

DOI:10.19651/j.cnki.cmt.2107394

# 基于动态 PSO-MCKD-HHT 的滚动轴承故障诊断方法研究与应用

李东炎<sup>1</sup> 李常贤<sup>2</sup>

(1. 大连交通大学 自动化与电气工程学院 大连 116021; 2. 大连交通大学 轨道交通装备设计与制造技术国家地方联合工程研究中心 大连 116021)

**摘要:** 滚动轴承作为牵引电机的重要部件之一,其故障诊断的准确性对保证牵引电机的正常运转具有重要的意义。为提高轴承故障诊断的准确性及有效性,选用最大相关峭度解卷积(MCKD)结合希尔伯特-黄变换(HHT)的方法进行诊断。针对 MCKD 算法受移位数(M),滤波器阶数(L)和冲击信号周期(T)特别依赖于经验的选择,选用动态粒子群算法对其进行优化,以降低噪声信号干扰,突出由故障激发的脉冲信号。再利用 HHT 算法得到信号包络谱,可以更好的识别不同故障类型。将 VS 与 MATLAB 相结合,可实现诊断算法应用到高级开发语言环境下。利用 CWRU 轴承数据集对算法进行验证,验证结果表明,该方法能够有效增强故障特征,得到轴承内圈故障频率为 162 Hz,轴承内圈故障频率为 108 Hz,可准确识别轴承的故障类型。

**关键词:** 轴承诊断;最大相关峭度解卷积;动态粒子群算法;混合编译

**中图分类号:** TH133.3;TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

## Research and application of rolling bearing fault diagnosis method based on dynamic PSO-MCKD-EMD

Li Dongyan<sup>1</sup> Li Changxian<sup>2</sup>(1. College of Automation and Electrical Engineering, Dalian Jiaotong University, Dalian 116021, China;  
2. National and Local Joint Engineering Research Center for Rail Transit Equipment Design and Manufacturing Technology, Dalian Jiaotong University, Dalian 116021, China)

**Abstract:** Rolling bearing is one of the important parts of traction motor, and the accuracy of its fault diagnosis is of great significance to ensure the normal operation of traction motor. In order to improve the accuracy and effectiveness of bearing fault diagnosis, the method of maximum correlation kurtosis deconvolution (MCKD) combined with Hilbert-Huang transform (HHT) is used for diagnosis. In view of the selection of MCKD algorithm subject to shift number (M), filter order (L) and shock signal period (T), it is particularly dependent on the choice of experience. The dynamic particle swarm algorithm is selected to optimize it to reduce noise signal interference. Pulse signal triggered by fault. Then use the HHT algorithm to get the signal envelope spectrum, which can better identify different types of faults. Combining VS with MATLAB can realize the application of diagnostic algorithms to the high-level development language environment. The algorithm was verified using the CWRU bearing data set. The verification results show that the method can effectively enhance the fault characteristics. The fault frequency of the bearing inner ring is 162 Hz and the bearing inner ring fault frequency is 108 Hz, which can accurately identify the fault type of the bearing.

**Keywords:** bearing diagnosis; maximum correlation kurtosis deconvolution; dynamic particle swarm algorithm; hybrid compilation

## 0 引言

滚动轴承作为牵引电机最重要的关键部件之一,其健

康状态直接影响着电机的工作状态,轴承损坏的原因占到电机故障的 80%<sup>[1]</sup>。电机滚动轴承基本结构由轴承内环、轴承外环、滚动体、保持架 4 部分构成<sup>[2]</sup>。当轴承外环内表

收稿日期:2021-07-26

面、内环外表面或滚子发生故障时,故障点与其他相邻面接触时会产生周期性信号<sup>[3]</sup>。故对于轴承的故障诊断思路就是在时域振动信号中提取周期性信号-即故障特征<sup>[4]</sup>。目前对于故障特征提取的方法有很多,张菡等<sup>[5]</sup>利用小波变换的方法对轴承的早期变换进行提取,马新娜等<sup>[6]</sup>利用经验模态分解(EMD)对轴承信号进行分解,重构信号后实现轴承的故障识别,李雪颖等<sup>[7]</sup>利用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化卷积神经网络实现轴承的故障诊断。由于滚动轴承振动信号中包含其他随机干扰噪声,上述方法对于轴承的故障特征提取的效果也不尽相同。为去除信号中相关的噪声干扰,文献[8]通过 MCKD 算法处理后实现了对于高速列车齿轮箱的故障诊断。最大相关峭度解卷积(maximum correlation kurtosis deconvolution)是以峭度作为标准,可以突出振动信号中故障冲击信号。对于 MCKD 算法参数设置受人为经验选取较大的问题,文献[9]通过应用网格搜索算法对参数选取进行了优化,提高了对于滚动轴承的故障诊断准确性。

为解决轴承信号的噪声干扰及 MCKD 算法参数受人为因素的影响,本文采用动态 PSO 算法对 MCKD 算法的参数( $L, M$ )进行寻优,经寻优后的 MCKD 算法处理可得噪声更小的振动时域信号,再应用希尔伯特-黄变换(HHT)算法求出包络谱。通过对比验证,该算法可更好进行轴承故障特征提取,实现轴承故障的精确诊断。同时 VS 与 MATLAB 的混合编程,为该诊断算法应用到实际项目中提供了实践基础。

## 1 基于动态 PSO 算法的 MCKD 方法

### 1.1 最大相关峭度解卷积(MCKD)基本理论

在 MCKD 中,假设通过传感器采集电机轴承的故障振动信号为<sup>[10]</sup>

$$y(n) = h(n) * x(n) + e(n) \quad (1)$$

式中: $y(n)$ 为采集到的原始振动信号; $h(n)$ 系统传输的响应; $x(n)$ 为振动故障信号部分; $e(n)$ 为系统噪声成分。

MCKD 就是以最大的相关峭度作为指标进行寻优,找到一个最优的滤波器  $y(n)$ ,实现对振动故障信号  $x(n)$  更好的恢复。滤波器表达式为式(2)。

$$y_n = \sum_{k=1}^L f_k x_{n-k} \quad (2)$$

$f = [f_1, f_2, f_3, \dots, f_L]$ ;  $f$  为滤波器系数,  $L$  滤波器的长度。

相关峭度越大,则对信号的周期性特征越敏感,信号的冲击特性恢复越明显。相关峭度公式如式(3)所示。

$$K_{CK}(T) = \frac{\sum_{n=1}^N (\prod_{m=0}^M y_{n-mT})^2}{(\sum_{n=1}^N y_n^2)^{M+1}} \quad (3)$$

式中: $M$  为移位数; $T$  为冲击信号周期; $N$  为输入信号的样本数量。

通过迭代使相关峭度指标最大时,得到的滤波器为最优的,对于冲击信号  $x$  的恢复更好。如式(4)所示。

$$\max_f K_{CK}(T) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N (\prod_{m=0}^M y_{n-mT})^2}{(\sum_{n=1}^N y_n^2)^{M+1}} \quad (4)$$

对式(3)中对  $f_k$  进行求导运算使导数值为 0。得到式(5):

$$\frac{d}{df_k} K_{ck}(T) = 0, k = 1, 2, \dots, L \quad (5)$$

通过不断迭代求解式(5)得到结果的矩阵形式为式(6),即为最优滤波器的阶数。

$$f = \frac{\|y\|^2}{2\|\beta\|^2} (x_0, x_0^T)^{-1} \sum_{m=0}^M X_{mT} \alpha_m \quad (6)$$

各参数为:

$$\alpha_m = \begin{pmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2 \dots y_{1-MT}^2) \\ y_{2-mT}^{-1} (y_2^2 y_{2-T}^2 \dots y_{2-MT}^2) \\ \vdots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_N^2 y_{N-T}^2 \dots y_{N-MT}^2) \end{pmatrix},$$

$$\beta = \begin{pmatrix} y_1 y_{1-T} \dots y_{1-MT} \\ y_2 y_{2-T} \dots y_{2-MT} \\ \vdots \\ y_N y_{N-T} \dots y_{N-MT} \end{pmatrix},$$

$$X_r = \begin{pmatrix} X_{1-r} & X_{2-r} & \dots & X_{N-r} \\ 0 & X_{1-r} & \dots & X_{N-1-r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & X_{N-L-r+1} \end{pmatrix}.$$

通过 MCKD 算法对数据进行处理前,参数  $T$  可由信号采样频率及故障特征频率计算得出<sup>[11]</sup>。

$$T = \frac{f_1}{f_2} \quad (7)$$

$f_1$  为信号的采样频率,  $f_2$  为轴承的故障特征频率。参数  $M$  越大,解卷积的脉冲数量越多,算法的故障诊断能力越强。但当参数大于 8 时,对数据的处理会不理想。故参数  $M$  选取要小于 8<sup>[12]</sup>。

所以,在使用 MCKD 算法对信号数据进行处理前,各参数需要提前确定,使得 MCKD 算法的精度不高,在实际应用中存在局限性。故下一步采用动态粒子群对 MCKD 参数进行寻优,使算法处理信号的能力进一步加强。

### 1.2 改进粒子群算法优化 MCKD

粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是一种进化计算技术(evolutionary computation)。粒子群优化算法的基本思想:是通过群体中个体之间的协作和信息共享来寻找最优解。粒子仅具有两个属性:速度  $v$  和位置  $x$ ,每个粒子在搜索空间中单独的搜寻最优解,根据设置的适应度函数判断粒子的好坏,并将其记为当前个体极值

(pbest),并将个体极值与整个粒子群里的其他粒子共享,找到最优的那个个体极值作为整个粒子群的当前全局最优粒子(gbest) 即最优解<sup>[13]</sup>。粒子的速度  $v$  及位置  $x$  更新公式为式(8),(9)。

$$v_{jd}^{k+1} = \omega v_{jd}^k + c_1 \eta_1 (p_{jd}^k - x_{jd}^k) + c_2 \eta_2 (g_{kd}^k - x_{jd}^k) \quad (8)$$

$$x_{jd}^{k+1} = x_{jd}^k + v_{jd}^k \quad (9)$$

式中: $\omega$  为惯性权重, $c_1, c_2$  为学习因子。 $\eta_1, \eta_2$  为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

当惯性权重大于 1 时,PSO 算法的全局搜索能力更强,小于 1 时,算法的局部搜索能力更强。学习因子对于算法的搜索能力同样会有影响,在搜索早期需要粒子的全局搜索的能力强,学习因子需要的设置的更大。在搜索后期则需要设置较小的学习因子获得更强的局部搜索能力。故需要动态调整惯性权重  $\omega$  及学习因子  $c_1, c_2$ <sup>[14]</sup>。

惯性权重  $\omega$  根据粒子适应度值的改变而改变。学习因子  $c_1, c_2$  则根据迭代次数进行调整。动态调整公式如式(10),(11)。

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{f - f_{\min}}{f_{avg} - f_{\min}}, & f \leq f_{avg} \\ \omega_{\max}, & f > f_{avg} \end{cases} \quad (10)$$

$$c_1 = c_{1\max} - (c_{1\max} - c_{1\min}) \frac{t}{T} \quad (11)$$

$$c_2 = c_{2\max} - (c_{2\max} - c_{2\min}) \frac{t}{T}$$

式中: $\omega_{\min}, \omega_{\max}$  为最大,最小权重, $f$  为当前的适应度值, $f_{avg}$  为平均适应度值, $f_{\min}$  为最小适应度值。 $c_{1\max}, c_{1\min}$  为学习因子的范围, $T$  为最大迭代次数, $t$  为当前迭代次数。

由于参数解卷积周期  $T$  可由式(7)得到,故将滤波器长度  $L$ , 移位数  $M$  作为粒子优化的参数。PSO 优化 MCKD 流程如图 1 所示。

当轴承发生故障后,会在某一部位产生周期性冲击信号,在频域中就会看到对应轴承故障特征频率及其倍频。根据故障特征频域及其倍频的能量所占总能量的比值作为适应度函数,比值越大表示提取的故障特征越多<sup>[15]</sup>。

## 2 故障诊断方法流程及应用

### 2.1 动态 PSO 优化 MCKD 算法流程

动态 PSO 优化 MCKD 算法流程如图 1 所示。首先初始化 PSO 算法参数,设置惯性权重  $\omega$ ,学习因子  $c$  的范围。初始化粒子种群,设置粒子初始的位置及速度,将参数  $L, M$  二维数组作为粒子的属性。然后计算各粒子的适应度函数,找出局部最优粒子及全局最优粒子,不断更新权重  $\omega$  及学习因子  $c_1, c_2$  进行迭代,更新粒子位置及速度。若满足迭代终止条件,最后的全局最优粒子即为最优参数 $[L, M]$ 。

### 2.2 轴承故障诊断流程

轴承故障诊断流程如图 2 所示。首先输入轴承振动信

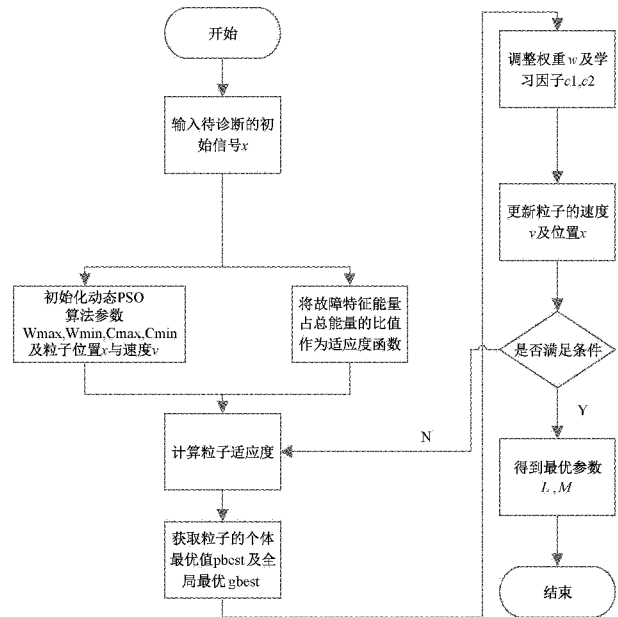


图 1 动态 PSO 优化 MCKD 流程图

号,然后通过动态 PSO 算法优化 MCKD 得到最优参数  $L, M$ 。通过 EMD 算法进行分解可得到 IMF<sub>s</sub> 分量,并求其相关系数,将强相关关系的 IMF 分量进行重构得到 Hilbert 包络谱,这一过程也称为 HHT 算法,根据包络谱的结果即可识别轴承的不同故障。

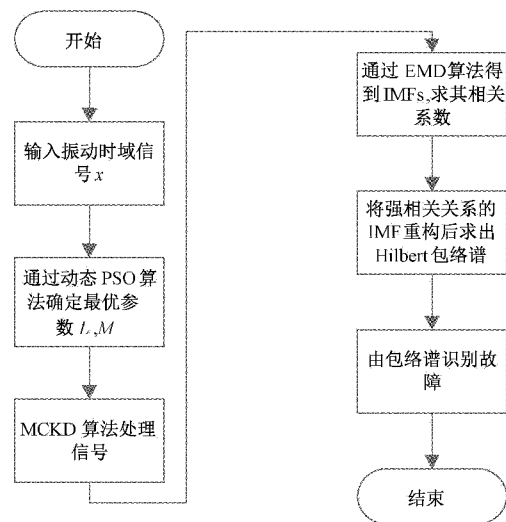


图 2 轴承故障诊断流程图

### 2.3 MATLAB 与 Visual Studio 混合编程应用

为实现将基于动态 PSO 优化 MCKD 的故障诊断方法进行应用,考虑通过 MATLAB 软件将故障诊断算法编写为 .m 文件,再通过 MATLAB Compiler 工具将 .m 文件封装为 C++ 的库文件。利用 Visual Studio 2015 软件对封装好的算法库文件进行调用,既方便技术人员使用,又保护了代码安全。混合编译流程如图 3 所示。

MATLAB Compiler 能够将 MATLAB 程序转换为自包含

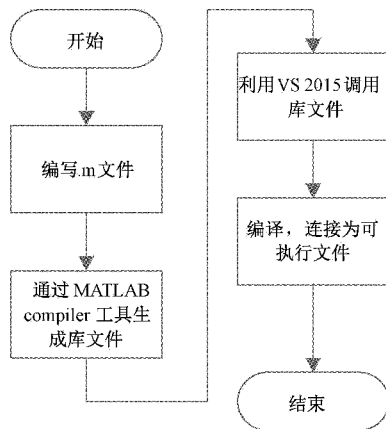


图 3 混合编译流程图

(self-contained)的应用程序和组件<sup>[16]</sup>。在生成 VS 可调用的库文件前,需要为 MATLAB 配置 Microsoft Visual C++ 2015 Professional (C) 编译器。在 MATLAB 命令行窗口输入“mex-setup”,然后选择 MATLAB 支持的编译器类型。

编写 .m 文件后在 MATLAB 命令行中输入“deploytool”运行 MATLAB Compiler 工具。选择“Library Compiler”进入生成库文件界面中,选择要生成的 .m 文件自动生成 .lib 静态库, .dll 动态库文件。

生成的算法库文件在 VS2015 中调用需要配置正确路径,否则会提示“无法解析的外部命令”。将“E:\matlab2016a\extern\include”作为头文件包含目录,“E:\matlab2016a\extern\lib”做为库目录。同时添加 mclmcr.lib, mclmcrtr.lib, libmat.lib 等静态库,进行编译链接后可生成算法的可执行文件。

### 3 故障诊断及方法应用验证

为验证此轴承诊断方法的有效及正确性,采用 CWRU 滚动轴承数据集进行验证。轴承型号为 6205-2RS JEM SKF 轴承,轴承参数如表 1 所示。

表 1 6205-2RS JEM SKF 轴承参数

滚动体数目	内圈直径/ mm	外圈直径/ mm	滚动体直径/ mm
9	25	52	7.9

采样频率 12 kHz,稳定转速 1 797 rpm,选取的数据为驱动端数据,其内圈故障特征频率为 162.18 Hz,外圈故障特征频率为 107.3 Hz。内圈故障,外圈故障振动信号时域图如图 4、5 所示。

#### 3.1 轴承内圈故障验证

首先初始化 PSO 算法参数,种群规模  $N=20$ ;权重范围  $[\omega_{\min}, \omega_{\max}] = [0.2, 0.9]$ ;  $[c_{i\min}, c_{i\max}] = [0.5, 2]$ ;初始值  $c_1 = c_2 = 2$ ;迭代次数  $K=30$ ;待优化的参数  $L, M$  搜索空间为  $[20, 500], [1, 7]$ 。经过动态 PSO 算法优化 MCKD 得到

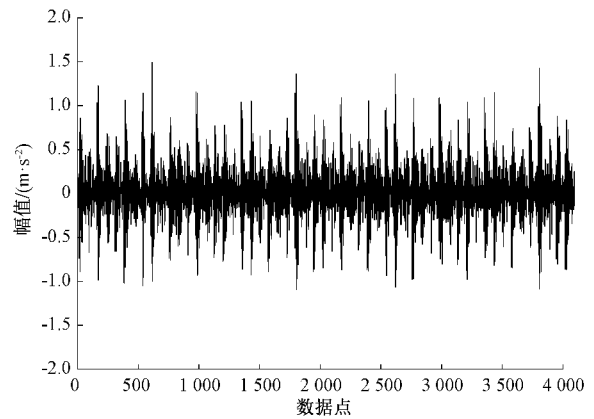


图 4 内圈故障时域信号图

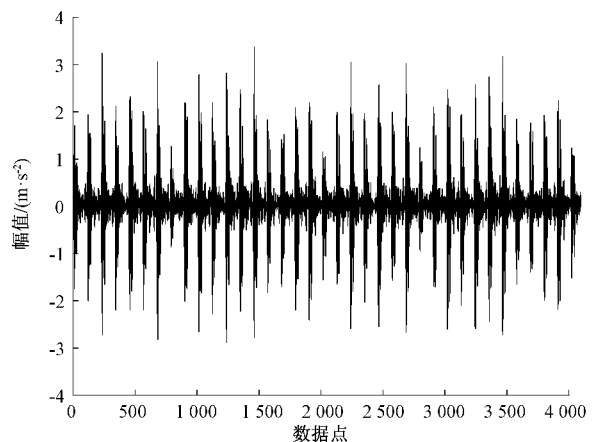


图 5 外圈故障时域信号图

的内圈最优参数  $L=207, M=2, T$  设置为 74。利用优化后的 MCKD 算法对时域振动数据进行处理,处理后的时域波形如图 6 所示。从图中能够看出,时域振动冲击信号更加明显,特征提取效果更好。

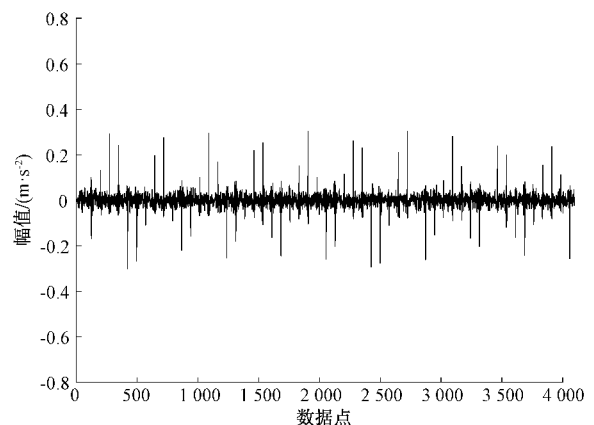


图 6 MCKD 算法处理后内圈时域信号图

然后将 MCKD 算法处理后的时域信号数据进行 EMD 分解,得到 6 个本征模态分量 IMF 分量结果如图 7 所示。求出各分量否相关系数,将相关性为强相关及中度相关的 IMF 分量进行信号重构,其 Hilbert 包络谱如图 8 所示。

由图中可以看出明显的故障特征频率  $f = 162 \text{ Hz}$  附近及其二倍频,三倍频及其他倍频,轴承特征提取效果更好,与理论计算得到的故障特征频率基本相同。

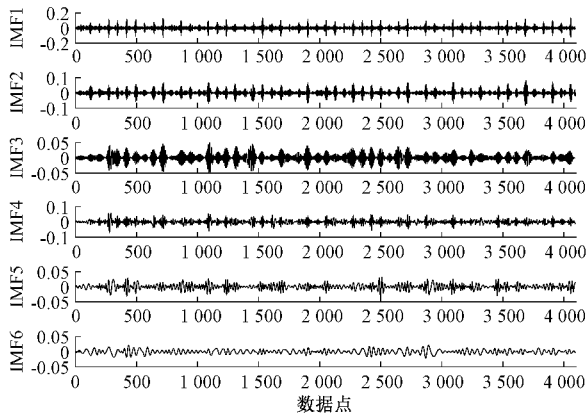


图 7 处理过的内圈信号经 EMD 分解后得到的 IMF 分量

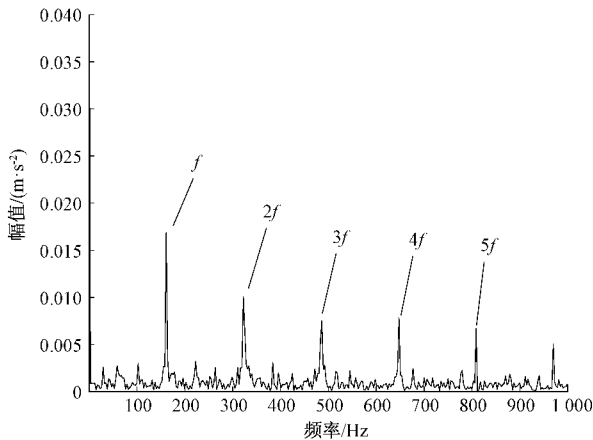


图 8 算法处理过的内圈信号包络谱

未用 MCKD 算法处理的轴承内圈时域信号经 EMD 算法分解得到的包络谱如图 9 所示,故障特征频率并不明显,故障诊断易出现错误。所以可以说明基于动态 PSO-MCKD-HHT 算法的轴承故障诊断方法可以实现对轴承内圈故障的诊断,并且相比于直接应用 HHT 算法得到的包络谱,提取的故障特征频率更加明显,诊断效果更好。

### 3.2 轴承外圈故障验证

采用与轴承内圈故障同样的方法对轴承外圈时域信号进行分析处理。动态 PSO 算法参数与 3.1 节相同。经动态 PSO 算法优化 MCKD 得到的轴承外圈最优参数为  $L = 154, M = 1, T = 112$ 。同样利用动态 PSO 优化 MCKD 的轴承诊断方法对外圈信号进行处理。处理后的时域信号如图 10 所示。

同样将处理后的时域信号进行 EMD 分解,得到的部分 IMFs 分量结果及如图 11 所示。将强相关及中度相关的 IMF 分量进行信号重构,得到 Hilbert 包络谱如图 12 所示。从图中可以清晰的看到外圈故障特征频率在  $f = 108 \text{ Hz}$  附近,二倍

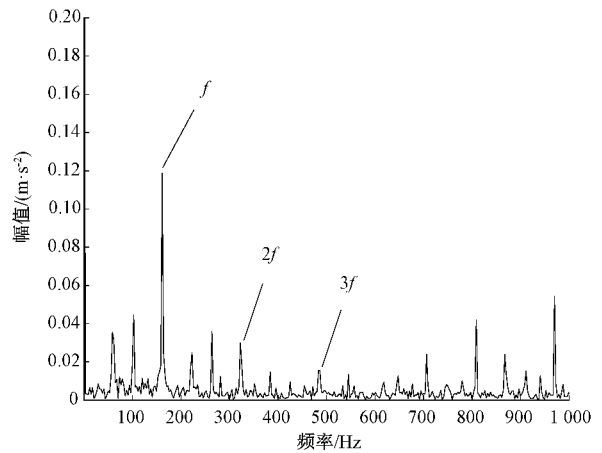


图 9 未处理的轴承内圈信号包络谱

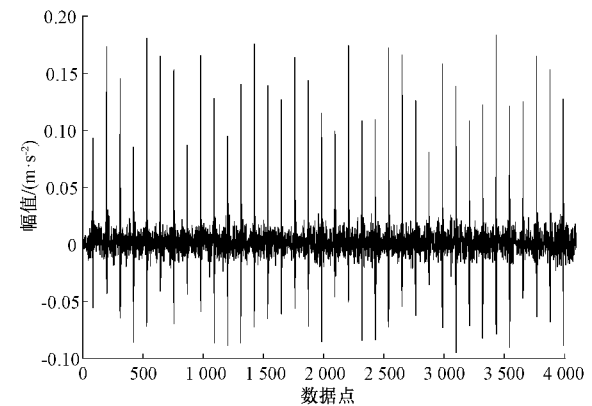


图 10 MCKD 算法处理后外圈时域信号图

频,三倍频及其他倍频。未用 MCKD 处理过的外圈振动信号经 HHT 算法得到包络谱效果如图 13 所示。经对比,基于动态 PSO-MCKD-HHT 算法的轴承故障诊断方法对轴承外圈的诊断结果更好,故障特征频率及倍频特征更加全面。

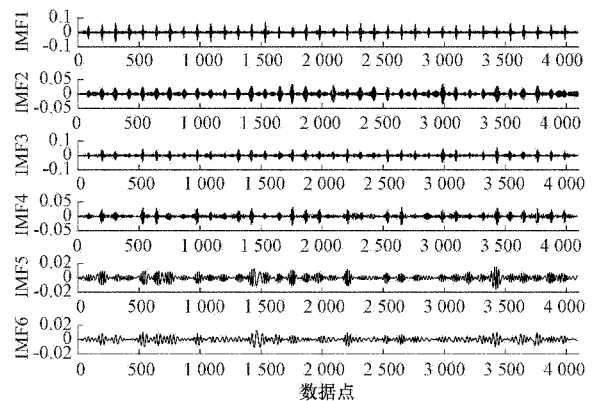


图 11 处理过的外圈信号经 EMD 分解后得到的 IMF 分量

### 3.3 matlab 与 VS2015 混合编译应用验证

将基于 PSO-MCKD-HHT 算法的轴承故障诊断方法编写为 function 函数, m 文件, 文件名为 Test\_dia. m 文件。函数输入参数设置为要诊断的时域振动信号,故障诊断算



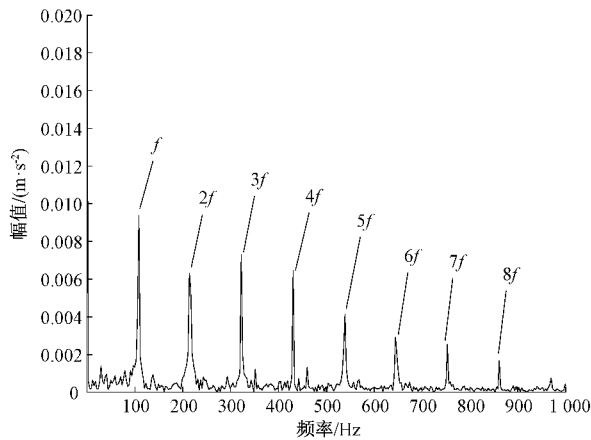


图 12 算法处理过的轴承外圈信号包络谱

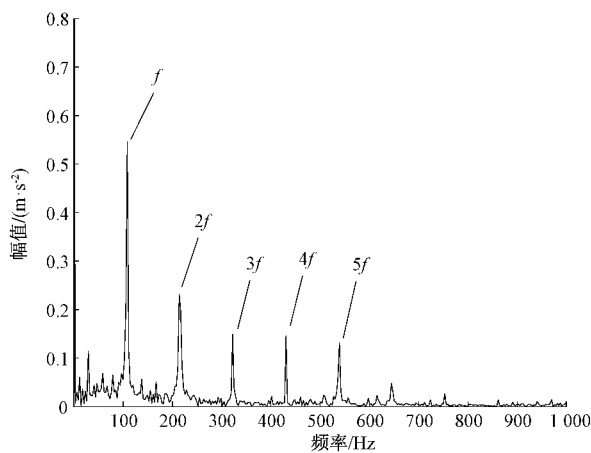


图 13 未处理的轴承外圈信号包络谱

法结束后将诊断结果显示到界面中。通过 Matlab Compiler 工具将 Test\_dia.m 文件封装为 C++ 的库文件,生成的文件包括 Test\_dia.h 头文件, Test\_dia.dll 动态库文件, Test\_dia.lib 静态库文件。在 VS 建立工程调用静态库文件,在工程中加入静态库文件路径并在附加依赖项中加入 Test\_dia.lib, mclmcr.lib, mclmcrtr.lib, libmat.lib, libmx.lib, libmex.lib, libeng.lib。

VS 工程调用 MATLAB 诊断算法部分核心代码如下:

```
if (! mclInitializeApplication(NULL, 0))//初始化
MATLAB API 函数
{
    cout << "Could not initialize the application.\n";
    return -1;//初始化失败则返回。
}
bool isOk=0;
isOk=Test_diaInitialize();//初始化库文件
mwArray a(1, 1, mxCHAR_CLASS);//定义输入
变量 a, a 为输入数据路径
mwArray b(1, 1, mxDOUBLE_CLASS);//定义输入
```

变量 b, b 为输入数据点数

```
Engine * ep;
if ((ep=engOpen(""))==NULL)//打开 MATLAB
引擎
{
    printf("Engine Fail\n");
    return -1;
}
a(1,1)="E:/matlab_code/0.007-InnerRace.mat";
b(1,1)=4096;
Test_dia(1, a, b);//调用故障诊断算法库文件函数
engClose(ep);//关闭 MATLAB 引擎
mclWaitForFiguresToDie(NULL);//等待图形关闭
Test_diaTerminate();//终止库文件
mclTerminateApplication();//终止 MATLAB API
```

通过 VS2015 工程调用故障诊断 MATLAB 算法,实现 VS 及 MATLAB 的混合编程。在 VS 工程中分别选择轴承内圈数据及外圈数据,运行成功后可直接生成 Hilbert 频谱结果,如图 14、15 所示。

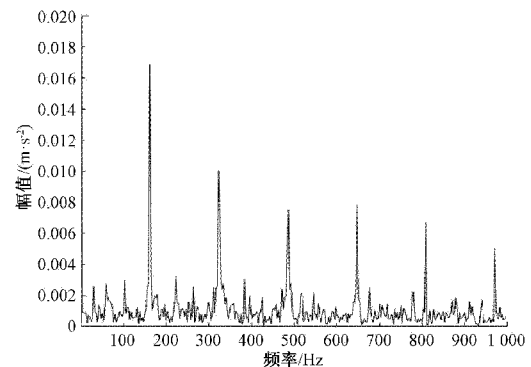


图 14 VS 调用 MATLAB 生成的内圈故障诊断结果图

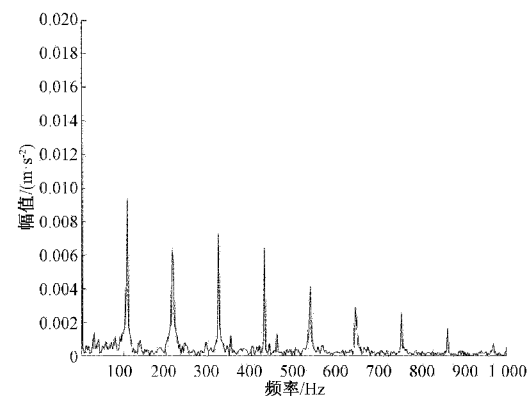


图 15 VS 调用 MATLAB 生成的外圈故障诊断结果图

## 4 结 论

针对滚动轴承的故障诊断问题提出了动态 PSO-MCKD-HHT 的故障诊断算法,通过动态 PSO 算法对

MCKD 算法的参数  $L, M$  进行寻优,以优化后的算法处理振动信号,经数据验证,此方法可以实现对于轴承的不同故障特征进行提取。再对算法处理后的振动信号应用 HHT 算法求其包络谱,从而实现对轴承的故障诊断。此外经动态 PSO 优化的 MCKD 算法的诊断效果要好于单独的 HHT 算法。最后实现了 MATLAB 与 Visual Studio 混合编译,可方便技术人员使用,提高应用程序的开发效率。本文不足之处在于未将故障诊断算法应用到轴承检测的实际项目中,同时未实现轴承的复合故障诊断,下一步计划将优化该算法同时结合实际应用,实现轴承复合故障的故障诊断。

### 参考文献

- [1] 刘泽锐,邢济收,王红军,等. 基于 VMD 与快速谱峭度的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 73-79.
- [2] 官文峰,陈辉,张美玲,等. 基于深度学习的电机轴承微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 195-205.
- [3] 陈运胜. 发电机传动轴承的异常振动谱特征提取算法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(5): 20-23, 38.
- [4] RAI A, UPADHYAY S H. A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings [J]. Tribology International, 2016, 96: 289-306.
- [5] 张苑,贾民平,朱林. 一种自适应 Morlet 小波滤波方法及其在滚动轴承早期故障特征提取中的应用[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2016, 46(3): 457-463.
- [6] 马新娜,杨绍普. 滚动轴承复合故障诊断的自适应方法研究[J]. 振动与冲击, 2016, 35(10): 145-150.
- [7] 李雪颖,刘慧明. 基于 GA-CNN 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术, 2021, 44(4): 126-131.
- [8] 朱丹,苏燕辰,孙琦,等. BSO-MCKD 在高速列车齿轮箱轴承早期故障诊断中的应用[J]. 铁道机车车辆, 2020, 40(2): 14-19.
- [9] 吕中亮,汤宝平,周忆,等. 基于网格搜索法优化最大相关峭度反卷积的滚动轴承早期故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2016, 35(15): 29-34.
- [10] 刘尚坤,王家忠,王泽河,等. 改进 MCKD 方法及轴承早期故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2021(5): 56-58.
- [11] 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]. 振动与冲击, 2021, 40(1): 157-164.
- [12] 申童,刘复秋宜,高学亮,等. 基于 MCKD 和 VMD 关联维数的轴承故障特征提取 AR 模型[J]. 机电工程技术, 2021, 50(6): 18-21, 125.
- [13] 赵小强,张青青,陈鹏,等. 基于 PSO-BFA 和改进 Alexnet 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(7): 21-28.
- [14] 张成龙,刘杰,李想. 基于改进 PSO-SVR 的多轴承健康寿命协同预测[J]. 机床与液压, 2020, 48(16): 206-211.
- [15] HE W P, ZI Y Y, CHEN B Q, et al. Automatic fault feature extraction of mechanical anomaly on induction motor bearing using ensemble super-wavelet transform [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2015, 54-55: 457-480.
- [16] 梁博,曾齐红,刘远刚,等. 基于 C++ 与 MATLAB 混合编程的露头表面裂缝识别及矢量化方法[J]. 计算机时代, 2020(7): 72-75, 79.

### 作者简介

李东炎,男,硕士研究生,主要研究方向为列车轴承故障诊断与网络控制。

E-mail: lidongyan121@126.com

李常贤,男,教授,博士,主要研究方向为轨道列车网络控制系统及设备开发等。

E-mail: lichangxianzju@163.com