DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.7.326 **中图分类号**：TM615 **文献标志码**：A

基于改进人工神经网络的太阳能光伏阵列故障诊断研究

孙鸿哲，丁 强，曾启星，张梦鑫
(杭州电子科技大学自动化学院，杭州 310018)

摘要：为提高光伏阵列故障诊断的准确率，提出一种改进的人工神经网络ANN(artificial neural network)的光伏阵列故障检测方法。在ANN中，增加门控卷积层、扁平化层和全连接层替代隐藏层，解决现有ANN容易产生梯度消失的问题，并利用自适应Adaptive Softmax作为模型的输出层激活函数，减少由于数据集规模较大带来的计算耗时。利用MATLAB建立了光伏阵列仿真模型，获得不同状态的模拟运行数据，同时利用从文献中获得的光伏阵列实际不平衡运行数据集，对改进后的ANN与文献所提6种机器学习方法进行诊断性能对比分析，结果证明了所提方法的诊断性能优势。

关键词：光伏阵列；故障诊断；人工神经网络ANN；门控卷积

Research on Fault Diagnosis of Solar Photovoltaic Array Based on Improved ANN

SUN Hongzhe, DING Qiang, ZENG Qixing, ZHANG Mengxin
(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of photovoltaic array fault diagnosis, an improved artificial neural network (ANN) method for photovoltaic array fault detection is proposed. In ANN, a gated convolutional layer, a flat layer and a fully connected layer are added to replace hidden layer, which solves the problem of gradient disappearance easily in existing ANN. Adaptive Softmax is used as the activation function of the output layer of the model to reduce the computational time incurred due to the large data set size. The simulation model of photovoltaic array was established by using MATLAB to obtain the simulation operation data of different states. Meanwhile, the actual unbalanced operation data set of photovoltaic array was obtained from the literature, and the diagnostic performance of the improved ANN was compared with the six machine learning methods mentioned in the literature, showing the diagnostic performance advantages of the proposed method.

Keywords: Photovoltaic array; fault diagnosis; artificial neural network (ANN); gated convolution

在主要能源类型中，太阳能光伏阵列的数量近年来经历了快速增长，根据国际能源署IEA (International Energy Agency)的数据，2023年全球光伏装机容量达到420 GW，比2022年的228 GW大幅增长了约84%[1]。然而，太阳能光伏系统安装在恶劣的室外环境中，容易发生阴影遮挡、老化、短路和断路等故障[2-3]。有研究表明，太阳能光伏系统每年因故障造成的功率损失约为18.9%[4]。因此，对光伏阵列故障进行有效诊断是非常必要的。

人工神经网络ANN(artificial neural network)作为机器学习的主流方法，在光伏阵列直流侧故障诊断领域中能够捕获大量数据中包含的特征信息，并建立有效的故障诊断模型，因此被广泛使用。Kara等[5]提出在小型并网光伏发电机上使用ANN进行光伏故障诊断研究，通过实验表明，该方法具有较

收稿日期：2024-08-02；**修回日期**：2024-10-03；**录用日期**：2024-11-03；**网络首发日期**：2024-12-25
基金项目：浙江省自然科学基金资助项目(LY21E060013)
This work is supported by Natural Science Foundation of Zhejiang Province under the grant LY21E060013

高的准确率；Mellit 等[6]通过应用 ANN、K 近邻 KNN(*k*-nearest neighbors)、极度梯度提升(XGBoost)等机器学习方法对光伏阵列的故障检测和分类作对比实验，得出 ANN 更准确且具有极高可行性的结论；Hussain 等[7]通过 *t* 检验技术验证了在光伏故障诊断领域 ANN 相较于其他方法更具优势，因为 ANN 可以更好地确定光伏阵列的功率和辐照度水平的差异，并有可能区分这些参数的变化，包括遮阳和非遮阳条件。然而，ANN 中隐藏层的神经元在向前传播时会被压缩，导致靠近输出层的权重接近最优解时，靠近输入层的权重依然处于随机解的状态，从而产生梯度消失现象[8-9]。梯度消失现象轻微时会影响训练效率，导致准确率下降；严重时会导致模型无法学习，以至于故障诊断结果近似随机猜测。上述文献未对此类问题进行研究，这限制了 ANN 模型光伏阵列故障诊断性能的进一步提高。

本文提出一种改进 ANN 的光伏故障诊断方法。首先在输入层和输出层之间加入门控卷积层、扁平化层及 2 个全连接层替代原有的隐藏层；接着使用自适应 Adaptive Softmax 作为输出层的激活函数来提高光伏阵列故障诊断模型的性能；最后利用仿真数据和真实运行数据，通过与近年文献所提的 ANN[6]、KNN[10]、长短期记忆网络 LSTM(long short-term memory)[11]、XGBoost[12]模型进行光伏阵列故障诊断性能对比，验证改进的 ANN 网络故障诊断模型(改进的 ANN 模型)的优势。

1　基本原理

1.1　人工神经网络(ANN)

ANN 由数百个人工神经元或处理元件组成，这些单个单元构成神经结构，并按层组织的系数(权重)相连，神经计算的动力来自网络中神经元的连接[13-14]。神经网络的行为由其神经元的传递函数、学习规则和架构本身决定。基本的 ANN 结构如图 1 所示。图中：$\boldsymbol{x}$ 为输入向量，$\boldsymbol{x}=[x_1\ \ x_2\ \cdots\ x_N]$；$\boldsymbol{y}$ 为隐藏层输出向量，$\boldsymbol{y}=[y_1\ \ y_2\ \ \cdots\ \ y_H]$；$\boldsymbol{z}$ 为输出向量，$\boldsymbol{z}=[z_1\ \ z_2\ \ \cdots\ \ z_M]$；$f$ 为隐藏层激活函数；g 为输出层激活函数。

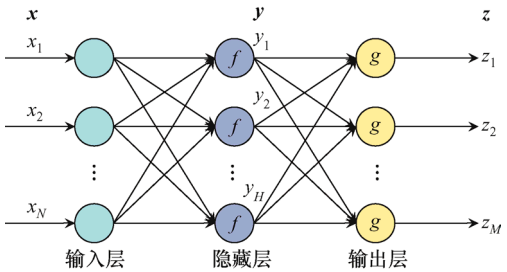


图 1　基本的 ANN 结构

Fig. 1 Basic ANN structure

1.2　改进的 ANN

在改进的 ANN 中，门控卷积网络由门控和卷积两部分组成，结合了门控循环单元 GRU(gated recurrent unit)和卷积神经网络两种网络的优点。其中：卷积部分从输入数据中生成新的特征，提高了特征提取能力；门控部分为了简化模型结构和适应卷积操作的特性，保留了 GRU 中的更新门和重置门。GRU 作为循环神经网络 RNN(recurrent neural network)的变体，进行了结构上的简化，能够更加容易地捕获输入信号的时序信息，并且不会随着时间的增加产生梯度消失现象[15]。门控部分中的更新门和重置门可以针对特征进行筛选，过滤不重要的或噪声信息，选择主要作用于产生结果的特征，向后传输，从而提高模型的表达能力和泛化性能。GRU 的重置过程、更新过程和输出传播过程可分别表示为

$$r_t=\sigma(\boldsymbol{W}_r\cdot[h_{t-1},x_t]+b_r) \tag{1}$$

$$z_t=\sigma(\boldsymbol{W}_z\cdot[h_{t-1},x_t]+b_z) \tag{2}$$

$$h_t=z_t\odot h_{t-1}+(1-z_t)\odot\tilde{h}_t \tag{3}$$

式中：r_t 为重置门的输出，取值[0, 1]；z_t 为更新门的输出，取值[0, 1]；h_t 为当前时间步的隐藏状态；$\sigma(\cdot)$ 为 sigmoid 函数；$\boldsymbol{W}_r$ 和 $\boldsymbol{W}_z$ 分别为与重置门和更新门相对应的权重矩阵；h_{t-1} 为前一时间步的隐藏状态；x_t 为当前时间步的输入；b_r 和 b_z 分别为重置门和更新门的偏置项；$\tilde{h}_t$ 为候选隐藏状态；$\odot$ 表示元素级乘法。

门控卷积网络定义为

$$\mathrm{Conv1}=\sum\sum W_{\mathrm{g}}\cdot I \tag{4}$$

$$\mathrm{Conv2}=\sum\sum W_{\mathrm{f}}\cdot I \tag{5}$$

$$O=\text{Conv1}\otimes\sigma(\text{Conv2}) \tag{6}$$

式中：W 为卷积滤波器；I 为卷积核在特征位置上可以获得的通道值；O 为门控卷积网络的输出；Conv 表示卷积层。

经过门控卷积层后，得到二维特征映射，但后续的全连接层通常需要一维的输入数组(array(·))。直接用全连接层来处理高维输入数据，所需权重参数和偏置参数的数量会非常庞大，导致计算资源的浪费和过拟合风险的增加。因此从二维到一维的降维过程尤为重要，扁平化层(Flatten(·))可以将上层的二维数组映射为一维并输出[16]，大幅度减少网络结构多余的参数。扁平化层的计算公式为

$$\begin{aligned}&\text{Flatten}(\text{array}([[x_{11}\ \cdots\ x_{1j}],\ \cdots,\ [x_{i1}\ \cdots\ x_{ij}]]))=\\&\qquad\text{array}([x_{11}\ \cdots\ x_{1j}\ \cdots\ x_{i1}\ \cdots\ x_{ij}])\end{aligned} \tag{7}$$

式中，x_{ij} 为第 i 行第 j 列的元素。

在扁平化层后可加入多个全连接层，用于不同状态分类。随着全连接层数的增加，虽能进一步提高模型分类能力，但同样会占用更多的计算资源，甚至还会导致模型过拟合[17]。综合考虑，本文使用 2 个全连接层，全连接层公式为

$$y=f\left(\sum_{i=1}^{n}\omega_i x_i+b\right) \tag{8}$$

式中：y 为整合后的输出特征；x_i 为第 i 个输入特征，i=1, 2,⋯, n；ω_i 和 b 分别为权重参数和偏置。其中，全连接层常用的激活函数有 sigmoid、tanh 和 ReLU 等。由于 ReLU 激活函数是非线性的，相较于其他激活函数不存在梯度爆炸的问题，并且使用非线性激活函数，神经网络不仅可以进行线性变换，还能处理和表示数据中的非线性关系，因此本文选择 ReLU 作为全连接层的激活函数。

1.3 自适应 Adaptive Softmax

Adaptive Softmax 由 Grave[18]等提出，是一种用于计算单词概率分布的简单加速技术。Adaptive Softmax 减少总计算时间的一个简单策略是将需要分类的单词字典按照单词的出现频率划分为 2 个聚类。给定一个包含 k 个单词的词汇表，先寻找分配给第一个聚类的单词数量 k_h，这些词将涵盖分布的概率 p_h 值。尾部聚类将包含其余的词汇表，由 $k_t=k-k_h$ 个单词组成，覆盖了总体分布的概率 $p_t=1-p_h$。对应于根的矩阵乘法的计算时间等于 $g(k_h+1,B)$，分布尾部的计算时间等于 $g(k_t,p_t,B)$，其中 B 为批量，得到了总的计算时间为

$$C=g(k_h+1,B)+g(k_t,p_t,B) \tag{9}$$

Adaptive Softmax 具有较强的普遍性，选用其作为改进的 ANN 模型的分类器，可以在几乎不影响精度的前提下，有效减少由于数据集规模较大带来的计算时间增加。改进的 ANN 模型基本结构如图 2 所示。

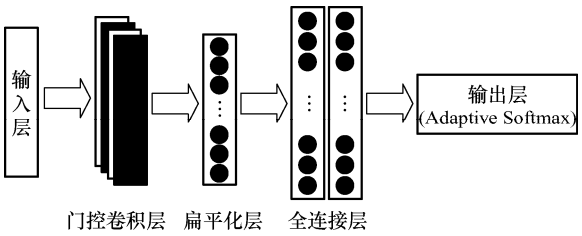


图 2 改进的 ANN 基本结构

Fig. 2 The basic structure of the improved ANN

1.4 故障诊断流程

故障诊断流程如图 3 所示，具体步骤为：获取

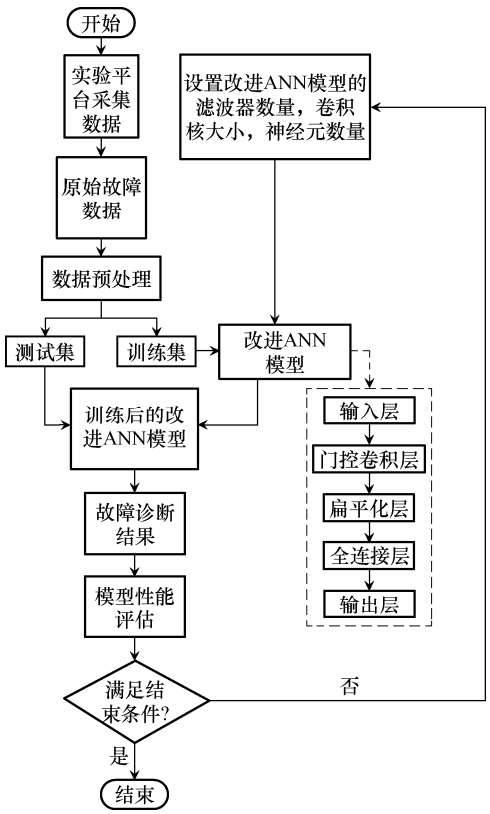


图 3 基于改进 ANN 的故障诊断流程

Fig. 3 Troubleshooting process based on improved ANN

光伏阵列正常运行和不同故障时的状态数据，并进行归一化处理，构成样本集，并将样本集按比例划分为训练样本和测试样本；将训练集输入改进 ANN 模型中，通过输入层输入，门控卷积层进行特征提取，全连接层分类以及输出层输出，对模型进行训练，并调整门控卷积层的滤波器数量、卷积核大小和全连接层的神经元数量；将测试集样本输入训练后的改进 ANN 模型中，输出测试样本的故障诊断结果，并对建立的模型诊断性能进行评估；验证有效后，模型建立完成。

2　仿真模型及故障模拟

在光伏系统中，造成光伏阵列故障的原因有很多，其中典型故障有以下 5 种：污垢遮挡，在光伏阵列中，部分光伏板表面存在灰尘和碎屑等污垢，使得最大功率点的电流和电压均会减小，导致模块的效率降低了 10%~25%；阴影遮挡，在实际应用中，如果光伏板长期处于云朵等异物遮挡状态，则极易出现“热斑”，使电路形成耗能负荷，同时最大功率点的电流和电压均会减小，且最大功率点的电流比电压减小明显；老化，光伏板的平均预期寿命约为 30 年，随着光伏板老化，可能会出现其他缺陷，如发生变色、分层、裂纹等，还会使最大功率点的电流和电压减小，且最大功率点的电压比电流减小明显；短路故障，造成短路故障的原因有很多，在光伏阵列中出现一处短路，相当于该处的光伏模块处于失效状态，从而导致整个阵列的输出功率减小；开路故障，开路故障的主要原因有太阳能光伏板破裂和保险丝熔断等，会使整个光伏阵列的输出电流减小，发电效率降低。

在 MATLAB/Simulink 软件中，使用 PV Array (光伏阵列)模块仿真得到正常状态和不同典型故障状态下光伏阵列的 *I-U* 曲线和 *P-U* 曲线，如图 4 所示，可以看出，在标准运行条件 STC (standard test condition)下(辐照度为 1 000 W/m^2，温度为 25 ℃)，不同运行状态的电流和电压输出变化情况。

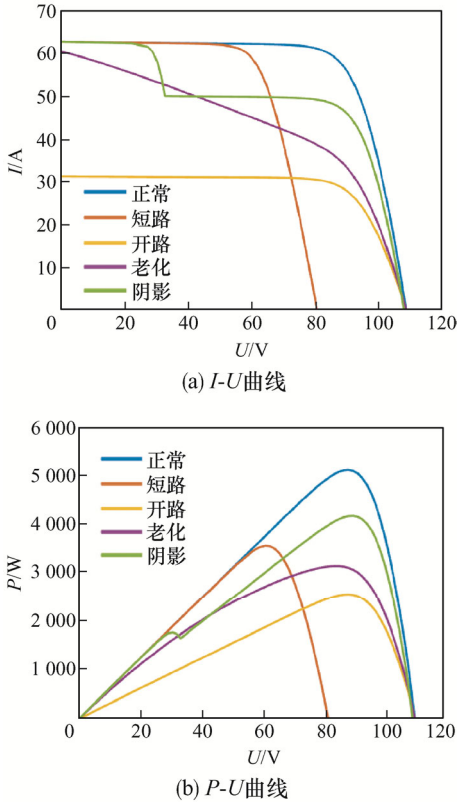


图 4　正常状态和不同典型故障状态下的 *I-U*、*P-U* 曲线

Fig. 4 *I-U* and *P-U* curves of normal states and different typical fault states

在 MATLAB/Simulink 软件中选用型号为 lSoltech lSTH-350-WH 的光伏模块，模块参数：最大功率点电压 43 V， 最大功率点电流 8.13 A，开路电压 51.5 V，短路电流 9.4 A。建立的 4×3 光伏阵列仿真模型如图 5 所示。

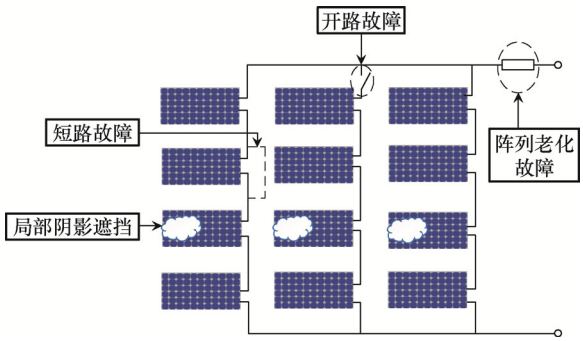


图 5　光伏阵列仿真模型

Fig. 5 Photovoltaic array simulation model

在该光伏系统仿真模型中，为了模拟多种运行环境，通过 MATLAB/Simulink 软件中 constant 模块将输入的辐照度范围设置为 100~1 000 W/m^2，变

化步长为 50 W/m^2，温度范围设置为 10~48 ℃，变化步长为 2 ℃。本文模拟了 5 个单行故障，分别为短路、部分开路、老化、阴影遮挡和污垢遮挡；并参考文献[19]模拟了 2 个并行故障，分别为开路阴影故障、开路污垢故障。在仿真实验中，通过 Goto、From 和 Scope 模块获取数据，每组数据包括辐照度、温度、开路电压、短路电流、工作电压和工作电流 6 个数值及状态标签，组成 1 个样本，通过多组不同实验组成 1 个完整的数据集。数据集中各种运行状态的模拟过程及标签和数量见表 1。

表 1 模拟数据集运行状态、标签及数量

Tab. 1 Simulated data set running status, label and quantity

运行状态	标签	数量	描述
正常	0	400	无故障运行
短路	1	800	分别设置 1 块、2 块光伏模块短路，各 400 组数据
部分开路	2	800	分别设置 1 条支路开路和 2 条支路开路，各 400 组数据
老化	3	1 200	将同一条支路依次接入 3 个不同级别的电阻，分别获得 400 组数据
阴影遮挡	4	400	降低整个光伏阵列的辐照度
污垢遮挡	5	800	降低 1 条支路的 1 块和 2 块光伏模块的辐照度，各 400 组数据
开路、阴影	6	400	开路和阴影故障
开路、污垢	7	400	开路和污垢故障

上述模拟仿真得到的数据集存在不同类型的数据，而数值差异较大会导致模型故障诊断准确率和泛化能力下降。为了更好地训练改进的 ANN 模型，对上述得到的数据集进行归一化处理[20]。归一化处理公式为

$$X=\{x_m\}=\frac{x_m-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{10}$$

式中：X 为归一化处理后的输入数据；x_m 为样本原始输入数据；$x_{\max}$、$x_{\min}$ 分别为原始数据中的最大值、最小值。

3 验证及结果对比

3.1 算法评估

为了更好地验证改进的 ANN 模型的有效性，将上述数据集随机抽取 70%作为训练集、30%作为测试集，引入 a_{cc} 表示整体的准确率，p_{re} 表示单个故障的精确率，r_{ec} 表示召回率，F_1 表示调和平均值，对改进的 ANN 模型进行评价。指标计算混淆矩阵见表 2。

表 2 混淆矩阵

Tab. 2 Confusion matrix

混淆矩阵		预测样本	
		正	负
实际样本	正	真阳性(TP)	假阴性(FN)
	负	假阳性(FP)	真阴性(TN)

各指标计算公式为

$$a_{cc}=\frac{\mathrm{TP+TN}}{\mathrm{TP+TN+FN+FP}} \tag{11}$$

$$p_{re}=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP+FP}} \tag{12}$$

$$r_{ec}=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP+FN}} \tag{13}$$

$$F_1=\frac{2p_{re}r_{ec}}{p_{re}+r_{ec}} \tag{14}$$

改进的 ANN 模型经手动优化调参，各个网络参数设置见表 3。

表 3 改进 ANN 模型参数设置

Tab. 3 Improved ANN model parameter settings

网络层	描述
输入层	输入数据形状(6, 1)
门控	滤波器数量：16；卷积核大小：3；
卷积层	激活函数：ReLU
扁平化层	—
全连接层 (1, 2)	神经元数量：8；初始化方法：均匀分布；激活函数：ReLU
输出层	神经元数量：8；激活函数：Adaptive Softmax

对表 1 数据集中的测试集的诊断结果见表 4，可以看出，改进的 ANN 模型具有较优的性能。

表 4　改进 ANN 模型诊断结果

Tab. 4 Improved ANN model diagnostic results

故障种类	精确率	召回率	F_1	样本数量
正常	1.000	0.919	0.958	111
短路	1.000	1.000	1.000	263
部分开路	1.000	0.951	0.975	244
老化	0.997	1.000	0.999	346
阴影遮挡	0.991	1.000	0.996	115
污垢遮挡	0.968	1.000	0.984	245
开路、阴影	1.000	1.000	1.000	122
开路、污垢	0.904	0.991	0.946	114
平均值/总量	0.983	0.983	0.982	1 560

3.2　对比验证

所提的改进 ANN 模型输出层激活函数使用 Softmax，采用同一训练集和测试集进行激活函数对诊断性能影响的对比实验，结果见表 5。可以看出，Adaptive Softmax 相较于 Softmax 缩短了 24.5% 的训练时间，模型准确率下降 0.6%，其原因可能是 Adptive Softmax 采用近似计算方法。因此，在应用 Adaptive Softmax 时，需要权衡计算效率及预测准确率能否保证性能要求。如果计算资源不够充足、数据量较大且类别数量较多，Adaptive Softmax 是更好的选择。文中的改进 ANN 模型选择使用 Adaptive Softmax。

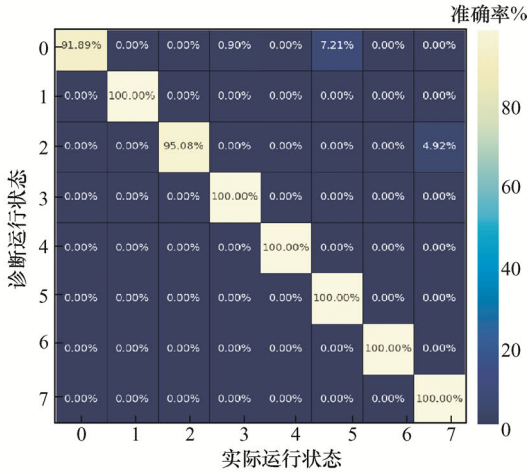
表 5　Adaptive Softmax 和 Softmax 的准确率和训练时间对比

Tab. 5 Accuracy and training time comparison between Adaptive Softmax and Softmax

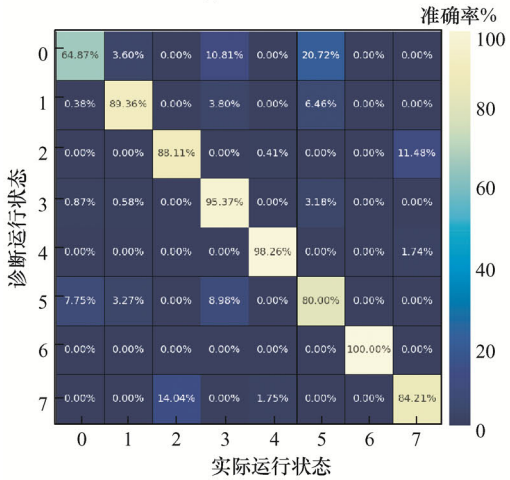
激活函数	准确率/%	训练时间/s
Adaptive Softmax	98.6	139
Softmax	99.2	184

为进一步验证改进的 ANN 模型的诊断性能，引用文献[6]、[10]、[11]、[12]中的 ANN、KNN、LSTM、XGBoost 四种光伏诊断模型作为对比诊断模型，并使用表 1 所获得的同一训练集和测试集进行模型训练和诊断性能测试。5 种模型在测试集上对 8 类状态的多分类混淆矩阵如图 6 所示，准确率见表 6。

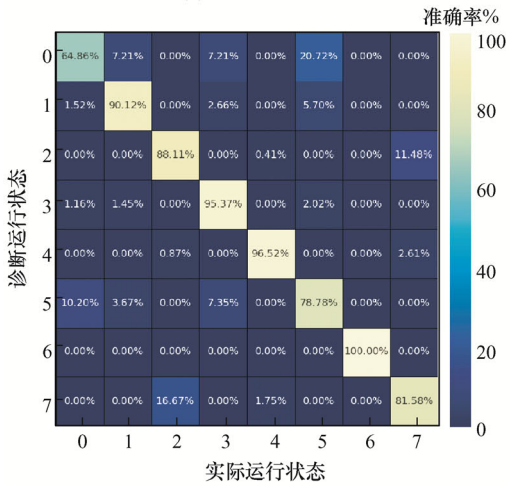
从图 6 中可以看出，由于故障模拟时，轻微老化和轻微污垢遮挡相对于正常运行状态特征不够明显，因此对比模型不易将老化和污垢遮挡这两类故障与正常状态进行区分，且同样未将开路污垢与部分开路进行较好地区分，而改进的 ANN 故障诊断模型很好地区分了这 5 类情况。改进的 ANN 模型在测试集中仅对正常状态和部分开路状态及部分开路和开路、污垢的少量数据有错分，对其余样



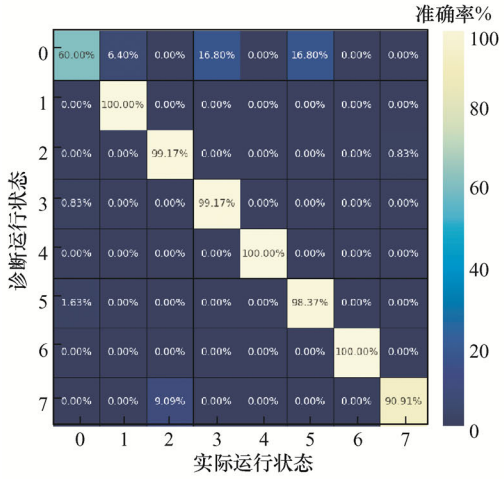
(a) 改进ANN



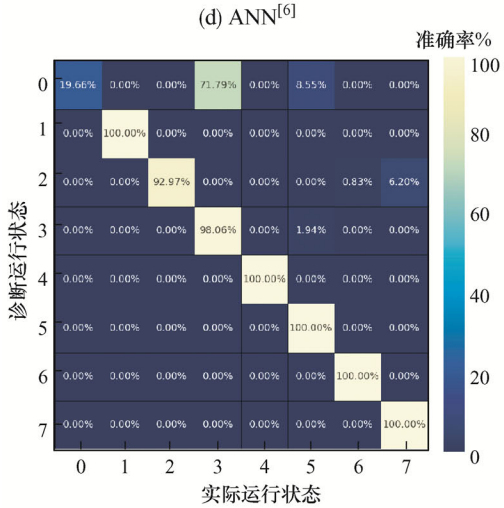
(b) XGBoost[12]



(c) KNN[10]



(d) ANN[6]



(e) LSTM[11]

图 6 5 种模型混淆矩阵对比

Fig. 6 Confusion matrix comparison of five models

本的分类准确率达 100%。从表 6 中可以看出，改进的 ANN 模型相较于其他 4 种模型，在模拟的数据集中具有更高的准确率，证明了改进的 ANN 故障诊断模型的优越性。

表 6 仿真数据集下 5 种诊断模型准确率

Tab. 6 Accuracy of five diagnostic models under the simulation dataset

模型	准确率/%
改进 ANN	98.60
XGBoost[12]	88.40
KNN[10]	88.00
ANN[6]	96.00
LSTM[11]	92.00

为了验证本文模型在真实光伏阵列发生故障时的诊断性能，引用 Lazzaretti 等[21]研究工作的真实数据集进行模型训练、验证、对比。在文献[21]中，作者搭建了一个真实的小型光伏电站用以获取正常运行及故障状态数据集，同时模拟部分短路、部分开路、部分老化和部分阴影遮挡 4 种故障以及正常运行状态，并使用 ANN 模型对 5 种状态进行分类，其分类的准确率为 95.44%。

该数据集中各种运行状态、标签和数量见表 7。其中，短路、老化和部分开路故障的样本数量远小于正常状态和阴影状态的样本数量，故该数据集属于故障数据不平衡数据集[22]。对不平衡故障数据集进行分类时，容易造成少数类的分类准确率不高，从而达不到分类要求。

表 7 数据集运行状态、标签及数量

Tab. 7 Dataset running status, label and quantity

运行状态	标签	数量
正常状态	0	1 162 931
短路	1	6 000
老化	2	10 371
部分开路	3	6 024
阴影	4	188 472

本文按照文献[21]的方法对改进 ANN 利用该数据集进行训练测试，对测试集诊断得混淆矩阵结果，见表 8。

表 8 改进 ANN 的混淆矩阵结果

Tab. 8 Confusion matrix results of improved ANN

%

运行状态	正常状态	短路	老化	部分开路	阴影
正常状态	100.00	0.00	0.00	0.00	0.00
短路	0.00	100.00	0.00	0.00	0.00
老化	0.00	0.00	100.00	0.00	0.00
部分开路	0.00	0.00	0.00	100.00	0.00
阴影	0.00	0.00	0.00	0.00	100.00

对文献[11]LSTM 和文献[12]XGBoost 模型亦采用上述过程，同时引用文献[21]中所列 ANN、支持向量机(SVM)、KNN 及决策树(Tree)4 种方法的准确率结果和文中改进 ANN 诊断结果进行对比，见表 9。可以看出，对于真实的光伏阵列不平衡运行故障数据，改进的 ANN 模型相较于 6 种对比模型，故障诊断准确率有着明显优势。

表 9　真实数据集下 5 种诊断模型准确率

Tab. 9 Accuracy of five diagnostic models under the real dataset

模型	准确率/%
改进 ANN	100.00
XGBoost[12]	90.40
LSTM[11]	94.00
ANN[21]	95.44
SVM[21]	94.59
KNN[21]	89.96
Tree[21]	70.85

4　结论

本文针对现有的基于 ANN 的光伏阵列故障诊断模型易产生梯度消失的问题，提出了一个全新的基于改进 ANN 的故障诊断方法。首先建立了改进的 ANN 结构，接着搭建了光伏阵列仿真模型，最后通过仿真数据集和真实数据集验证和多种算法横向对比验证了模型的有效性，并得出如下结论。

(1)本文在 ANN 的输入层和输出层之间加入门控卷积层、扁平化层及 2 个全连接层替代隐藏层，提高了模型的诊断性能；采用 Adaptive Softmax 作为输出层的激活函数，有效减少了模型的训练时间。

(2)在本文中采用的 Adaptive Softmax 相较于 Softmax 缩短了 24.5%的训练时间，模型诊断准确率仅下降 0.6%。因此在计算资源不够充足、数据量较大且类别数量较多时，Adaptive Softmax 是更好的选择。

(3)利用 MATLAB 模拟获得数据集，将改进 ANN 模型与 ANN、KNN、LSTM、XGBoost 模型进行对比验证。结果表明，改进的 ANN 模型诊断准确率达到 98.6%，具有更好的诊断性能。

(4)采用一个真实的不平衡光伏故障数据集，改进的 ANN 模型达到了总体 100%的诊断准确率。与文献中 6 种模型的诊断结果进行对比，验证了改进的 ANN 模型的诊断性能优势。

参考文献：

[1] IEA(International Energy Agency). World energy outlook 2023 [EB/OL]. Paris: International Energy Agency, 2023. https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023.

[2] Hichri A, Hajji M, Mansouri M, et al. Genetic-algorithm-based neural network for fault detection and diagnosis: Application to grid-connected photovoltaic systems [J]. Sustainability, 2022, 14(17): 10518.

[3] 吴亚钧, 王璐, 张金江. 基于 IDBO-LightGBM 的光伏阵列故障诊断方法[J]. 电源学报, 2026, 24(4): 122-132. Wu Yajun, Wang Lu, Zhang Jinjiang. Fault diagnosis method for photovoltaic arrays based on IDBO-LightGBM [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(4): 122-132. (in Chinese)

[4] Venkatakrishnan G R, Rengaraj R, Tamilselvi S, et al. Detection, location, and diagnosis of different faults in large solar PV system——a review [J]. International Journal of Low-Carbon Technologies, 2023, 18: 659-674.

[5] Kara M K C, Amrouche B, Benyoucef A S, et al. New intelligent fault diagnosis (IFD) approach for gridconnected photovoltaic systems [J]. Energy, 2020, 211: 118591.

[6] Mellit A, Kalogirou S. Assessment of machine learning and ensemble methods for fault diagnosis of photovoltaic systems [J]. Renewable Energy, 2022, 184: 1074-1090.

[7] Hussain M, Dhimish M, Titarenko S, et al. Artificial neural network based photovoltaic fault detection algorithm integrating two bi-directional input parameters [J]. Renewable Energy, 2020, 155: 1272-1292.

[8] Zaben M M, Worku M Y, Hassan M A, et al. Machine learning methods for fault diagnosis in AC microgrids: A systematic review [J]. IEEE Access, 2024, 12: 20260-20298.

[9] Agatonovic-Kustrin S, Beresford R. Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research [J]. Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis, 2000, 22(5): 717-727.

[10] Madeti S R, Singh S N. Modeling of PV system based on experimental data for fault detection using KNN method [J]. Solar Energy, 2018, 173: 139-151.

[11] Appiah A Y, Zhang Xinghua, Ayawli B B K, et al. Long short-term memory networks based automatic feature extraction for photovoltaic array fault diagnosis [J]. IEEE Access, 2019, 7: 30089-30101.

[12] 刘行行, 帕孜来·马合木提, 程志江, 等. 基于 XGBoost 的光伏阵列故障诊断方法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(12): 8-14.
Liu Hanghang, Pazilai·Mahemuti, Cheng Zhijiang, et al. Research on fault diagnosis method of photovoltaic array based on extreme gradient boosting [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(12): 8-14. (in Chinese)

[13] 陈荣亮, 梁海燕, 刘艺涛. 基于人工神经网络的差模 EMI 滤波器插入损耗预测[J]. 电源学报, 2024, 22(5): 67-73.
Chen Rongliang, Liang Haiyan, Liu Yitao. Insertion loss prediction of differential-mode EMI filter based on artificial neural networks [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(5): 67-73. (in Chinese)

[14] Saritas M M, Yasar A. Performance analysis of ANN and naive Bayes classification algorithm for data classification [J]. International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering, 2019, 7(2): 88-91.

[15] Dauphin Y, Fan A, Auli M, et al. Language modeling with gated convolutional networks [C]// Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney, Australia, 2017: 933-941.

[16] 吴永洪, 张智斌. 基于贝叶斯优化的 CNN-GRU 短期电力负荷预测[J]. 现代电子技术, 2023, 46(20): 125-129.
Wu Yonghong, Zhang Zhibin. CNN-GRU short-term power load forecasting based on Bayesian optimization [J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(20): 125-129. (in Chinese)

[17] Lin M, Chen Q, Yan S. Network in network [EB/OL]. (2013-12-16)[2024-06-13]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.4400.

[18] Grave E, Cissé M, Grangier D, et al. Efficient softmax approximation for GPUs [C]// Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning. Sydney, Australia, 2017: 1302-1310.

[19] 陈世群, 杨耿杰, 高伟. 一种基于 BOA-SAE-EELM 的光伏阵列故障诊断方法[J]. 太阳能学报, 2022, 43(4): 154-161.
Chen Shiqun, Yang Gengjie, Gao Wei. A fault diagnosis method for photovoltaic array via BOA-SAE-EELM [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2022, 43(4): 154-161. (in Chinese)

[20] 钱亮, 黄伟, 杨建卫. 基于 HHO-ELM 的光伏阵列故障诊断方法研究[J]. 电源技术, 2024, 48(2): 345-350.
Qian Liang, Huang Wei, Yang Jianwei. Research on fault diagnosis method of photovoltaic array based on HHO-ELM [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2024, 48(2): 345-350. (in Chinese)

[21] Lazzaretti A E, da Costa C H, Rodrigues M P, et al. A monitoring system for online fault detection and classification in photovoltaic plants [J]. Sensors, 2020, 20(17): 4688.

[22] 王光明, 李冬青, 蒋从锋. 不平衡数据集下的数据中心网络流量异常检测[J]. 计算机工程, 2025, 51(8): 227-237.
Wang Guangming, Li Dongqing, Jiang Congfeng. Network traffic anomaly detection for data centers in imbalanced datasets [J]. Computer Engineering, 2025, 51(8): 227-237. (in Chinese)



孙鸿哲

作者简介：

孙鸿哲(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：光伏阵列故障诊断。E-mail：sun2333@hdu.edu.cn。

丁强(1972—)，男，通信作者，硕士，研究员。研究方向：能量利用系统检测与控制。E-mail：dingqiang@hdu.edu.cn。

曾启星(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：机器学习故障诊断。E-mail：19548174158@163.com

张梦鑫(2000—)，男，硕士研究生。研究方向：智能优化算法。E-mail：222060360@hdu.edu.cn

(责任编辑：郭凯凯)