

基于MTF-CFOA-PVT的隔离开关故障诊断

申张亮¹,陈旖旎¹,李浩民¹,刘子豪¹,马宏忠²,葛轩豪²

(1. 国网江苏省电力有限公司南京供电分公司,江苏南京210000;

2. 河海大学电气与动力工程学院,江苏南京211100)

摘要:针对隔离开关故障情况复杂、提取信号含有强噪声、特征提取不充分的问题,提出了一种基于马尔科夫变迁场(MTF)、捕鱼优化算法(CFOA)改进金字塔视觉转换器(PVT)的隔离开关故障诊断模型。首先,采用MTF算法将时序的一维振动信号转化为二维图像,保留了一维信号中的相关时序特性;其次,将得到的二维图像输入CFOA优化后的金字塔视觉转换器模型中,对图像进行特征提取并分类;最后,将得到的模型应用于隔离开关故障诊断。实验结果表明,在不同的故障情况下,该方法对隔离开关的故障分类精度可达到98.25%,体现了该方法的优越性。

关键词:马尔科夫变迁场;金字塔视觉转换器;隔离开关;故障诊断

中图分类号:TM564.1 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqcd26211

Fault Diagnosis of Isolation Switch Based on MTF-CFOA-PVT

SHEN Zhangliang¹, CHEN Yini¹, LI Haomin¹, LIU Zihao¹, MA Hongzhong², GE Xuanhao²

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Nanjing Power Supply Company, Nanjing 210000,

Jiangsu, China; 2. School of Electrical and Power Engineering, Hohai University,

Nanjing 211100, Jiangsu, China)

Abstract: A fault diagnosis model for isolation switches based on Markov transition field (MTF), catch fish optimization algorithm (CFOA) improved pyramid vision transformer (PVT) was proposed to address the problems of complex fault situations, strong noise in signal extraction, and insufficient feature extraction. Firstly, the MTF algorithm was used to convert the one-dimensional vibration signal of the time sequence into a two-dimensional image, preserving the relevant temporal characteristics in the one-dimensional signal. Secondly, the obtained two-dimensional image was input into the PVT model optimized by the CFOA for extracting features from the image. Finally, the obtained model was applied to the diagnosis of isolation switch faults. The experimental results show that under different fault conditions, this method can achieve a fault classification accuracy of 98.25% for isolation switches, demonstrating the superiority of this method.

Key words: Markov transition field (MTF); pyramid vision transformer (PVT); isolating switch; fault diagnosis

高压隔离开关作为一种变电站中的重要电气设备,在户外会受到恶劣自然天气的影响导致非正常运行,不但影响电网的安全运行,而且还对运行维护人员的安全产生隐患^[1],因此对其进行故障诊断十分必要。研究表明,隔离开关主要的故障包括机构卡涩、机构松动、三相不同期、发热、故障失灵等^[2-3]。

王国炎等^[4]基于多元激光架构设计出电力系统刀闸状态识别,可以高效判断刀闸的状态,为

隔离开关故障诊断提供了理论指导。由于隔离开关会进行分合闸操作,在触头与触指碰触时会产生机构的振动,文献[5]表明可以通过分析隔离开关的一维振动信号来判别隔离开关的故障。文献[6]提出利用经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)算法确定振动信号的特征量,但是EMD的端点效应与模态混叠问题比较突出,导致诊断精度受限。现如今,随着一维数据分析研究的不断深入和拓展,使用传统的方法提

基金项目:国网江苏省电力有限公司重点科技项目(J2024047)

作者简介:申张亮(1985—),男,博士,高级工程师,主要研究方向为变电检修及配网调度技术研究,Email:1006694841@qq.com

高时间序列分类问题的精度越来越困难,因此韩亮等^[7]使用递归图,将一维信号转化为二维递归图作为模型输入分类器,实现了对心律失常的自动分类。然而递归图无法对隔离开关的振动信号特征进行充分提取,因此本文使用马尔科夫变迁场(Markov transition field, MTF)代替递归图完成一维的振动信号转化为二维的特征图谱,充分考虑了时间相关性,解决了递归图对特征提取不充分的问题。

文献[8]利用Transformer分类器对有载分接开关一维声纹信号成功进行了诊断研究。针对二维特征图像,齐萌等^[9]使用普通的视觉转换器(vision-transformer, ViT)对轴承故障进行诊断,但是仍然存在特征提取不充分的问题。进一步,邢建好等^[10]采用金字塔视觉转换器(pyramid vision transformer, PVT)作为图像分类器对变电站图像拼接篡改检测,具有良好的检测效果。但是针对隔离开关故障情况复杂、提取信号含有强噪声的问题,其分类模型的泛化性和收敛性无法得到保证。因此本文提出了捕鱼优化算法(catch fish optimization algorithm, CFOA)对PVT模型进行超参数优化,用以解决上述问题。

综上所述,本文提出了一种基于MTF-CFOA-PVT的隔离开关故障诊断方法,实现了较为精确的故障诊断,并且在不同算法的对比测试中,展现出其诊断的高效性和可行性。

1 基于MTF-CFOA-PVT的隔离开关故障诊断方法

1.1 马尔科夫变迁场

对于时间序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_t, \dots, x_n\}$, $x_t (t = 1, 2, \dots, n)$ 表示信号在对应时刻 t 的幅值。构造马尔科夫转移矩阵,存在时间序列 $X(t)$, 确定 $X(t)$ 的 Q 个分位箱单元,并将每个时间序列中的每一个 x_t 分配给相应的箱 $q_j^{[11]}$ 。定义马尔科夫转移矩阵 W 如下:

$$W = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \dots & \omega_{1q} \\ \omega_{21} & \dots & \omega_{2q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \omega_{q1} & \dots & \omega_{qq} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: ω_{ij} 为分位 q_i 位于 q_j 之后的概率, $\sum_j \omega_{ij} = 1$, $q_i, q_j \in [1, Q]$ 。

为了改进马尔科夫转移矩阵缺少对时间序

列 $X(t)$ 的分布和时间步长 t 之间的时间依赖性考虑的缺点,提出了马尔科夫变迁场的构想。它的矩阵 M 考虑了时间顺序,矩阵 W 通过沿时间顺序排列每个概率得到扩展,额外的时间信息得以保存,其表达式如下:

$$M = \begin{bmatrix} m_{ij}|_{x_1 \in q_i, x_1 \in q_j} & m_{ij}|_{x_1 \in q_i, x_2 \in q_j} & \dots & m_{ij}|_{x_1 \in q_i, x_n \in q_j} \\ m_{ij}|_{x_2 \in q_i, x_1 \in q_j} & m_{ij}|_{x_2 \in q_i, x_2 \in q_j} & \dots & m_{ij}|_{x_2 \in q_i, x_n \in q_j} \\ \vdots & \ddots & \dots & \dots \\ m_{ij}|_{x_n \in q_i, x_1 \in q_j} & m_{ij}|_{x_n \in q_i, x_2 \in q_j} & \dots & m_{ij}|_{x_n \in q_i, x_n \in q_j} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: m_{ij} 为分位箱 i 转移到分位箱 j 的频率。

MTF 采用上述方法将一维时间序列转换为二维特征图。在这个过程中,MTF 图像的每个像素不仅包含了时间序列中各个元素的数值,还保留了时间信号的相关特性。

1.2 PVT的整体架构

PVT 模型基于Transformer架构实现,其模型的基础网络结构如图1所示。

PVT 将CNN(convolutional neural networks)的金字塔结构整合到Transformer框架中,以便能够生成多尺度特征图^[12]。PVT 分为4个阶段,这些阶段具有相似的结构,由一个补丁嵌入层和 L_i 个Transformer编码器层构成。

在第一阶段,输入大小为 $H \times W \times 3$ (H 是图像的长度, W 是图像的宽度)的图像被划分为 $(H \times W)/4^2$ 个模块,每个模块的大小为 $4 \times 4 \times 3$ 。接着,将这些展平的模块输入到线性投影层,生成大小为 $(H \times W)/4^2 \times C_1$ 的嵌入模块,其中 C_i 为第 i 阶段输出的通道数。随后,这些嵌入模块与位置嵌入一起通过包含 L_i 层的Transformer编码器处理,输出被重塑为大小为 $H/4 \times W/4 \times C_1$ 的特征图 F_1 。

类似地,用前一阶段的特征图作为输入,可以获得后续的特征图: F_1, F_2 和 F_3 , 具体过程如图2所示。首先用 P_i 表示第 i 个阶段的模块大小。其次在第 i 阶段的开始,先用 $(H_{i-1}W_{i-1})/P_i^2$ 个块均匀划分输入特征图 F_{i-1} ,接着将每个块平展开来并映射到 C_i 维用以嵌入Transformer编码器。经过线性映射后,嵌入块大小可以看作是 $H_{i-1}/P_i \times W_{i-1}/P_i \times C_i$,其中高和宽都比输入小 P_i 倍,PVT的特征金字塔就是这样被构建出来的。

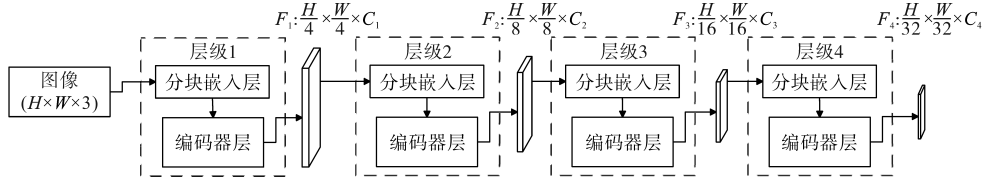


图1 金字塔视觉转换器的基础网络

Fig.1 Basic network of pyramid vision converter

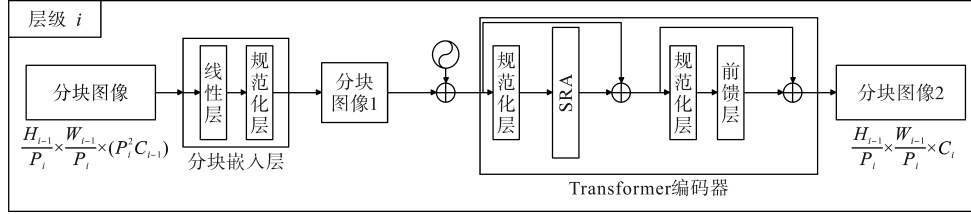


图2 金字塔视觉转换器模块

Fig.2 Pyramid vision converter module

1.3 CFOA的基本原理

CFOA算法是一种基于人类行为的新元启发式优化算法^[13],主要分为两个阶段:探索阶段和开发阶段。首先初始化人口:

$$Fisher_{ij} = (ub_j - lb_j) \times r + lb_j \quad (3)$$

将模式的转变用捕捞率参数来模拟,记为 α ,其计算公式如下:

$$\alpha = (1 - \frac{3 \times EFs}{2 \times MaxEFs})^{\frac{3 \times EFs}{2 \times MaxEFs}} \quad (4)$$

式中: EFs 为当前评估次数; $MaxEFs$ 为最大评估次数。

在此过程中,个体在阶段的前半部分($EFs/MaxEFs < 0.5$)时探索全局,然后在阶段的后半部分($EFs/MaxEFs \geq 0.5$)进行开发。当 $p < \alpha$ 时选择独立搜索,当 $p \geq \alpha$ 时选择集体捕获。 p 为概率,是 $[0, 1]$ 之间的随机数。按照下面3个阶段进行寻找最优位置和适应度值:

1) 独立捕获阶段。独立搜捕的数学模型为

$$Exp = \frac{fit_i - fit_p}{fit_{max} - fit_{min}} \quad (5)$$

$$R = Dis \times \sqrt{|Exp|} \times (1 - \frac{EFs}{MaxEFs}) \quad (6)$$

$$Fisher_{ij}^{T+1} = Fisher_{ij}^T + (Fisher_{pos_j}^T - Fisher_{ij}^T) \times Exp + r_s \times s \times R \quad (7)$$

式中: Exp 为渔民以任意 pos^{th} ($pos = 1, 2, \dots, N, p \neq i$) 个渔民为参照对象得到的经验分析值,取值范围为 $[-1, 1]$; fit_i, fit_p 分别为第 i 个和第 p 个渔民的适应度值; fit_{max}, fit_{min} 分别为第 T 次完成位置更新后的最差和最好适应度值; T 为渔民位置的迭代次数; $Fisher_{ij}^T, Fisher_{ij}^{T+1}$ 分别为第 T 次和第 $T+1$ 次迭代后第 i 个渔民在 j 的位置; r_s 为 $[0, 1]$ 之间的随机

数; Dis 为第 i 个渔民与参照物之间的欧氏距离; s 为维数 d 的随机向量; R 为探索范围, R 也随 Exp 的绝对值和当前评估次数 EFs 的变化而变化, R 小于或等于 Dis 。

2) 小组捕获阶段。该阶段的模型和公式建立如下:

$$Centre_c = \text{mean}(Fisher_c^T) \quad (8)$$

$$Fisher_{c,ij}^{T+1} = Fisher_{c,ij}^T + r_2 \times (Centre_c - Fisher_{c,ij}^T) + (1 - \frac{2 \times EFs}{MaxEFs})^2 \times r_3 \quad (9)$$

式中: c 为3~4个个体组成的群体,其位置尚未更新; $Centre_c$ 为 c 组包围的目标点; r_2 为渔民接近中心的速度,范围为 $[0, 1]$; r_3 为移动的偏移量,取值范围为 $[-1, 1]$,随着 EFs 的增加而逐渐减小。

3) 集体捕获阶段。本文使用高斯分布来模拟这个分布。更新公式如下:

$$\sigma = \sqrt{\{2(1 - \frac{EFs}{MaxEFs}) / [(1 - \frac{EFs}{MaxEFs})^2 + 1]\}} \quad (10)$$

$$Fisher_{ij}^{T+1} = Gbest + GD(0, \frac{r_4 \times \sigma \times |\text{mean}(Fisher) - Gbest|}{3}) \quad (11)$$

式中: GD 为高斯分布函数,整体均值为0,整体方差 r 随着评估次数的增加而增大,从1趋近于0; $\text{mean}(Fisher)$ 为渔民中心各维度均值的矩阵; $Gbest$ 为全局最优位置; r_4 为取值为 $\{1, 2, 3\}$ 的随机数,将渔民分布在3个范围内。

1.4 CFOA优化PVT的超参数选取

在利用PVT模型进行故障诊断的过程中,神

经网络的超参数对模型的精度和效率有重要影响^[4]。为提升模型的故障分类性能,本文采用CFOA方法对PVT的超参数进行迭代优化。需要优化的超参数包括:批样本数量(batch size)、迭代次数(epoch)。在优化过程中,CFOA的种群数量设为20,初始学习率为0.01,批样本数量的下限为16,迭代次数的最低值为30。经过CFOA优化后,PVT模型的最优超参数为:批样本数量为128,迭代次数为100。

为了验证模型的可靠性,选用CEC2020-F5函数对模型的迭代收敛性进行测试,与粒子群算法(PSO)、哈里斯鹰算法(HHO)、鲸鱼优化算法(WOA)进行对比,适应度收敛图如图3所示。由图3可知,在CEC2020-F5测试函数中,CFOA算法的迭代收敛速度要明显好于其他算法,证明了该算法的稳定优化和跳出局部最优能力。

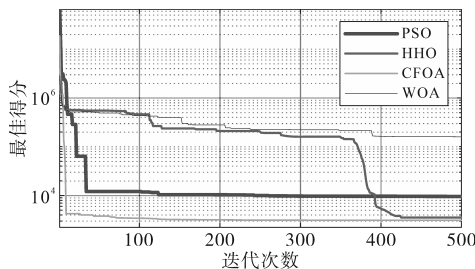


图3 4种算法在CEC2020-F5函数上的收敛程度

Fig.3 The convergence degree of four algorithms on the CEC2020-F5 function

2 基于MTF-CFOA-PVT的隔离开关故障诊断流程

基于MTF-CFOA-PVT模型的隔离开关故障诊断方法训练步骤如下:

步骤1:利用传感器采集原始故障信号,对信号按故障类型进行分组处理;

步骤2:用MTF将分组后的故障信号转化为具有时间依赖性的二维图谱;

步骤3:将构建好的二维数据集按照8:2的比例划分为训练集和验证集;

步骤4:训练集对1.4节中建好的模型进行训练,直至模型收敛或达到训练次数,保存训练模型参数;

步骤5:将验证集输入到训练好的模型中,测试模型的故障诊断效果,并输出故障诊断测试结果。

故障诊断流程图如图4所示。

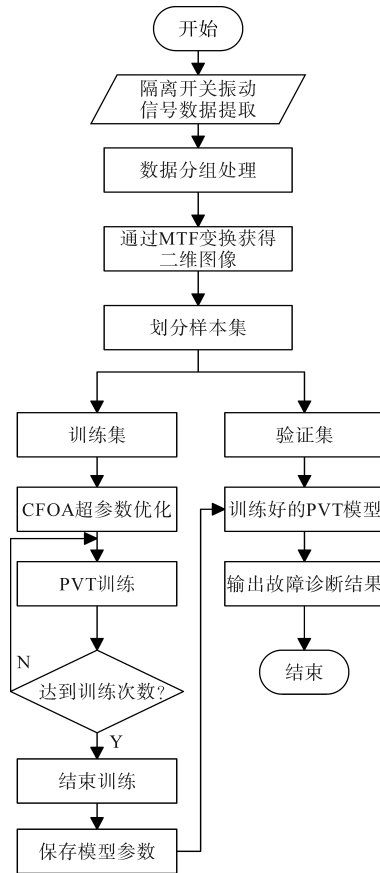


图4 故障诊断流程图

Fig.4 Fault diagnosis flowchart

3 实验分析

3.1 实验数据采集

本文搭建对某GW4型户外高压隔离开关的振动信号测量平台,在该隔离开关三相左极支架及A相横梁中部排布振动信号测试点以测量一维振动信号用以后续实验,如图5所示。



图5 实验现场振动信号采集平台

Fig.5 Vibration signal acquisition platform at the experimental site

用型号为1A212E的IEPE式压电式加速度传感器来进行实验,其采集仪型号为DH5922。加速度传感器安装在A相左极支架、B相左极支架、C相左极支架、A相横梁中间等4个位置,如图6所示。

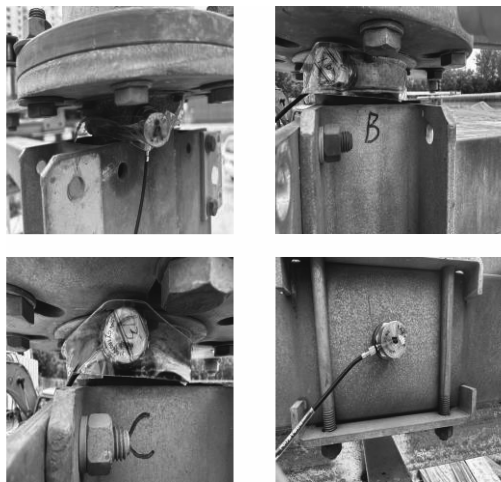


图6 隔离开关测点布局图

Fig.6 Layout diagram of isolation switch measuring points

结合具体结构和故障发生情况,进行了下列4种典型运行状态模拟:

1)正常分合闸。

2)机构卡涩。机构卡涩是隔离开关的典型机械故障,隔离开关在分合闸时,极间连杆会跟随操动机构输出轴转动,从而拉动动触头转动。本文将多个橡胶弹性绳捆绑在传动机构关节部位模拟卡涩故障。

3)机构松动。隔离开关容易受到雨雪和风沙的侵蚀,其传动机构的螺栓在多次分合闸操作后会出现松动故障,若发现处理的进程较慢,可能会导致电力系统无法正常安全运行。本文松动A相主动极连杆关节螺栓模拟机构松动故障。

4)三相不同期。通过调节交叉连杆的长度,使得其中一相超前或者滞后于其它相。本次实验模拟B相滞后于A,C两相,以此来模拟三相不同期故障。

实验时采样频率设置为20 kHz,每组数据采集10 s。建立4种不同采集位置的数据库,每个数据库含有4种类别的图像,总共为2 000组样本,每个位置的样本数量为500。按照8:2的比例随机划分训练集和验证集后,验证集样本数量为400,训练集样本数量为1 600。

本文分别截取了A相测点正常合闸、机构松动合闸、卡涩合闸、三相不同期合闸等4种典型信号,并且取信号特征最为丰富的0 s—5 s部分,采样的信号如图7所示。

3.2 实验结果与分析

本文用像素100×100构建MTF二维特征图谱样本,图8是生成的每种故障类别的MTF合闸

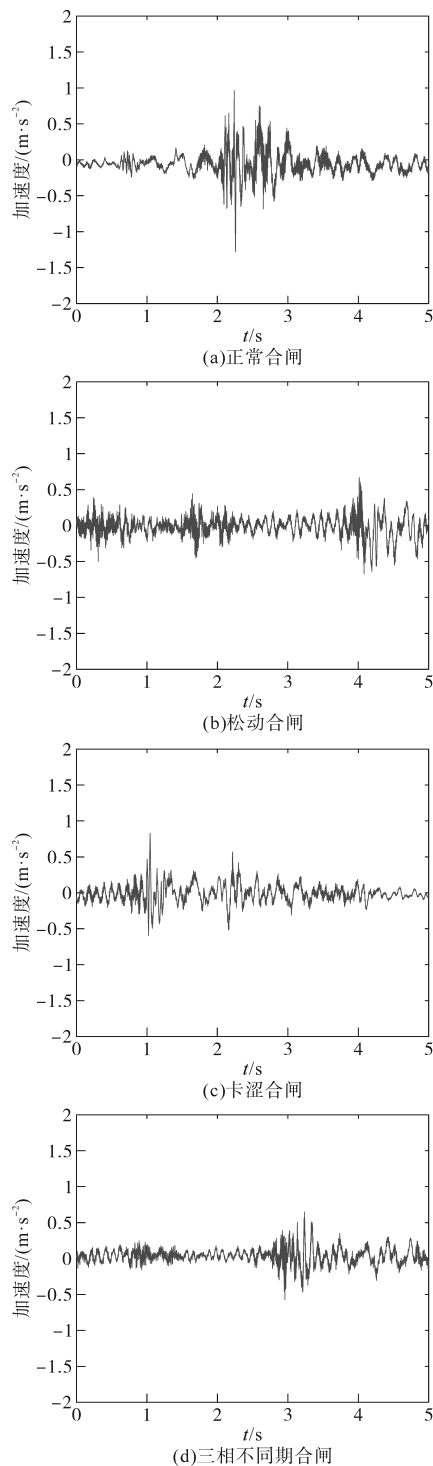


图7 不同状态下A相测点的振动信号

Fig.7 Vibration signals of A phase measuring point in different states

图像示例。

由图8可知,生成的不同故障类别的MTF图像中,不仅含有不同的纹理信息也含有概率映射颜色信息。

在模型训练过程中,模型训练集与验证集的准确率随训练次数的变化曲线如图9所示。在迭代次数为10时,图像集的验证集准确率首次达到

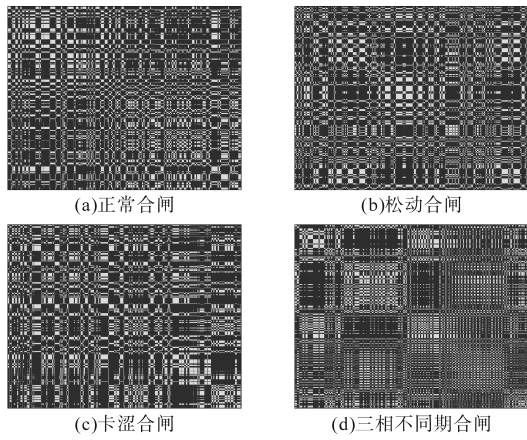


图8 不同故障类别的MTF特征图谱

Fig.8 MTF characteristic maps of different fault categories

95%以上,并在迭代78次以后,逐渐趋于稳定,达到97%。

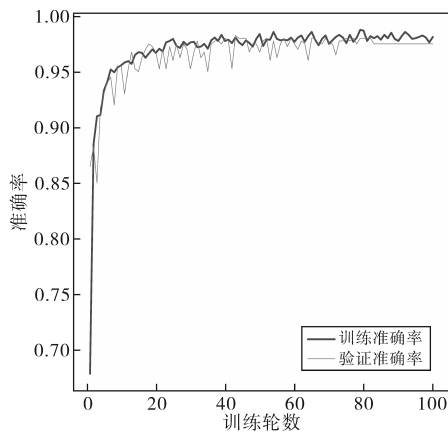


图9 准确率曲线

Fig.9 Accuracy curves

为了验证本文提出的基于MTF图像的编码方式在故障诊断中的有效性,设计了对比实验,将故障诊断中常用的递归图和GAF图编码作为参照组^[15]。为了确保与本文提出的编码方法一致,递归图和GAF图的图像大小也统一设置为100×100像素,并将这些图像输入本文模型进行训练。图10展示了各方法在故障分类任务中的准确率。从图中可以看出,基于MTF特征图谱的编码方式在故障诊断中表现出了最高的准确率。与其他图像编码方式相比,本文提出的MTF编码方法能够更好地捕捉隔离开关故障振动信号的特征。

分类混淆矩阵如图11所示。图中,横坐标表示故障诊断模型对400个样本的诊断结果,第1类为正常状态,第2类为机构松动状态,第3类为机构卡涩状态,第4类为三相不同期状态。纵坐标则代表400个样本的真实分类情况,颜色深浅

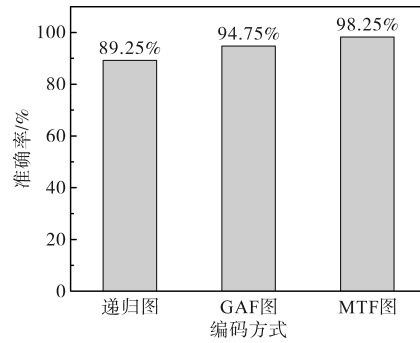


图10 不同编码方式的故障诊断准确率对比

Fig.10 Comparison of fault accuracy diagnose between different encoding methods

反映分类准确度,颜色越深表示分类越精确。由图11可见,模型对第2类和第3类的200个样本实现了100%的准确诊断。仅在第1类中出现1个样本被误诊为第3类,第4类中有6个样本被误诊为第1类,总体诊断精度达到了98.25%。

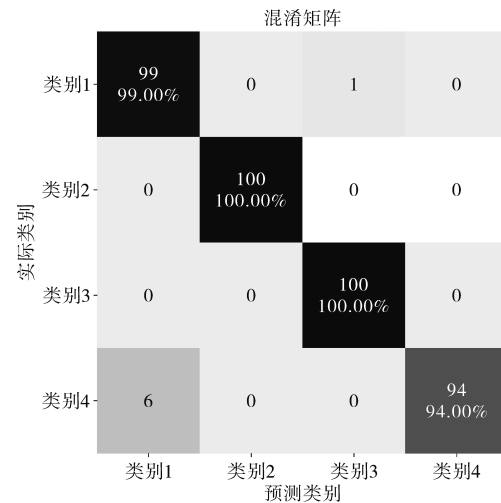


图11 分类混淆矩阵

Fig.11 Classification confusion matrix

同时,为了加强对于本文方法的优越性的证明,选择不同的机器学习^[16]和深度学习^[17]以及其它常用网络模型^[18],不同方法对隔离开关4种状态的总体平均识别准确率如表1所示。

表1 多种方法对隔离开关诊断准确率

Tab.1 Multiple methods for diagnosing the accuracy of isolation switches

模型	测试集准确率/%
VMD-SVM	88.25
2D-CNN	90.75
LSTM-Transformer	92.00
MTF-GAT	93.5
MTF-CFOA-PVT	98.25

由表1可知,本文提出的MTF-CFOA-PVT隔离开关故障诊断模型比传统的机器学习识别故

障准确率提升了10%左右,比普通的神经网络识别故障准确率提升了4.75%左右,成功地验证了该方法的有效性。

4 结论

1) MTF这种将一维时间序列转化为二维图像的编码方式在提取隔离开关的振动信号特征中具有良好的适用性,相比于使用递归图进行故障诊断准确率提高了9%,比GAF图提高了3.5%,能够很好地反映隔离开关的故障特征。

2) 本文的CFOA-PVT分类方法可以准确地识别隔离开关的故障类型并对其进行分类,其分类准确率达到98.25%,故障诊断效果远超传统的机器学习和神经网络算法,具有较好的收敛性和鲁棒性。

3) 本文的MTF-CFOA-PVT方法仅针对3种不同的隔离开关故障进行了验证。未来,随着大量实验数据或现场数据的积累,可以将不同类型的故障细化为若干离散区间,并将这些细化后的故障信息纳入隔离开关振动数据库。同时,还可以引入其他类型的故障,进一步扩展隔离开关各类故障状态的图像集。通过丰富的故障样本数据,可以更加全面地验证本文提出的故障诊断模型在故障识别中的性能与能力。

参考文献

- [1] 陈士刚,关永刚,张小青,等. 不完备故障类别下基于Multi-SVDD的高压隔离开关故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(11): 2439-2447.
CHEN Shigang, GUAN Yonggang, ZHANG Xiaoqing, et al. Diagnosis method of high voltage isolating switch fault based on multi-SVDD under incomplete fault type[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(11): 2439-2447.
- [2] 马宏明,周涛涛,彭诗怡,等. GW4隔离开关机械故障仿真与诊断技术[J]. 电工技术学报, 2019, 34(S2): 501-508.
MA Hongming, ZHOU Taotao, PENG Shiyi, et al. Research on mechanical fault simulation and diagnosis technology of GW4 disconnector[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(S2): 501-508.
- [3] 公多虎,詹仲强,葛志杰,等. 基于小波分析的高压隔离开关故障检测方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(3): 19-22, 42.
GONG Duohu, ZHAN Zhongqiang, GE Zhijie, et al. Research on fault detection method of high voltage disconnector based on wavelet analysis[J]. Techniques of Automation and Applications, 2024, 43(3): 19-22, 42.
- [4] 王国炎,张广就,吕宗瑾,等. 基于多源激光架构提升电力系
统刀闸状态识别能力的研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2024(8): 274-278.
WANG Guoyan, ZHANG Guangjue, LÜ Zongjin, et al. Research on improving the ability of power system disconnector state recognition based on multi source laser architecture[J]. Automation & Instrumentation, 2024(8): 274-278.
- [5] 李少华,张文涛,宋亚凯,等. 基于高压隔离开关振动信号的故障诊断方法分析[J]. 内蒙古电力技术, 2018, 36(1): 89-92.
LI Shaohua, ZHANG Wentao, SONG Yakai, et al. Analysis of fault diagnosis method based on vibration signal of high-voltage disconnector[J]. Inner Mongolia Electric Power, 2018, 36(1): 89-92.
- [6] 郭煜敬,陈士刚,李少华,等. 基于经验模态分解及支持向量机的高压隔离开关机械故障诊断方法[J]. 高压电器, 2018, 54(9): 12-18.
GUO Yujing, CHEN Shigang, LI Shaohua, et al. Mechanical fault diagnosis method for high-voltage disconnector based on empirical mode decomposition and support vector machine[J]. High Voltage Electrical Appliances, 2018, 54(9): 12-18.
- [7] 韩亮,罗统军,蒲秀娟,等. 使用多尺度递归图和视觉转换器的心律失常分类[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(12): 149-157.
HAN Liang, LUO Tongjun, PU Xiujuan, et al. Arrhythmia classification using multi-scale recurrence plot and vision transformer[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12): 149-157.
- [8] 宋长铭,李岩,王飞,等. 基于Transformer的有载分接开关故障诊断研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2024(3): 26-29, 34.
SONG Changming, LI Yan, WANG Fei, et al. Research on fault diagnosis of on-load tap changer based on transformer[J]. Automation & Instrumentation, 2024(3): 26-29, 34.
- [9] 齐萌,王国强,石念峰,等. 基于时频图与视觉Transformer的滚动轴承智能故障诊断方法[J]. 轴承, 2024(10): 115-123.
QI Meng, WANG Guoqiang, SHI Nianfeng, et al. Intelligent fault diagnosis method for rolling bearings based on time-frequency diagram and vision transformer[J]. Bearing, 2024(10): 115-123.
- [10] 邢建好,田秀霞,韩奕. 结合金字塔Transformer与浅层CNN的变电站图像篡改检测[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(2): 444-456.
XING Jianhao, TIAN Xiuxia, HAN Yi. Pyramid Transformer combined with shallow CNN for substation image tampering detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2024, 29(2): 444-456.
- [11] 吴兰,董琳. 基于MTF-CBAM-IResnet的滚动轴承故障诊断方法[J]. 制造技术与机床, 2024(11): 16-21.
WU Lan, DONG Lin. Fault diagnosis method for rolling bearings based on MTF-CBAM-IResnet[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2024(11): 16-21.
- [12] 聂应旺,王雷,梅晨阳,等. 用于精确图像分割的特征细化金字塔视觉转换器[J]. 温州医科大学学报, 2024, 54(8): 631-640.

- NIE Yingwang, WANG Lei, MEI Chenyang, et al. FR-PVT: A feature-refined pyramid vision transformer for accurate image segmentation[J]. Journal of Wenzhou Medical University, 2024, 54(8):631-640.
- [13] JIA H, WEN Q, WANG Y, et al. Catch fish optimization algorithm: a new human behavior algorithm for solving clustering problems[J]. Cluster Computing, 2024, 27(9): 13295-13332.
- [14] 罗毅,段明达. 基于IWOA-Transformer的磨煤机故障预警[J]. 动力工程学报, 2024, 44(6):939-946.
- LUO Yi, DUAN Mingda. Fault warning of coal mill based on IWOA-Transformer[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2024, 44(6):939-946.
- [15] 薛健侗,马宏忠,杨洪苏,等. 基于格拉姆角场与迁移学习-AlexNet的变压器绕组松动故障诊断方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(24): 154-163.
- XUE Jiandong, MA Hongzhong, YANG Hongsu, et al. A fault diagnosis method for transformer winding looseness based on Gramian angular field and transfer learning-AlexNet[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(24): 154-163.
- [16] 解骞,徐浩岚,王彤,等. 基于自主认知深度时间聚类表示的
- 隔离开关故障诊断方法[J]. 电气工程学报, 2024, 19(1): 281-289.
- XIE Qian, XU Haolan, WANG Tong, et al. Disconnecter fault diagnosis method based on autonomous-cognition deep temporal clustering representation[J]. Journal of Electrical Engineering, 2024, 19(1):281-289.
- [17] 雷春丽,薛林林,夏奔锋,等. 采用马尔科夫转移场和图注意力网络的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动工程学报, 2024, 37(12):2158-2167.
- LEI Chunli, XUE Linlin, XIA Benfeng, et al. Rolling bearing fault diagnosis method using Markov transition field and graph attention network[J]. Journal of Vibration Engineering, 2024, 37(12):2158-2167.
- [18] 张彬桥,雷钧,万刚. 基于MTF-Swin Transformer的风机齿轮箱故障诊断[J]. 可再生能源, 2024, 42(5):627-633.
- ZHANG Binqiao, LEI Jun, WAN Gang. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on MTF-Swin Transformer[J]. Renewable Energy Resources, 2024, 42(5):627-633.

收稿日期:2024-10-10

修改稿日期:2024-11-15

(上接第63页)

- [N]. China Energy News, 2023-06-05(010).
- [15] 王泽森,石岩,唐艳梅,等. 考虑LCA能源链与碳交易机制的综合能源系统低碳经济运行及能效分析[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(6): 1614-1626, 1858.
- WANG Zesen, SHI Yan, TANG Yanmei, et al. Low carbon economy operation and energy efficiency analysis of integrated energy systems considering LCA energy chain and carbon trading mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(6): 1614-1626, 1858.
- [16] 周建力. 风-光-氢综合能源系统容量配置优化及决策模型研究[D]. 北京:华北电力大学(北京), 2022.
- ZHOU Jianli. Research on capacity configuration optimization and decision-making model of wind-photovoltaic-hydrogen integrated energy system[D]. Beijing: North China Electric Power University (Beijing), 2022.
- [17] 谭艳秋. 电力系统应用中电池储能系统的生命周期温室气体影响分析[D]. 南京:南京大学, 2017.
- TAN Yanqiu. Life cycle greenhouse gas impacts of battery energy storage systems in power system applications[D]. Nanjing: Nanjing University, 2017.
- [18] LI J, LI S, WU F. Research on carbon emission reduction benefit of wind power project based on life cycle assessment theory [J]. Renewable Energy, 2020, 155:456-468.
- [19] 赵若楠,董莉,白璐,等. 光伏行业生命周期碳排放清单分析[J]. 中国环境科学, 2020, 40(6):2751-2757.
- ZHAO Ruonan, DONG Li, BAI Lu, et al. Inventory analysis on carbon emissions of photovoltaic industry[J]. China Environmental Science, 2020, 40(6):2751-2757.
- [20] 崔杨,管彦琦,李佳宇,等. 考虑碳捕集机组与氢储能系统协调运行的源荷储低碳经济调度[J]. 电网技术, 2024, 48(6): 2307-2316.
- CUI Yang, GUAN Yanqi, LI Jiayu, et al. Source-load-storage low-carbon economic dispatching considering coordinated operation of carbon capture unit and hydrogen energy storage system [J]. Power System Technology, 2024, 48(6): 2307-2316.
- [21] WU X, QI S, WANG Z, et al. Optimal scheduling for microgrids with hydrogen fueling stations considering uncertainty using data-driven approach[J]. Applied Energy, 2019, 253: 113568.

收稿日期:2024-09-26

修改稿日期:2024-11-19