本发明是一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD的齿轮箱故障诊断方法，属于旋转机械装备故障类型识别和诊断技术领域，包括监测提取齿轮箱运行时的电压、加速度等信号参数，首先利用改进麻雀搜索算法（LSSA）优化变分模态分解（VMD）算法中的惩罚因子和模态分解层数，再利用优化后的VMD算法对齿轮箱故障信号分解后的结果，选取最优模态分量；然后再次利用LSSA优化最大相关峭度解卷积（MCKD）算法中的滤波长度参数和解卷积周期，再通过优化后的MCKD算法加强最优分量信号中的故障冲击成分；最后通过平方包络谱提取出齿轮箱中微弱故障特征，有效去除数据冗余，保证数据可靠独立，增强了特征提取的准确性。本发明能够有效的对齿轮箱进行故障诊断和故障识别。

****

1、一种基于基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD的齿轮箱故障诊断方法，其特征在于，所述诊断方法包括如下步骤：

S1、采集齿轮箱运行时的振动信号；

S2、基于LSSA优化VMD算法选取最优模态分量；

S3、基于LSSA优化MCKD算法加强微弱振动信号；

S4、基于平方包络谱提取信号故障特征。

2、根据权利要求1所述的一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断方法，其特征在于，所述故障特征提取的方法包括VMD算法选取最优模态分量、MCKD算法加强微弱振动信号以及平方包络谱提取信号故障特征。

3、根据权利要求1所述的一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断方法，其特征在于，S2所述的VMD变分模态分解方法包括如下步骤：

S21、VMD是一种完全非递归模式的信号分解方法，通过迭代搜索变分模型中的最优解，将一个实际信号分解成个离散的模态，并且确定每个模态分量的中心频率和带宽。模型构造以及求解步骤如下：

S211：通过希尔伯特变换计算每个模态的解析信号，从而获得模态分量的单边频谱。

(1)

其中：为脉冲函数；为时间；j为虚数单位；“\*”表示卷积。

S212：通过单边频谱与算子进行频率混合，将各模态的中心带调制到相应的基带。

(2)

S213：计算解调信号梯度的平方范数，并估计个模态信号的带宽。所有分量相加等于原信号作为约束条件，约束变分模型模型描述如下：

(3)

其中：代表着个组成部分的中心频率；表示函数对t求偏导。

S214：为求解式（3）的变分模型的最优解，引入拉格朗日乘子及二次惩罚因子，将约束性性变分问题变为非约束性变分问题。其中，能够保证约束条件的严格性，能够保证高斯噪声环境下喜好重构的准确性。扩展的拉格朗日表达式为：

(4)

S215：利用交替方向乘子算法（ADDM）连续更新寻求式（4）的“鞍点”，也就是原问题的最佳解。迭代方法为

(5)

(6)

(7)

(8)

其中：为迭代次数；；为更新因子；为一个大于0的整数，代表精度。

式（8）为更新的收敛条件。

S216：利用Parseval/Plancheral傅里叶等距变换；对式（5）~（7）求解：

(9)

(10)

(11)

其中：分别是对应于的傅里叶变换。

S22、VMD算法根据各分量的功率谱中心重新估计中心频率，具体过程如下：

S221：初始化；

S222：，开始整个算法的循环；

S223：，直到，根据式（5），（6）更新；

S224：根据式（7）更新；

S225：根据式（8），判断是否满足收敛条件，如果满足收敛条件则停止迭代，否则返回步骤2。

4、根据权利要求1所述的一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断方法，其特征在于，S3所述的MCKD最大相关峭度卷积法包括如下步骤：

S31、MCKD算法实质上是通过寻找一系列FIR滤波器，使得原始周期性冲击序列的相关峭度最大。MCKD算法中，周期冲击信号的相关峭度定义为：

（12）

其中：为冲击信号周期；为移位数；；增加，可以增加算法序列脉冲，过大会影响精度，一般M取7。

若忽略噪声的影响，则实际信号为周期冲击信号经过周围环境及路径传输的衰减效应所得。最大相关峭度解卷积就是寻找滤波器使实际信号恢复到，即

（13）

其中：分别为的向量形式；；为卷积；为滤波器长度参数；。

对实际信号进行滤波，使得相关峭度最大

（14）

求解式（14），等价于求解下列方程

（15）

由式（13）~（15）可求得滤波器的最终系数，并表示为矩阵形式

（16）

其中：；（）;



S32、MCKD算法实施流程如下：

S321：初始化解卷积周期、位移数及滤波器长度等参数；

S322：计算输入信号的；

S323：计算滤波后的输出信号；

S324：根据计算和；

S325：更新滤波器的系数；

S326：若滤波前、后信号的相关峭度值小于阈值，结束迭代，否则重复步骤3~5。

5、根据权利要求3和权利要求4所述的一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断方法，其特征在于，针对S2所述的VMD算法选取最优模态分量以及S3所述的MCKD算法加强微弱信号，从信号的分解层数、惩罚因子、滤波长度参数以及解卷积周期等四个主要参数的优化递进进行构建故障特征提取模型。

6、根据权利要求5所述的一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断方法，其特征在于，S2和S3所述的为提高诊断效果，采用基于改进的麻雀搜索（LSSA）优化算法，对VMD和MCKD算法进行全局寻优。其改进麻雀搜索算法具体步骤如下：

步骤1：麻雀种群觅食时，其个体分为发现者和加入者两种角色。发现者承担搜索事物丰富的区域的责任，加入者能利用发现者获取食物丰富区域的信息。麻雀个体所对应的适应度值的好坏由能量储备的高低决定。发现者位置更新如下式：

(1)

式中：表示最大迭代次数；表示现阶段的迭代次数；表示均匀分布在(0,1)中的随机数；表示服从标准正态分布的随机数；表示为阶矩阵，且矩阵元素都为1；表示预警值，取值大小在[0,1]范围内；表示安全值，取值处于[0,1]的范围内。

步骤2：如果发现危险，个体会向其他麻雀发出警告。当报警值大于安全值时，加入者会跟随发现者的路径到达安全区域。加入者位置更新如下式：

(2)

式中：表示在d维空间中种群在进行第t次迭代后种群处于的最差位置；表示在第d维空间中种群第t+1次迭代后种群处于的最优位置；表示矩阵匀速均为1的1\*a维向量且。

步骤3：发现者和加入者时刻处于动态平衡之中。每只个体均在两种角色之间相互转换，但是两种角色个体数量占整个种群数量的比重是不变的。

步骤4：加入者的适应度值越低，所在区域食物数量越少，位置越差。

步骤5：加入者能够发现处于食物最丰富位置的发现者，从而获取该区域的食物或者围绕着发现者四周觅食。另一方面，发起者时时刻刻受到加入者的监控，对食物资源发起争夺。

步骤6：危险来临时，种群个体立即从种群边缘位置向安全区域迅速移动，位于种群中间的个体则会随机移动，向其他个体靠近。公式如下：

(3)

式中，表示一个服从标准正态分布的随机数，用于控制个体移动的步长；K表示个体移动的方向，是控制步长参数的一个极小常数，避免式中分母为零，其取值范围为[-1,1]；表示第i只个体的适应度值，和分别用于表示麻雀种群的最优和最差适应度值。

麻雀搜索算法具有收敛速度快、误差小等优点，然而在搜索末期也会有陷入局部极值的问题。为了提高算法的全局搜索能力，降低出现局部最优解的可能性，本发明将Levy飞行策略引入麻雀搜索算法中，提出基于Levy飞行策略的麻雀搜索算法（LSSA），增加麻雀个体搜索时的扰动变异概率，使麻雀搜索算法在搜索后期具有较好种群多样性，提高其跳出局部最优的能力。本发明利用Levy飞行策略对SSA加入者位置更新公式中进行优化。如式（4）所示。

(4)

式中：表示现阶段发现者的最优位置，表示Levy飞行的步长，Levy(·)表示麻雀个体的随机搜寻轨迹，服从式（5）所示的Levy分布：

(5)

式中：在(0,2)范围内，服从的正态分布，服从标准正态分布，计算如公式（6）。

(6)

式中：是Gamma分布函数，用于模拟Levy分布；参数的取值范围为，一般取。

7、根据权利要求1所述的平方包络谱提取信号故障特征，其特征在于，使用平方包络谱提取信号故障特征包括如下步骤：

步骤1：针对LSSA优化VMD-MCKD算法处理后的信号，其Hilbert变换为：

其中：由信号采样频率以及采样时间构成；与分别表示傅里叶变换与傅里叶逆变换，定义为

步骤2：构造解析信号

步骤3：平方包络信号定义为解析信号模数的平方，即

步骤4：平方包络谱则由傅里叶变换幅值的平方得到，即

8、根据权利要求1所述的一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断方法，其特征在于，所述故障类型包括但不局限于旋转机械齿轮箱齿轮缺齿、断齿、磨损、齿根裂纹、轴承内圈故障、外圈、滚珠、混合故障等。

9、一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断方法，其特征在于：该方法执行如权利要求1~8中任一权利要求所述的算法；

10、根据权利要求9所述的一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断方法，其特征在于，所述特征提取方法包括数据采集模块、选取最优模态分量模块、加强微弱信号模块、故障特征提取模块；所述数据采集模块采集振动信号并输出到选取最优模态分量模块，所述选取最优模态分量模块计算结果输出到加强微弱信号模块，所述加强微弱信号模块计算结果输出到故障特征提取模块，所述故障特征提取模块输出最终提取结果。

**基于LSSA-VMD-MCKD的旋转机械故障特征提取**

**技术领域**

本发明属于旋转机械装备故障类型识别和诊断技术领域，更详细的说，设计一种基于LSSA-VMD-MCKD的齿轮箱故障特征提取。

**背景技术**

旋转机械是实现能量转化的重要装置，在工业领域大量使用，其运行的可靠性和安全性关系重大，设备故障直接影响工业生产，甚至威胁一线工人的人身安全，因此，加强对旋转机械设备运行状态的检测、故障类型的识别至关重要。随着深度学习、大数据人工智能技术的发展，为机械设备故障诊断提供了技术支撑，如何利用人工智能技术判断旋转设备的运行状况及发展趋势，分析旋转设备的故障原因、部位和性质，为工业生产提供科学的检依据，从而有效的降低设备维修和维护成本，提高设备运行的经济性，保证安全生产。

**研究进展**

国内许多科研人员在故障机理研究、故障信号分析与处理以及故障模式识别等方面取得了很多成果。如何巍等改进小波降噪用于齿轮微弱故障提取。Yu等将经验模态分解（EMD）与改进的局部Fisher判别分析相结合，开展了轴承的故障诊断。王友仁等针对齿轮箱故障诊断提出了基于能量聚集度经验小波变换的方法，试验表明该方法可以使得齿轮箱的早期微弱故障特征显著增强，提高诊断故障的性能。梁平等提出了基于小波包分析与 BP 神经网络的转子故障诊断方法，结果表明该方法具有较高的故障状态识别能力。尽管上述方法在进行旋转机械故障时取得了一定效果，但人存在下列问题：①小波变换，难以根据实际信号实现小波基及分解层数的自适应选择；②EMD、EEMD、LMD等属于递归模态分解，且缺乏严格的数学理论。且存在模态混叠和端点效应等难以解决的问题。

**发明内容**

**1.发明要解决的技术问题**

本发明的目的在于解决上述的缺陷，即小波变换难以根据实际信号实现小波基及分解层数的自适应选择以及EMD、EEMD、LMD等缺乏严格的数学理论，存在模态混叠以及端点效应的问题。

本发明将信号特征谱分析和特征谱提取技术相结合，提出了一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD旋转机械故障特征提取方法，能够有效解决上述现有技术问题。

**2.技术方案**

为达到上述目的，本发明提供的技术方案为：

本发明的一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD旋转机械故障特征提取方法，其特征在于，综合运用特征谱分析、强化微弱信号和特征值提取进行齿轮箱故障信号特征提取，所述特征提取方法包括如下步骤：

S1、采集齿轮箱运行时的振动信号；

S2、基于LSSA优化VMD算法选取最优模态分量；

S3、基于LSSA优化MCKD算法加强微弱振动信号；

S4、基于平方包络谱提取信号故障特征。

进一步的，所述故障特征提取的方法包络VMD算法选取最优模态分量、MCKD算法加强微弱振动信号以及平方包络谱提取信号故障特征。

进一步的，S2所述的VMD变分模态分解方法包括如下步骤：

S21、VMD是一种完全非递归模式的信号分解方法，通过迭代搜索变分模型中的最优解，将一个实际信号分解成个离散的模态，并且确定每个模态分量的中心频率和带宽。模型构造以及求解步骤如下：

S211：通过希尔伯特变换计算每个模态的解析信号，从而获得模态分量的单边频谱。

(1)

其中：为脉冲函数；为时间；j为虚数单位；“\*”表示卷积。

S212：通过单边频谱与算子进行频率混合，将各模态的中心带调制到相应的基带。

(2)

S213：计算解调信号梯度的平方范数，并估计个模态信号的带宽。所有分量相加等于原信号作为约束条件，约束变分模型模型描述如下：

(3)

其中：代表着个组成部分的中心频率；表示函数对t求偏导。

S214：为求解式（3）的变分模型的最优解，引入拉格朗日乘子及二次惩罚因子，将约束性性变分问题变为非约束性变分问题。其中，能够保证约束条件的严格性，能够保证高斯噪声环境下喜好重构的准确性。扩展的拉格朗日表达式为：

(4)

S215：利用交替方向乘子算法（ADDM）连续更新寻求式（4）的“鞍点”，也就是原问题的最佳解。迭代方法为

(5)

(6)

(7)

(8)

其中：为迭代次数；；为更新因子；为一个大于0的整数，代表精度。

式（8）为更新的收敛条件。

S216：利用Parseval/Plancheral傅里叶等距变换；对式（5）~（7）求解：

(9)

(10)

(11)

其中：分别是对应于的傅里叶变换。

S22、VMD算法根据各分量的功率谱中心重新估计中心频率，具体过程如下：

S221：初始化；

S222：，开始整个算法的循环；

S223：，直到，根据式（5），（6）更新；

S224：根据式（7）更新；

S225：根据式（8），判断是否满足收敛条件，如果满足收敛条件则停止迭代，否则返回步骤2。

进一步的，S3所述的MCKD最大相关峭度卷积法包括如下步骤：

S31、MCKD算法实质上是通过寻找一系列FIR滤波器，使得原始周期性冲击序列的相关峭度最大。MCKD算法中，周期冲击信号的相关峭度定义为：

（12）

其中：为冲击信号周期；为移位数；；增加，可以增加算法序列脉冲，过大会影响精度，一般M取7。

若忽略噪声的影响，则实际信号为周期冲击信号经过周围环境及路径传输的衰减效应所得。最大相关峭度解卷积就是寻找滤波器使实际信号恢复到，即

（13）

其中：分别为的向量形式；；为卷积；为滤波器长度参数；。

对实际信号进行滤波，使得相关峭度最大

（14）

求解式（14），等价于求解下列方程

（15）

由式（13）~（15）可求得滤波器的最终系数，并表示为矩阵形式

（16）

其中：；（）;



S32、MCKD算法实施流程如下：

S321：初始化解卷积周期、位移数及滤波器长度等参数；

S322：计算输入信号的；

S323：计算滤波后的输出信号；

S324：根据计算和；

S325：更新滤波器的系数；

S326：若滤波前、后信号的相关峭度值小于阈值，结束迭代，否则重复步骤3~5。

进一步的，针对S2所述的VMD算法选取最优模态分量以及S3所述的MCKD算法加强微弱信号，从信号的分解层数、惩罚因子、滤波长度参数以及解卷积周期等四个主要参数的优化递进进行构建故障特征提取模型。

进一步的，为提高诊断效果，采用基于改进的麻雀搜索（LSSA）优化算法，对VMD和MCKD算法进行全局寻优。其改进麻雀搜索算法具体步骤如下：

步骤1：麻雀种群觅食时，其个体分为发现者和加入者两种角色。发现者承担搜索事物丰富的区域的责任，加入者能利用发现者获取食物丰富区域的信息。麻雀个体所对应的适应度值的好坏由能量储备的高低决定。发现者位置更新如下式：

(1)

式中：表示最大迭代次数；表示现阶段的迭代次数；表示均匀分布在(0,1)中的随机数；表示服从标准正态分布的随机数；表示为阶矩阵，且矩阵元素都为1；表示预警值，取值大小在[0,1]范围内；表示安全值，取值处于[0,1]的范围内。

步骤2：如果发现危险，个体会向其他麻雀发出警告。当报警值大于安全值时，加入者会跟随发现者的路径到达安全区域。加入者位置更新如下式：

(2)

式中：表示在d维空间中种群在进行第t次迭代后种群处于的最差位置；表示在第d维空间中种群第t+1次迭代后种群处于的最优位置；表示矩阵匀速均为1的1\*a维向量且。

步骤3：发现者和加入者时刻处于动态平衡之中。每只个体均在两种角色之间相互转换，但是两种角色个体数量占整个种群数量的比重是不变的。

步骤4：加入者的适应度值越低，所在区域食物数量越少，位置越差。

步骤5：加入者能够发现处于食物最丰富位置的发现者，从而获取该区域的食物或者围绕着发现者四周觅食。另一方面，发起者时时刻刻受到加入者的监控，对食物资源发起争夺。

步骤6：危险来临时，种群个体立即从种群边缘位置向安全区域迅速移动，位于种群中间的个体则会随机移动，向其他个体靠近。公式如下：

(3)

式中，表示一个服从标准正态分布的随机数，用于控制个体移动的步长；K表示个体移动的方向，是控制步长参数的一个极小常数，避免式中分母为零，其取值范围为[-1,1]；表示第i只个体的适应度值，和分别用于表示麻雀种群的最优和最差适应度值。

麻雀搜索算法具有收敛速度快、误差小等优点，然而在搜索末期也会有陷入局部极值的问题。为了提高算法的全局搜索能力，降低出现局部最优解的可能性，本发明将Levy飞行策略引入麻雀搜索算法中，提出基于Levy飞行策略的麻雀搜索算法（LSSA），增加麻雀个体搜索时的扰动变异概率，使麻雀搜索算法在搜索后期具有较好种群多样性，提高其跳出局部最优的能力。本发明利用Levy飞行策略对SSA加入者位置更新公式中进行优化。如式（4）所示。

(4)

式中：表示现阶段发现者的最优位置，表示Levy飞行的步长，Levy(·)表示麻雀个体的随机搜寻轨迹，服从式（5）所示的Levy分布：

(5)

式中：在(0,2)范围内，服从的正态分布，服从标准正态分布，计算如公式（6）。

(6)

式中：是Gamma分布函数，用于模拟Levy分布；参数的取值范围为，一般取。

进一步的，使用平方包络谱提取信号故障特征包括如下步骤：

步骤1：针对LSSA优化VMD-MCKD算法处理后的信号，其Hilbert变换为：

其中：由信号采样频率以及采样时间构成；与分别表示傅里叶变换与傅里叶逆变换，定义为

步骤2：构造解析信号

步骤3：平方包络信号定义为解析信号模数的平方，即

步骤4：平方包络谱则由傅里叶变换幅值的平方得到，即

进一步的，所述故障类型包括但不局限于旋转机械齿轮箱齿轮缺齿、断齿、磨损、齿根裂纹、轴承内圈故障、外圈、滚珠、混合故障等。

一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断方法，其特征在于：该方法执行如上所述的基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD齿轮箱故障诊断算法；

进一步的，所述特征提取方法包括数据采集模块、选取最优模态分量模块、加强微弱信号模块、故障特征提取模块；所述数据采集模块采集振动信号并输出到选取最优模态分量模块，所述选取最优模态分量模块计算结果输出到加强微弱信号模块，所述加强微弱信号模块计算结果输出到故障特征提取模块，所述故障特征提取模块输出最终提取结果。

**3.有益效果**

采用本发明提供的技术方案，与现有技术相比，具有如下有益效果：

本发明的一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD旋转机械故障特征提取方法，能够获得故障特征提取模型，之后能够准确有效的对齿轮箱振动信息进行有效的故障特征提取，得到精确地故障信息，可极大得方便用户及时掌握设备故障信息，提高齿轮箱故障诊断的正确率，提高设备维护效率，降低生产过程中的事故风险。

**附图说明**

图1是一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD旋转机械故障特征提取方法的流程图；

图2是基于LSSA的麻雀搜索算法流程图。

**具体实施方式**

为了便于理解本发明，下面结合附图和实施例，对本发明的具体实施方式作进一步描述。以下实施例仅用于更加清楚地说明本发明的技术方案，而不能以此来限制本发明的保护范围。

需要说明的是，当元件被称为“固设于”另一个元件，它可以直接在另一个元件上或者也可以存在居中的元件；当一个元件被认为是“连接”另一个元件，它可以是直接连接到另一个元件或者可能同时存在居中元件；本文所使用的术语“垂直的”、“水平的”、“左”、“右”以及类似的表述只是为了说明的目的。

除非另有定义，本文所使用的所有的技术和科学术语与属于本发明的技术领域的技术人员通常理解的含义相同；本文中在本发明的说明书中所使用的术语只是为了描述具体的实施例的目的，不是旨在于限制本发明；本文所使用的术语“及／或”包括一个或多个相关的所列项目的任意的和所有的组合。

**实施例1：一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD旋转机械故障特征提取方法**

参照附图1所示，一种基于改进麻雀搜索算法优化VMD-MCKD旋转机械故障特征提取方法，其特征在于，综合运用变分模态分解（VMD）算法、最大相关峭度解卷积（MCKD）算法、基于Levy的麻雀搜索算法以及平方包络谱进行电机故障特征提取，所述故障特征提取方法包括如下步骤：

S1、采集齿轮箱运行时的振动信号；

S2、基于LSSA优化VMD算法选取最优模态分量；

S3、基于LSSA优化MCKD算法加强微弱振动信号；

S4、基于平方包络谱提取信号故障特征。

本实施例通过变分模态分解（VMD）和最大相关峭度解卷积（MCKD）在不丧失信号特征的情况下可有效提高信号的信噪比和平稳性；通过平方包络谱进行故障特征提取则可以进一步降低数据位数，去除冗余数据，便于开展特征分析和识别。

优选的，所述故障特征提取的方法包络VMD算法选取最优模态分量、MCKD算法加强微弱振动信号以及平方包络谱提取信号故障特征。

优选的，所述步骤S2中的VMD方法如下：

S21、VMD是一种完全非递归模式的信号分解方法，通过迭代搜索变分模型中的最优解，将一个实际信号分解成个离散的模态，并且确定每个模态分量的中心频率和带宽。模型构造以及求解步骤如下：

S211：通过希尔伯特变换计算每个模态的解析信号，从而获得模态分量的单边频谱。

(1)

其中：为脉冲函数；为时间；j为虚数单位；“\*”表示卷积。

S212：通过单边频谱与算子进行频率混合，将各模态的中心带调制到相应的基带。

(2)

S213：计算解调信号梯度的平方范数，并估计个模态信号的带宽。所有分量相加等于原信号作为约束条件，约束变分模型模型描述如下：

(3)

其中：代表着个组成部分的中心频率；表示函数对t求偏导。

S214：为求解式（3）的变分模型的最优解，引入拉格朗日乘子及二次惩罚因子，将约束性性变分问题变为非约束性变分问题。其中，能够保证约束条件的严格性，能够保证高斯噪声环境下喜好重构的准确性。扩展的拉格朗日表达式为：

(4)

S215：利用交替方向乘子算法（ADDM）连续更新寻求式（4）的“鞍点”，也就是原问题的最佳解。迭代方法为

(5)

(6)

(7)

(8)

其中：为迭代次数；；为更新因子；为一个大于0的整数，代表精度。

式（8）为更新的收敛条件。

S216：利用Parseval/Plancheral傅里叶等距变换；对式（5）~（7）求解：

(9)

(10)

(11)

其中：分别是对应于的傅里叶变换。

S22、VMD算法根据各分量的功率谱中心重新估计中心频率，具体过程如下：

S221：初始化；

S222：，开始整个算法的循环；

S223：，直到，根据式（5），（6）更新；

S224：根据式（7）更新；

S225：根据式（8），判断是否满足收敛条件，如果满足收敛条件则停止迭代，否则返回步骤2。

优选的，所示步骤3中MCKD方法如下：

S31、MCKD算法实质上是通过寻找一系列FIR滤波器，使得原始周期性冲击序列的相关峭度最大。MCKD算法中，周期冲击信号的相关峭度定义为：

（12）

其中：为冲击信号周期；为移位数；；增加，可以增加算法序列脉冲，过大会影响精度，一般M取7。

若忽略噪声的影响，则实际信号为周期冲击信号经过周围环境及路径传输的衰减效应所得。最大相关峭度解卷积就是寻找滤波器使实际信号恢复到，即

（13）

其中：分别为的向量形式；；为卷积；为滤波器长度参数；。

对实际信号进行滤波，使得相关峭度最大

（14）

求解式（14），等价于求解下列方程

（15）

由式（13）~（15）可求得滤波器的最终系数，并表示为矩阵形式

（16）

其中：；（）;



S32、MCKD算法实施流程如下：

S321：初始化解卷积周期、位移数及滤波器长度等参数；

S322：计算输入信号的；

S323：计算滤波后的输出信号；

S324：根据计算和；

S325：更新滤波器的系数；

S326：若滤波前、后信号的相关峭度值小于阈值，结束迭代，否则重复步骤3~5。

优选的，所述步骤2和步骤3中VMD算法选取最优模态分量以及MCKD算法加强微弱信号需要从信号的分解层数、惩罚因子、滤波长度参数以及解卷积周期等四个主要参数的优化递进进行构建故障特征提取模型。

优选的，为提高诊断效果，采用基于改进的麻雀搜索（LSSA）优化算法，对VMD和MCKD算法进行全局寻优。其改进麻雀搜索算法具体步骤如下：

步骤1：麻雀种群觅食时，其个体分为发现者和加入者两种角色。发现者承担搜索事物丰富的区域的责任，加入者能利用发现者获取食物丰富区域的信息。麻雀个体所对应的适应度值的好坏由能量储备的高低决定。发现者位置更新如下式：

(1)

式中：表示最大迭代次数；表示现阶段的迭代次数；表示均匀分布在(0,1)中的随机数；表示服从标准正态分布的随机数；表示为阶矩阵，且矩阵元素都为1；表示预警值，取值大小在[0,1]范围内；表示安全值，取值处于[0,1]的范围内。

步骤2：如果发现危险，个体会向其他麻雀发出警告。当报警值大于安全值时，加入者会跟随发现者的路径到达安全区域。加入者位置更新如下式：

(2)

式中：表示在d维空间中种群在进行第t次迭代后种群处于的最差位置；表示在第d维空间中种群第t+1次迭代后种群处于的最优位置；表示矩阵匀速均为1的1\*a维向量且。

步骤3：发现者和加入者时刻处于动态平衡之中。每只个体均在两种角色之间相互转换，但是两种角色个体数量占整个种群数量的比重是不变的。

步骤4：加入者的适应度值越低，所在区域食物数量越少，位置越差。

步骤5：加入者能够发现处于食物最丰富位置的发现者，从而获取该区域的食物或者围绕着发现者四周觅食。另一方面，发起者时时刻刻受到加入者的监控，对食物资源发起争夺。

步骤6：危险来临时，种群个体立即从种群边缘位置向安全区域迅速移动，位于种群中间的个体则会随机移动，向其他个体靠近。公式如下：

(3)

式中，表示一个服从标准正态分布的随机数，用于控制个体移动的步长；K表示个体移动的方向，是控制步长参数的一个极小常数，避免式中分母为零，其取值范围为[-1,1]；表示第i只个体的适应度值，和分别用于表示麻雀种群的最优和最差适应度值。

麻雀搜索算法具有收敛速度快、误差小等优点，然而在搜索末期也会有陷入局部极值的问题。为了提高算法的全局搜索能力，降低出现局部最优解的可能性，本发明将Levy飞行策略引入麻雀搜索算法中，提出基于Levy飞行策略的麻雀搜索算法（LSSA），增加麻雀个体搜索时的扰动变异概率，使麻雀搜索算法在搜索后期具有较好种群多样性，提高其跳出局部最优的能力。本发明利用Levy飞行策略对SSA加入者位置更新公式中进行优化。如式（4）所示。

(4)

式中：表示现阶段发现者的最优位置，表示Levy飞行的步长，Levy(·)表示麻雀个体的随机搜寻轨迹，服从式（5）所示的Levy分布：

(5)

式中：在(0,2)范围内，服从的正态分布，服从标准正态分布，计算如公式（6）。

(6)

式中：是Gamma分布函数，用于模拟Levy分布；参数的取值范围为，一般取。

优选的，所述步骤4使用平方包络谱提取信号故障特征包括如下步骤：

步骤1：针对LSSA优化VMD-MCKD算法处理后的信号，其Hilbert变换为：

其中：由信号采样频率以及采样时间构成；与分别表示傅里叶变换与傅里叶逆变换，定义为

步骤2：构造解析信号

步骤3：平方包络信号定义为解析信号模数的平方，即

步骤4：平方包络谱则由傅里叶变换幅值的平方得到，即

优选的，所述故障类型包括但不局限于旋转机械齿轮箱齿轮缺齿、断齿、磨损、齿根裂纹、轴承内圈故障、外圈、滚珠、混合故障等。

以上所述实施例仅表达了本发明的某种实施方式，其描述较为具体和详细，但并不能因此而理解为对本发明专利范围的限制；应当指出的是，对于本领域的普通技术人员来说，在不脱离本发明构思的前提下，还可以做出若干变形和改进，这些都属于本发明的保护范围；因此，本发明专利的保护范围应以所附权利要求为准。



图1



图2