DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.6.311 **中图分类号**：TM464 **文献标志码**：A

基于 MTF-CNN 的三相光伏并网逆变器 IGBT 故障诊断

董唯光[1]，王 宁[1]，张周卫[2]，郎雄飞[1]
(1.兰州交通大学自动化与电气工程学院，兰州 730070；2.兰州交通大学 LNG 低温装备及自动化研究所，兰州 730070)

摘要：绝缘栅双极晶体管 IGBT(insulated gate bipolar transistor)是光伏 PV(photovolatic)逆变器的核心部件，其稳定性和可靠性对逆变器的正常运行至关重要。因此通过对光伏并网逆变器的故障诊断来确保发电系统的安全和稳定运行尤为重要。针对三相光伏并网两电平逆变器 IGBT 常见的单管开路故障，提出一种基于马尔可夫转移场-卷积神经网络 MTF-CNN(Markov transition field-convolutional neural network)的三相光伏并网逆变器 IGBT 开路故障诊断方法。在 MATLAB/Simulink 上搭建三相光伏并网逆变器仿真模型，模拟几种 IGBT 开路故障，采集逆变器输出的故障电流信号作为一维时域信号，利用 MTF 将其转化为二维图像作为 2D-CNN 的数据集并进行训练，完成故障检测与诊断。实验结果表明，该方法具有较强的抗干扰能力，相较于其他传统方法，诊断速度较快，准确性更高。

关键词：故障诊断；马尔可夫转移场；卷积神经网络；绝缘栅双极晶体管

IGBT Diagnosis of Three-phase PV Grid-connected Inverter Based on MTF-CNN

DONG Weiguang[1], WANG Ning[1], ZHANG Zhouwei[2], LANG Xiongfei[1]
(1. School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiao Tong University, Lanzhou 730070, China; 2. Institute of LNG Low Temperature Equipment and Automation, Lanzhou Jiao Tong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: The insulated gate bipolar transistor (IGBT) is the core component of a photovoltaic (PV) inverter, and its stability and reliability are crucial to the normal operation of the inverter. Therefore, it is important to ensure the safety and stable operation of the power system through the fault diagnosis of a PV grid-connected inverter. Aimed at the single-tube open-circuit fault which is common for the IGBT in a three-phase PV grid-connected two-level inverter, a diagnosis method for the open-circuit fault of IGBT in the three-phase PV grid-connected inverter based on Markov transition field-convolutional neural network (MTF-CNN) is presented. A simulation model of the three-phase PV grid-connected inverter is built on MATLAB/Simulink to simulate the open-circuit fault of several kinds of IGBTs. The output of fault current signal from the inverter is collected as one-dimensional time-domain signal, which is further converted into two-dimensional images by MTF as a 2D-CNN data set for training. Finally, the fault detection and diagnosis are completed. Experimental results show that the proposed method has strong anti-interference capability. In addition, it has a faster diagnosis speed and higher accuracy than other conventional methods.

Keywords: Fault diagnosis; Markov transition field (MTF); convolutional neural network (CNN); insulated gate bipolar transistor (IGBT)

收稿日期：2024-05-09；**修回日期**：2024-06-18，2024-07-01；
录用日期：2024-07-06；**网络首发日期**：2024-09-02
基金项目：甘肃省重点人才资助项目(26600101)
This work is supported by Gasu Province Key Talent Project under the grant 26600101

光伏 PV(photovoltaic)作为利用太阳能[1]的主要方式之一在生产生活中得到广泛应用。光伏逆变器受稳定性和可靠性的影响容易出现各种工程实际问题，例如：绝缘栅双极晶体管 IGBT (insulated

gate bipolar transistor)寿命较短，易烧坏，甚至可能引发火灾[2-3]。IGBT 作为逆变器的核心部件，是最容易发生故障的薄弱环节之一[4-6]，发生开路故障时，会引发变压器或互感器饱和等问题，使光伏发电效率降低，影响用户体验和效益，因此对光伏逆变器的开路故障进行诊断具有较好的实用价值。虽然逆变器自身具有一定的保护机制，但大多从外部的线路故障保护出发，较少考虑逆变器内部故障的特点，且故障存在时间较短，因此研究如何实时检测和诊断 IGBT 的开路故障，对保障光伏系统及逆变器 IGBT 的可靠性和安全性具有重要意义。

很多学者对传统的 IGBT 故障诊断方法进行了研究，文献[7]采用小波变换结合粒子群算法优化的支持向量机对逆变器的故障进行分类；文献[8]提出一种通过分析并网电流矢量轨迹的方法对三电平并网逆变器进行故障诊断。这些方法虽然能有效诊断故障，但依赖人工经验，存在泛化能力及鲁棒性差等缺点，而自动提取特征的深度学习 DL(deep learning)方法已被有效用于故障诊断[9-11]。近年来，卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)[12]被部分学者广泛应用于逆变器、齿轮、轴承、航空领域等的故障诊断，提高了诊断效率，实现了对电网及发动机故障的快速定位和隔离。文献[13]利用马尔可夫转移场 MTF(Markov transition field)，提出基于 CNN 的滚动轴承故障诊断方法，其在各种复杂环境下都有较好的识别效果和泛化性能；文献[14]提出一种将一维信号转换成二维图像的方法，但是由于没有考虑信号的时间相关性而存在故障信号信息丢失的问题。

本文基于 MTF，提出一种 MTF-CNN 光伏并网逆变器故障诊断方法。利用 MTF 将原始的波形数据集转换为图像数据集输入到 CNN 中，完成对逆变器不同故障的识别和分类。结果表明 MTF 编码在光伏逆变器开路故障诊断任务中表现优异，在光伏逆变器 IGBT 开路故障诊断中具有良好的识别精度。

1 马尔可夫转移场

MTF[14]是一种使用马尔可夫转移概率将原始一维信号转换为二维图像的方法。MTF 转化过程为给定时间序列 $X=\{x_1, x_2, x_i, \ldots, x_n\}$，将其划分为 Q 个分位数，每个数据点 x_i 映射到对应的分位数 $q_i(i\in[1, Q])$上，然后构造尺寸为 $Q\times Q$ 的马尔可夫转移矩阵 $\boldsymbol{W}$，其表达式为

$$\boldsymbol{W}=\begin{bmatrix} w_{i,j}\,|\,P(x_i\in q_1\,|\,x_j\in q_1) & \cdots & w_{i,j}\,|\,P(x_i\in q_1\,|\,x_j\in q_Q)\\ w_{i,j}\,|\,P(x_i\in q_2\,|\,x_j\in q_1) & \cdots & w_{i,j}\,|\,P(x_i\in q_2\,|\,x_j\in q_Q)\\ \vdots & \vdots & \vdots\\ w_{i,j}\,|\,P(x_i\in q_Q\,|\,x_j\in q_1) & \cdots & w_{i,j}\,|\,P(x_i\in q_Q\,|\,x_j\in q_Q)\end{bmatrix} \tag{1}$$

式中：$w_{i,j}$为分位数 q_i 与分位数 q_j 的靠近概率，且 $j=i+1$；$P(\cdot)$为概率函数。由于马尔可夫转移矩阵不能很好地处理时间序列 X 的分布与时间步长之间的相关性，构造 MTF 来减少故障数据的丢失，MTF 在转移矩阵的基础上将其拓展为马尔可夫转移场 $\boldsymbol{M}$，可表示为

$$\boldsymbol{M}=\begin{bmatrix} m_{ij|p(x_1\in q_i|x_1\in q_j)} & \cdots & m_{ij|p(x_1\in q_i|x_n\in q_j)}\\ m_{ij|p(x_2\in q_i|x_1\in q_j)} & \cdots & m_{ij|p(x_2\in q_i|x_n\in q_j)}\\ \vdots & \vdots & \vdots\\ m_{ij|p(x_n\in q_i|x_1\in q_j)} & \cdots & m_{ij|p(x_n\in q_i|x_n\in q_j)}\end{bmatrix} \tag{2}$$

式中：$n\in[1, N]$，因此矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的尺寸为 $N\times N$；m_{ij} 为分位数 q_i 转移到分位数 q_j 的概率。

MTF 通过上述编码方法对时间序列进行可视化处理，变换后的特征图像及 MTF 变换过程如图 1 所示。可以看出，波形完整的一维信号对应的是完整的 X 形图像(图中方框标注)；波形缺失的一维信号对应的是模糊不清的图像(图中圆圈标注)。以上结果表明，电流信号在 MTF 图中能够进行完整映射。MTF 图像编码的优点为：①很好地处理了分位数与时间步长两者的时间相关性；②保持良好的视觉质量；③解决了故障信号信息丢失的问题，将 CNN 对图像的分类优势发挥到最大。

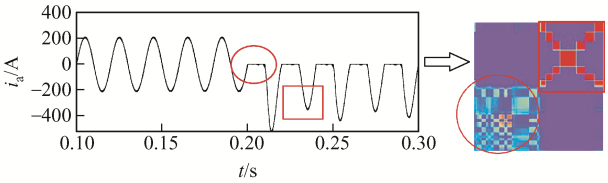


图 1　MTF 转化过程及其特征图像

Fig. 1 Transformation process of MTF and corresponding feature images

2　卷积神经网络

CNN 主要包含特征提取层和分类层。卷积层通过对前一层的输出进行卷积运算，利用激活函数捕捉输入图像的关键特征。激活函数用来识别非线性特征。ReLU 激活函数的特点包括计算简单、能够提高模型泛化能力、在训练过程中能够加速收敛等。池化层的主要作用是提取特征并减小数据维度，从而提高神经网络的计算效率和泛化能力。全连接层通常与分类器配合使用，对图像进行分类。输出层将分类好的结果以概率的形式输出，分类器一般采用 Softmax 函数，Dropout 层用于减少神经网络的过拟合，可以减少网络的复杂程度。

AlexNet 网络深化了基于经典 CNN LeNet-5 的网络结构。AlexNet 增强了神经元之间的竞争，解决了网络更深入时的梯度分散问题，缓解了过拟合，提高了模型的泛化能力和收敛速度，更有效地识别了局部特征。选用该模型完成逆变器开路故障的分类，AlexNet 网络基本结构如图 2 所示。

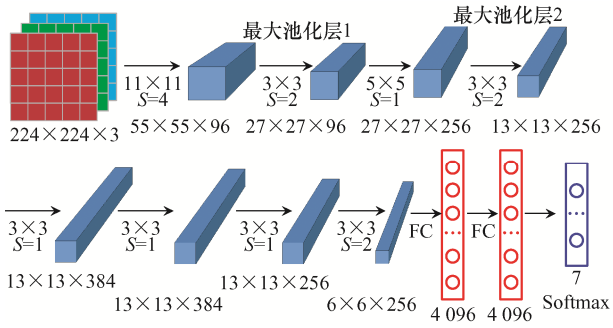


图 2　AlexNet 网络基本结构

Fig. 2 Basic structure of AlexNet network

3　光伏逆变器

3.1　光伏发电系统基本结构

考虑到光伏电池输出电压较低，因此，经过逆变桥后的电压还需要增加升压环节与负载端连接。该光伏并网逆变系统最大优点为前、后级可分开控制，控制方法较简单。两电平逆变器主要应用于光伏逆变器，电路结构较简单；而三电平逆变器电路应用于高压、大电流场合，包含 12 个开关管，电路结构复杂，因此选用两电平逆变器。图 3 为光伏并网逆变器的拓扑结构，主要由光伏阵列、Boost 电路、光伏发电最大功率点跟踪 MPPT(maximum power point tracking)控制模型、三相并网逆变电路、LCL 滤波电路组成。

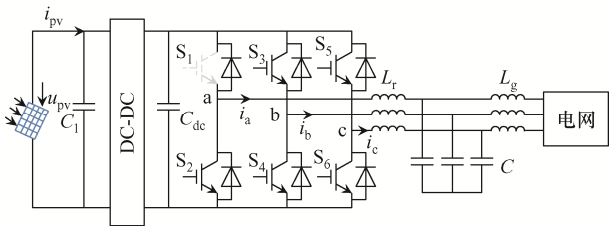


图 3　光伏并网逆变器拓扑

Fig. 3 Topology of PV grid-connected inverter

由于 2 个或多个开关管同时发生开路故障的可能性很小，因此仅讨论单个 IGBT 开路故障的情况，单个开关管故障包括 S_1、S_2、S_3、S_4、S_5、S_6 共 6 种故障情况。因逆变器输出侧接电网，所以当发生单管故障时，输出电压不会发生改变，以输出电流作为故障特征信号。

3.2　逆变器故障仿真

在仿真软件 MATLAB/Simulink 中进行故障模拟，并测量光伏逆变器交流侧输出电流波形，获取故障数据样本。搭建 10 kW 光伏并网发电系统模型，直流侧电压 700 V，直流侧滤波电容 100 μF，交流侧滤波电感 0.5 mH，电网频率 50 Hz。三相光伏并网逆变器的仿真模型如图 4 所示。

正常情况下，采集逆变器运行后 0.10~0.30 s 之间共 0.20 s 仿真时间的波形，在 0.20 s 处断开功率管，得到开关管故障前后的 A 相电流波形如图 5 所示。

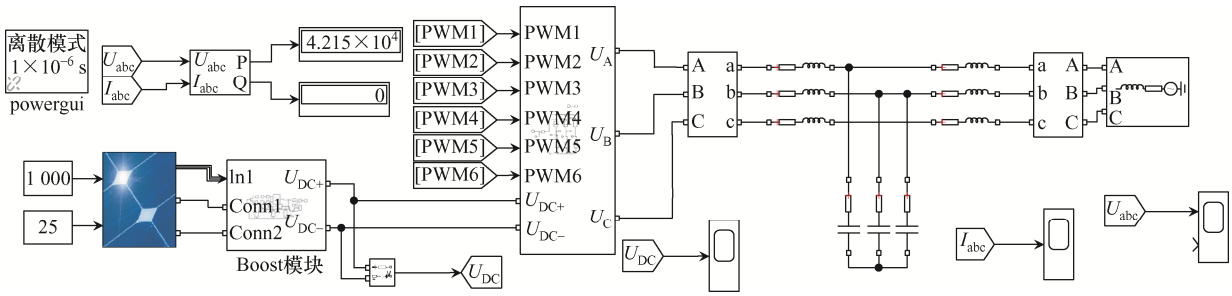


图 4 光伏并网逆变器仿真模型

Fig. 4 Simulation model of PV grid-connected inverter

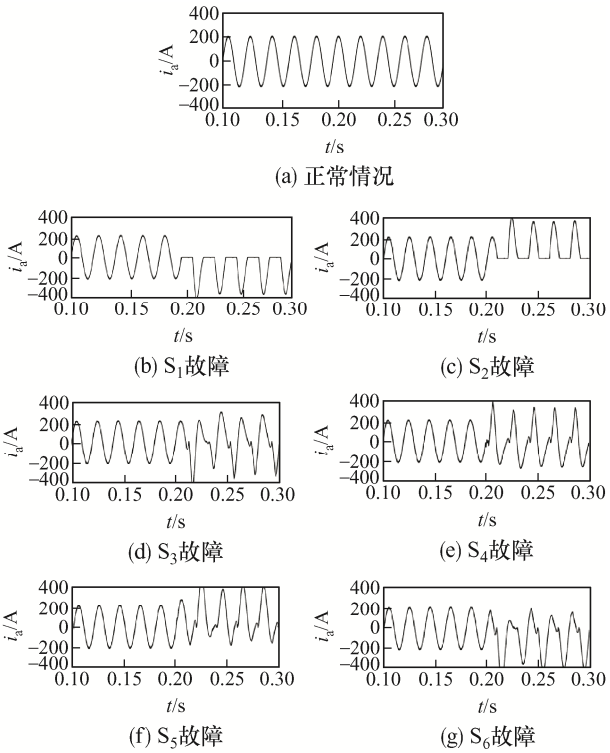


图 5 故障前后 A 相电流波形

Fig. 5 Waveforms of phase-A current before and after failure

4 基于 MTF-CNN 的故障诊断方法

构建基于 MTF 与 AlexNet 的光伏逆变器开路故障诊断模型。通过使用 MTF 对一维信号进行编码，将这些信号转化为二维特征图像，并输入到基于 AlexNet 的 CNN 模型中，自动提取与故障有关的特征，进而进行故障诊断。MTF-AlexNet 模型基本结构如图 6 所示。

基于 MTF-AlexNet 的光伏并网逆变器开路故障诊断方法，结合了 MTF 编码和 AlexNet 的强大特征提取功能，可以实现准确的故障诊断。基于 MTF-CNN 的逆变器开路故障诊断流程如图 7 所示。

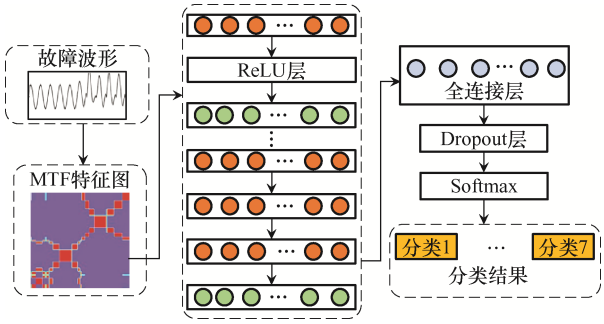


图 6 MTF-AlexNet 模型基本结构

Fig. 6 Basic structure of MTF-AlexNet model

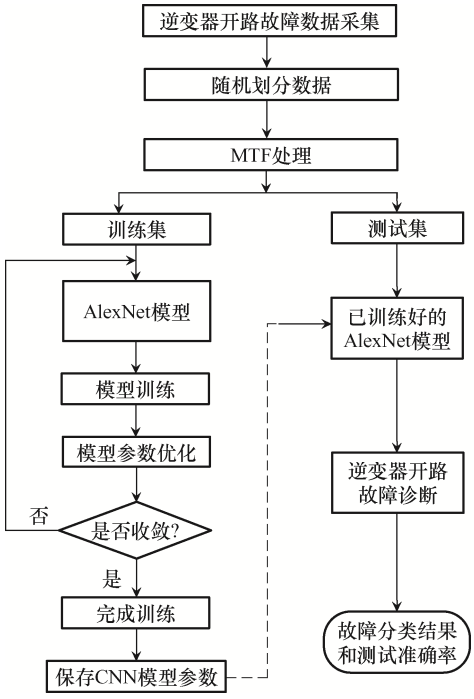


图 7 基于 MTF-CNN 的逆变器开路故障诊断流程

Fig. 7 Flow chart of open-circuit fault diagnosis for inverter based on MTF-CNN

MTF-CNN 的故障诊断方法为：①从仿真模型中采集故障信号；②根据电流变化周期划分采集到的故障信号，1 个周期为 0.02 s；③将分割后的故障信号通过 MTF 编码转换为二维图像；④将得到的图像输入到所建立的 CNN 模型中，提取图像中的特征，获取不同类型的故障信息；⑤采用 Softmax 分类器进行分类，实现故障诊断。

5　实验验证

5.1　故障数据集

原始数据为从仿真实验中收集到的一维时间序列 A 相电流数据，共 6 种故障状态和 1 种正常状态。通过 MTF 方法对一维时间序列信号进行转换，得到转化后的马尔可夫矩阵图像。选择工频交流电的 1 个周期，即 0.02 s 的 2 000 个数据点为 1 个样本，1 个样本对应 1 张图像，每种工作状态可以得到 800 张特征图，共得到 5 600 张数据集图像。在整理好的特征图像中随机选择每种故障类型下 70%的数据作为训练集，30%的数据作为测试集，另外仿真 1 680 组数据生成 1 680 张特征图作为验证集，然后将图像数据集输入到 CNN 中进行训练，得到故障分类结果。

5.2　特征图像生成

通过应用 MTF 编码方法可以有效避免故障信息丢失的问题。在数据点样本长度设定为 2 000 的情况下，信号会被随机分成小段，并生成相应的 MTF 特征图像，图 8 所示为 7 种逆变器状态的 MTF 编码特征图。

5.3　实验结果分析

采用 Python 3.8 版本语言并基于 TensorFlow 2.5.0 框架搭建所提网络模型，计算机配置为 Intel Core i5-12450H 2 GHz CPU 和 NVIDIA RTX4050 4 GB GPU。CNN 模型的参数设置为：输入图像尺寸 224× 224×3；迭代次数 100 次；学习率 1×10^{-3}；batch size= 32；在全连接层引入 Dropout 正则化技术，并取值 0.5；使用 Adam 自适应优化器作为网络的优化算法，防止过拟合，保证方法检测的实时性。CNN 模型结构参数见表 1。

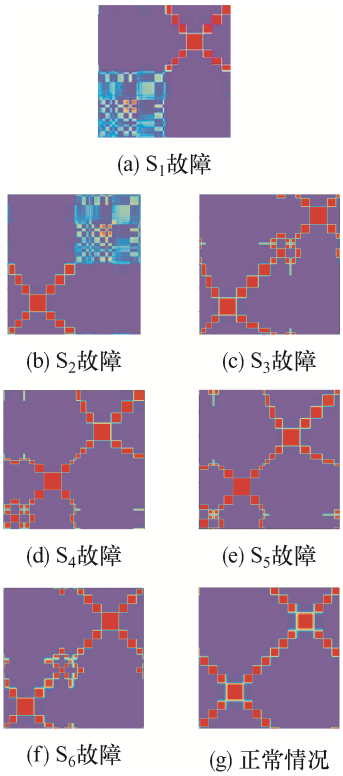


图 8　7 种逆变器状态的 MTF 编码特征

Fig. 8 MTF coding features in seven states of inverter

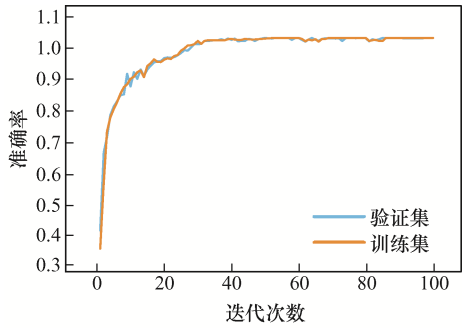
表 1　CNN 模型结构参数设置

Tab. 1 Setting of structural parameters of CNN model

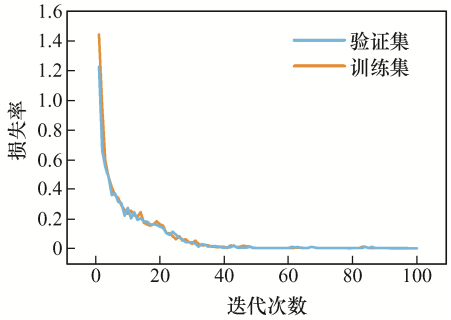
层数	层名称	核尺寸	数量	激活函数
1	输入层	—	—	—
2	卷积层 1	11×11	96	ReLU
3	最大池化层 1	3×3	—	—
4	卷积层 2	5×5	256	ReLU
5	最大池化层 2	3×3	—	—
6	卷积层 3	3×3	384	ReLU
7	卷积层 4	3×3	384	ReLU
8	卷积层 5	3×3	256	ReLU
9	最大池化层 3	3×3	—	—
10	全连接层 1	4 096	—	ReLU
11	全连接层 2	4 096	—	ReLU
12	全连接层 3	7	—	Softmax

采用搭建的 CNN 模型对 MTF 数据集进行训练，分别得到迭代次数为 100 次的训练集和测试集的识别准确率和损失率曲线。为了验证搭建的 CNN 模型的性能，使用相同的网络参数训练 30 次。

得到模型的准确率和损失率曲线如图 9 所示。可以看出，在迭代 100 次后，模型达到了收敛状态。训练集分类准确率约收敛至 98.2%，损失率约收敛至 0.070；验证集分类准确率约收敛至 98.5%，损失率约收敛至 0.001，最终测试集准确率为 98.5%。



(a) 准确率



(b) 损失率

图 9 模型的准确率及损失率曲线

Fig. 9 Curves of accuracy and loss rate for the model

为进一步研究该模型在光伏逆变器开路故障诊断方面的表现，使用混淆矩阵对诊断结果进行量化分析。用额外仿真的 1 680 张特征图作为验证集，选取最好的预训练权重模型对比 1 680 张图片样本的真实标签与预测标签，得到混淆矩阵中的元素，各元素表示被预测为特定故障类型的实际故障类型的实例数。混淆矩阵如图 10 所示，其中，VT1 开路故障有 6 个实例被误分类为 VT2 开路故障，VT4 开路故障有 7 个实例被误分类为 VT5 开路故障，VT5 开路故障有 5 个实例被误分类为 VT4 开路故障。验证集的混淆矩阵表明，基于 MTF-CNN 的光伏逆变器开路故障诊断模型具有较高的准确性，准确率达到 98.9%。该模型能够正确分类绝大多数故障实例，并且误分类的实例数量较少。

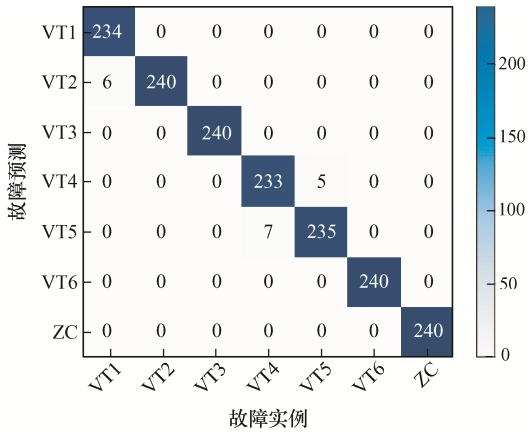


图 10 混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix

5.4 鲁棒性实验

为了评估 MTF-CNN 神经网络模型诊断光伏逆变器开路故障的表现，在测试集样本中分别加入高斯白噪声、随机噪声，输入训练好的模型中验证本文所提方法的鲁棒性。分别加入 25、30、40 dB 的白噪声进行故障数据集的分类实验，记录训练集和验证集的损失值及分类准确率，加入高斯白噪声条件下的准确率见表 2，加入随机噪声条件下的准确率见表 3。由表 2、表 3 及 5.3 节结果可知，在加入噪声与不加入噪声时的模型准确率与损失率差异不大，随机噪声及各种高斯白噪声对应的准确率最终均稳定在 98.5%以上，与不加入噪声相比准确率差距在 1.5%以内，但是随着信噪比的增加收敛速度有所降低，总体来看，该方法在一定噪声范围内具有良好的鲁棒性及抗干扰能力。

表 2 高斯白噪声下的准确率

Tab. 2 Accuracy under Gaussian white noise

%

迭代次数	25 dB	30 dB	40 dB
10	91.2	97.0	93.1
20	98.5	98.9	99.0
30	99.4	99.6	99.7
40	99.5	99.8	99.8
50	99.6	100.0	99.9

5.5 不同编码方式对比

为验证光伏逆变器 IGBT 开路故障信号 MTF 模型的诊断性能，与其他时间序列图像编码方法做

表 3　随机噪声下的准确率

Tab. 3 Accuracy under random noise

%

迭代次数	训练集	验证集
10	96.0	94.5
20	98.5	98.7
30	99.3	98.9
40	99.4	98.5
50	99.9	99.8

对比实验。将一维时间序列转换为二维图像的方法主要使用了格拉姆角场 GAF(Gramian angular field)、递归图 RP(recurrence plot)及时频分析方法小波变换 WT(wavelet transform)。其中 GAF 有 2 种类型：格拉姆角和场 GASF(Gramian angular summation field)和格拉姆角差场 GADF(Gramian angular difference field)。为了便于比较，设置相同长度的数据点进行分区，然后将不同编码方式的图像输入 CNN 进行特征提取和分类。不同编码方法结果对比如图 11 所示。结果表明，MTF 编码在光伏逆变器开路故障诊断任务中优于其他时间序列图像编码方式。MTF 编码能够更有效地从一维时间序列数据中提取故障特征，从而提高模型的诊断准确率。

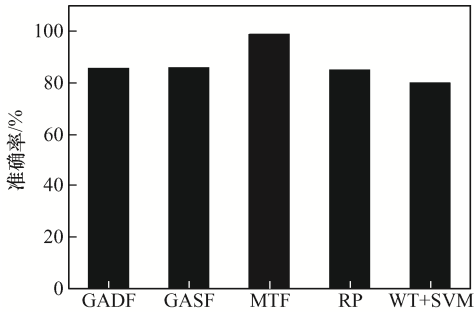


图 11　不同编码方法对比

Fig. 11 Comparison among different encoding methods

6　结论

本文针对光伏逆变器开路故障问题展开研究，介绍了光伏发电系统的基本结构，采用仿真软件搭建了光伏发电系统的仿真模型，并且通过模拟开路故障获取了交流侧电流数据，提出了一种基于 MTF-CNN 的光伏逆变器开路故障诊断方法。具体内容及结论如下。

(1)MTF 在编码时考虑了原始信号的时间相关性，故障信号信息容易丢失的问题得以解决。由 AlexNet CNN 构成的模型进行光伏逆变器 IGBT 开路故障诊断，最终识别准确率达到 98.9%。

(2)研究了该方法在不同种类噪声集下的诊断性能。结果表明，MTF-CNN 诊断模型在面对各种噪声干扰时仍然保持较高的诊断分类水平，表明其能够有效抑制噪声，具有良好的诊断鲁棒性。与其他常用的智能算法进行比较分析，MTF 编码在光伏逆变器开路故障诊断任务中优于其他时间序列图像编码方式。

本研究方法只对光伏并网逆变器单管开路故障进行了识别，没有考虑其他故障情况，且没有研究故障发生后的恢复策略；后续可尝试双管故障情况，即总共 22 种故障及三电平逆变器功率器件 66 种开路故障情况。

参考文献：

[1] Santika W G, Anisuzzaman M, Bahri P A, et al. From goals to joules: A quantitative approach of interlinkages between energy and the sustainable development goals [J]. Energy Research & Social Science, 2019, 50: 201-214.

[2] Mellit A, Tina G M, Kalogirou S A. Fault detection and diagnosis methods for photovoltaic systems: A review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 91: 1-17.

[3] 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)

[4] Kaplar R, Brock R, DasGupta S, et al. PV inverter performance and reliability: What is the role of the IGBT? [C]// 2011 37th IEEE Photovoltaic Specialists Conference. Seattle, WA, USA, 2012: 1842-1847.

[5] Ma Z J, Thomas S. Reliability and maintainability in

photovoltaic inverter design [C]// 2011 Proceedings - Annual Reliability and Maintainability Symposium. Lake Buena Vista, FL, USA, 2011: 1-5.

[6] 万红, 任晓红, 范晋瑜, 等. 三电平逆变器开路故障诊断研究[J]. 工矿自动化, 2020, 46(4): 66-74.
Wan Hong, Ren Xiaohong, Fan Jinyu, et al. Research on open-circuit fault diagnosis of three-level inverter [J]. Industry and Mine Automation, 2020, 46(4): 66-74. (in Chinese)

[7] Choi U M, Jeong H G, Lee K B, et al. Method for detecting an open-switch fault in a grid-connected NPC inverter system [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2012, 27(6): 2726-2739.

[8] Lu Bin, Sharma S K. A literature review of IGBT fault diagnostic and protection methods for power inverters [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2009, 45(5): 1770-1777.

[9] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2012, 60: 84-90.

[10] Noda K, Yamaguchi Y, Nakadai K, et al. Audio-visual speech recognition using deep learning [J]. Applied Intelligence, 2015, 42(4): 722-737.

[11] Wen Long, Li Xinyu, Gao Liang, et al. A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(7): 5990-5998.

[12] 孙权, 彭飞, 李宏胜, 等. 样本不均衡下基于 CGAN-CNN 的逆变器故障诊断方法[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 318-326.
Sun Quan, Peng Fei, Li Hongsheng, et al. Inverter fault diagnosis method based on CGAN-CNN under sample imbalance [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 318-326. (in Chinese)

[13] 雷春丽, 夏奔锋, 薛林林, 等. 基于 MTF-CNN 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2022, 41(9): 151-158.
Lei Chunli, Xia Benfeng, Xue Linlin, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on MTF-CNN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(9): 151-158. (in Chinese)

[14] 赵志宏, 李春秀, 窦广鉴, 等. 基于 MTF-CNN 的轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(2): 126-131.
Zhao Zhihong, Li Chunxiu, Dou Guangjian, et al. Bearing fault diagnosis method based on MTF-CNN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(2): 126-131. (in Chinese)



董唯光

作者简介：

董唯光(1971—)，男，博士，副教授。研究方向：故障诊断。E-mail：dongwg@mail.lzjtu.cn。

王宁(2000—)，女，通信作者，硕士研究生。研究方向：电力系统自动化。E-mail：2823833212@qq.com。

张周卫(1972—)，男，博士，教授。研究方向：电力系统自动化。E-mail：2824617264@qq.com。

郎雄飞(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：电力系统自动化。E-mail：langxf9588@163.com。

(责任编辑：郭凯凯)