DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.5.239 **中图分类号**：TM615 **文献标志码**：A

基于改进 BiLSTM 模型的光伏阵列故障诊断

罗凯元(中国电源学会学生会员)，刘光宇，毛嘉铭
(杭州电子科技大学自动化学院，杭州 310018)

摘要：为了正确辨识光伏阵列运行状态并降低故障漏诊率，提出一种改进双向长短期记忆网络 BiLSTM (bidirectional long short-term memory network)的光伏阵列故障诊断方法。首先，结合注意力(Attention)机制优化调节故障标签的注意力权重分配，降低光伏阵列故障诊断的漏诊率；其次，通过融合佳点集、分段自适应逃逸能量机制及黄金正弦3种策略对传统的哈里斯鹰优化 HHO (Harris hawk optimization)算法进一步优化，并通过改进的哈里斯鹰优化 IHHO(improved HHO)算法对 BiLSTM 模型超参数进行寻优。对比实验表明，IHHO-Attention-BiLSTM 模型对光伏阵列故障诊断的准确率达到 99.26%，漏诊率低至 0.13%。

关键词：光伏阵列；故障诊断；漏诊；双向长短期记忆网络；注意力机制

Photovoltaic Array Fault Diagnosis Based on Improved BiLSTM Model

LUO Kaiyuan, *Student Member*, *CPSS*, LIU Guangyu, MAO Jiaming
(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to correctly identify the operating status of photovoltaic arrays and reduce the missed diagnosis rate of faults, an improved bidirectional long short-term memory network (BiLSTM) fault diagnosis method for photovoltaic arrays is proposed. Firstly, by combining Attention mechanisms to optimize and adjust the attention weight allocation of fault labels, the missed diagnosis rate of photovoltaic array fault diagnosis can be reduced; Secondly, the traditional Harris hawks optimization (HHO) algorithm is further optimized by integrating the best point set, segmented adaptive escape energy mechanism, and golden sine strategy, and the optimized Harris hawks optimization (IHHO) algorithm is used to optimize the hyperparameters of the BiLSTM model. Comparative experiments show that the IHHO-Attention-BiLSTM model achieves a fault diagnosis accuracy of 99.26% for photovoltaic arrays, with a missed diagnosis rate as low as 0.13%.

Keywords: Photovoltaic array; fault diagnosis; missed diagnosis; bidirectional long short-term memory network; Attention mechanism

随着世界能源压力与日俱增，高效无污染的清洁能源成为各个国家极为关注的对象，其中，具有代表性的太阳能，不仅资源充足、覆盖面广，还可以通过分布式光伏电站得到广泛应用。但作为其重要组成部分的光伏阵列时常面临如线路老化、短路断路、热斑[1]等故障，因此，对光伏阵列故障及时诊断和排除显得尤为重要。对此，国内外学者已提出许多针对性的诊断方法，如视觉成像检测[2]、数学模型方法检测[3]、人工智能方法检测等。

文献[4]采用反向传播 BP(back propagation)神经网络进行故障诊断，但分类效果有待提升；文献[5]采用稳态时间序列处理数据，结合长短期记忆

收稿日期：2024-03-05；**修回日期**：2024-04-03；**录用日期**：2024-04-23；**网络首发日期**：2024-05-20
基金项目：国家自然科学基金资助项目(62273124)；杭州电子科技大学研究生科研创新基金资助项目(CXJJ2023202)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 62273124; Hangzhou Dianzi University Graduate Research Innovation Fund under the grant CXJJ2023202

网络 LSTM (long short-term memory network)建立模型，具备较好的泛化性能，但 LSTM 网络的单向并行处理机理仍具有明显劣势，如模型稳定性不足；文献[6]采用卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)进行特征提取再通过 LSTM 网络进行光伏阵列的故障诊断，但其超参数不具备自适应性，受干扰明显；文献[7]提出改进北方苍鹰算法优化混合核极限学习机模型，但其难以对光伏阵列的动态时序数据信息进行捕捉；文献[8]采用一种自适应非线性麻雀搜索算法来优化多源信息融合网络，但其依赖于特定的三维特征图，泛化能力较弱。

目前大量文献对于光伏阵列故障诊断都以准确率为评价指标，未考虑实际评价指标应体现在误诊率和漏诊率上。误诊是指将正常运行状态的光伏阵列误认为发生故障或是将发生的故障误以为是另一种故障；漏诊是指当光伏阵列出现故障时，未能准确地判断出存在故障，反而错误地诊断为正常运行，其影响更为恶劣。为此，本文提出了一种改进双向长短期记忆 BiLSTM(bidirectional LSTM)网络的光伏阵列故障诊断方法，其通过结合注意力(Attention)机制重新分配故障权重，结合佳点集、分段自适应逃逸能量机制及黄金正弦策略混合改进的哈里斯鹰优化 IHHO (improved Harris hawk optimization) 算法对光伏阵列进行故障诊断，并进行实验验证。

1 故障分类及特征选取

1.1 光伏阵列故障分类

普通光伏系统主要由光伏组件、汇流器、控制器、逆变器、监控系统、电缆等组件构成，其中光伏组件又由光伏电池封装而成。本文对光伏阵列可能出现的一些典型故障进行模拟，如图 1 所示，故障具体描述见表 1[9]。本文针对上述故障及部分复合故障进行诊断，正常运行属于特殊的故障类型，同样视为诊断目标之一。

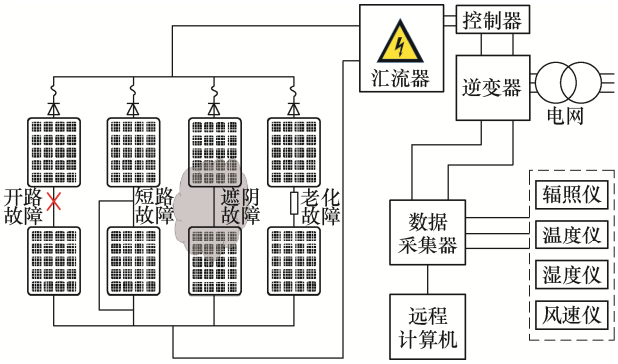


图 1 光伏系统典型配置及不同故障模拟

Fig. 1 Typical configuration and different fault simulations of photovoltaic systems

表 1 故障分类

Tab. 1 Fault classification

故障类型	描述	原因	影响
开路故障	1 个或多个光伏组件的断开故障	焊接不足、冰雹袭击	输出电流和最大功率急剧下降
短路故障	2 个电位点发生意外的短接	绝缘线损坏、金属片干扰	输出功率损耗
老化故障	组件性能下降、部件损坏	环境因素、材料老化	组件内部电阻增大
遮阴故障	遮挡物遮挡致使光能吸收不足	树叶遮挡、建筑物遮挡	输出电压及电流减少，功率下降

1.2 故障特征选取

光伏阵列故障特征的选取对模型能否准确高效地识别故障影响显著。在模型信号输入指标的选择上，如果考虑在每个电池板上均配备传感器来检测光伏阵列异常，那么硬件配置和软件开发成本都会较高。因此，初步选择实际分布式发电系统的信号量作为模型的输入指标，分别为光伏阵列输出电压 U_{com} 、光伏阵列输出电流 I_{com} 、直流负载电压 U_{load} 、直流负载电流 I_{load} 、逆变器输出电压 U_{inv} 、逆变器输出电流 I_{inv} ，再根据文献[10-11]选择加入环境因素辐照度 G 、温度 T 及湿度 H ，通过最大信息系数 MIC(maximal information coefficient)进一步去除冗余的故障诊断特征[12]。

最大信息系数 MIC 是通过交互信息来计算信息双方的相关程度，同样用于衡量变量之间的线性或非线性关系。MIC 是通过对数据空间进行网格

化，再通过计算子网格空间数据的最大交互信息值，最后归一化处理所得，具体表达式为

$$I(X;Y)_{\max}=\max\sum_{y\in Y}\sum_{x\in X}p(x,y)\lg\frac{p(x,y)}{p(x)p(y)} \tag{1}$$

$$\mathrm{MIC}(X;Y)=\max_{|X||Y|<M^{0.6}}\frac{I(X;Y)_{\max}}{\log_2(\min(|X|\cdot|Y|))} \tag{2}$$

式中：$I(X;Y)_{\max}$ 为变量 X 与 Y 之间交互信息的最大值；$p(\cdot)$ 为概率密度函数；$\mathrm{MIC}(X;Y)$ 为变量 X 与 Y 间的最大信息系数；M 为信息总量。光伏阵列故障特征的相关性结果如图 2 所示。

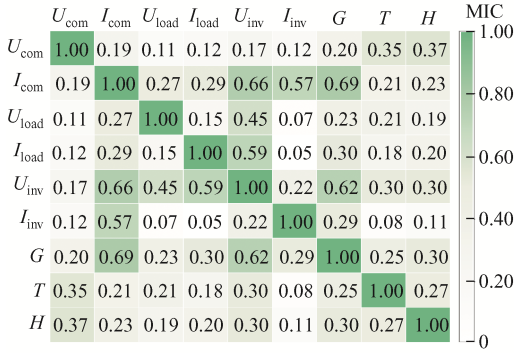


图 2　MIC 特征相关性

Fig. 2 MIC feature correlation

为保障模型的精确度，保留足量的输入指标维度，故去除多且强相关性的故障特征，选取阈值 a 为 0.6。由图 2 可知 I_{com} 与 U_{inv}、G 的相关性过高，超过阈值，与 I_{inv} 的相关性接近阈值，U_{inv} 与 U_{load}、I_{load} 的相关性也处于较高的程度，因此将 I_{com} 及 U_{inv} 作为冗余故障特征剔除，取 U_{com}、U_{load}、I_{load}、I_{inv}、G、T、H 作为故障特征。

2　故障诊断算法原理

2.1　Attention-BiLSTM

BiLSTM 由前后两项 LSTM 组成，LSTM 的每个单元由记忆门、遗忘门、输出门构成[13]，如图 3 所示。记忆门将光伏阵列多项故障具体信息存入信息状态中，并通过 sigmoid 函数及 tanh 函数完成信息更新；遗忘门剔除光伏阵列故障信息中的无用信息，保障其有效性；输出门将该时刻下所得的光伏阵列故障信息进行输出。

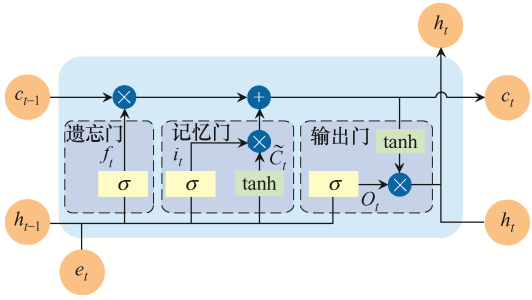


图 3　LSTM 细胞结构

Fig. 3 LSTM cell structure

为了针对光伏阵列故障诊断中漏诊的情况，加入 Attention 层，其作用在于对光伏阵列故障信息进行权重的分配，增加故障标签的权重，降低正常标签的权重，即调整注意力系数来提高故障标签的记忆能力，其完整模型如图 4 所示。

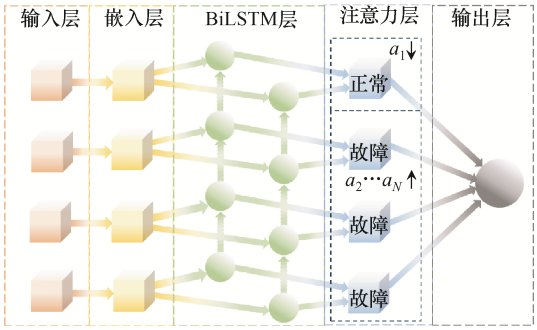


图 4　Attention-BiLSTM 模型

Fig. 4 Attention-BiLSTM model

增加 Attention 层虽然会略微增加故障诊断的延时，但对于光伏阵列而言，更高的精确度以保障其安全高效的运行更为重要。该过程可表示为

$$S(h_i)=\tanh(\boldsymbol{W}_s h_i+\boldsymbol{b}_s) \tag{3}$$

$$a_i=\mathrm{softmax}(S(h_i)) \tag{4}$$

$$h=\sum_{i=1}^{N}a_i h_t \tag{5}$$

式中：h_i 为 Attention 层输入值；$S(h_i)$ 为中间变量；$\boldsymbol{W}_s$ 为对于 h_i 的权重矩阵；$\boldsymbol{b}_s$ 为偏置向量；a_i 为注意力权重；N 为故障类型标签数；h_t 为 t 时刻的输出；h 为注意力机制最终输出。

在优化 BiLSTM 识别模型的过程中，使用了很多无法直接确定的超参数，对于识别光伏阵列故障特征信息的准确性有很大影响，如第一层隐含单元

个数 N_1、第二层隐含单元个数 N_2 和学习效率 ζ。因此，加入优化算法对这 3 个目标超参数进行寻优，具体见表 2。

表 2 目标超参数寻优区间

Tab. 2 Target hyperparameter optimization interval

目标超参数	寻优区间
第一层隐含单元个数 N_1	[1, 200]
第二层隐含单元个数 N_2	[1, 200]
学习效率 ζ	[0.001, 0.100]

2.2 哈里斯鹰优化算法

哈里斯鹰优化 HHO (Harris hawk optimization)算法模拟哈里斯鹰捕捉兔子的行为进行寻优，该算法根据猎物的逃逸能量进行阶段转变，其定义为

$$E = 2E_0\left(1-\frac{z}{Z}\right) \tag{6}$$

式中：E 为当前逃逸能量；E_0 为初始逃逸能量；z 为当前迭代次数；Z 为最大迭代次数。由式(6)可知，逃逸能量会随着当前迭代次数的增加不断减小，当 $|E|\geqslant 1$ 时为初始探索阶段，当 $|E|<1$ 时为开发阶段。

在初始探索阶段通过[0, 1]的随机数 q 进行区分，在开发阶段根据[0, 1]的随机数 r 作为哈里斯鹰俯冲判别数进行当前状态的判别，可分为软包围、硬包围、渐进式软围攻及渐进式硬围攻。详细的迭代优化过程参见文献[14]。

适应度函数用于评价所选特征子集的优劣，综合分类错误率及特征个数进行计算，值越小，分类性能越优，可表示为

$$F(x) = \alpha\cdot e + \beta\cdot\frac{f_{\text{sle}}}{f_{\text{all}}} \tag{7}$$

式中：$F(x)$ 为适应度函数值；α、β 为分类质量数，$\alpha\in[0,1]$，$\beta=1-\alpha$；e 为分类器的错误率，根据文献[15]，采用 k 近邻算法 KNN(k-nearest neighbor)分类器，其中 k 取 5；f_{sle} 为所选特征数；f_{all} 为总特征数。

针对 HHO 算法存在收敛速度较慢、初始探索阶段与开发阶段平衡性较差和易陷入局部最优等问题进行改进。

2.3 IHHO 算法

2.3.1 采用佳点集初始化种群

佳点集为基于 s 维欧式空间的算法，相比于随机化方法取点，利用佳点集取点分布更均匀。在搜索空间中基于佳点集的种群初始化公式为

$$X_i = (u_{\text{b}} - l_{\text{b}})\cdot\{r_j^i\cdot u\} + l_{\text{b}} \tag{8}$$

式中：X_i 为种群初始化位置；u_{b}、l_{b} 为探索范围的上、下限；r_j^i 为所取的佳点；$1\leqslant u\leqslant s$；$\{r_j^i\cdot u\}$ 为 $(r_j^i\cdot u)$ 的小数部分。

2.3.2 分段自适应逃逸能量机制

在逃逸能量机制中加入动态自适应权重及分段线性映射函数进行优化，使得其在迭代后期也具备一定的全局搜索能力，具体表达式为

$$E = 2E_0 w\left(1-\frac{z}{Z}\right) \tag{9}$$

$$w = x_n\left[w_{\max} - (w_{\max}-w_{\min})\cdot\frac{1}{\text{e}-1}\cdot(\text{e}^{\frac{z}{Z}}-1)\right] \tag{10}$$

$$x_n = \begin{cases} \dfrac{x_{n-1}}{1-\varphi} & 0<x_{n-1}<1-\varphi \\ \dfrac{x_{n-1}-(1-\varphi)}{\varphi} & 1-\varphi<x_{n-1}<1 \end{cases} \tag{11}$$

式中：w 为动态自适应权重；x_n 为分段线性映射的函数值；$w_{\max}$ 为初始权重；$w_{\min}$ 为最终权重；φ 为黄金分割数，其数值为

$$\varphi = \frac{\sqrt{5}-1}{2} \tag{12}$$

2.3.3 黄金正弦策略

传统的 HHO 算法在渐进式快速俯冲软包围模式及渐进式快速俯冲硬包围模式中通常会采用莱维飞行，这种随机游走形式虽具有一定的全局性，但存在收敛时间过长的缺点，精度未能明显提高。本文融合黄金正弦策略[16]进行改进，提高算法收敛效率，具体表达式为

$$X_i(t+1) = X_i(t)\cdot|\sin R_1| + R_2\cdot\sin R_1\cdot \left|x_1\cdot X_{\text{p}}(t) - x_2\cdot X_{\text{r}}(t)\right| \tag{13}$$

式中：R_1、R_2 为随机数，$R_1\in[0,2\pi]$，$R_2\in[0,\pi]$；$X_{\text{p}}(t)$ 为适应度最高的个体；$X_{\text{r}}(t)$ 为个体参考位置，x_1、x_2 为黄金分割系数，其表达式为

$$x_1 = -\pi + (1-\varphi)\cdot 2\pi \tag{14}$$

$$x_2 = -\pi + \varphi \cdot 2\pi \tag{15}$$

2.4 IHHO 算法流程及性能分析

IHHO 算法的具体流程见表 3。IHHO 算法相较于 HHO 算法，分布采用佳点集替代随机化初始化，采用分段自适应逃逸能量机制替代原逃逸能量机制，采用黄金正弦策略替代莱维飞行策略，均属纵向替换，算法复杂度有一定增加，但在时间复杂度上与原算法一致。

表 3　IHHO 算法流程

Tab. 3 Algorithm flow of IHHO

算法：IHHO
输入：最大迭代次数 Z 和种群规模 M
输出：当前猎物位置及其适应度
$z \leftarrow 1$
根据式(8)初始化种群 X_i $(i=1,2,\cdots,M)$
while $(z < Z)$ do
计算当前哈里斯鹰个体的适应度值
计算当前猎物的适应度值
for (每个哈里斯鹰个体 X_i) do
更新初始逃逸能量 E_0
根据式(9)更新当前逃逸能量 E
用式(13)替代莱维飞行更新个体位置 X_i
end for
更新当前所有哈里斯鹰个体适应度值及目前最优适应度值
$z = z+1$
end while

为进一步衡量 IHHO 算法的性能，分别选取灰狼优化 GWO(grey wolf optimizer)算法、麻雀搜索算法 SSA(sparrow search algorithm)、HHO 及 IHHO 进行测试函数上的寻优对比，共有参数一致，种群规模均设为 80，迭代次数均设为 300，对测试函数 RosenBlock、Ackley、Zakharov 进行 15 次独立实验，综合其收敛速度及迭代次数进行评估，结果如图 5 和表 4 所示。由图 5 的收敛曲线可知，IHHO 算法迭代次数最少，收敛速度最快，相对于 HHO 算法的寻优效率及稳定性都有明显提升。由表 4 的 3 种测试函数的结果来看，300 次迭代内，IHHO 算法表现最好，均找到了最优值，寻优能力高于 GWO 算法、SSA、HHO 算法；在 RosenBlock 函数寻优中 HHO 算法同样找到了最优值，而在 Ackley 及 Zakharov 函数中 GWO、SSA、HHO 算法均未找到最优值。因此，IHHO 算法具有更好的精度和稳定性，证明了 3 种融合策略的有效性。

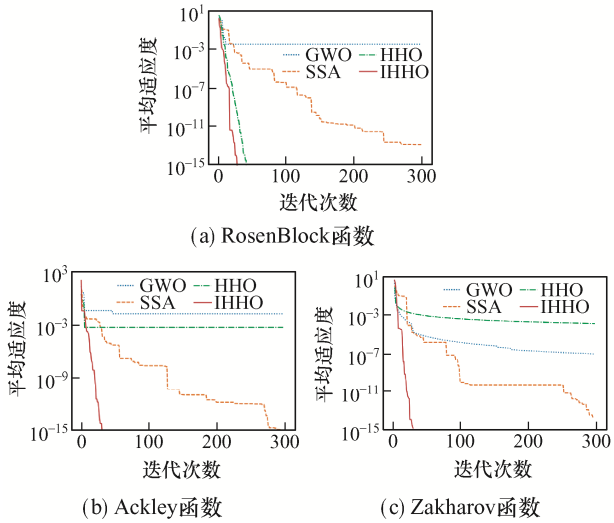


图 5　3 种测试函数的收敛曲线

Fig. 5 Convergence curves for the three test functions

表 4　4 种算法的测试结果对比

Tab. 4 Comparison of test results of four algorithms

算法	RosenBlock 函数			Ackley 函数			Zaharov 函数		
	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差	最优值	平均值	标准差
GWO	3.165×10^{-3}	5.786×10^{-3}	1.114×10^{-3}	8.447×10^{-3}	6.712×10^{-2}	9.324×10^{-3}	4.577×10^{-7}	3.667×10^{-6}	2.159×10^{-6}
SSA	4.008×10^{-13}	3.560×10^{-7}	7.889×10^{-7}	1.011×10^{-15}	7.641×10^{-10}	5.443×10^{-10}	2.541×10^{-14}	1.447×10^{-10}	7.412×10^{-11}
HHO	0×10^{0}	0×10^{0}	0×10^{0}	9.332×10^{-4}	1.002×10^{-3}	1.561×10^{-3}	8.134×10^{-4}	6.142×10^{-3}	7.541×10^{-3}
IHHO	0×10^{0}	0×10^{0}	0×10^{0}	0×10^{0}	0×10^{0}	0×10^{0}	0×10^{0}	0×10^{0}	0×10^{0}

3 基于 IHHO-Attention-BiLSTM 的光伏阵列故障诊断流程

基于 IHHO-Attention-BiLSTM 的光伏阵列故障诊断流程如图 6 所示，具体流程如下。

步骤 1 采集光伏阵列故障数据。

步骤 2 采用 MIC 对故障特征进行提取。

步骤 3 标准化数据后以 8:2 划分训练集和测试集并输入 IHHO-Attention-BiLSTM 模型。

步骤 4 输出 IHHO-Attention-BiLSTM 模型故障诊断的准确率及漏诊率。

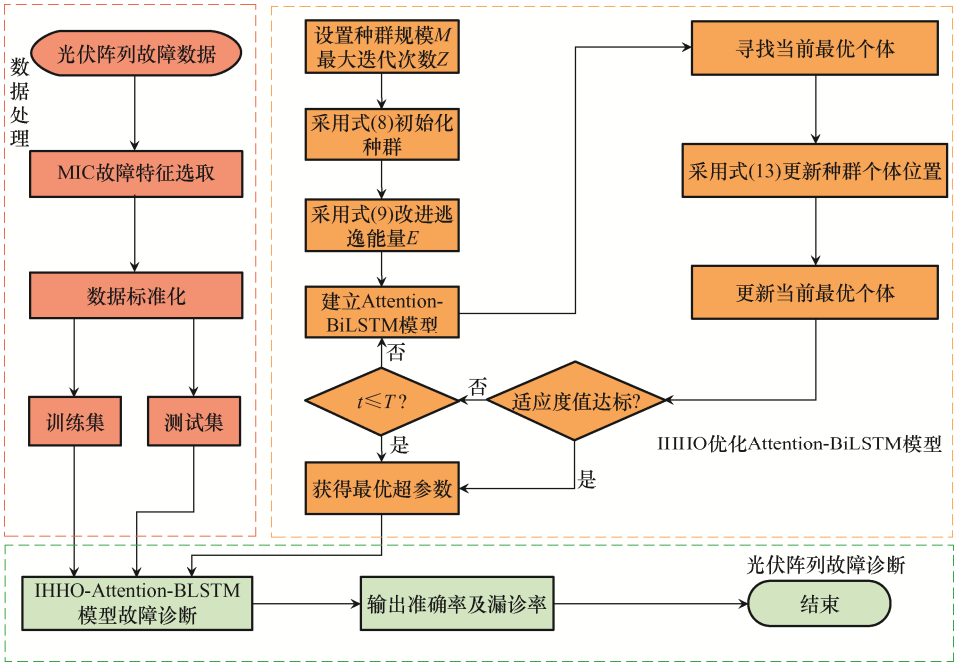


图 6 基于 IHHO-Attention-BiLSTM 模型的故障诊断流程

Fig. 6 Fault diagnosis flowchart based on IHHO-Attention-BiLSTM model

4 实验测试及分析

4.1 数据样本选取

光伏阵列故障诊断模型搭建完成后，从自主研发的光伏微电站中模拟故障并收集各类故障状态数据，该微电站共有 8 块光伏电池组件，基本结构如图 1 所示。除典型光伏电站的基本元件外，通过蓄电池供能，加上温度、湿度、辐照度等传感器以获取所需环境信息。故障模拟形式见表 5。

收集到的数据共 7 885 组，剔除部分故障特征缺失的样本组，选取样本 7 550 组，划分训练集和测试集，训练集样本为随机分布以增强模型的泛化能力，测试集样本为顺序分布以方便观测漏诊样本分布，具体数据分布见表 6。

表 5 故障状态类型及模拟形式

Tab. 5 Fault state type and simulation form

分类标签	故障类型	模拟形式
1	正常运行	所有组件正常运行
2	开路故障	2 号光伏组件断路
3	短路故障	3 号光伏组件短路
4	老化故障	5、7 号光伏组件间串联电阻
5	遮阴故障	6、8 号光伏组件局部覆盖遮挡物
6	老化及遮阴故障	同时满足标签 4、标签 5 的故障模拟

4.2 不同故障诊断模型结果分析

将处理后的训练样本数据分别输入 BiLSTM(模型 A)、SSA-BiLSTM(模型 B)、HHO-BiLSTM(模型 C)、IHHO-BiLSTM(模型 D)、HHO-Attention-BiLSTM(模型 E)与 IHHO-Attention-BiLSTM(模型

F)，再用测试样本进行故障诊断，相关参数见表 7。

表 6　样本数据分布

Tab. 6 Sample Data Distribution

故障类型	总样本数	训练样本	测试样本
正常运行	4 100	3 280	820
开路故障	680	544	136
短路故障	680	544	136
老化故障	680	544	136
遮阴故障	680	544	136
老化及遮阴故障	680	544	136

表 7　算法参数设置

Tab. 7 Algorithm parameter settings

算法	主要参数
SSA	预警值为 0.6，搜寻者比例为 0.7，跟随者比例为 0.2
HHO	莱维飞行常量 β=1.5
IHHO	w_{max}=0.95，w_{min}=0.05，u_b=1，l_b=0
BiLSTM	寻优前：$N_1=N_2$=10，ζ=0.005

上述 6 种模型对于测试样本的诊断结果见表 8，具体分类结果如图 7 所示。根据表 8 可知，

表 8　光伏阵列故障诊断结果

Tab. 8 Photovoltaic array fault diagnosis results

%

模型	故障 1	故障 2	故障 3	故障 4	故障 5	故障 6	准确率	漏诊率
模型 A	92.00	92.00	94.00	91.00	89.00	96.00	92.40	4.13
模型 B	95.00	93.00	96.00	90.00	93.00	99.00	94.60	2.40
模型 C	96.00	98.00	92.00	91.00	92.00	99.00	95.34	1.73
模型 D	98.00	99.00	99.00	98.00	97.00	97.00	98.00	0.80
模型 E	97.00	99.00	97.00	99.00	96.00	97.00	97.33	0.93
模型 F	99.00	100.00	100.00	99.00	99.00	100.00	99.26	0.13

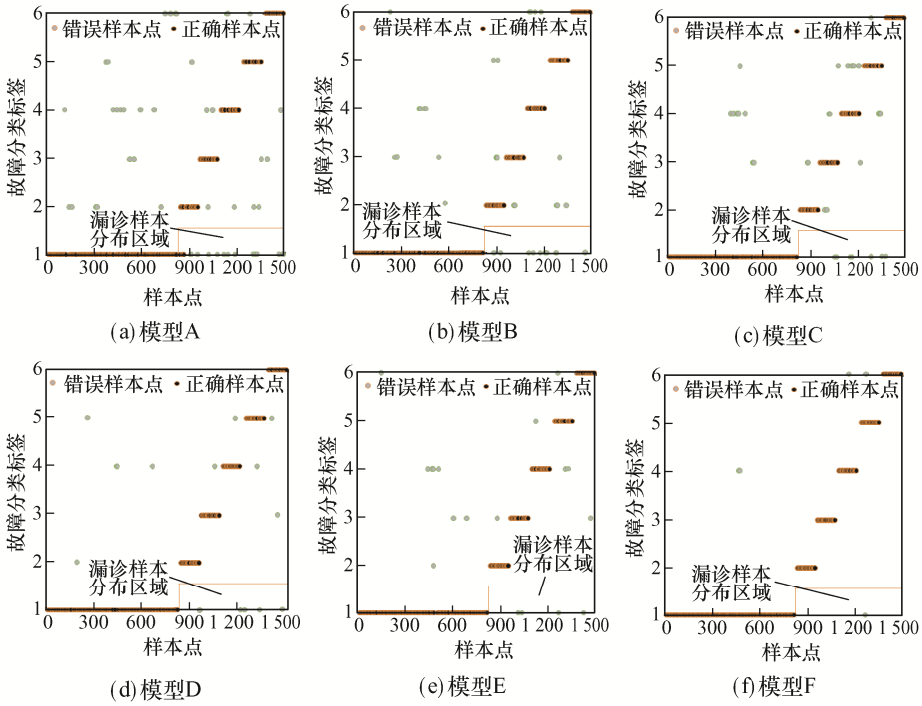


图 7　6 种模型的光伏阵列故障诊断结果

Fig. 7 PV array fault diagnosis results of six models

6 种模型的诊断准确率分别为 92.40%、94.60%、95.34%、98.00%、97.33%、99.26%，漏诊率分别为 4.13%、2.40%、1.73%、0.80%、0.93%、0.13%，可以看出 BiLSTM 模型的诊断质量最差，诊断准确

率及漏诊率分别为 92.40%和 4.13%，而加入超参数寻优算法后的模型诊断质量有较为明显的提升。通过对图 7(a)~(c)的漏诊情况进行分析可知，各类故障都存在漏诊的可能，其中遮阴故障及老化故障漏诊的出现频次略为突出，更容易与正常运行混淆。因此，在后续的模型优化中可以考虑针对这些故障调整注意力权重。通过对图 7(c)与(e)、图 7(d)与(f)的分析可知加入注意力机制的 BiLSTM 模型能更好地提高整体的诊断精度，并且漏诊率也有明显降低；通过对图 7(b)~(d)的分析可知采用 IHHO 进行优化后的 BiLSTM 超参数组合更佳，寻优效果更好，故障诊断准确率及漏诊率相比于 HHO-BiLSTM 及 SSA-BiLSTM 诊断模型有显著的改善，特别是对于短路故障及老化故障的分辨情况改善明显。图 7(f)所示的 IHHO-Attention-BiLSTM 故障诊断模型准确率最高、漏诊率最低，表明 IHHO 算法有效避免了局部最优情况的出现，并且对光伏阵列故障诊断的性能有明显提升，证明了本文提出改进算法的有效性和改进算法使用的必要性，同时也证明了注意力机制对于降低漏诊率有明显的效果。但目前采用的注意力机制优化模型也囊括了一部分误诊的情况，因此后续模型的优化将向更针对漏诊的方向进行改进。

5 结语

本文提出了一种改进 BiLSTM 的光伏阵列故障诊断方法，对通过 3 种策略改进后的 IHHO 算法进行超参数寻优，结合注意力机制建立 IHHO-Attention-BiLSTM 故障诊断模型，显著提高了光伏阵列的故障诊断准确率，降低了故障漏诊率，与 BiLSTM、SSA-BiLSTM、HHO-BiLSTM、IHHO-BiLSTM、HHO-Attention-BiLSTM 模型相比均有明显改善，本文模型也可应用于其他多特征故障诊断。

参考文献：

[1] Sun Tianyi, Xing Huishuang, Cao Shengxian, et al. A novel detection method for hot spots of photovoltaic (PV) panels using improved anchors and prediction heads of YOLOv5 network [J]. Energy Reports, 2022, 8: 1219-1229.

[2] Waqar Akram M, Li Guiqiang, Jin Yi, et al. Improved outdoor thermography and processing of infrared images for defect detection in PV modules [J]. Solar Energy, 2019, 190: 549-560.

[3] 吕玉坤, 周庆文, 魏子安, 等. 积灰对光伏组件性能影响的试验研究及数值模拟[J]. 电源学报, 2024, 22(2): 175-182.
Lü Yukun, Zhou Qingwen, Wei Zian, et al. Experimental study and numerical simulation of influence of ash deposition on performance of photovoltaic modules [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(2): 175-182. (in Chinese)

[4] 俞玮捷, 刘光宇. 基于 BP 神经网络的光伏系统故障诊断方法[J]. 杭州电子科技大学学报, 2018, 38(4): 52-57, 89.
Yu Weijie, Liu Guangyu. A fault diagnosis technique for photovoltaic system based on BP neural networks [J]. Journal of Hangzhou Dianzi University, 2018, 38(4): 52-57, 89. (in Chinese)

[5] 戴森柏, 陈志聪, 吴丽君, 等. 利用 LSTM 和稳态时间序列的光伏阵列故障诊断方法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2022, 50(1): 54-60.
Dai Senbo, Chen Zhicong, Wu Lijun, et al. A photovoltaic array fault diagnosis method using LSTM and steady-state time series [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2022, 50(1): 54-60. (in Chinese)

[6] 程起泽, 陈泽华, 张雲钦, 等. 基于 CNN-LSTM 的太阳能光伏组件故障诊断研究[J]. 电子技术应用, 2020, 46(4): 66-70.
Cheng Qize, Chen Zehua, Zhang Yunqin, et al. Research on fault diagnosis of solar photovoltaic module based on CNN-LSTM [J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(4): 66-70. (in Chinese)

[7] 李斌, 郭自强, 高鹏. 改进北方苍鹰算法在光伏阵列中应用研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 131-139.
Li Bin, Guo Ziqiang, Gao Peng. Application of improved northern goshawk optimization algorithm in photovoltaic

array [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 131-139. (in Chinese)

[8] Gong Bin, An Aimin, Shi Yaoke, et al. Fast fault detection method for photovoltaic arrays with adaptive deep multiscale feature enhancement [J]. Applied Energy, 2024, 353: 122071.

[9] Lu Xiaoyang, Lin Yaohai, Lin Peijie, et al. Efficient fault diagnosis approach for solar photovoltaic array using a convolutional neural network in combination of generative adversarial network under small dataset [J]. Solar Energy, 2023, 253: 360-374.

[10] Chao K H, Liao B J, Hung C P. Applying a cerebellar model articulation controller neural network to a photovoltaic power generation system fault diagnosis [J]. International Journal of Photoenergy, 2013, 2013: 839621.

[11] 孙培胜, 陈堂贤, 程陈, 等. 基于 SOA-SVM 模型的光伏阵列故障诊断研究[J]. 电源学报, 2025, 23(1): 143-150.

Sun Peisheng, Chen Tangxian, Cheng Chen, et al. Research on fault diagnosis of photovoltaic array based on SOA-SVM model [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(1): 143-150. (in Chinese)

[12] 张逸豪, 王振雷. 基于最大信息系数的分组支持向量数据描述故障检测[J]. 化工学报, 2023, 74(9): 3865-3878.

Zhang Yihao, Wang Zhenlei. Fault detection using grouped support vector data description based on maximum information coefficient [J]. CIESC Journal, 2023, 74(9): 3865-3878. (in Chinese)

[13] Fang Mingkun, Zhang Fangfang, Yang Yang, et al. The influence of optimization algorithm on the signal prediction accuracy of VMD-LSTM for the pumped storage hydropower unit [J]. Journal of Energy Storage, 2024, 78: 110187.

[14] 刘骏鹏. 哈里斯鹰算法的改进及应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2021.

Liu Junpeng. Research on improved Harris hawks optimization and its applications [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021. (in Chinese)

[15] Ji Bai, Lu Xiaozheng, Sun Geng, et al. Bio-inspired feature selection: An improved binary particle swarm optimization approach [J]. IEEE Access, 2020, 8: 85989- 86002.

[16] 于建芳, 刘升, 王俊杰, 等. 融合莱维飞行与黄金正弦的蚁狮优化算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(8): 2349-2353.

Yu Jianfang, Liu Sheng, Wang Junjie, et al. Ant lion optimization algorithm integrating with Lévy flight and golden sine [J]. Application Research of Computers, 2020, 37(8): 2349-2353. (in Chinese)



罗凯元

作者简介：

罗凯元(1999—)，男，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：光伏阵列故障诊断，人工智能。E-mail：1427554310@qq.com。

刘光宇(1975—)，男，通信作者，博士。研究方向：非线性控制理论，系统辨识，模式识别。E-mail：g.liu@hdu.edu.cn。

毛嘉铭(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：光伏功率预测。E-mail：8275943552@qq.com。

(责任编辑：郭凯凯)