基于改进VMD-MCKD和深度残差网络的齿轮故障诊断

蔡昌春1，3，何捷1，3，承敏钢2，张能文2，王全凯1，3

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，通过变分模态分解算法(Variational Mode Decomposition, VMD)分解原始齿轮振动信号，获得振动信号故障的最优模态分量；接着，利用最大相关峭度解卷积算法(Maximum Correlated Kurtosis Decnvolution，MCKD)通过解卷积重构最优模态分量，削弱背景噪声增强故障冲击成分，获得故障特征；另外，利用麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)优化惩罚因子、模态分解个数、滤波器阶数和反褶积周期；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。实验结果表明，本文所提方法能够有效提高齿轮故障的诊断准确率，可以达到97.25%以上，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

行星齿轮箱广泛应用于风力发电、船舶推进、变速箱等工程领域，由于工作环境恶劣、运行工况复杂，齿轮箱在实际运行过程中故障频发，因此，基于运行工况的行星齿轮箱故障诊断对于其安全稳定运行具有重要意义。然而，在实际运行中故障信号容易被强背景噪声掩盖，导致故障特征难以准确提取，故障诊断结果存在偏差。因此研究如何在强噪声环境下提取有用故障特征信号对提高齿轮箱诊断准确性和可靠性具有重要意义[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]等递归算法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，但是也存在模态混叠和末端效应问题。为了避免递归算法存在的模态混叠和末端效应问题，2013年Konstantin Dragomiretskiy提出了变分模态分解算法（VMD），不同于递归自适应方法的滤波模式，VMD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，能够自适应的生成噪声小、无序混叠的重构信号。文献[9]为解决VMD在提取故障特征频率时鲁棒性低及分解个数不确定的问题，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]为了能够准确识别频带的差异，通过VMD将信号分解为中心频带独立的窄带分量，利用PSE量化分量中边带振幅的大小和分布，最后通过DNN挖掘特征向量的深度特征，对故障信号进行分类。

最小熵解卷积（Minimum Entropy Deconvolution，MED）利用振动信号的冲击成分提取故障特征，由于MED法只针对振动信号中少数尖端脉冲，造成其他冲击脉冲丢失，导致故障特征提取不充分[11]。2012年，Mcdonald针对故障特征丢失问题，提出了基于信号解卷积的最大相关峭度解卷积算法（MCKD），有效突出故障特征连续冲击脉冲信号[12]。文献[13]提出基于最小熵反褶积的扭振时域分析方法，利用扭振信号的故障敏感性特征，通过反转滤波加强冲击特性提取齿轮箱的故障特征。文献[14]通过量子遗传算法自适应选择MCKD参数，提取复合故障信号中与单个故障部件相关的故障特征，并进行功率谱和包络谱分析。

随着人工智能技术的发展，基于深度学习的相关算法也被广泛应用到旋转机械故障诊断领域。文献[15]采用优化变分模态分解结合卷积神经网络的诊断方法，构建小样本情况下的齿轮箱故障诊断模型，实现小样本情况下的齿轮箱故障诊断。文献[16]采用基于CNN的宽卷积核神经网络通过拓宽卷积核来提高感受野，并结合BiGRU提升模型的识别精度。由于齿轮箱早期故障信号特征微弱，其故障特征难以通过浅层特征表达，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[17]。文献[18]分别将信号进行MEEMD和VMD分解，采用相关系数和方差贡献率筛选出有效分量进行特征融合，然后通过深度残差网络进行故障识别，有效解决了齿轮箱振动信号相互耦合和故障诊断识别率低等问题。文献[19]在ResNet故障诊断模型中设计了频段注意机制，采用小波包变换和信道注意机制突出振动信号的微弱特征，提高深度网络性能。

本文针对深度残差网络出现的数据样本不足导致输入特征样本不明显，由于齿轮故障信号时变性较强而无法保证信号故障特征丢失等问题，提出基于VMD-MCKD算法结合深度残差网络的齿轮故障诊断方法，并利用SSA优化VMD-MCKD参数，提高特征提取效果，实现齿轮箱故障特征的精准提取和故障识别分类。首先，通过VMD-MCKD算法削弱信号背景噪声，突出被噪声淹没的冲击脉冲，从而避免信号丢失敏感故障特征。同时为进一步加强VMD和MCKD对齿轮振动信号的故障特征提取能力，采用SSA对VMD和MCKD算法的参数进行优化。最后，构建基于ResNet的齿轮箱故障诊断模型，将特征提取后的齿轮振动信号作为输入信号进行故障分类识别。通过实际试验台数据测试验证本文方法的有效性和准确性。

# 1 基于VMD-MCKD故障特征提取

## 1.1 变分模态分解

VMD算法通过自适应信号频域分段策略，将信号频域分离为多个分量，从而得到一系列不同频率和幅值的模态分量[20,21]。VMD算法的本质是将信号分解问题变为一个带约束的变分最优化问题。

VMD将所有分量相加等于原信号作为约束条件，构造带约束变分模型，模型结构如下式所示：



式中：为原始输入信号，为函数对求偏导，为固有模态分量个数，为每个模态函数的中心频率，为分解后的模态分量。

通过引入拉格朗日乘子和惩罚因子求解上述约束变分问题的最优解，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时序表达式，如下所示：



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算法是通过寻找最优滤波器使得原始信号的相关峭度最大，将齿轮箱实际采集到的信号尽可能恢复为周期性信号，从而达到抑制噪声和突出故障冲击成分的目的[22]。该算法以相关峭度最大为指标，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。

由式（7）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进行优化计算：



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 基于SSA的VMD-MCKD参数优化

和的取值不同VMD的分解结果也会不同，因此，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。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。另外，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。

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，即。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。

为了提高VMD和MCKD算法的效果[23,24]，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[25]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。



图1 SSA优化流程图

**Fig.1 SSA optimization flowchart**

SSA优化VMD-MCKD的算法流程图如图1所示。以SSA算法优化VMD为例，其具体流程为：

1）确定种群规模，最大迭代次数，麻雀种类比例，并随机初始化每个麻雀的位置，并求初始适应度函数值，本文采用的是排列熵作为适应度函数；

2）根据麻雀所在位置，对原始信号进行VMD分解，并求出麻雀的适应度函数值；

3）根据适应度函数的大小，确定最优个体；

4）根据随机因子是否超出预警值更新麻雀所在位置；

5）判断是否达到迭代结束条件；若达到，输出最优和，未达到则返回第2步继续执行。

# 2 基于ResNet的齿轮故障诊断

## 2.1 深度残差网络（ResNet）

传统神经网络的层数越深，网络的非线性表达能力越强，提取到的信号特征越丰富。随着网络层数增加，神经网络会出现梯度消失或梯度爆炸的现象，导致故障诊断准确率下降。残差网络由多个带有跳跃连接线的残差块构成，在网络前向传播时浅层的特征可以在深层得以重复利用，在网络反向传播时深层的梯度可以直接传回浅层。因此，当网络输入与输出间有较大重构误差时，带有快捷连接的残差块能够通过快捷连接通道将误差信息反馈给浅层网络[27]，从而减小重构误差，有效缓解深层网络退化，加快训练速度。

残差模块由两部分组成，分别是恒等映射和残差映射。残差模块结构如图2所示，其中为输入，为残差函数，Weight Layer为卷积层。



图2 残差模块

**Fig.2 Residual module**

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。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。

基于残差块构建的ResNet基本结构如图3所示，其主要由卷积层、池化层、残差单元模块、全连接层和分类层组成，其中残差单元模块由恒等残差模块和卷积残差模块组成，当上一层的输出尺寸和下一层的输入尺寸匹配时，采用恒等残差模块，若不匹配则需要采用卷积残差模块。



图3 网络结构图

**Fig.3 Structure Topology Of Network**

该ResNet模型共有17个卷积层，首先经过一个由128个7\*7的卷积核组成的卷积层对输入信号进行特征提取，并通过批归一化层使得神经网络的输入保持相同分布，再经过一层最大池化层。然后经过4层的残差模块，每组残差模块包含4个卷积层，残差模块的卷积参数设置如表1所示，最后通过平均池化层进行池化运算和维度为5的Softmax分类器进行故障诊断。

## 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，单独使用ResNet网络进行齿轮故障诊断可能会出现输入特征样本不明显，诊断过程中故障特征丢失等问题。考虑到VMD算法可以有效去除背景噪声以及MCKD算法可以突出被噪声掩盖的故障冲击信号的优点，本文将VMD、MCKD算法结合来提取振动信号的故障特征，从而避免在进行故障诊断时丢失敏感特征，同时为加强VMD和MCKD对信号的特征提取效果，采用SSA算法对上述算法的参数进行优化。最后将经过VMD-MCKD算法故障特征提取后的信号作为ResNet网络的输入进行故障诊断。

本文提出的基于SSA优化VMD-MCKD算法结合ResNet网络的齿轮故障诊断方法框架如图4所示。



图4 齿轮故障诊断流程图

**Fig.4 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）设置VMD参数，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。对最优分量进行包络解调分析，确定最优分量包络谱突出频率范围。

4）对最优分量进行MCKD参数寻优，通过步骤2的突出频率范围确定MCKD中参数的寻优范围，得到最优的滤波长度参数以及反褶积周期。

5）设置MCKD参数，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，再对解卷积后的信号进行包络解调分析。

6）构建ResNet网络模型，输入训练样本训练ResNet网络，得到齿轮故障诊断模型。

7）使用齿轮故障诊断模型对经过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5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6为故障齿轮实物图。

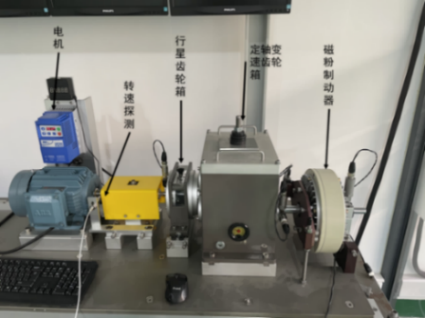


图5 实验平台（MCDS）

**Fig.5 Experimental platform**

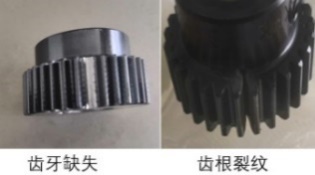
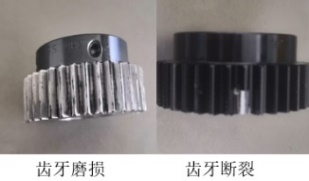


图6 故障齿轮

**Fig.6 Faulty gear**

## 3.2 故障特征提取

以齿轮裂纹为分析对象，麻雀搜索算法参数分别为：种群数量，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，参数和的搜索范围，。经过优化计算，目标函数排列熵值在进化到第9次时收敛，其目标函数的最优解为0.4987，此时对应的最佳参数组合为。将得到的优化参数指导VMD算法分解振动信号，图7和图8分别给出了分解后各分量的时域和频域变化图。从图8各分量的幅频特性曲线可以看出，各IMF分量的中心频率彼此相互分离，分别为381.3Hz，1094Hz，1375Hz，2175Hz，2475Hz，3231Hz，3663Hz，4344Hz，5600Hz，有效的抑制了模态混叠现象。进一步的，图9给出了各个IMF分量的排列熵值，其中IMF8的排列熵值最大，说明IMF8的故障特征最明显，因此，本文采用IMF8分量表征该信号的故障特征。





图7 VMD分解时域图

**Fig.7 Time domain diagram of VMD decomposition**





图8 VMD分解频域图

**Fig.8 Frequency domain diagram of VMD decomposition**



图9 各分量排列熵

**Fig.9** **Permutation entropy of each component**

当故障特征频率未知时，可以通过包络谱的突出频带确定反褶积周期的范围。图10给出了IMF8包络谱分析结果，由图10包络谱可知，其中50Hz谱线幅值最大，因此可以认为故障特征频率在50Hz附近。频率带选择过大会增加算法寻优时间，过小则可能丢失故障特征频率，结合采样频率和故障特征频率确定参数的范围为。参数会影响滤波频率分辨率，设置为可满足实际信号要求，因此，本文设置参数和的搜索范围，。



图10 最优分量包络谱

**Fig.10 The envelope spectrum of the best component**



图11 适应度优化曲线

**Fig.11 Fitness optimization curve**

利用SSA算法对MCKD中参数和进行优化，图11给出了MCKD算法的排列熵随种群进化迭代数变化曲线，由图11可知，其最优解为12.88，得到最优参数组合为。因此，在MCKD重构计算中滤波器长度参数设定为，反褶积周期。

图12给出了MCKD重构计算后振动信号的时域波形，从该是与波形中可以清晰的看出信号的冲击成分。图13为经过MCKD重构后振动信号的包络谱，通过对比图10和图13可以发现图10中信号包络谱虽然可以找出故障特征频率，但其周围存在较多干扰谱线，且其倍频不够突出，故障特征提取不够充分，而从图13可知MCKD重构后的信号包络谱中故障特征频率及其倍频的谱线均清晰可见，故障特征频率被充分提取，表明本文方法能够有效提取信号故障特征。



图12 MCKD处理后的时域图

**Fig.12 Time domain diagram after MCKD processing**

****

图13 MCKD处理后的包络谱

**Fig.13 Envelope spectrum after MCKD processing**

## 3.3 齿轮故障诊断

数据样本过少会引起模型过拟合，因此本文通过重叠采样分割齿轮振动信号，由此增加故障样本数量，提高模型的拟合度。针对每类工况，分别采集2120组振动信号样本，每组样本包含2048个数据点，数据组成如表2所示，其中训练集和测试集的比率为0.9和0.1。设置ResNet故障诊断模型学习率为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。

表2 齿轮故障数据组成

**Table 2 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 |

将振动信号的故障特征通过ResNet网络训练并进行故障识别，网络的训练过程和测试过程如图14所示，其训练损失值和预测损失值的迭代如图15所示。由图14可知，训练样本和测试样本的准确率随迭代次数的增加而增加，当迭代到35次后，训练集准确率曲线基本稳定，达到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快速上升，最终维持在97.48%左右。从图15可以看出本文方法具有收敛快、稳定性强等特点，并且可以有效抑制模型过拟合。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14 准确率与迭代次数的关系曲线

**Fig.14 The relation curve between accuracy and number of iterations**



图15 损失值与迭代次数的关系曲线

**Fig.15 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分别输入ResNet模型和WDCNN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，结果对比如表3所示。图16为经过500次迭代后有无使用VMD-MCKD处理后的WDCNN模型诊断准确率对比图；图17为经过100次迭代后有无使用VMD-MCKD处理后的ResNet模型对比图。

表3 不同模型的准确率对比（%）

**Table 3 Comparison of accuracy of different models（%）**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 模型 | 准确率 | 迭代次数 |
| WDCNN | 54.76 | 500 |
| 改进VMD-MCKD-WDCNN | 70.55 | 500 |
| ResNet | 95.62 | 100 |
| 改进VMD-MCKD-ResNet | 97.48 | 100 |



图16 WDCNN模型对比图

**Fig.16 Comparison of WDCNN model**



图17 ResNet模型对比图

**Fig.17 Comparison of ResNet model**

从上述对比中可以看出，本文方法通过结合VMD-MCKD和ResNet的优点，并利用SSA进行VMD-MCKD参数优化，模型故障识别准确率达到97.48%。与未经过VMD-MCKD特征提取的WDCNN模型和ResNet模型相比分别提升了42.72%、1.86%，与经过VMD-MCKD处理的WDCNN模型相比提升了26.93%。可以发现虽然WDCNN模型通过拓宽卷积核的策略获取更大的感受野，从而提高网络的性能，但是齿轮早期信号微弱，难以通过浅层特征表达，且模型在进行齿轮故障诊断时不稳定，经过VMD-MCKD特征提取后，该模型故障诊断准确率提升了15.79%，网络稳定性也有了提升。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，缓解了传统网络随着网络层数增加出现梯度消失或梯度爆炸的现象，使其对齿轮故障诊断精度与WDCNN模型相比有了较大提升，在对原始数据进行VMD-MCKD算法处理，通过削弱背景噪声，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稳定性变好，诊断精度也有提升。

# 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. 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]. 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]. 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] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational Mode Decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[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]. 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]. 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]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(2): 906-919.

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

[13] 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.

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

[15] 杨同光, 于晓光. 基于优化变分模态分解和卷积神经网络的齿轮故障诊断. 组合机床与自动化加工技术, 2020(7): 132-137.

[16] CHENG Q, PENG B, LI Q, 等. A rolling bearing fault diagnosis model based on WCNN-BiGRU[C]//2021 China Automation Congress (CAC). Beijing, China: IEEE, 2021: 3368-3372[2023-03-15].

[17] 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. 电机与控制学报, 2022, 26(8): 112-119.

[18] 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. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(5): 213-222.

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

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

[21] 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]. IEEE Access, 2019, 7: 31501-31516.

[22] 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.

[23] 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. 机械制造与自动化, 2021, 50(6): 114-117+128.

[24] 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. 振动与冲击, 2021, 40(1): 157-164.

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

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

[27] 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.