

DOI:10. 19651/j. cnki. emt. 2416583

基于 GADF 和 HWP-CBAM-ResNet 的 弧齿锥齿轮箱故障诊断*

王翰伟¹ 许 昕² 潘宏侠² 荀小伟¹

(1. 中北大学机械工程学院太原 030051; 2. 中北大学系统辨识与诊断技术研究所太原 030051)

摘 要:针对目前流行的残差网络在复杂噪声环境下对弧齿锥齿轮箱故障识别准确率较低的问题,以及传统鲸鱼优化 算法(WOA)收敛速度较慢且全局搜索能力较差的问题,本文提出了一种基于格拉姆角差场(GADF)和混合鲸鱼粒子群 优化算法的 CBAM 注意力机制残差网络的智能故障诊断方法。首先,对采集到的一维振动信号进行重叠采样以获得足 够的信号样本,然后通过格拉姆角差场编码技术将一维数据转换为二维图像数据,构建不同故障下的二维图像数据集, 并通过人为添加噪声的方式以扩大样本数量并验证噪声对诊断方法的影响;然后,在传统 ResNet 网络中加入 CBAM 注 意力机制模块以增强有用特征、抑制无关特征,从而提升模型的表示能力,将图像数据集输入到混合鲸鱼粒子群优化算 法优化的 CBAM-ResNet 模型中进行训练;最后,使用训练好的 CBAM-ResNet 模型对弧齿锥齿轮箱故障数据集进行分 类,输出诊断结果。实验结果表明,该方法在不进行人为降噪的情况下确识别弧齿锥齿轮箱故障准确率达到 100%,且在 复杂噪声背景下依然可以达到 95.38%,相较其他方法具有更高的准确率、更快的网络收敛速度和更好的鲁棒性。 关键词:弧齿锥齿轮;格拉姆角场;鲸鱼优化算法;注意力机制;残差网络

中图分类号: TN06 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460

Fault diagnosis for spiral bevel gearboxes based on GADF and HWP-CBAM-ResNet

Wang Hanwei¹ Xu Xin² Pan Hongxia² Xun Xiaowei¹

(1. School of Mechanical Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. System Identification and Diagnosis Technology Research Institute, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: To address the issue of the currently popular residual network having low accuracy in identifying gearbox faults in complex noise environments, and the slow convergence speed and poor global search capability of the traditional whale optimization algorithm(WOA), this paper proposes an intelligent fault diagnosis method based on the gramian angular difference field (GADF) and a hybrid whale-particle swarm optimization algorithm combined with a CBAM attention mechanism residual network. First, the collected one-dimensional vibration signals are overlap-sampled to obtain sufficient signal samples. Then, the gramian angular difference field encoding technique is used to convert the one-dimensional data into two-dimensional image data, constructing a two-dimensional image dataset under different faults. Artificial noise is added to expand the sample size and verify the impact of noise on the diagnostic method. Next, a CBAM attention mechanism module is added to the traditional ResNet network to enhance useful features and suppress irrelevant features, thus improving the model's representation capability. The image dataset is then input into the HWP algorithm-optimized CBAM-ResNet model for training. Finally, the trained CBAM-ResNet model is used to classify the spiral bevel gearbox fault dataset, outputting diagnostic results. Experimental results show that this method can accurately identify spiral bevel gearbox faults without manual denoising, achieving an accuracy rate of 100%, and maintaining 95.38% accuracy in complex noise environments. Compared to other methods, it has higher accuracy, faster network convergence speed, and better robustness.

Keywords: spiral bevel gears; gram angle field; whale optimization algorithm; attention mechanism; residual network

0 引 言

弧齿锥齿轮是一种具有锥形齿面的特殊类型齿轮,广

泛应用于汽车传动系统、机械传动系统等领域¹¹。因其在 有限的空间内实现较大的传动比且保持结构紧凑,在汽车 的差速器和变速器等关键部件中,发挥着重要作用。然而,

收稿日期:2024-08-01

*基金项目:内燃机可靠性国家重点实验室基金(skler-201911)项目资助

弧齿锥齿轮的复杂齿面几何形状导致其制造和装配精度要 求极高,对制造和装配误差非常敏感。此外,弧齿锥齿轮通 常在高速重载的工况下运行,一旦发生损伤,可能会导致设 备停机或引起其他零部件故障,会造成严重后果。因此,有 效的监测和诊断弧齿锥齿轮的运行状态,及时发现传动系 统中的潜在故障,并迅速采取措施进行故障排除,从而确保 设备的平稳、安全和可靠运行。这种监测和诊断在工程实 际应用中具有重要意义。

在高速重载的工况下,弧齿锥齿轮的振动信号处于复 杂环境噪声,如何从噪声信号中提取有效特征成为弧齿锥 齿轮故障诊断的研究热点。谭鸿创等[2]提出使用多尺度排 列熵(multi-scale permutation entropy, MPE)局部保持投 影(locality preserving projections, LPP)优化降维作为特 征,极限学习机(extreme learning machine,ELM)进行弧齿 锥齿轮故障分类。蒋玲莉等[3]提出将自适应噪声完备经验 模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)的排列熵作为特征对弧 齿锥齿轮进行故障诊断,通过支持向量机(support vector machine,SVM)区分不同程度断齿故障状态。候双珊等[4] 提出了一种基于复合多尺度交叉模糊熵(composite multiscale cross-fuzzy entropy, CMCFE) 和 萤火虫优化 (firefly optimization, FO) 支持向量机(support vector machine,SVM)的行星齿轮箱故障诊断方法。吴家腾等^[5] 提出的基于物理模型驱动优化的小波包分解方法(wavelet packet decomposition, WPD)针对齿轮损伤的多分量调制 现象,根据小波基函数特定时频窗口分析信号的特点,建立 齿轮损伤集中参数模型,辅助小波包分解系数,使小波基函 数具有更好的提取齿轮故障特征信息的能力。上述方法在 特征提取方面取得了不错的故障诊断结果,但缺点是所提 取得特征方法都依赖专家知识。

深度学习作为机器学习的一类,以其强大的学习能力 在图像分类、语义分割和目标检测等方面几乎可以替代人 类。近年来,深度学习被广泛应用于机械设备故障诊断,成 为该领域的研究热点。例如:陈向民等^[6]提出一种基于 URP-ANCNN 的变转速齿轮箱智能故障诊断方法,该方法 将时域信号转化为二维递归图,并提取图像特征输入到 ANCNN(adaptive neural convolutional neural network)模 型,取得了不错的诊断效果。Shao 等[7]利用小波变换 (wavelet transform, WT)和深度迁移学习(deep transfer learning, DTL)对旋转机械行了故障诊断,取得了不错效 果。张旭等^[8]提出一种基于连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT) 和坐标注意机制残差网络 (coordinate attention mechanism residual network, CooAtten-Resnet)的弧齿锥齿轮箱智能故障诊断方法,通 过小波时频图的方法对齿轮箱进行故障诊断。杨大炼等^[9] 利用局部双谱分析提取故障特征,然后通过 CNN 进行故 障分类,实验结果表明该方法能够有效地诊断弧齿锥齿轮

的故障。王凯等[10]针对传统故障诊断方法对滚动轴承进 行故障诊断准确率较低且时效性较差的问题,提出了一种 基于格拉姆角场(gramian angular field,GAF)编码技术与 改进 SeResNet50 模型对滚动轴承的故障诊断方法。魏秀 业等^[11]用 MEEMD(multi-dimensional ensemble empirical mode decomposition, MEEMD) 和 VMD(visual merchandise design, VMD)分解提取大量信号特征对深度残差网络进 行训练。刘成义等^[12]提出一种基于 GADF (gramian angular difference field, GADF)和改进卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN)的齿轮箱复杂环境下 故障诊断方法,证明了 GADF 编码的故障诊断率比 GASF 编码效果更好。陶浩然等[13]提出一种利用遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化的长短时记忆网络(long short-term memory network,LSTM)和集成经验模态分解 (ensemble empirical mode decomposition, EEMD)的故障 诊断方法。上述方法取得不错的故障诊断结果,但缺点是 训练速度较慢而且没有充分考虑复杂噪声影响下的诊断准 确率。

针对弧齿锥齿轮箱的工作环境较差,传统故障诊断方 法在复杂噪声环境中表现不佳的问题,在 ResNet 网络中引 入 CBAM 模块以增强模型的抗噪能力;针对传统优化算法 存在如鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)在收敛速度和全局搜索能力方面存在不足,粒子群 优化算法(particle swarm optimization, PSO)容易陷入局 部最优解,依赖初始值的问题,提出一种混合鲸鱼粒子群优 化算法,以提高算法的收敛速度与全局搜索能力。针对上 述问题,本文提出了一种基于格拉姆角差场和混合鲸鱼粒 子群优化算法(hybrid whale and particle swarm optimization algorithm, HWO)的 CBAM 注意力机制残差 网络(convolutional block attention module resNet, CBAM-ResNet)的智能故障诊断方法。将采集到的故障信号处理 并对部分样本加入噪声后,通过 GADF 编码方式转化为图 像数据集,输入到采用 HWO 算法优化的 CBAM-ResNet 网络中,对弧齿锥齿轮箱进行故障诊断。

1 数据预处理

1.1 重叠采样扩容方法

重叠采样扩容方法是一种用于数据增强的技术,特别 是在处理时间序列数据、音频信号处理、图像处理等领域中 非常有用。卷积神经网络训练需要大量有标签的数据集, 对于数据采集量不足的情况则需要进行数据增强以增加网 络模型泛化能力,本文使用重叠采样的方法进行样本扩容。

样本宽度 X " 应大于等于齿轮旋转一周的样本点数。

$$X_w \geqslant \frac{60}{n} \cdot Fs \tag{1}$$

其中,n 为转速(r/min),Fs 为采样频率(Hz)。 样本个数 N 可由以下公式算出。 (2)

$$N \leqslant \frac{L_{\iota} - X_{w}}{L_{\iota}} + 1$$

其中,信号总长 L_i ,单个样本宽度 X_w ,每次滑动步长 L_s ,若重叠采样则 $L_s \leq L_w$ 。

具体方法如图1所示。



图 1 重叠采样扩容方法 Fig. 1 Overlapping sampling expansion method

1.2 格拉姆角差场

格拉姆角差场^[14]是一种利用格拉姆矩阵进行图像编码的方式,通过格拉姆矩阵计算一维向量的线性相关关系将时间序列编码为二维图像并保留了时间序列中的时间依赖性。卷积神经网络对图片处理有独特的优势,将原始的一维振动加速度信号数据转化为图片数据以便于使用卷积神经网络。本文将齿轮箱实验一维数据采用格拉姆

角差场变换为二维图像数据,再输入神经网络模型中进行训练。

格拉姆角差场的编码方式如下:

将采集到的一维振动信号 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 按照 时间序列归一化到[-1,1]之间,公式如下:

$$\hat{x}_{i} = \frac{(x_{i} - \max(X)) + (x_{i} - \min(X))}{\max(X) - \min(X)}$$
(3)

然后将归一化的值转化为角度 φ ,时间半径编码 r 的极坐标系:

$$\begin{cases} \varphi = \arccos(\hat{x}_i) & -1 \leqslant x_i \leqslant 1 \\ r = \frac{t_i}{N} & t_i \in N \end{cases}$$
(4)

其中,t_i一时间;N一转化过程中的常数因子。

将时间序列转换为极坐标系后,通过考虑每个点之间 的角度和与角度差来识别不同时间间隔内的时间相关性。 GADF 的定义如下:

$$GADF = \begin{bmatrix} \sin(\alpha_1 - \alpha_1) & \sin(\alpha_2 - \alpha_1) & \cdots & \sin(\alpha_1 - \alpha_n) \\ \sin(\alpha_2 - \alpha_1) & \sin(\alpha_2 - \alpha_2) & \cdots & \sin(\alpha_2 - \alpha_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sin(\alpha_n - \alpha_1) & \sin(\alpha_n - \alpha_2) & \cdots & \sin(\alpha_n - \alpha_n) \end{bmatrix} = \sqrt{I - \tilde{X}^2} \quad (5)$$

其中,I为单位行向量[1,1,…,1], \hat{X} 为放缩后的时间 序列, \hat{X}' 为 \hat{X} 的转置。编码过程如图 2 所示。



通过 GADF 图像编码可以将给定的时间序列转化为 沿对角线对称的二维特征图像,并可以保留时间序列数据 内的时间相关特征。

2 故障诊断模型搭建

2.1 CBAM 注意力模块

CBAM模块是由韩国首尔大学的研究人员Woo等^[15]提出的一个轻量级、可嵌入的注意力模块,旨在通过明确地强调有用特征和抑制无用特征来提升卷积神经网络(CNN)的表示能力。CBAM通过结合通道注意力和空间注意力机制,从两个维度来增强特征表示。CBAM注意力





1)通道注意力模块

通道注意力模块通过全局池化来捕捉特征图在通道 维度上的重要性。具体步骤如下:

步骤 1)全局池化:
$$F_{avg} = GAP(F), F_{max} = GMP(F)$$
 (6)
步骤 2)共享全连接层:

$$M_{avg} = MLP(F_{avg}), M_{max} = MLP(F_{max})$$
(7)
共享网络的结构为:

$$MLP(\bullet) = W_1 ReLU(W_0(\bullet))$$
(8)

$$W_{0} \in \mathbb{R}^{\frac{C}{r} \times G}, W_{1} \in \mathbb{R}^{\frac{C}{r} \times \frac{C}{r}}$$
(9)

其中,r是压缩率,通常为16。

步骤 3) 融合:将两个权重向量进行相加,再通过 Sigmoid 激活函数生成最终的通道注意力权重。

$$M_{channel} = \sigma(M_{avg} + M_{max}) \tag{10}$$

其中,σ表示 Sigmoid 激活函数。

步骤 4)重加权:将输入特征图的每个通道与对应的权 重相乘,实现通道注意力的重加权。

$$F_{channel} = M_{channel} \otimes F \tag{11}$$

通道注意力模块实现方式如图4所示。



图 4 通道注意力模块

Fig. 4 Channel attention module

2)空间注意力模块

空间注意力模块通过对特征图在空间维度上的重要 性进行建模。具体步骤如下:

(1)池化操作:

 $F_{spatial}^{vg} = AvgPool(F_{channel}),$ $F_{spatial}^{avg} = MaxPool(F_{channel})$ (12) (2)# The max for the ma

(3)卷积操作:对连接后的特征图进行一次卷积操作, 生成一个单通道的空间注意力图。

(4)重加权:将输入特征图的每个像素点与对应的空间注意力值相乘,实现空间注意力的重加权。

空间注意力模块实现方式如图 5 所示。



CBAM 将通道注意力模块和空间注意力模块串联起来,首先对输入特征图进行通道注意力的重加权,然后再 对通道加权后的特征图进行空间注意力的重加权,最终得 到增强的特征图。

2.2 深度残差网络

残差网络由 He 等^[16]在 2015 年提出,主要用于图像识 别任务。ResNet 通过引入残差连接解决了随着网络深度 增加而导致的梯度消失和梯度爆炸问题,从而使得训练非 常深的神经网络成为可能,并逐渐风靡深度学习的各个领 域,是近年来最先进的 CNN 结构之一。与其他神经网络 不同,ResNet 基于深度残差学习框架,通过网络层间的短 接方法,使得输入可以跨层向前传播。ResNet 以残差块为 基础模块,多个残差块串联起来,使得神经网络层数可以 不断加深而不会退化。残差块结构如图 6 所示,每个残差 块里有2个相同输出通道数的3×3卷积层。每个卷积层 后接一个批归一化层和 ReLU 层。通过跨层数据通路,跳 过这2个卷积运算,将输入直接加在最后的 ReLU 激活函 数前。改变通道数则引入一个额外的1×1卷积层来将输 入变换成需要的形状后再做相加运算。这种设计通过增 加残差块数量,使网络能够在保持计算复杂度可控的情况 下变得非常深,从而显著提升了模型的性能和稳定性。



Fig. 6 Residual block structure

为了提升传统 ResNet 网络在特征提取方面的能力, 本文设计了一种改进的网络模型:CBAM-ResNet。主要的 改进在于,将 CBAM 模块(cnvolutional block attention module,CBAM)嵌入传统 ResNet 的结构中,旨在增强网 络的特征提取能力,提高模型的诊断性能。以下是改进模 型的具体细节:

1)特征通道扩展与网络结构优化

首先,针对 GADF 编码图像,将其原始的 RGB 三通道 扩展至 64 通道,以增强图像特征的多样性。在网络训练 过程中引入了批量规范化,其作用在于加速网络的收敛速 度,减少模型的训练时间,并提高模型的稳定性。

网络的设计中,第一个模块的通道数与输入通道数保 持一致。随后每个模块中的第一个残差块负责将通道数 扩展为上一个模块的两倍,并同时减半其高和宽。这种设 计能够有效地增加网络的深度和宽度,捕捉到更多图像特 征,同时保持合理的计算复杂度。 2)引入 CBAM 模块增强特征提取能力

为了提升网络对特征的提取和表达能力,本文在中间 残差块之后引入了 CBAM 模块。CBAM 模块通过结合通 道注意力机制和空间注意力机制,能够更好地聚焦于图像 中的显著特征。具体来说,通道注意力机制能够根据特征 的重要性,对不同通道赋予不同的权重;而空间注意力机 制则通过捕捉特征在空间维度上的相关性,突出关键区 域。将 CBAM 引入到 ResNet 网络中,能够增强网络对关 键特征的学习能力,提升模型的诊断性能和稳定性。

3)全局平均汇聚与全连接层

在特征提取完成后,通过全局平均汇聚层将所有特征 进行汇总,并通过全连接层输出最终的分类结果。全局平 均汇聚层的优势在于将所有特征聚集,保留了重要信息的 同时减少了参数数量,使模型更加轻量化,提升了泛化 能力。

4)模型性能与计算复杂度的平衡

CBAM-ResNet 模型在保持计算复杂度可控的前提下,显著提升了特征提取能力。通过合理设计模块结构和 引入 CBAM 注意力机制,模型实现了性能的优化,既保证 了模型在处理大规模数据时的效率,又提高了对特征的识 别能力。图 7 为添加 CBAM 模块的 ResNet 模型结构。



图 7 CBAM-ResNet 模型结构

Fig. 7 CBAM-ResNet model structure

2.3 混合鲸鱼优化粒子群算法

粒子群优化算法^[17]和鲸鱼优化算法^[18]是两种广泛应 用于优化问题的算法。尽管它们在很多应用中表现出色, 但各自也存在一些不足。例如:

PSO 算法在处理复杂或多峰函数时,容易陷入局部最 优解,难以跳出以找到全局最优解。尽管 PSO 的收敛速度 较快,但在收敛到全局最优解时精度可能不足,尤其是在 处理高维度问题时。

WOA 尽管在全局搜索能力上表现出色,但其收敛速 度相对较慢,尤其是在后期迭代过程中,且对参数较为敏 感,需要精细调整以适应不同的优化问题。

为了解决这些问题,本文提出了一种混合优化算法 HWP,通过结合 PSO 和 WOA 的优点,克服各自的缺点, 提高优化性能。HWP 算法是一种元启发式优化算法,结 合了 WOA 和 PSO 的特点,并进行了混合优化以改进其性 能。通过合理的权衡和混合,以提高优化算法在复杂问题 中的表现,并提高算法的收敛速度。具体实现方法如图 8 所示,步骤如下:



图 8 混合优化算法流程图 Fig. 8 Hybrid optimization algorithm flowchart

1)初始化相关参数:算法开始时,初始化相关参数,包 括鲸鱼位置、速度、粒子位置等。这些参数是算法搜索解 空间的基础。

2)初始化粒子与最佳解:在初始化过程中,算法会确 定初始的粒子位置、速度以及鲸鱼的位置。初始的目标函 数值(适应度)设定为无穷大,表示尚未找到合适解;同时, 最佳位置初始化为零向量,作为后续迭代的基准。

3)设置 WOA 和 PSO 参数:在混合优化算法 HWP 中,需要分别设置 WOA 和 PSO 的相关参数。

4)分阶段进行优化 WOA 和 PSO:算法的搜索过程被 分为两个阶段:

前半段迭代(WOA 全局搜索):在满足条件 $t \leq Max_i$ iter/2 时,算法主要通过 WOA 进行全局搜索。在该阶段, 通过对概率参数 p 的判断,控制鲸鱼在搜索猎物和包围猎 物两种行为之间的选择:

当 $p \leq 0.5$ 且 | A | < 1 时,鲸鱼会包围猎物,通过不 断调整位置进行局部搜索。

当 $p \leq 0.5$ 且 $| A | \geq 1$ 时,鲸鱼搜索猎物,通过调整 位置进行全局搜索。

当 *p*>0.5 时,鲸鱼捕获猎物,确定目标的位置。这一 过程能够确保全局解空间的充分搜索,并通过记录每次的 最优目标值来更新鲸鱼的位置。

后半段迭代(PSO局部搜索):当t>Max_iter/2时,算 法开始使用 PSO 进行局部搜索。在这一阶段,算法主要关 注更精细化的局部优化,以加快收敛速度,确保找到最 优解:

计算粒子适应度:根据目标函数计算每个粒子的适应 度值。

更新粒子最佳位置:根据适应度值,更新每个粒子的 个体最佳位置以及整个种群的全局最佳位置。

更新粒子位置和速度:根据 PSO 算法的速度和位置更 新公式,调整粒子的速度矢量和位置矢量,向最优解逼近。

5)收敛条件判断:在每次迭代中,算法会判断是否满 足收敛条件。当满足收敛条件时,算法输出当前的最优结 果,终止迭代;如果未满足,则继续迭代直到达到最大迭代 次数。

6)输出最优结果:当算法收敛或达到最大迭代次数 时,输出最终的最优解,并结束算法。

2.4 弧齿锥齿轮故障诊断模型

基于 GADF 图像编码和 HWP 算法优化的 CBAM-ResNet 模型的的弧齿锥齿轮箱故障诊断流程如图 9 所示, 诊断步骤如下:



图 9 加凶谁囚犯叹障诊则候望

Fig. 9 Gear fault diagnosis model for bevel gears

1)通过公式对原始信号进行重叠采样获得单个样本 的长度与个数,并对全部样本加噪处理。

2)将获取的样本与加噪声后的样本进行 GADF 图像 编码,将样本信号由一维数据转化为 256×256 的二维 RGB 图像,并将图片汇总为带有标签图像数据集。

3)将图像数据集划分为训练集和测试集,训练集用于 模型训练,测试集用于诊断测试。

4)用 HWP 算法优化 CBAM-ResNet 模型,并保存准确率最大的模型参数。

5)使用训练好的 CBAM-ResNet 模型对弧齿锥齿轮箱 故障数据集进行分类,输出诊断结果。

3 弧齿锥齿轮箱故障模拟实验

3.1 故障模拟实验及数据集

故障模拟实验在晋中学院故障诊断实验室进行,实验 台如图 10 所示,该实验台由驱动电机、扭矩速度传感器和 采集仪、弧齿锥齿轮箱、行星齿轮箱、底板、磁粉制动器、保 护罩和控制系统组成。实验内容为对不同故障工况的振 动加速度信号进行采集。





实验电机转速 900 r/min,采样频率 5 000 Hz,ICP 三 向加速度传感器 X、Y、Z 轴分别对应信号采集通道 1、2、3, ICP 单向加速度传感器 Z 轴对应信号采集通道 4,测点位 置与传感器布置方式如图 11 所示,待电机启动一段时间 达到稳定状态后,每种工况采样时间 30 s。



direction of each channel

本实验共设置7种工况的齿轮进行实验,分别为正常 工况、大齿轮缺齿、大齿轮齿根裂纹、大齿轮齿面磨损、小 齿轮缺齿、小齿轮齿根裂纹、小齿轮齿面磨损。

实验使用信号采集系统为 DASP 系统,依次更换 7 种 不同工况的齿轮,运行至信号稳定后再进行采集。由 式(1)取单个样本长度1024,设置步长为128,每种工况样本数为1120,7种工况共7840个样本。样本类型如图12 所示,设置训练、测试的样本比例为8:2,则每种工况训练 集样本数量为6272,测试样本数量为1568,样本详细描述 如表1所示。由于实验台噪声较小,为了模拟实际工况的 噪声环境同时验证噪声对模型训练的影响,进行人为添加 高斯白噪声处理,根据噪声信噪比和噪声样本含量的不 同,构建了以下4种数据集。



Fig. 12 Partial sample GADF encoding chart

表 1 数据集描述 Table 1 Dataset description

	标签	正常 A	大齿轮故障		小齿轮故障				噪声样本占比		
数据类型			裂纹	磨损	缺齿	裂纹	磨损	缺齿	总计	20 dB	10 dB
			В	С	D	Е	F	G			
数据集 A	训练集	896	896	896	896	896	896	896	7 840	0 %	0 %
	验证集	224	224	224	224	224	224	224			
数据集 B	训练集	896	896	896	896	896	896	896	7 840	100%	0 %
	验证集	224	224	224	224	224	224	224			
数据集 C	训练集	896	896	896	896	896	896	896	7 840	0 %	100%
	验证集	224	224	224	224	224	224	224			
数据集 D	训练集	896	896	896	896	896	896	896	7 840	20%	20%
	验证集	224	224	224	224	224	224	224			

数据集 A:信号全部为原始信号。

数据集 B:信号全部为信噪比 20 dB 的高斯白噪声 信号。

数据集 C:信号全部为信噪比 10 dB 的高斯白噪声 信号。

数据集 D:数据集 A 中 60%样本,数据集 B 中 20%样本以及数据集 C 中 20%样本构建的混合数据集。

部分样本如图 12 所示,加入噪声后样本如图 13 所示。 由图 12、13 可知,经过 GADF 编码转化的特征图像纹理清 断且特征明显,适合采用神经网络模型进行故障。加入噪 声之后,特征图像中存在部分纹理被噪声淹没的情况。

3.2 对比实验

1)不同优化算法对比实验

为了验证本文提出优化算法的性能,将本文提出的方法与传统的 PSO,WOA 以及目前较为主流的遗传算法 (genetic algorithm,GA),贝叶斯优化(Bayesian optimization, BO)^[19]进行对比实验。实验使用相同的数据集 A 进行训练,并将测试准确率的最大值作为结果。训练过程的准确 率和模型收敛运行时间分别如表 2 所示。

从表 2 可以看出,在准确率方面,WOA,HWP 以及 GA 均达到了 100%,显著优于 PSO 和 BO。这表明 WOA,HWP 和 GA 在全局搜索和避免局部最优方面具有



Fig. 13 Examples of noisy sample addition

表 2 不同优化算法对比

Table 2	Comparison	of different	optimization	algorithms

优化算法	运行时间/s	准确率/%
PSO	27 636	99.58
WOA	45 722	100
HWP	31 384	100
GA	46 187	100
BO	39 136	99.87

较明显优势。尽管 PSO 和 BO 的准确率接近 100%最优 解,但未能达到完全最优,可能是由于陷入局部最优解,全 局优化能力较弱。

从训练时间上看,PSO 算法的训练时间是 3 种算法中 最短的,这表明 PSO 算法在收敛速度上具有一定优势。 WOA 算法虽然可以找到最优解,但是训练时间明显比其 他两种优化算法长,在效率上有所不足。HWP 的训练时 间介于 PSO 和 WOA 之间,这表明 HWP 在保证找到最优 解的同时,也优化了计算效率,相对于 WOA 缩短了训练 时间。GA 的运行时间是 5 种算法中最慢的,虽然准确率 达到 100%,但其较长的运行时间可能限制了在时间敏感 场景中的应用。BO 运行时间为 39 136 s,准确率达到较优 的同时,时间表现优于 WOA,但略差于 HWP。

综上所述,HWP优化算法在准确率上表现优异,说明



其在全局搜索和避免局部最优方面具有优势。在收敛时间上,HWP 明显优于 WOA,GA,大幅接近 PSO,这表明HWP 在保持高准确率的同时,通过结合 PSO 和 WOA 的优点,克服各自的缺点,提高了算法的优化性能。

2)不同故障诊断方法对比实验

为了充分验证本文提出的模型性能,将本文方法与近 两年部分具有代表性的齿轮箱故障诊断模型进行对比实 验。模型参数选择相应文献中提到的最佳参数,将原始信 号按照对应文献中描述的信号处理方法构建数据集后分 别进行训练,训练结果取测试准确率最大值。不同诊断方 法的最大准确率如表 3 所示,不同数据集上训练准确率最 大的某次训练的混淆矩阵如图 14 所示,在不同数据集上 训练过程的准确率如图 15、16 所示。

表 3 不同诊断方法准确率对比

Table 3 Comparison of accuracy rates for different

diagnostic methods						
故障诊断方法	А	В	С	D		
CooAtten-Resnet	100	98.56	96.98	94.57		
GA-LSTM	99.12	97.56	94.32	92.31		
SeResNet	99.43	98.10	95.28	93.57		
HWP-CBAM-Resnet	100	100	97.21	95.38		





图 14 4 种数据集下混淆矩阵







从4个数据集上的训练过程准确率可以看出,本文提 出的诊断方法在所有数据集上都表现出色,特别是在噪声 环境和混合数据集上,表现尤为突出。其准确率最高且收 敛速度最快,表现出很强的鲁棒性和稳定性。相比之下, GA-LSTM和 SeResNet 在大部分数据集上表现良好,但 在高噪声环境(数据集 C)和混合噪声数据集(数据集 D)中 的表现显著下降。CooAtten-Resnet 由于采用了坐标注意 力机制,在噪声环境下依然有较好的表现,但在混合噪声 数据集中稳定性有所下降。

由表3分析可知,本文方法在4个数据集上准确率均 明显高于其他3个故障诊断方法。在原始数据集A中,上 述方法都能取得不错的诊断效果,其中CooAtten-Resnet, HWP-CBAM-Resnet方法的准确率更是可以达到100%。



图 16 C、D 数据集上训练过程的准确率

Fig. 16 Accuracy of the training process on data sets C and D

但是在信号中加入噪声之后,所有诊断方法准确率都出现 了一定程度的下降,本文方法在B、C、D数据集中的测试准 确率相对原始数据集A分别降低了0%、2.79%、4.62%, 相对其他故障诊断方法准确率有显著的提升,说明CBAM 注意力机制模块在提取有效特征,降低无效特征方面有着 较为优越的性能。HWP-CBAM-Resnet 在各类数据集上 均表现优异,其在噪声数据和混合数据上的卓越表现,证 明了其强大的全局搜索能力和避免局部最优的性能,具有 较好的的鲁棒性。

由图 14 可知,在高噪声和混合噪声环境下(数据集 C 和 D),正常工况和大齿轮齿面磨损之间的误分类率较高, 这可能是由于两者特征容易被环境噪声淹没。小齿轮齿 根裂纹和小齿轮缺齿在混合数据集中误分类率较高,可能

• 108 •

是由于两者的故障特征在混合噪声环境下不够明显,导致 模型难以区分。

4 结 论

本文提出一种基于 GADF 编码和 HWP 优化的 CBAM-ResNet 模型的齿轮箱故障诊断方法,并通过增加 含噪样本构造了 4 个 GAFD 编码图数据集进行训练,得出 以下结论:

混合优化算法 HWP 在保持高准确率的同时,通过结合 PSO 和 WOA 的优点,提高了算法的优化性能,在全局 搜索和避免局部最优方面具有一定优势。

信号经过 GAFD 编码后,将一维时间序列数据转换为 图像的方法,使得可以利用计算机视觉技术来处理时间序 列数据,基于 GADF 编码和 HWP 优化的 CBAM-sNet 模 型能有效提高其对故障的正确率,并且能提高网络训练的 收敛速度和稳定性。

CBAM 注意力机制模块的引入有效提升了模型故障 特征的提取能力,使得模型在复杂噪声情况下的故障分类 能力大幅提升,提高了模型的鲁棒性。

振动信号的信噪比及混合噪声影响模型诊断准确率, 在不采取降噪处理的情况下,信号的信噪比越高,基于 GADF 编码和 HWP 优化的 CBAM-ResNet 模型的齿轮箱 故障诊断方法准确率越高。

综上所述,在准确率、抗噪能力、收敛时间以及故障特征的提取能力方面上,本文提出的基于 GADF 编码和 HWP 优化的 CBAM-ResNet 模型的具有一定的优越性。

参考文献

 [1] 陈聪慧,董书惠,郭勇,等. 航空发动机弧齿锥齿轮断裂 故障分析[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2018, 31(5): 17-20,39.

CHEN C H, DONG SH H, GUO Y, et al. Failure analysis of bevel gear gracture for aero-engine [J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2018, 31(5): 17-20,39.

[2] 谭鸿创,杨大炼,蒋玲莉,等.基于 MPE 局部保持投影与 ELM 的螺旋锥齿轮故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2020,34(2):44-52.

TAN H CH, YANG D L, JIANG L L, et al. Fault diagnosis of spiral bevel gear based on MPE locality preserving projection and ELM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2020, 34(2): 44-52.

[3] 蒋玲莉,谭鸿创,李学军,等. 基于 CEEMDAN 排列 熵与 SVM 的螺旋锥齿轮故障识别[J]. 振动、测试与 诊断,2021,41(1):33-40.
JIANG L L, TAN H CH, LI X J, et. Fault identification of spiral bevel gear based on CEEMDAN

identification of spiral bevel gear based on CEEMDAN permutation entropy and SVM[J]. Vibration, Test &.

Diagnosis, 2021, 41(1): 33-40.

- [4] 候双珊,郑近德,潘海洋,等.基于复合多尺度交叉 模糊熵的行星齿轮箱故障诊断[J].振动与冲击, 2023,42(20):130-135,171.
 HOU SH SH, ZHENG J D, PAN H Y, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on composite multiscale cross fuzzy entropy [J]. Vibration and Shock, 2023, 42(20):130-135, 171.
- [5] 吴家腾,李威,方志超,等.基于物理模型驱动优化
 WPD 的弧齿锥齿轮故障诊断方法研究[J].电子测量
 与仪器学报,2023,37(8):214-222.
 WU J T, LI W, FANG ZH CH, et al. Research on fault diagnosis method of bevel gear based on physical model driven optimized WPD[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2023, 37(8): 214-222.
- [6] 陈向民, 舒文伊, 韩梦茹, 等. 基于 URP-ANCNN 的 变转速齿轮箱智能故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2024, 44(2): 129-135.
 CHEN X M, SHU W Y, HAN M R, et al. Intelligent fault diagnosis method for variable speed gearbox based on URP-ANCNN [J]. Noise and Vibration Control, 2024, 44(2): 129-135.
- [7] SHAO S Y, MCALEER S, YAN R Q, et al. Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(4): 2446-2455.
- [8] 张旭,许昕,潘宏侠,等.基于 CWT 和 CooAtten-Resnet 的弧齿锥齿轮箱故障诊断方法研究[J].电子 测量技术,2023,46(3):182-189.
 ZHANG X, XU X, PAN H X, et al. Research on fault diagnosis method of bevel gearbox based on CWT and CooAtten-Resnet [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(3):182-189.
- [9] 杨大炼, 雷家乐, 蒋玲莉. 基于局部双谱和卷积神经 网络的弧齿锥齿轮故障诊断[J]. 机械强度, 2022, 44(6): 1286-1292.
 YANG D L, LEI J L, JIANG L L. Fault diagnosis of bevel gear based on local bispectrum and convolutional neural network [J]. Mechanical Strength, 2022, 44(6): 1286-1292.
- [10] 王 凯,吉卫喜,卢璟钰,等.基于改进GADF-SeResNet滚动轴承故障诊断方法[J].现代制造工程,2023(5):135-142.
 WANG K, JI W X, LU J Y, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on improved GADF-SeResNet[J]. Modern Manufacturing Engineering,2023(5):135-142.
- [11] 魏秀业,程海吉,贺妍,等. 基于特征融合与 ResNet

第47卷

的行星齿轮箱故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 213-222.

WEI X Y, CHENG H J, HE Y, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on feature fusion and ResNet[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2022, 36(5): 213-222.

[12] 刘成义,董绍江,唐倩,等. GADF 和改进 CNN 的齿 轮箱复杂环境下故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2024(9):92-96,103.

> LIU CH Y, DONG SH J, TANG Q, et al. Fault diagnosis of gearbox in complex environment based on GADF and improved CNN[J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2024(9):92-96,103.

[13] 陶浩然,许昕,潘宏侠,等.基于 EEMD 和 GA-LSTM 算法的行星齿轮故障诊断方法[J].机电工程, 2023,40(11):1700-1708.

> TAO H R, XU X, PAN H X, et al. Fault diagnosis method of planetary gear based on EEMD and GA-LSTM algorithm [J]. Journal of Mechanical &. Electrical Engineering, 2023, 40(11): 1700-1708.

[14] ZHENG Y, LIU Q, CHEN EN H, et al. Time series classification using multi-channels deep convolutional neural networks[C]. International Conference on Web-Age Information Management, 2014: 298-310.

- [15] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module [C]. European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 3-19.
- [16] HE K M, ZHANG X Y, REN SH Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2016; 770-778.
- [17] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]. ICNN'95-International Conference on Neural Networks, 1995, 4: 1942-1948.
- [18] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [19] LIU J F, LI Y L, MA X M, et al. Fault tree analysis using Bayesian optimization: A reliable and effective fault diagnosis approach [J]. Journal of Failure Analysis and Prevention, 2021,21:619-630.

作者简介

王翰伟,硕士研究生,主要研究方向为机械制造、过程装 备运行状态监测与故障诊断。

E-mail:wanghanwei2022@163.com

许昕(通信作者),副教授,主要研究方向为故障诊断、信 号处理。

E-mail:ninaxx79@163.com