基于改进VMD-MCKD和深度残差网络的齿轮故障诊断

摘要：齿轮箱常工作在低速、大负荷以及恶劣的工作环境中，导致齿轮的早期故障信号微弱且极易受到背景噪声的影响。针对齿轮早期故障特征难以有效提取的情况，本文提出了一种基于SSA优化VMD-MCKD和深度残差神经网络的齿轮故障诊断方法。首先，利用麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)对变分模态分解算法(Variational Mode Decomposition, VMD)中的惩罚因子和模态分解个数以及最大相关峭度解卷积算法(Maximum Correlated Kurtosis Decnvolution，MCKD)中的滤波器阶数和反褶积周期进行自适应查找，搜索最优参数。其次，基于优化后的VMD算法分解原始齿轮振动信号，选取最优模态分量。然后，基于优化后的MCKD算法对最优模态分量进行解卷积，削弱背景噪声，加强分量中的故障冲击成分。最后，构建深度残差网络(Deep Residual Network，ResNet)，将经过VMD-MVKD特征提取后的齿轮振动信号输入ResNet模型中进行分类识别。实验结果发现，本文所提方法能够有效提高对齿轮故障的诊断准确率，可以达到97%以上，并与传统方法进行对比，验证本方法的有效性。

关键词：齿轮故障诊断；变分模态分解；最大相关峭度解卷积；深度残差网络；麻雀搜索算法

Abstract：Gear box often works in low speed, heavy load and bad working environment, leading to weak early fault signal of gear and easy to be affected by background noise. Aiming at the problem that early fault features of gear are difficult to be extracted effectively, a gear fault diagnosis method based on optimized VMD-MCKD and deep residual neural network is proposed in this paper. First of all, Sparrow Search Algorithm (SSA) is used to decompose the Variational Mode Decomposition algorithm. Penalty factors and number of mode decomposition on VMD, filter orders and deconvolution periods on Maximum Kurtosis Decnvolution (MCKD) algorithms were Correlated adaptively to search the optimal parameters. Secondly, based on the optimized VMD algorithm, the original gear vibration signal is decomposed and the optimal modal component is selected. Then, the optimized MCKD algorithm is used to deconvolute the optimal modal component, weaken the background noise, and strengthen the fault impact component. Finally, the Deep Residual Network (ResNet) was constructed, and the gear vibration signals after VMD-MVKD feature extraction were input into the ResNet model for classification and identification. The experimental results show that the proposed method can effectively improve the accuracy of gear fault diagnosis, which can reach more than 97%. Compared with the traditional method, the effectiveness of the proposed method is verified.

[Keyword](javascript:;)s：gear fault diagnosis; variational mode decomposition; maximum correlation kurtosis deconvolution; deep residual network; Sparrow search algorithm

# 0 引言

齿轮箱在旋转机械设备中广泛使用，应用于风力发电、船舶推进、变速箱以及其他工程领域中，然而复杂、恶劣的工作环境，并且工作时伴随着高温高速，导致齿轮箱在运行时极易发生故障。在实际运行中，故障信号容易淹没在大量的噪声信号中，导致故障特征难以提取。因此研究如何在强噪声环境下提取有用故障特征信号对齿轮箱的诊断和运行意义重大[1,2]。

齿轮箱早期故障信号由于非线性、非平稳的特点导致其故障特征难以提取，使得齿轮早期故障难以识别[3]，因此实现齿轮故障诊断的关键在于从振动信号中提取出有效的故障特征信息。经验模态分解[4]、局部均值分解[5]和和经验模态分解[6]常用于处理非线性和非平稳振动信号。与常用的时频分析处理方法如短时傅里叶变换、离散小波变换等方法相比，上述方法不需要提前选择基函数，能够对非线性和非平稳信号进行有效处理。但是，上述方法也存在模态混叠和末端效应问题。为了避免递归算法带来的问题，Konstantin Dragomiretskiy在2013年提出了变分模态分解算法（VMD），该方法不同于递归自适应方法的滤波模式，它是一种非递归的自适应信号处理方法，通过迭代搜索变分模型的最优解来确定各分解分量的中心频率和带宽[7]。振动信号经过VMD算法分解为有限个具有不同频率中心和带宽的模态分量（Intrinsic Mode Function，IMF）。文献[8]提出了一种基于ADE-VMD的故障特征提取方法，该方法能够自适应的生成噪声小、无序混叠的重构信号。文献[9]通过引入瞬时频率估计方法确定最优分解个数，然后对模糊熵值最小的分量进行包络谱分析。文献[10]采用功率谱熵来提取敏感特征，并通过DNN实现对齿轮故障的分类。

最小熵解卷积（Minimum Entropy Deconvolution，MED）[11]将振动信号的冲击成分保留，从而提取信号的故障特征。但是MED方法只能突出振动信号中少数明显的尖端脉冲，其他冲击会丢失，导致提取效果不稳定。针对此问题，Mcdonald于2012年对MED进行改进提出最大相关峭度解卷积算法（MCKD）[7]，MCKD可以对信号进行解卷积，突出被噪声淹没的连续冲击脉冲。文献[12]提出基于最小熵反褶积的扭振时域分析方法，从而提取齿轮箱的故障特性。文献[13]通过QGA优化MCKD算法中的参数和，提取信号中的故障特征，然后再进行分析。

随着人工智能的不断发展，基于深度学习的相关应用也被应用到旋转机械故障诊断方向。CNN由于局部感知和权值共享机制的特点，在故障诊断方向受到广泛应用。ResNet是卷积神经网络深层结构拓展模型，该网络具有很强的特征学习和特征表达能力，解决了传统深层网络存在的性能退化问题[14]。文献[15]将信号分别进行MEEMD和VMD分解，将最优分量进行特征融合，然后通过深度残差网络进行故障识别。文献[16]提出了一种基于混合注意改进残差网络的齿轮箱故障诊断方法。

为了进一步加强VMD和MCKD对齿轮振动信号的故障特征提取能力，实现对齿轮信号的智能诊断。本文提出基于SSA优化的VMD-MCKD算法结合深度残差网络的齿轮故障诊断方法，实现对齿轮故障的识别分类。最后将本文所提出的诊断方法与其他方法的诊断效果进行比较，证明本方法的有效性和准确性。

# 1 基于SSA优化的VMD-MCKD故障特征提取

## 1.1 变分模态分解（VMD）

VMD算法可以自适应分割信号频域，有效分离各个分量，得到一系列不同频段下的模态分量[17,18]。VMD算法的本质是将信号分解问题变为一个有约束最优化的变分问题。

VMD将所有分量相加等于原信号作为约束条件，构造如下约束变分模型：



式中：为原始输入信号；表示函数对求偏导；表示固有模态分量个数；表示每个模态函数的中心频率；表示分解后的模态分量。

为求解上述约束变分问题的最优解，通过引入拉格朗日乘子和惩罚因子，将约束性变分问题转化为非约束性变分问题。扩展的拉格朗日表达式如下所示：



运用乘子交替方向算法不断迭代更新各个模态及其中心频率，求解式(2)的最优解，即将原问题分解成交替寻找和的子问题，式(5)为停止迭代的收敛条件：







## 1.2 最大相关峭度解卷积（MCKD）

采集到的齿轮振动信号可以表示为：



式中：为齿轮箱实际采集到的信号，为齿轮产生的周期性信号，为路径传输的衰减效应，为采集信号时的背景噪声。

MCKD算法的实质是通过寻找最优滤波器使得原始信号的相关峭度最大，从而达到抑制噪声和突出故障冲击成分的目的[19]。最大相关峭度定义为：



式中：为冲击信号周期，；为位移数，一般取。

由上式可以看出相关峭度受冲击信号周期和滤波器阶数的影响，为寻找最优滤波器，将相关峭度最大化作为目标函数：



式中：，为滤波器阶数。

求解式（8），等价于：



最终滤波器系数为：



式中：，，，

## 1.3 麻雀搜索算法（SSA）

对振动信号进行VMD分解时，需要提前确定惩罚因子和模态分解个数，和的取值不同，VMD的分解结果也会不同。若惩罚因子取值越小，分解后各IMF的带宽就越小；取值越大，分解后各IMF的带宽就越大。若模态分解个数取值过小，会导致结果产生模态混叠现象；取值过大，会导致结果产生虚假分量。因此，在对振动信号进行VMD分解时，需要选取适当的和，错误的选取方式会误导对实验结果的分析。

滤波器阶数和周期是MCKD算法中的两个重要参数，由于信号的特性各不相同，在处理不同振动信号时参数的选择也不一样。周期由采样频率和故障特征频率的比值确定。考虑到实际工况中的背景噪声复杂且多变，实际的周期与理论值存在一定的误差，而且滤波器阶数和周期的选择相互影响。所以使用MCKD处理信号的关键在于选取合适的和。

为了提高VMD和MCKD算法的效果[20,21]，本文采用麻雀搜索算法（SSA）对VMD和MCKD算法中的参数进行优化。麻雀搜索算法[22]是shen等人于2020年提出，具有寻优能力强，收敛速度快等优点，在路径规划、故障诊断等领域广泛应用。

麻雀种群觅食时，可以划分为发现者和追随者两种角色。发现者承担搜索食物丰富的区域的责任，是中群众适应度较好的个体，同时为加入者食物丰富区域的信息，发现者位置更新如下式：



式中：为最大迭代次数；为现阶段的迭代次数；；为服从标准正态分布的随机数；表示阶矩阵；表示预警值，取值为；表示安全值，取值为。

当时，追随者会跟随发现者的路径到达安全区域。追随者位置更新如下：



式中：表示第次迭代时种群处于的最优位置；表示第次迭代时种群出处于的最差位置；表示值为1或-1的阶矩阵且。

另外，种群会分配10%~20%的警戒者，当遇到危险时，警戒者会发出信号，种群会迅速转移到安全地点，位置更新公式如下：



式中：为服从标准正态分布的随机数，用于控制个体移动的步长；表示个体移动的方向，是一个随机数，是控制步长参数的极小常数，避免分母为零；表示第只个体的适应度值，表示最优适应度值，表示最差适应度值。

SSA优化VMD，MCKD的算法流程图如图1所示。



图1 SSA优化流程图

**Fig.1 SSA optimization flowchart**

# 2 基于ResNet的齿轮故障诊断

## 2.1 深度残差网络（ResNet）

残差网络（ResNet）有He[23]等人于2015年提出，该网络由多个带有跳跃连接线的残差块构成，具有两个结构优势：一个是网络前向传播时浅层的特征可以在深层得以重用；另一个就是网络反向传播时深层的梯度可以直接传回浅层。因此，带有快捷连接的残差块可以在网络的输入与输出之间有较大的重构误差时，直接通过快捷连接将误差信息反馈给前面的网络层[24]。残差网络的提出不仅加快了模型训练速度，还大大缓解了深度神经网络的退化问题。残差模块如图2所示，其中为输入，为残差函数。



图2 残差模块

**Fig.2 Residual module**

残差模块由两部分组成：恒等映射和残差映射。假设最优解为，残差映射的是映射和残差值，即。当无限接近于0时，网络达到最佳状态，继续加深网络深度，网络也将一直处于最优状态[24]。当残差块的输入为时，可得计算后的输出为：



其中：为残差映射；为相应的权重参数；为激活函数。由图2可知，不同残差块之间可能存在维度不匹配的情况，需要对恒等映射进行线性变换：



其中：为权重参数。

## 2.2 齿轮故障诊断流程

齿轮故障诊断的关键在于从振动信号中有效提取齿轮故障特征，针对齿轮的早期故障信号微弱且极易受到背景噪声的影响，本文提出了基于SSA优化VMD-MKCD算法的故障特征提取方法，可有效提取出齿轮的故障特征。同时为了提高齿轮故障诊断的准确率，采用ResNet网络进行齿轮故障识别。本文提出的基于SSA改进VMD-MCKD算法结合ResNet网络的齿轮故障诊断方法框架如图3所示。



图3 齿轮故障诊断流程图

**Fig.3 Gear fault diagnosis flow chart**

故障诊断方法具体步骤如下：

1）基于加速度振动传感器采集齿轮箱的振动信号并进行数据预处理。

2）初始化麻雀搜索算法（SSA）参数，对VMD进行参数寻优，得到最优的模态分解个数和惩罚因子。

3）对振动信号进行VMD分解，计算各模态分量的排列熵，选择排列熵指标最优的分量为最优分量。

4）利用麻雀搜索算法（SSA）对MCKD参数进行寻优，得到最优的滤波长度参数以及反褶积周期。

5）对步骤3所得最优分量进行MCKD分析，提取振动信号故障特征。

6）输入训练样本训练ResNet网络，得到齿轮故障诊断模型。

7）使用ResNet模型对经过VMD-MCKD算法处理后的故障特征进行故障诊断，验证该方法的有效性。

# 3 实例分析

## 3.1 实验说明

为了验证本文所提方法的有效性，在图4的实验平台下，采集齿轮箱的实时振动信号。本次实验采集的是振动加速度信号，根据齿轮发生故障的部位不同，本次实验设置了5种齿轮工作状态，即正常工况、齿牙磨损、齿牙缺失、齿牙断裂以及齿根裂纹，通过这5种工况数据进行实验验证，采样频率设置为12800Hz。图5为故障齿轮实物图。

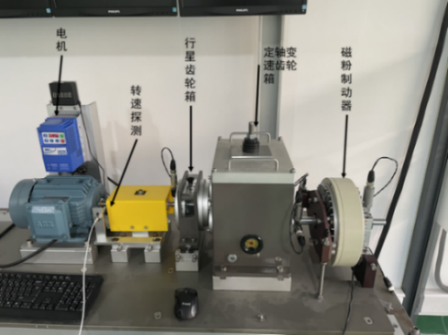


图4 实验平台（MCDS）

**Fig.4 Experimental platform**

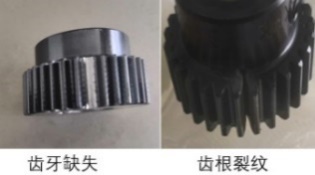
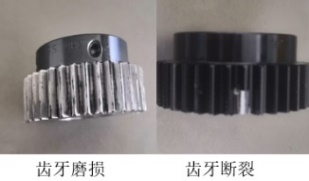


图5 故障齿轮

**Fig.5 Faulty gear**

## 3.2 故障特征提取

以齿轮裂纹为分析对象，本实验选取的麻雀搜索算法参数为：麻雀种群数量为，发现者数量占比为0.7，警戒者占比为0.2，迭代次数为30次。

对VMD算法中的参数和进行SSA寻优，设定参数和的搜索范围，。图6为排列熵随种群进化迭代数变化的曲线，由图可知，SSA算法优化VMD在第9次收敛，搜索到最优解为0.4987，其对应的最佳参数组合为。将寻优参数应用到VMD中，对振动信号进行VMD分解，得到9个IMF分量，各分量时域和频域如图7（a）、7（b）所示，由图7（b）可知，各个INF分量的中心频率相互独立，有效避免了模态混叠的现象。计算每个分量的排列熵，如图8所示，比较图8中各IMF幅值，找出最优分量为IMF8。



图6 适应度优化曲线

**Fig.6 Fitness optimization curve**





图7（a）VMD分解时域图

**Fig.7(a) Time domain diagram of VMD decomposition**





图7（b）VMD分解频域图

**Fig.7(b) Frequency domain diagram of VMD decomposition**



图8 各分量排列熵

**Fig.8** **Permutation entropy of each component**

确定MCKD算法中的反褶积周期和滤波器阶数范围时，的计算公式为，其中：为采样频率，为故障特征频率。当故障特征频率未知时，通过包络谱的突出频率带确定的范围。对IMF8进行包络谱分析，结果如图9所示，从包络谱中可以看出50Hz突出的谱线幅值最大，所以故障特征频率在50Hz附近。考虑到频率带选择过大会增加算法寻优时间，选择过小则可能不包含故障特征频率，所以选取为参数的范围。参数会影响滤波频率分辨率，设置为可满足实际信号要求，所以参数和的搜索范围，。



图9 最优分量包络谱

**Fig.9 The envelope spectrum of the best component**

对MCKD算法中的参数和进行SSA寻优，图10为优化MCKD算法的排列熵随种群进化迭代数变化的曲线，由图可知，SSA优化算法在第8次收敛，搜索到的最优解为12.88，其最优参数组合为。因此，设定MCKD算法中的滤波器长度参数，反褶积周期。图10为MCKD处理后的时域波形。



图10 适应度优化曲线

**Fig.10 Fitness optimization curve**



图11 MCKD处理后的时域图

**Fig.11 Time domain diagram after MCKD processing**

## 3.3 齿轮故障诊断

考虑到数据样本过少会引起模型过拟合，本实验采用重叠采样的方法对齿轮振动信号进行分割。针对每类工况，我们分别采集了2120组样本信号，每组样本包含2048个数据点，数据组成如表1所示，训练集和测试集的比率为0.9和0.1。

表1 齿轮故障数据组成

**Table 1 Gear fault data composition**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 故障类型 | 样本长度 | 训练集/测试集 | 故障标签 |
| 正常 | 2048 | 1920/200 | 0 |
| 齿牙磨损 | 2048 | 1920/200 | 1 |
| 齿牙断裂 | 2048 | 1920/200 | 2 |
| 齿牙缺失 | 2048 | 1920/200 | 3 |
| 齿根缺失 | 2048 | 1920/200 | 4 |

设置该模型学习率为0.0001，损失函数采用交叉熵损失函数，隐藏层激活函数为ReLU激活函数，优化器和分类器分别采用Adam和Softmax，批大小为128，迭代次数为100次。将经过改进VMD-MCKD算法处理好后的数据输入网络中，其训练准确率和预测准确率与迭代次数的关系如图12所示，其训练损失值和预测损失值与迭代次数的关系曲线如图13所示。

由图12可知，随着迭代次数的增加，训练样本和测试样本的准确率均稳定上升。迭代到35次以后，训练集准确率曲线基本稳定，达到了100%，表明该训练模型具有较高的识别性能，能够有效的学习到振动信号之间的特征关系。测试集准确率曲线也随着迭代次数的增加而迅速上升，最终维持在97.48%左右。从图中可以看出本文提出的方法收敛快，稳定性强并且可以有效地抑制过拟合。

由图13可知，训练样本和测试样本的损失值随着迭代次数的增加不断减小，最终趋近于0，在迭代到35次左右模型会达到高度收敛。



图12 准确率与迭代次数的关系曲线

**Fig.12 The relation curve between accuracy and number of iterations**



图13 损失值与迭代次数的关系曲线

**Fig.13 The relation curve between the loss value and the number of iterations**

## 3.4 模型对比

为了进一步验证本方法对齿轮箱故障诊断的分类效果，选取未经过处理的数据样本输入ResNet模型中进行测试，以及将处理后的数据样本输入到WDCNN模型中进行对比实验。WDCNN网络模型由输入层、5个卷积层、全连接层和输出层组成，其结构特点是第一层为大卷积核，大小为64\*1，其余卷积层全部为3\*1的小卷积核。对比结果如表2所示。

表2 不同模型的准确率对比（%）

**Table 2 Comparison of accuracy of different models（%）**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 模型 | 准确率 | 迭代次数 |
| 改进VMD-MCKD-WDCNN | 70.55 | 500 |
| ResNet | 95.62 | 100 |
| 改进VMD-MCKD-ResNet | 97.48 | 100 |

从表中可以看出，基于SSA优化的VMD-MCKD和ResNet的方法获得了最高的齿轮故障诊断准确率，与基于SSA优化的VMD-MCKD和WDCNN方法以及基于ResNet网络相比，准确率分别提升了26.93%、1.86%。WDCNN模型对齿轮故障的诊断准确率最差，虽然WDCNN模型通过拓宽卷积核的策略来获得更大的感受野，从而提高网络的抗噪声能力。但是与ResNet模型相比，ResNet模型通过多个残差模块之间相互堆叠，对其进行残差和卷积运算，不断加深模型深度，使其对齿轮故障诊断精度与WDCNN网络相比有了较大提升。再通过对原始样本数据进行VMD-MCKD算法处理，削弱背景噪声，加强信号中的故障冲击成分，与未经过处理的数据直接进行诊断相比也有提升，最终使得本方法对齿轮故障诊断的精度达到97.48%。

# 4 结论

本文针对在强噪声背景下齿轮振动故障特征难以提取，齿轮故障难以诊断的问题，提出了一种基于改进VMD-MCKD算法和深度残差网络的齿轮故障诊断方法，主要得出了以下结论：

1）基于改进VMD-MCKD算法对齿轮振动信号进行数据处理，通过SSA优化VMD和MCKD算法中的参数，可以有效避免因人为选择参数而造成的错误诊断结果。

2）在强噪声背景下，通过SSA优化的VMD算法能够有效抑制振动信号中的噪声成分，从而有效提取故障特征，抑制了模态混叠现象，基于SSA优化的MCKD算法能够增强被背景噪声淹没的振动信号冲击成分，增强信号中的脉冲信号，削弱噪声信号。通过SSA优化的VMD-MCKD算法能够有效提取齿轮振动信号中的故障特征。

3）针对传统网络模型方法诊断精度低的问题，将深度残差网络模型应用到齿轮故障诊断中，该模型中的残差网络能够在模型层数加深时使得齿轮振动信号特征丢失的问题得到改良，同时能够有效缓解网络梯度消失的现象。通过与其它故障诊断模型做对比实验，有效验证了深度残差网络在齿轮故障诊断具有较大的优势。

# 参考文献

[1] YUAN T, SUN Z, MA S. Gearbox Fault Prediction of Wind Turbines Based on a Stacking Model and Change-Point Detection[J/OL]. Energies, 2019, 12(22): 4224.

[2] 邢芷恺, 刘永葆, 霍玉鑫, 等. 基于SVD和SSA-VMD降噪的轴承故障特征提取[J/OL]. 热能动力工程, 2022, 37(9): 178-187.

[3] 林丽, 高建华, 经昊达, 等. 风机齿轮箱故障诊断与预警方法的研究进展[J]. 仪器仪表与分析监测, 2018(1): 1-7.

[4] 秦波, 刘永亮, 王建国, 等. EMD分解与多特征融合的齿轮故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2016, 44(3): 188-191.

[5] 郑小霞, 刘朋辉, 周荣成, 等. 改进的LMD及在齿轮故障诊断的应用[J/OL]. 机械强度, 2017, 39(4): 766-772.

[6] 高康平, 徐信芯, 焦生杰, 等. EEMD-ICA联合降噪的旋转机械故障信号检测方法[J]. 噪声与振动控制, 2022, 42(2): 95-101.

[7] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection[J/OL]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.

[8] ZHENG X, WANG S, QIAN Y. Fault feature extraction of wind turbine gearbox under variable speed based on improved adaptive variational mode decomposition[J/OL]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy, 2020, 234(6): 848-861.

[9] 朱静, 邓艾东, 邓敏强, 等. 基于MED和自适应VMD的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2020, 50(4): 698-704.

[10] LI Y, CHENG G, LIU C, 等. Study on planetary gear fault diagnosis based on variational mode decomposition and deep neural networks[J/OL]. Measurement, 2018, 130: 94-104.

[11] ENDO H, RANDALL R B. Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter[J/OL]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 906-919.

[12] 王轩, 徐九南, 姜毅, 等. 基于最小熵反褶积的行星齿轮箱故障诊断[J]. 制造业自动化, 2017, 39(7): 1-5.

[13] LYU X, HU Z, ZHOU H, 等. Application of improved MCKD method based on QGA in planetary gear compound fault diagnosis[J/OL]. Measurement, 2019, 139: 236-248.

[14] 李峰, 陈皖皖, 杨义. 基于稀疏自适应S变换和深度残差网络的轴承故障诊断方法[J/OL]. 电机与控制学报, 2022, 26(8): 112-119.

[15] 魏秀业, 程海吉, 贺妍, 等. 基于特征融合与ResNet的行星齿轮箱故障诊断[J/OL]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 213-222.

[16] ZHANG K, TANG B, DENG L, 等. A hybrid attention improved ResNet based fault diagnosis method of wind turbines gearbox[J/OL]. Measurement, 2021, 179: 109491.

[17] 赵昕海, 张术臣, 李志深, 等. 基于VMD的故障特征信号提取方法[J/OL]. 振动.测试与诊断, 2018, 38(1): 11-19+202.

[18] WANG C, LI H, HUANG G, 等. Early Fault Diagnosis for Planetary Gearbox Based on Adaptive Parameter Optimized VMD and Singular Kurtosis Difference Spectrum[J/OL]. IEEE Access, 2019, 7: 31501-31516.

[19] 王树杰, 李宏坤, 王朝阁, 等. 基于ICSA-MCKD方法的滚动轴承声信号微弱故障诊断[J]. 大连理工大学学报, 2022, 62(5): 467-475.

[20] 谢棕, 张丽萍. 基于参数优化VMD和多尺度排列熵的齿轮故障诊断[J/OL]. 机械制造与自动化, 2021, 50(6): 114-117+128.

[21] 刘兴教, 赵学智, 李伟光, 等. 基于峭度原则的EEMD-MCKD的柔性薄壁轴承故障特征提取[J/OL]. 振动与冲击, 2021, 40(1): 157-164.

[22] Jiankai Xue and Bo Shen. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1) : 22-34.

[23] HE K, ZHANG X, REN S, 等. Deep Residual Learning for Image Recognition[C/OL]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 770-778[2023-02-28].

[24] 侯召国, 王华伟, 周良, 等. 基于改进深度残差网络的旋转机械故障诊断[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(6): 2051-2059.