DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.5.289 **中图分类号**：TM464 **文献标志码**：A

一种特定系数小波重构数据增强逆变器故障诊断方法

周健耀(中国电源学会会员)，王天真(中国电源学会会员)，
韩金刚(中国电源学会高级会员)，汤天浩(中国电源学会会士)
(上海海事大学物流工程学院，上海 201306)

摘要：由于弱监督学习小样本场景下逆变器的故障数据数量不足且类别不平衡，使得基于数据驱动故障诊断方法的性能下降。为克服传统数据增强方法未考虑数据分布特性的缺陷，提出1种特定系数小波重构数据增强的逆变器故障诊断方法。首先对原始小样本数据进行小波包分解并通过计算获得特定系数，对其随机微调后通过小波包重构直接扩充样本，重复该过程以获取数量充足且类别平衡的训练集。然后基于卷积神经网络实现“端到端”的特征提取与故障分类。最后，实验结果表明，所提方法能有效扩充弱监督学习小样本场景下的故障数据，提高故障诊断精度，可作为逆变器小样本故障诊断的数据预处理环节。

关键词：小样本故障诊断；数据增强；卷积神经网络；小波包变换；信号分析

Fault Diagnosis Method for Inverter Based on Data Augmentation with Specific Coefficients Wavelet Reconstruction

ZHOU Jianyao, *Member*, *CPSS*, WANG Tianzhen, *Member*, *CPSS*, HAN Jingang, *Senior Member*, *CPSS*, TANG Tianhao, *Fellow*, *CPSS*
(Logistics Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: The performance of a data-driven fault diagnosis method deteriorates due to insufficient number and unbalanced classes of inverter fault data in the case of weakly supervised learning in few-shot scenarios. To overcome the defect of traditional data augmentation methods which do not consider the data distribution characteristics, an inverter fault diagnosis method based on data augmentation with specific coefficients wavelet reconstruction was proposed. First, the raw small sample data was decomposed by wavelet packet, and a specific coefficient was obtained through calculation. After random fine-tuning, the sample was directly expanded by wavelet packet reconstruction. The process was repeated to obtain a sufficient and class-balanced training set. Then, convolutional neural networks were used to achieve “end-to-end” fault feature extraction and classification. Finally, experimental results show that the proposed method can effectively expand the fault data in the case of weakly supervised learning in few-shot scenarios and improve the fault diagnostic accuracy. Therefore, it can be used as data preprocessing in few-shot fault diagnosis of inverters.

Keywords: Few-shot fault diagnosis; data augmentation; convolutional neural networks (CNNs); wavelet packet transform (WPT); signal analysis

随着新能源出力比例在新型电力系统中的快速提高，为将其产生的电能并入电网，含逆变器的电力设备被广泛应用。作为其中核心部分，逆变器安全可靠对整个系统的稳定运行至关重要[1-3]。级联H桥多电平逆变器CHMI(cascaded H-bridge multilevel inverter)具有器件应力小、谐波含量低等优

收稿日期：2023-03-14；**修回日期**：2023-05-13；**录用日期**：2023-06-29；**网络首发日期**：2023-07-11
基金项目：国家自然科学基金资助项目(62573283)
This work is supported by National Natural Soience Foundation of china under the grant 62573283

点，因此得到广泛应用[4]。IGBT 作为 CHMI 中关键的电子元件，其故障主要分为短路故障和开路故障[5]。短路故障破坏性强，可通过串联快速熔断器转化为开路故障。开路故障的诊断策略分为基于模型的方法、基于信号的方法和基于知识的方法[6-7]。其中：基于模型的方法通过比较实际系统的输出与对应模型的预测输出是否一致，来判断故障类型[8]；基于信号的方法通过对实际测量信号的处理并根据先验知识做出诊断决策[9]；与上述 2 种诊断策略不同，基于知识的方法只需大量的历史数据，应用人工智能技术提取数据与系统状态之间的依赖关系，通过分类器检查系统状态与知识库的一致性。在 CHMI 中，由于其 H 桥单元数量较多，建模难度增加，并且由于其输出故障信号存在相似情况而难以采取基于信号方法做出诊断决策。因此，基于知识的故障诊断策略更适合对于 CHMI 的故障诊断。

有监督学习下模型的泛化能力在实验室场景下已经超过了人类[10]，但这需建立在人工整理数据的基础上。而实际中 CHMI 故障诊断属于弱监督学习，其实际故障数据类别分布具有长尾效应并需要高昂的人工标注成本[10]，因此会呈现出小样本场景而导致模型过拟合。数据增强是解决小样本故障诊断问题的策略之一。文献[11]通过幅值变换、信号平移等一系列数据增强方法证明了合成样本的有效性，但上述方法在扩充样本时缺乏引导；文献[12]针对三相 PWM 逆变器 IGBT 开路故障样本在工业应用中数量有限的情况，利用扰动自编码器生成模型合成新的故障样本，实现较高诊断准确率，但其算法复杂度较高；文献[13]对原始数据利用随机小波展开生成新样本，并在航空液压泵小样本故障诊断中得到应用，但设计过程较为繁琐；文献[14]在不平衡数据下利用具有梯度归一化的全注意力 Wasserstein 生成对抗网络合成新训练数据，但如果合成数据的特征偏离原始数据集的内在特征，就会导致诊断错误。

针对上述问题，本文提出一种特定系数小波重构 SCWR(specific coefficients wavelet reconstruction)数据增强的逆变器故障诊断方法。首先对原始小样本数据进行 3 层小波包分解，对得到的 8 组系数分别取平均值，将平均值最小的一组视为特定系数，对其幅值随机微调后再通过小波包重构直接得到合成样本，重复该过程以获取数量充足且类别平衡的训练集，然后基于卷积神经网络 CNNs(convolutional neural networks)实现“端到端”的特征提取与故障分类。实验结果证明所提方法可有效提高小样本故障诊断场景下的诊断精度。

1 问题描述

1.1 逆变器基本结构

CHMI 的拓扑如图 1 所示，由 m 个 H 桥基本单元组成。本文采用五电平逆变器，即 m=2。选取输出电压信号 $\tilde{u}$ 作为逆变器故障诊断的原始数据[15]，且仅考虑单 IGBT 开路故障。开路故障可分为 9 种类型，其中健康状态可视为 1 种特殊的故障类型，记作 H，其余 8 种为单 IGBT 故障类型，记作 F1~F8。故障设置的详细信息见表 1。

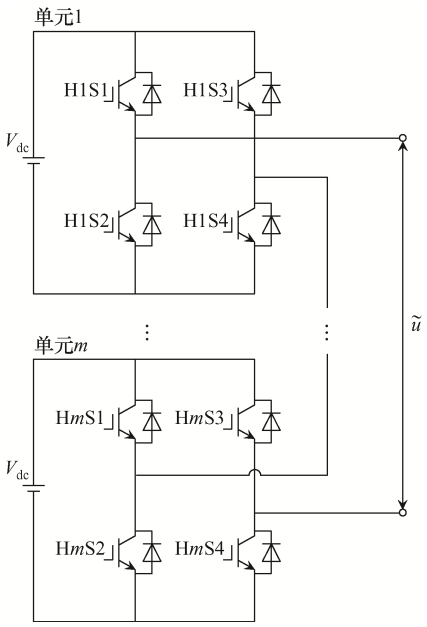


图 1 级联 H 桥多电平逆变器拓扑

Fig. 1 Topology of cascaded H-bridge multilevel inverter

1.2 存在问题

数量充足且类别平衡的训练样本是运用人工智能技术训练得到高性能诊断模型的前提，但在实际运行中，逆变器故障不常发生且各 IGBT 发生故

表 1　逆变器原始故障数据描述

Tab. 1 Description of raw inverter fault data

故障类型	状态描述	原始训练样本数	测试样本数
H	健康状态	180	20
F1	H1S1 开路故障	1	100
F2	H1S2 开路故障	1	100
F3	H1S3 开路故障	1	100
F4	H1S4 开路故障	1	100
F5	H2S1 开路故障	1	100
F6	H2S2 开路故障	1	100
F7	H2S3 开路故障	1	100
F8	H2S4 开路故障	1	100

障的频率不同，导致故障数据具有数量不充足且类别不平衡的特性，无法满足诊断模型对训练集的要求，此问题称为弱监督学习范式下的小样本故障诊断问题。为了解决小样本故障诊断问题，其主流思想是通过重新调整训练集的样本分布来减少或消除不平衡[16]。其中，数据增强方法是提高数据多样性和网络泛化能力的有效方法，其本质是通过已有小样本数据合成新数据的过程。新合成数据应同时满足以下条件：

(1)与原始数据相比，新合成数据在特征表示上更加多样化；

(2)新合成数据与对应原始数据具有相同语义。

传统数据增强方法通过随机过采样来实现[16]，简单复制原始小样本降低了训练集类别的不平衡，但也增加了模型过拟合的风险。为了缓解简单复制样本带来的过拟合问题，文献[17]提出了少数类聚类的合成少数过采样技术 MC-SMOTE。上述合成样本可以作为新的训练集，但存在增强方法复杂、扩充数据时引导性不足等问题，有待进一步研究。

2　SCWR 数据增强的故障诊断方法

为解决传统数据增强方法在扩充样本时效果不佳，进而影响小样本故障诊断性能的问题，本文提出一种 SCWR 数据增强的故障诊断方法。该方法包括所提 SCWR 数据增强方法、基于 CNNs 的特征提取与故障分类 2 个部分。所提 SCWR 数据增强的故障诊断方法总体流程如图 2 所示。

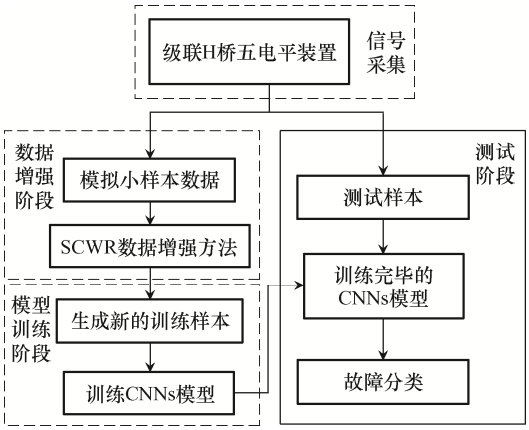


图 2　所提 SCWR 数据增强的故障诊断方法流程

Fig. 2 Flow chart of proposed SCWR data augmentation fault diagnosis method

2.1　SCWR 数据增强方法

在信号采集阶段，从实验平台上获取电压信号，一部分作为原始的训练样本模拟小样本场景，另一部分作为测试样本，具体设置情况见表 1。

在数据增强阶段，对模拟小样本数据使用 SCWR 数据增强方法，采用 DB4 小波基完成 i 层小波包分解，找到 2^i 个分解系数组中平均幅值最小的一组，称为特定系数 $C_{i,x}$。其中，下标 i 表示分解层数，下标 x 表示该层中对应的序列号。小波包分解在小波分解的基础上对信号高频部分进行细分[18]，有利于信号在时、频域中的分析。将频率为 f_s 的原始信号小波包分解后得到 2 组系数 $C_{1,0}$ 和 $C_{1,1}$，分别代表低频部分和高频部分。以第 1 层的分解为例，在低频部分，对原始信号进行分解得到一组系数 $C_{1,0}$，其中包含 0~f_s/2 的信息；在高频部分，分解得到一组系数 $C_{1,1}$，其中包含 f_s/2~f_s 的信息。第 i 层小波包分解后的其余系数组的含义可以通过类推得到。

对特定系数幅值进行随机微调的公式可以表示为

$$h(t)=\begin{cases}\dfrac{1}{b-a} & a\leqslant t\leqslant b\\ 0 & \text{其他}\end{cases} \tag{1}$$

$$\sigma = k\int_a^t h(t)\,\mathrm{d}t \qquad t\in[a,b] \tag{2}$$

$$C_{i,x}^{*} = \sigma C_{i,x} \tag{3}$$

式中：$h(t)$ 为在区间 $[a,b]$ 上满足均匀分布的函数，即 $h(t)\sim U(a,b)$；a=0；b=1；k 为微调系数，$k=1.2$；$C_{i,x}$ 为微调前的系数；$C_{i,x}^{*}$ 为微调后的系数；本文中 $i=3$，$x=4$；σ 为区间 $[0,k]$ 上的扩大因子，实现随机微调。

对特定系数幅值进行随机微调后，通过小波包重构得到与原始样本具有相似特征的合成样本。根据小波理论，因为该过程中通过特定系数的引导，没有改变其他频率段内小波系数组的幅值，因此保证了合成样本与其相对应的原始样本具有相似的频率成分。多次重复上述步骤，即可生成新的训练样本，完成数据增强过程。

2.2 基于 CNNs 的特征提取与故障分类

所提 SCWR 方法是一种数据增强方法，生成后的数据需要与特征提取方法相结合，才能完成故障诊断任务。为提取到良好的特征集，建立基于 CNNs 的特征提取与故障分类模型，且数据增强后的样本可满足CNNs 模型训练需要大量故障数据的前提。而 IGBT 在正常工作下的健康样本容易获得，因此不需要使用数据增强方法。

在模型训练阶段，首先为了去除量纲对数据特征的影响，加快网络的收敛，先对生成的训练样本进行归一化处理，将训练样本映射到区间[0, 1]。归一化公式表示为

$$\boldsymbol{y} = \frac{(y_{\max}-y_{\min})(x-x_{\min})}{x_{\max}-x_{\min}} + y_{\min} \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{y}$ 为归一化输出矩阵；$y_{\max}$=1；$y_{\min}$=0；x 为输入矩阵中某一行对应位置的元素；$x_{\max}$ 为该行中元素的最大值；$x_{\min}$ 为该行中元素的最小值。

将归一化后的训练样本输入网络训练 CNNs 模型。CNNs 是一种成熟的深度学习模型，其在权值共享和空间模式提取方面具有优势。CNNs 由卷积层、激活层、池化层和全连接层组成。卷积层是网络的关键部分，它可以避免高纬度矩阵的直接相乘。卷积过程的数学形式[19]为

$$\boldsymbol{y}_i = f(\boldsymbol{W}_i \otimes \boldsymbol{X}_i + b_i) \tag{5}$$

式中：$f(\cdot)$ 为激活函数；$\boldsymbol{X}_i$ 为输入矩阵；$\boldsymbol{y}_i$ 为输出矩阵；$\boldsymbol{W}_i$ 为权重；b_i 为偏置；$\otimes$ 为卷积运算。

激活层采用 ReLU 作为激活函数，通过激活层可以对特征矩阵进行非线性化，提高模型的表示能力。每个卷积层之后连接一个池化层以降低特征矩阵维数，避免卷积造成的维数灾难。本文中选用最大池化，通过连接 softmax 分类器完成多故障分类。

在测试阶段，利用测试样本检验训练完毕的 CNNs 模型，实现故障分类。

3 实验结果与分析

为验证所提方法的有效性，本文搭建单相级联 H 桥五电平逆变器，实验平台如图 3 所示。主电路由 2 个 H 桥逆变器单元组成，直流输入侧为 2 个直流电源，驱动信号由 dSPACE(MicroLabBox)生成，逆变器系统主要参数见表 2。

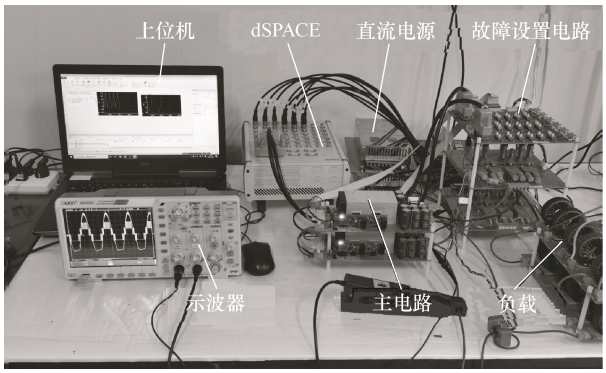


图 3 单相级联 H 桥五电平逆变器实验平台

Fig. 3 Experimental platform of single-phase cascaded H-bridge five-level inverter

表 2 逆变器系统主要参数

Tab. 2 Main parameters of inverter system

参数	数值
直流电源电压/V	15
负载电阻/Ω	7
负载电感/mH	2
开关频率/kHz	5
采样频率/kHz	20

每种故障类别总共采集 80 000 个数据点，划分成 200 个样本，即每个样本包括一个电压周期信

号，共 400 个数据点。将每个样本转成 20×20 的矩阵满足 CNNs 网络输入要求。考虑到实际中健康状态的数据易获取，将 180 个样本设置为健康状态下的训练样本，其余 20 个样本作为测试样本。为了模拟弱监督学习范式下数量不充足且类别不平衡的小样本故障数据，将每种故障类别下的原始训练样本数设置为 1，测试样本数设置为 100。SCWR 方法的作用是将故障状态下1个原始的训练样本扩大 180 倍，使每种故障类别的样本数量相同，然后与健康状态下的训练样本合并作为新的训练集。以故障 F1 为例，原始数据与经过 SCWR 方法生成数据的直观比较如图 4 所示。由图 4 可知，经过 SCWR 方法的合成数据与原始数据非常相似，两者之间的最大振幅差为 0.5 V 左右。

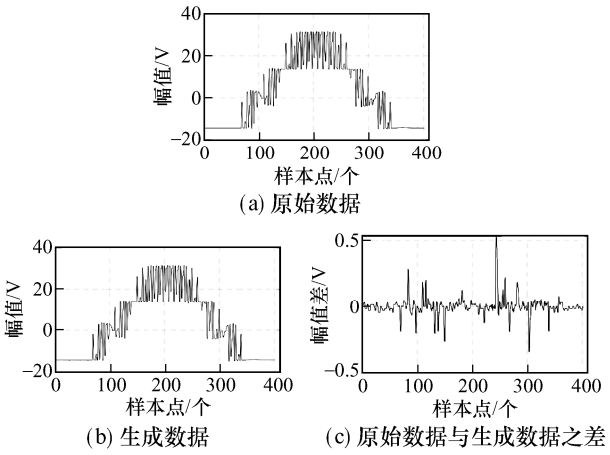


图 4　原始数据与 SCWR 方法生成数据对比

(以故障 F1 为例)

Fig. 4 Comparison between raw data and data generated using SCWR method (with fault F1 as an example)

基于 CNNs 进行故障诊断时，为了达到最优的性能，需要综合分析网络层结构、卷积核大小和卷积核数量等参数。本文的 CNNs 网络采用 2 个卷积层，其中第 1 个卷积层设置有 1 个输入通道和 16 个输出通道，采用大小为 3×3 的卷积核，步长为 1×1，每边填充 1 层；第 2 个卷积层设置 16 个输入通道和 32 个输出通道，采用大小为 4×4 的卷积核，步长为 1×1，每边填充 1 层。在此过程中，经过激活和池化操作后由全连接层输出，诊断结果被分为 9 类。其中，训练参数学习率设置为 0.005，训练次数设置为 180 次。

为验证所提方法的可行性和有效性，设置对照组(/-CNNs)和基准组(DC-CNNs)。对照组将原始小样本作为训练集，基准组将小样本复制 180 次后作为训练集，且都基于 CNNs 进行特征提取和故障分类。将所提方法的实验组(SCWR-CNNs)分别与对照组、基准组进行比较。为验证不同方法的诊断性能，采用精准率(accuracy)、宏查准率(macro-*P*)和宏查全率(macro-*R*)这 3 个常用多分类评价指标[17]。网络训练存在随机性，因此每种情况下进行 10 次实验，取平均值作为结果，实验结果见表 3。由表 3 可知，实验组诊断效果优于对照组和基准组，并且与对照组即原始小样本情况下的故障诊断结果相比，所提方法有了较大的提高，表明所提方法是可行和有效的。

表 3　不同数据增强方法的实验结果

Tab. 3 Experimental results of different data augmentation methods　%

数据增强方法	平均值±标准差		
	精准率	宏查准率	宏查全率
/-CNNs	72.69±6.24	77.85±4.50	75.12±6.69
DC-CNNs	79.85±4.87	86.07±2.45	81.65±4.44
Gaussian white noise-CNNs	81.10±6.29	88.59±3.44	82.78±5.74
Signal translation-CNNs	76.81±5.03	82.93±5.24	78.87±4.59
SCWR-CNNs	**87.13±2.44**	**90.36±2.99**	**88.28±2.23**

为进一步说明所提方法的有效性，与添加高斯白噪声(Gaussian white noise)[20]和信号平移(signal translation)[11]这 2 种现有的数据增强方法进行对比，实验结果见表 3。由表 3 可知，所提 SCWR 数据增强方法与常见方法相比诊断效果更好。例如：在精准率方面，SCWR-CNNs 组的平均值分别比 Gaussian white noise-CNNs 组和 signal translation-CNNs 组的平均值高 6.03%和 10.32%。分析结果表明，添加高斯白噪声和信号平移数据增强方法对全局电压信号进行了较大的变换，使原始样本特征发生了变化，因此上述 2 种数据增强方法的效果较差。而所提方法由于只对特定系数进行微调，因此合成样本在具备多样性的同时，还和对应原始小样

本数据具有相同语义。

为验证所选的 CNNs 模型在特征提取上的优势，对比分析了不同特征提取方法对诊断效果的影响。分别采用主成分分析 PCA(principal components analysis)[21]、快速傅里叶变换 FFT(fast Fourier transform)与 PCA[4]、排列熵 PE(permutation entropy)[22] 3 种特征提取算法，基于支持向量机 SVM (support vector machine)[23]作为分类器，利用 SCWR 方法对数据增强后的新训练集进行模型训练，诊断结果的平均值见表 4。由表 4 可知，SCWR- PCA、SCWR-FFT-PCA、SCWR-PE 这 3 种特征提取算法的诊断精准率都低于 80%，表明 CNNs 的特征提取能力更强，在小样本故障诊断中比一般机器学习领域方法能发挥更大的优势。

表 4 不同特征提取方法的诊断结果

Tab. 4 Diagnosis results of different feature extraction methods %

特征提取方法	平均值±标准差		
	精准率	宏查准率	宏查全率
SCWR-PCA	69.84±0.36	73.04±0.37	72.52±0.32
SCWR-FFT-PCA	75.31±1.66	79.08±1.51	77.50±1.51
SCWR-PE	70.05±0.22	72.05±0.14	72.71±0.20
SCWR-CNNs	**87.13±2.44**	**90.36±2.99**	**88.28±2.23**

为了定量地说明合成样本与对应原始数据的相似程度，同时判断模型预测结果和实际分类结果是否一致，引入了一致性检验指标 Kappa 系数[24]。不同数据增强方法诊断模型的 Kappa 系数的平均值见表 5。由表 5 可知，对于原始数据训练得到的模型 Kappa 系数仅为 0.718 0，说明该模型在测试集上的诊断性能较差。与其他 4 种方法相比，所提方法数据增强后诊断模型的 Kappa 系数明显增大，说明通过 SCWR 方法合成的样本与测试集样本具有较好的一致性。

表 5 不同数据增强方法诊断模型的 Kappa 系数

Tab. 5 Kappa coefficient of diagnostic models with different data augmentation methods

数据增强方法	Kappa 系数的平均值
/-CNNs	0.718 0
DC-CNNs	0.763 5
Gaussian white noise-CNNs	0.741 1
Signal translation-CNNs	0.808 4
SCWR-CNNs	**0.852 4**

由式(2)和式(3)可知，微调系数 k 是影响 SCWR 数据增强方法效果的关键之一。当 k 的变化使得扩大因子 σ 偏离 1 的概率增大时，合成样本与原始样本的相似程度降低；相反，当 k 的变化使得扩大因子 σ 接近 1 的概率增大时，合成样本与原始样本的相似程度升高。对 k 取 0.2,0.4,…,1.8 等时进行比较分析，诊断精准率结果见表 6。由表 6 可知，当 k=1.2 时，诊断精准率达到较高值 93.41，但仍有提高的空间。

表 6 不同 k 取值下诊断精准率对比

Tab. 6 Comparison of diagnostic accuracy under different values of k

实验次数	诊断精准率/%								
	k=0.2	k=0.4	k=0.6	k=0.8	k=1.0	k=1.2	k=1.4	k=1.6	k=1.8
1	87.20	**89.27**	75.85	87.20	87.20	87.44	86.22	87.20	79.15
2	**87.68**	85.85	86.83	86.34	85.98	85.00	84.39	83.78	85.12
3	75.61	86.59	**88.90**	85.12	82.07	87.07	88.78	87.44	87.56
4	86.10	76.71	84.39	87.44	86.46	**93.41**	78.05	88.90	87.80
5	86.83	**87.80**	77.07	85.85	76.10	84.15	87.20	87.68	83.29
6	81.83	87.32	75.61	**88.78**	78.29	86.46	86.10	81.95	85.37
7	82.44	**87.07**	75.61	86.95	85.61	86.83	86.34	86.10	86.46
8	76.22	83.78	**87.56**	80.00	86.95	87.07	77.07	**87.56**	86.34
9	75.61	78.05	86.10	**86.71**	86.46	**86.71**	82.92	86.46	85.37
10	78.78	87.80	86.14	83.41	87.44	87.20	**91.22**	85.12	85.24
平均值±标准差	81.83± 5.00	85.02±4.29	82.41± 5.61	85.78 ±2.49	84.26± 4.05	**87.13±2.44**	84.83±4.45	86.22±2.08	85.17±2.48

4 结论

针对级联 H 桥多电平逆变器在弱监督学习下故障数据分布呈现出小样本场景而导致训练模型过拟合的问题，本文提出了一种特定系数小波重构数据增强的逆变器故障诊断方法。所提方法包括 SCWR 数据增强方法和 CNNs 特征提取与故障分类两部分。在逆变器故障数据上，验证了所提 SCWR 数据增强方法的可行性和有效性。实验结果表明所提方法比对照组和基准组的平均精准率分别提高了 14.44%和 7.28%。利用 CNNs 对增强后的数据实现“端到端”的特征提取与分类，可以看出，CNNs 的特征提取能力优于一般机器学习方法，比使用 PCA、FFT-PCA、PE 方法的平均精准率分别提高了 17.29%、11.82%和 17.08%。今后研究可考虑不同负载情况以丰富应用场景。

参考文献：

[1] 马铭遥, 凌峰, 孙雅蓉, 等. 三相电压型逆变器智能化故障诊断方法综述[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(23): 7683-7699.
Ma Mingyao, Ling Feng, Sun Yarong, et al. Review of intelligent fault diagnosis methods for three-phase voltage-mode inverters [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40 (23): 7683-7699. (in Chinese)

[2] 高磊, 吕敬, 马骏超, 等. 基于电路等效的并网逆变器失稳分析与稳定控制[J]. 电工技术学报, 2024, 39(8): 2325-2341.
Gao Lei, Lü Jing, Ma Junchao, et al. Instability analysis and stability control of grid-connected inverter based on impedance circuit equivalent [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(8): 2325-2341. (in Chinese)

[3] 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)

[4] 耿俊超, 王天真, 韩金刚, 等. 基于多级特征提取的并网逆变器故障诊断策略[J]. 电源学报, 2022, 20(4): 28-36.
Geng Junchao, Wang Tianzhen, Han Jingang, et al. Fault diagnosis strategy based on multi-level feature extraction for grid-connected inverter [J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(4): 28-36. (in Chinese)

[5] 王霞霞, 陈超波, 杨雪芹, 等. 基于 ESO-MLD 的逆变器开路故障快速诊断方法[J]. 电源学报, 2021, 19(3): 153-162.
Wang Xiaxia, Chen Chaobo, Yang Xueqin, et al. Fast diagnosis method for open-circuit fault of inverter based on ESO-MLD [J]. Journal of Power Supply, 2021, 19(3): 153-162. (in Chinese)

[6] Gao Zhiwei, Cecati C, Ding S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques: part I — Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3757-3767.

[7] Gao Zhiwei, Cecati C, Ding S X. A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques: part II: Fault diagnosis with knowledge-based and hybrid/active approaches [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(6): 3768-3774.

[8] Cheng Shu, Chen Yating, Yu Tianjian, et al. A novel diagnostic technique for open-circuited faults of inverters based on output line-to-line voltage model [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(7): 4412-4421.

[9] Anand A, Akhil Vinayak B, Raj N, et al. A generalized switch fault diagnosis for cascaded H-bridge multilevel inverters using mean voltage prediction [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2020, 56(2): 1563- 1574.

[10] 冯良骏. 面向零/少样本场景的弱监督学习方法、应用与实现[D]. 杭州: 浙江大学, 2022.
Feng Liangjun. Weak supervised learning method, application and implementation for zero/few sample scenarios [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2022. (in Chinese)

[11] Li Xiang, Zhang Wei, Ding Qian, et al. Intelligent rotating machinery fault diagnosis based on deep learning using data augmentation [J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31(2): 433-452.

[12] Wu Fan, Qiu Gen, Zhang Lefei, et al. Disturbance auto-encoder generation model: few-shot learning method for IGBT open-circuit fault diagnosis in three-phase converters [J]. Frontiers in Energy Research, 2023, 10: 1077519.

[13] Zhao Minghang, Fu Xuyun, Zhang Yongjian, et al. Data augmentation via randomized wavelet expansion and its application in few-shot fault diagnosis of aviation hydraulic pumps [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 71: 3503213.

[14] Fan Jigang, Yuan Xianfeng, Miao Zhaoming, et al. Full attention Wasserstein GAN with gradient normalization for fault diagnosis under imbalanced data [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3517516.

[15] Wang Tianzhen, Qi Jie, Xu Hao, et al. Fault diagnosis method based on FFT-RPCA-SVM for cascaded-multilevel inverter [J]. ISA Transactions, 2016, 60: 156-163.

[16] 刘云鹏, 许自强, 和家慧, 等. 基于条件式 Wasserstein 生成对抗网络的电力变压器故障样本增强技术[J]. 电网技术, 2020, 44(4): 1505-1513.
Liu Yunpeng, Xu Ziqiang, He Jiahui, et al. Data augmentation method for power transformer fault diagnosis based on conditional Wasserstein generative adversarial network [J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1505-1513. (in Chinese)

[17] Yi Huaikuan, Jiang Qingchao, Yan Xuefeng, et al. Imbalanced classification based on minority clustering synthetic minority oversampling technique with wind turbine fault detection application [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(9): 5867-5875.

[18] Li Hua, Liu Tao, Wu Xing, et al. Enhanced frequency band entropy method for fault feature extraction of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(9): 5780-5791.

[19] 宫文峰, 陈辉, 张泽辉, 等. 基于改进卷积神经网络的滚动轴承智能故障诊断研究[J]. 振动工程学报, 2020, 33(2): 400-413.
Gong Wenfeng, Chen Hui, Zhang Zehui, et al. Intelligent fault diagnosis for rolling bearing based on improved convolutional neural network [J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33(2): 400-413. (in Chinese)

[20] Yu Kun, Lin Tian ran, Ma Hui, et al. A multi-stage semi-supervised learning approach for intelligent fault diagnosis of rolling bearing using data augmentation and metric learning [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 146: 107043.

[21] Zhou Ping, Zhang Ruiyao, Xie Jin, et al. Data-driven monitoring and diagnosing of abnormal furnace conditions in blast furnace ironmaking: an integrated PCA-ICA method [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(1): 622-631.

[22] Fabila-Carrasco J S, Tan Chao, Escudero J. Permutation entropy for graph signals [J]. IEEE Transactions on Signal and Information Processing Over Networks, 2022, 8: 288-300.

[23] Zhang Peiyun, Shu Sheng, Zhou Mengchu. An online fault detection model and strategies based on SVM-grid in clouds [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2018, 5(2): 445-456.

[24] De Raadt A, Warrens M J, Bosker R J, et al. Kappa coefficients for missing data [J]. Educational and Psychological Measurement, 2019, 79(3): 558-576.



周健耀

作者简介：

周健耀(1997—)，男，中国电源学会会员，硕士研究生。研究方向：逆变器故障诊断。E-mail：202130210053@stu.shmtu.edu.cn。

王天真(1978—)，女，中国电源学会会员，通信作者，博士，教授。研究方向：新能源发电系统故障诊断。E-mail：wtz0@sina.com。

韩金刚(1977—)，男，中国电源学会高级会员，博士，副教授。研究方向：电力电子技术与装置。E-mail：jghan@shmtu.edu.cn。

汤天浩(1955—)，男，中国电源学会会士，博士，教授。研究方向：新能源电源变换技术。E-mail：thtang@shmtu.edu.cn。

(责任编辑：陈国珍)