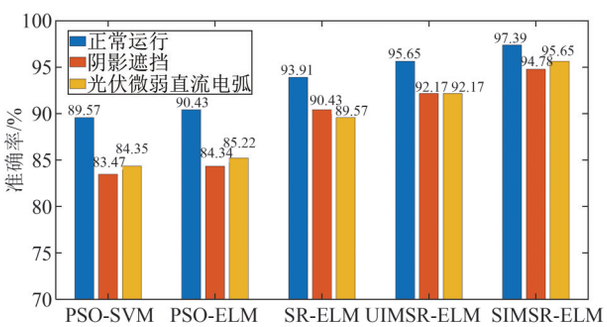


图 17 各方法诊断准确率对比

Fig.17 Comparison of diagnostic accuracy of various methods

SR-ELM 这类基于特征增强的故障诊断方法的准确率高于 PSO-SVM、PSO-ELM 这类基于参数优化的故障诊断方法。PSO-SVM 方法的故障诊断准确率最低,对光伏微弱直流电弧的诊断准确率仅为 84.35%;SIMSR-ELM 方法的故障诊断准确率最高,对光伏微弱直流电弧的诊断准确率可达 95.65%,相比于 PSO-SVM、PSO-ELM、SR-ELM、UIMSR-ELM 方法分别提升了 11.30%、10.43%、6.08% 和 3.48%。

将故障特征指标 D、E 分别作为横、纵坐标,得到图 18 所示的各种工况的故障特征分布。由图 18 可见:在没有经过增强处理时,3 种工况的特征分布会有明显的重叠区而没有明显的分类边界,这是因为 PSO-SVM、PSO-ELM 仅利用 PSO 对 SVM、ELM 的参数进行优化,并没有增强信号的故障特征,因此二者的故障诊断准确率会较低;在经过 SR、UIMSR、SIMSR 增强处理后,3 种工况的特征分布会被逐渐分离而形成明显的分类边界,因此三者的诊断准确率会较高。此外,SIMSR 相比于 SR、UIMSR 的特征分布会有更明显的分类边界和聚类特性,这是由 SIMSR 稳定的特征增强特性所决定的。因此,SIMSR-ELM 相比于其他方法具有更高的故障诊断准确率。

本文定义故障诊断时间为时间窗对应时间和故障诊断方法运行时间的中位数之和。在前述的各种故障诊断方法中分别随机抽取 100 组正确诊断

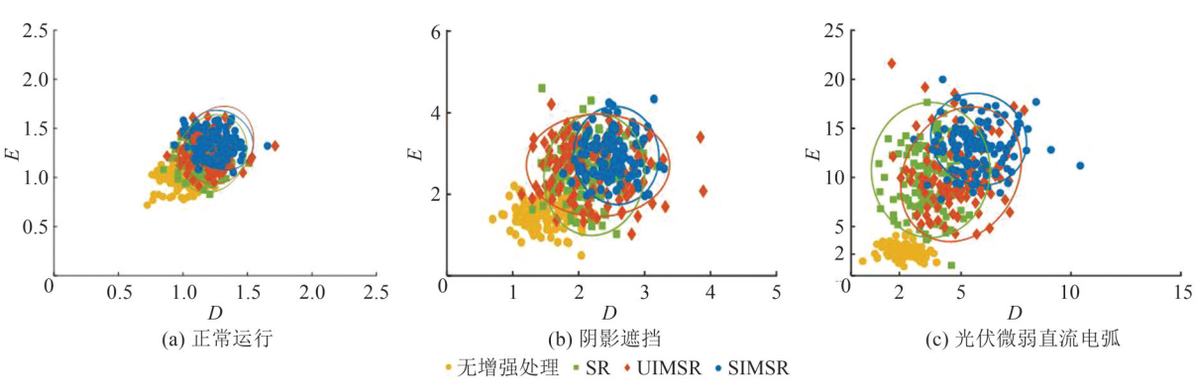


图 18 各工况的故障特征分布

Fig.18 Distribution of fault characteristics under various working conditions

的结果，得到各方法运行时间的统计直方图，如图19所示。进一步，得到各方法运行时间的最小值、最大值、均值和中位数，如表5所示。

由表5可见，SR-ELM、UIMSR-ELM、SIMSR-ELM这类基于特征增强的故障诊断方法的运行时间低于PSO-SVM、PSO-ELM这类基于参数优化的故障诊断方法。SIMSR-ELM的运行时间在13.82 ms左右，大于时间窗对应的8.00 ms。因此，SIMSR-ELM无法利用连续的窗口数据进行连续的故障诊断，只能每隔21.82 ms左右进行一次故障诊断，故障诊断周期 $T\approx21.82$ ms。

虽然SIMSR-ELM方法的诊断周期较长，但仍为数十毫秒时间尺度，满足故障诊断和后续保护的需求，且相比于其他故障诊断方法的诊断准确率有较大的提升，可以更加有效、稳定地提升光伏微弱直流电弧的诊断准确率。

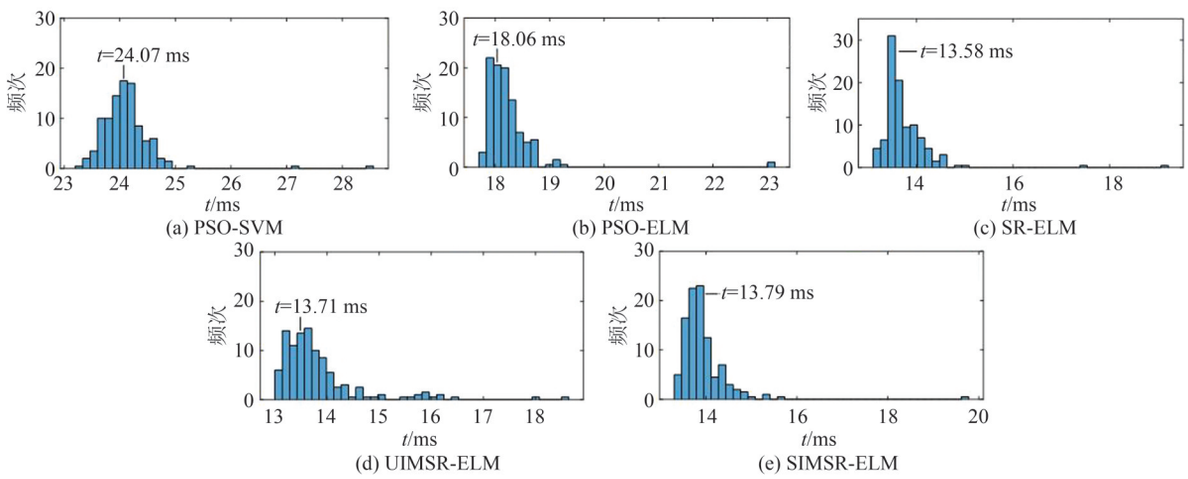


图19　各方法运行时间的统计直方图

Fig.19　Statistical histogram of running time of various methods

表5　各种方法运行时间的对比

Table 5　Comparison of running time of various methods

方法	运行时间/ms			
	最小值	最大值	平均值	中位数
PSO-SVM	23.28	28.53	24.12	24.08
PSO-ELM	17.73	23.14	18.23	18.13
SR-ELM	13.14	19.20	13.75	13.61
UIMSR-ELM	13.25	19.62	13.89	13.84
SIMSR-ELM	13.31	19.75	13.93	13.82

5　结论

针对光伏发电系统中光伏微弱电弧的故障诊断问题，本文搭建了光伏微弱直流电弧实验平台和仿真模型，分析了光照强度、阵列规模、开关频率和电弧形态对故障特征的影响，再基于OE将MSR分成SIMSR和UIMSR，对比了PSO优化后二者的故障增强特性，进而提出了基于SIMSR-ELM的光伏微弱直流电弧故障诊断方法，并进行了实验验证，最终得到了以下结论：

1）光照强度增大、开关频率降低、稳态直流电弧均会使光伏直流电弧的故障特征减弱而表现为光伏微弱直流电弧，但阵列规模对其故障特征没有明显影响。

2）本文明晰了MSR系统的增强特性，参数 a 主要决定SR的增强效果，b 主要决定SR的抗扰能力。根据参数区间得到优化的SIMSR、UIMSR参数，并证明了SIMSR相比UIMSR具有更好的特征增强效果和更强的抗扰能力。

3）本文所提出的基于SIMSR-ELM的光伏微弱直流电弧故障诊断方法相比于PSO-SVM、PSO-ELM、SR-ELM、UIMSR-ELM故障诊断方法具有更好的分类性能和稳定性，有效地提升了光伏微弱直流电弧的诊断准确率，其对正常运行状态的诊断准确率为97.39%，对阴影遮挡状态的诊断准确率为94.78%，对光伏微弱直流电弧故障的诊断准确率可达95.65%。

本文下一步的研究工作是设计基于SIMSR-ELM的光伏微弱电弧故障诊断装置并研究相关的保护策略，从而为所提方法在实际工程中的应用打下坚实基础。

参考文献：

[1]　国家能源局．我国风电光伏发电装机规模超过煤电

[EB/OL].[2025-03-06]https://www.nea.gov.cn/2024-08/02/c_1310783697.htm.
National Energy Administration. China's installed capacity of wind and solar power has surpassed that of coal-fired power[EB/OL]. [2025-03-06]https://www.nea.gov.cn/2024-08/02/c_1310783697.htm.

[2] LU S B, PHUNG B T, ZHANG D M. A comprehensive review on DC arc faults and their diagnosis methods in photovoltaic systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 89: 88-98.

[3] 熊庆, 陈维江, 汲胜昌, 等. 低压直流系统故障电弧特性、检测和定位方法研究进展综述[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(18): 6015-6027.
XIONG Qing, CHEN Weijiang, JI Shengchang, et al. Review of research progress on characteristics, detection and localization approaches of fault arc in low voltage DC system[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(18): 6015-6027.

[4] GU J C, LAI D S, WANG J M, et al. Design of a DC series arc fault detector for photovoltaic system protection[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2019, 55(3): 2464-2471.

[5] 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.

[6] XIA K, HE S, TAN Y, et al. Wavelet packet and support vector machine analysis of series DC arc fault detection in photovoltaic system[J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2019, 14(2): 192-200.

[7] 吴春华, 徐文新, 李智华, 等. 光伏系统直流电弧故障检测方法及其抗干扰研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(12): 3546-3555.
WU Chunhua, XU Wenxin, LI Zhihua, et al. Study on detection method and its anti-interference of DC arc fault for photovoltaic system[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(12): 3546-3555.

[8] 唐圣学, 王彦丰, 乔乃珍. 光伏发电系统直流串联故障电弧检测方法研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(11): 31-39.
TANG Shengxue, WANG Yanfeng, QIAO Naizhen. Study on detection method of DC fault arc based on photovoltaic power generation system[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(11): 31-39.

[9] 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.

[10] LI Y B, ZHANG B L, LIU Z X, et al. Adaptive stochastic resonance method based on quantum particle swarm optimization[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(16): 160504.

[11] LI J M, ZHANG Y G, XIE P. A new adaptive cascaded stochastic resonance method for impact features extraction in gear fault diagnosis[J]. Measurement, 2016, 91: 499-508.

[12] 孟羽, 陈思磊, 吴子豪, 等. 基于随机共振方法增强光伏直流故障电弧检测特征的研究[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(6): 2396-2406.
MENG Yu, CHEN Silei, WU Zihao, et al. Research on feature enhancement of DC arc fault detection in photovoltaic systems based on stochastic resonance[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(6): 2396-2406.

[13] Underwriters Laboratories. ANSI/UL 1699B-2018 Standard for Safety for Photovoltaic (PV) DC Arc-fault Circuit Protection[S]. Northbrook, IL, USA: UL, 2018.

[14] FLICKER J, JOHNSON J. Photovoltaic ground fault detection recommendations for array safety and operation[J]. Solar Energy, 2016, 140: 34-50.

[15] 周灵锋, 杨善水, 王莉, 等. 阻性负载下含分段噪声的间歇性直流电弧阻抗模型[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(14): 85-94.
ZHOU Lingfeng, YANG Shanshui, WANG Li, et al. Intermittent DC arc impedance model with segmented noise under resistive loads[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(14): 85-94.

[16] 熊兰, 曾泽宇, 杨军, 等. 小电流直流故障电弧的数学模型及其特性[J]. 电工技术学报, 2019, 34(13): 2820-2829.
XIONG Lan, ZENG Zeyu, YANG Jun, et al. Mathematical model and characteristics of low current DC fault arc[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(13): 2820-2829.

[17] 王桐, 史雯, 石浩渊, 等. 基于平稳小波变换的光伏直流串联电弧故障检测[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(12): 82-93.
WANG Tong, SHI Wen, SHI Haoyuan, et al. Photovoltaic DC series arc fault detection based on stationary wavelet transform[J]. Power System Protection and

Control, 2024, 52(12): 82-93.

[18] 牟龙华，王伊健，蒋伟，等. 光伏系统直流电弧故障特征及检测方法研究[J]. 中国电机工程学报，2016，36(19): 5236-5244.
MU Longhua, WANG Yijian, JIANG Wei, et al. Study on characteristics and detection method of DC arc fault for photovoltaic system[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(19): 5236-5244.

[19] LU S L, HE Q B, WANG J. A review of stochastic resonance in rotating machine fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116: 230-260.

[20] 胡茑庆. 随机共振微弱特征信号检测理论与方法[M]. 北京：国防工业出版社，2012: 31-56.
HU Niaoqing. Theory and Method of Detecting Weak Characteristic Signal of Stochastic Resonance[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012: 31-56.

[21] 孙淑琴，祁鑫，袁正海，等. 基于混沌理论的电力系统微弱谐波检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制，2023，51(15): 76-86.
SUN Shuqin, QI Xin, YUAN Zhenghai, et al. A weak harmonic detection method for a power system based on chaos theory[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(15): 76-86.

[22] KAWAMURA H, NAKA K, YONEKURA N, et al. Simulation of *I-V* characteristics of a PV module with shaded PV cells[J]. Solar Energy Materials and Solar Cells, 2003, 75(3/4): 613-621.

[23] LE V, YAO X, MILLER C, et al. Series DC arc fault detection based on ensemble machine learning[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(8): 7826-7839.

[24] CAI W H, YANG J J, YU Y D, et al. PSO-ELM: a hybrid learning model for short-term traffic flow forecasting[J]. IEEE Access, 2020, 8: 6505-6514.

[25] RATNAWATI D E, MARJONO M, WIDODO N. PSO-ELM with modified acceleration coefficients for classifying the active compound[J]. Current Bioinformatics, 2021, 16(8): 1069-1080.

[26] 王艳，李伟，赵洪山，等. 基于融合少数类过采样均衡多分类数据的改进极限学习机的变压器故障诊断方法[J]. 电网技术，2023，47(9): 3799-3807.
WANG Yan, LI Wei, ZHAO Hongshan, et al. Transformer fault diagnosis fused with synthetic minority over-sampling balanced multi-classification data based on improved extreme learning machine[J]. Power System Technology, 2023, 47(9): 3799-3807.

[27] 赵靖英，吴晶晶，张雪辉，等. 基于萤火虫扰动麻雀搜索算法-极限学习机的光伏阵列故障诊断方法研究[J]. 电网技术，2023，47(4): 1612-1622.
ZHAO Jingying, WU Jingjing, ZHANG Xuehui, et al. Fault diagnosis of photovoltaic arrays based on sparrow search algorithm with firefly perturbation-extreme learning machine[J]. Power System Technology, 2023, 47(4): 1612-1622.

[28] 包金山，杨定坤，张靖，等. 基于特征提取与INGO-SVM的变压器故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制，2024，52(7): 24-32.
BAO Jinshan, YANG Dingkun, ZHANG Jing, et al. Transformer fault diagnosis method based on feature extraction and INGO-SVM[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 24-32.

（编辑：贾丽娜）