

结合DSHDD和模糊评价的滚动轴承退化状态 在线识别

周建民^{1,2}, 尹文豪^{1,2}, 游涛^{1,2}, 张龙^{1,2}, 王发令^{1,2}, 余加昌^{1,2}

(1. 华东交通大学机电与车辆工程学院, 江西 南昌 330013;

2. 载运工具与装备教育部重点实验室, 江西 南昌 330013)

摘要: 提出一种用自适应噪声辅助的集合经验模态分解(CEEMDAN)和能量熵结合提取振动信号的特征的方法, 将特征输入到双超球数据域描述(DSHDD)模型中, 再将得到的结果输入到隶属度函数中, 计算隶属度, 以此作为性能退化评估的指标。使用 3σ 设置自适应阈值, 确定轴承早期失效阈值。用CEEMDAN和Hilbert包络解调的方法验证评估结果的正确性。最后利用美国辛辛那提大学的轴承全寿命周期数据验证该模型的有效性和实用性。

关键词: 故障诊断; 滚动轴承; 集合经验模态分解; 双超球数据域描述; 性能退化评估

中图分类号: TH165⁺.3; TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2021)03-0646-08

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.03.023

引言

在生产制造过程中, 滚动轴承作为生产设备的核心部件, 其运行状态是否正常一直是目前研究的热点^[1]。随着运行时间的增加, 滚动轴承的性能会出现不同程度的退化, 如果能够对运行中的滚动轴承的状态进行定量评估, 了解轴承所处的运行状态, 提前做好应对措施, 则可以避免不必要的经济损失。近年来, 对滚动轴承的振动信号的分析, 主要是集中在信号的特征提取和性能退化评估模型两方面。

在信号的特征提取方面, 周建民等^[2]提出了一种基于经验模态分解(EMD)和逻辑回归的滚动轴承性能退化评估, 该方法能有效地描述早期故障。刘鲲鹏等^[3]应用经验模态分解(EMD)将信号分解为若干个固有模态函数(IMFs), 然后选择包含故障信息较为丰富的IMF分量进行包络谱分析, 识别轴承的故障特征频率, 从而实现对内燃机滚动轴承的故障诊断。但EMD存在端点效应、模态混叠和虚假分量的缺点, 导致得到的结果与实际结果不相符。张琛等^[4]提出一种基于集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)奇异值熵判据的滚动轴承故障诊断方法, 陈雪娇等^[5]提出一种基于集合经验模态分解(EEMD)的样本熵的特征向量提取方法。相比传统的EMD奇异值熵故障诊

断方法具有更高的诊断精度, 但EEMD对每一个构造信号的分解都是独立的, 这就会造成不同的构造信号分解结果的数量可能会不一样, 使得在对其进行平均运算时, 不相对应的IMF分量间进行了平均运算, 也会出现模态混叠现象。而自适应噪声辅助的集合经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)在此基础上作了进一步的改进, 该方法通过在每次分解后的余量中添加特定的白噪声, 然后进行平均运算, 从根本上解决了模态混叠和虚假分量的问题。同时又由于当轴承发生故障时, 振动信号不同频率的能量幅值分布都会发生相应的变化, 能量熵能够准确地识别这种变化, 因此本文将CEEMDAN和能量熵结合作为性能退化评估的特征。CEEMDAN能量熵虽然能够提取轴承振动信号的非平稳部分, 但必须结合适当的模型才能有效的对轴承进行性能退化评估。

周建民等^[6]结合小波包奇异谱熵和SVDD对滚动轴承的性能退化进行评估, 对轴承退化的各个阶段的描述更加准确。杨艳君等^[7]提出了基于局部均值分解(LMD)和具有故障样本的支持向量数据描述(SVDD)相结合的滚动轴承故障状态识别方法。李勇发等^[8]提出了一种基于小波奇异谱及SVDD的滚动轴承故障检测方法。但SVDD算法对野点较为敏感, 在训练过程中经常发生过学习的问题, 且

SVDD构造的数据描述边界间隔为零,造成学习器鲁棒性相对不高^[9]。针对上述问题,本文提出建立两个超球体,一个用正常样本建立,另一个用失效样本建立,即双超球体数据域描述(double surround hypersphere data domain description, DSHDD),然后测得待测样本与两个超球体之间的距离,再代入到隶属度函数中转化为待测样本与正常样本的隶属程度,将隶属度作为性能退化指标。

综上所述,针对滚动轴承的性能退化评估,本文提出一种用CEEMDAN和能量熵相结合的方式提取特征向量,再建立DSHDD模型,将得到的特征向量输入到DSHDD模型中,最后结合隶属度函数得到性能退化指标DI,绘制性能退化曲线。由于DSHDD模型是基于SVDD模型改进的,所以用EEMD能量熵-SVDD模型小波包分解结合DSHDD模型以及时域特征结合DSHDD模型作对比,几种方法对比体现出本文所提出模型的优越性。最后用CEEMDAN和Hilbert包络解调对本文模型结果进行包络谱分析,验证结果的准确性;用轴承加速疲劳寿命实验验证了此方法的实用性及可行性。

1 CEEMDAN能量熵-DSHDD模型

1.1 CEEMDAN能量熵特征提取

1.1.1 CEEMDAN算法

经验模态分解(EMD)是有效的时频分析方法,但其在分解过程中会出现模态混叠现象且伴有虚假分量的产生。集合经验模态分解(EEMD)在此基础上对其进行了改进,但EEMD对每一个构造信号的分解都是独立的,这就会造成不同的构造信号分解结果的数量可能会不一样,使得在对其进行平均运算时,不相对应的IMF分量间进行了平均运算,也容易出现模态混叠现象。CEEMDAN在此基础上作了进一步的改进,该方法通过在每次分解后的余量中添加特定的白噪声,然后进行平均运算,从根本上解决了模态混叠和虚假分量的问题。其算法流程图如图1所示,

步骤1:用EEMD分解得第1个模态分量

$$IMF_1 = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I IMF_{1,i} \quad (1)$$

步骤2:计算 $k=1$ (第1阶段)时第1个余量

$$r_1(t) = r_0(t) - IMF_1 \quad (2)$$

步骤3:通过 $r_1(t) + \epsilon_1 E_1[No_i(t)]$, ($i=1, 2, \dots, I$)得到第1个模态分量,则第2个模态分量为

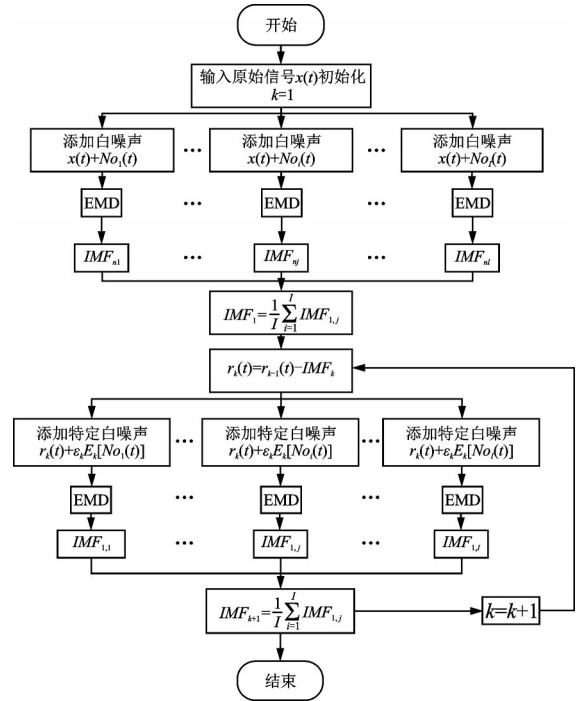


图1 CEEMDAN算法流程图

Fig. 1 CEEMDAN algorithm flow chart

$$IMF_2[n] = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1 \{ r_1(t) + \epsilon_1 E_1[No_i(t)] \} \quad (3)$$

步骤4:对于 $k=2, 3, \dots, K$,计算第 k 个余量

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - IMF_k \quad (4)$$

步骤5:分解 $r_k(t) + \epsilon_k E_k[No_i(t)]$, ($i=1, 2, \dots, I$)得到第1个模态分量,第 $k+1$ 个模态分量可表示为

$$IMF_{k+1} = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I E_1 \{ r_k(t) + \epsilon_k E_k[No_i(t)] \} \quad (5)$$

步骤6:将 k 依次加1,返回步骤4,重复步骤4至步骤6,直到残差余量的极值点小于3时,终止分解。最后得分解的结果为

$$x(t) = \sum_{k=1}^K IMF_k + r_k(t) \quad (6)$$

其中,模态分量用 IMF_k 表示,操作符 $E_j(\cdot)$ 为原始信号通过EMD分解的第 j 个模态分量, $No_i(t)$ 为高斯白噪声,满足条件 $N(0,1)$,设待处理信号为 $x(t)$ 。

1.1.2 能量熵

当轴承发生故障时,不同频率的振动信号的能量幅值分布会发生相应的变化,能量熵能够准确识别这种变化,因此有必要引入能量熵的概念^[10]。将轴承的原始振动信号 $x(t)$ 以CEEMDAN分解为 n 个IMF分量,通过计算得到相应的能量 $E_1, E_2, \dots, E_n$ 。假设忽略残余分量,根据CEEMDAN分解具有正交性的原理,分解出的IMF分量之和等于原始振动信号,同时又由于分解出的IMF分量具有不同的频率成分,因此其能量分布会出现

差异,CEEMDAN能量熵值的定义如下

$$H_{EN} = - \sum_{i=1}^n p_i \lg p_i \quad (7)$$

式中 $p_i = E_i/E$ 表示第 i 个本征模函数的能量在 IMF_i 总能量 ($E = \sum_{i=1}^n E_i$) 中的比重。

1.2 DSHDD 模型

DSHDD 模型是由 SVDD 模型改进而来,所以首先了解 SVDD 模型。SVDD 是由 Tax 等^[11]提出的分类方法,它的原理与 SVM 类似,其二维空间示意图如图 2 所示。

定义一个球心为 o , 半径为 r 的超球体,该超球体包含几乎所有的目标类样本 $Y = \{y_i, i=1, 2, \dots, M\}$, M 为目标类样本的数目。对超球体的结构误差

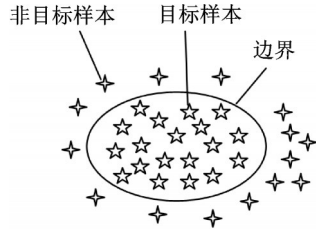


图2 SVDD的二维空间示意图

Fig. 2 Schematic of the two-dimensional SVDD

$$\begin{cases} L(o, r, \beta_i, \xi_i) = r^2 + C \sum_{i=1}^M \xi_i - \sum_{i=1}^M \beta_i [r^2 + \xi_i^2 - (y_i^2 - 2oy_i + o^2)] - \sum_{i=1}^M \gamma_i \xi_i \\ \beta_i \geq 0, \gamma_i \geq 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中 γ 和 β 为拉格朗日乘子。对上式中的 r, o, ξ_i 求偏导,得到下式

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^M \beta_i = 1, o = \sum_{i=1}^M \beta_i y_i \\ C - \beta_i - \gamma_i = 0 \end{cases} \quad (12)$$

综合上面两式,可得到优化函数

$$\max L = \sum_{i=1}^M \beta_i (y_i \cdot y_i) - \sum_{i,j} \beta_i \beta_j (y_i \cdot y_j) \quad (13)$$

事实上,超球体应包含大多数训练样本,只有很少的样本位于超球体的边界或者超球体外面,这些样本称为支持向量,求得支持向量 y_s 后,可以得到超球体的球心

$$o = \sum_{i=1}^M \beta_i y_i \quad (14)$$

根据上述理论建立两个超球体,一个用正常样本提取 CEEMDAN 能量熵特征后建立半径为 r_1 的超球体,一个用失效样本提取 CEEMDAN 能量熵特征后建立半径为 r_2 的超球体,即用双球体对数据进行描述。

进行如下定义^[12]

$$\epsilon(o, r) = r^2 \quad (8)$$

所有待测样本点和球心 o 的距离都应小于或等于半径 r , 即最小化约束条件为

$$\|y_i - o\|^2 \leq r^2 \quad (9)$$

在对训练样本进行训练时,一般会存在少量的异常点和离群点,如果建立的超球体包含所有的点,那么超球体的边界会很大,很难描述数据的真实情况。因此,引入松弛因子 ξ_i , 即允许少量目标类样本分布于超球体外面,以提高 SVDD 算法对异常点和离群点的鲁棒性,则可将问题表示为

$$\begin{cases} \min \epsilon(o, r, \xi) = r^2 + C \sum_{i=1}^M \xi_i \\ \text{s.t. } \|y_i - o\|^2 \leq r^2 + \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, M \end{cases} \quad (10)$$

式中 C 为惩罚参数,用于控制对错分样本的惩罚程度,使得在超球体约束下能包含的最大容量点。所以问题变为求解在上述约束条件下的最小解。为解决上述问题,引入拉格朗日乘子,构造拉格朗日方程式如下

1.3 隶属度计算

隶属度函数是表示一个对象 x 隶属于集合 A 的程度的函数,通常记做 $\mu_A(x)$, 其自变量范围是所有可能属于集合 A 的对象(即集合 A 所在空间中的所有点),取值范围为 $[0, 1]$, 表达式为 $0 \leq \mu_A(x) \leq 1$ 。其中 $\mu_A(x) = 1$ 表示 x 完全隶属于集合 A , 即为 $x \in A$ 。一个模糊集合 A 的产生需要在空间 $X = \{x\}$ 上定义一个隶属度函数,或者在域 $X = \{x\}$ 上定义一个模糊子集。对于对象 $x_1, x_2, \dots, x_n$, 其模糊集合可以表示为

$$A = \{(\mu_A(x_i), x_i) | x_i \in X\} \quad (15)$$

将模糊 C 均值的隶属度函数与双超球体的 d_{1i} 和 d_{2i} 结合,隶属度计算函数为

$$\mu_i = 1 / \left(\frac{d_{1i}}{d_{2i}} \right)^{\frac{2}{q-1}-1} \quad (16)$$

式中 μ_i 为第 i 个样本的隶属度; q 为模糊加权指数; d_{1i} 和 d_{2i} 分别为第 i 个样本到正常样本超球体中心的距离和失效样本超球体中心的距离。

Pal 等^[13]从聚类有效性的研究中得到模糊加权指数 q 的最佳值区间为 $[1.5, 2.5]$, 实验表明, 模糊加权指数越大, 报警阈值与性能退化曲线越突出。为了更好地划分性能退化状态, 本文设置模糊加权指数为 2.5。

输入待测样本, 计算待测样本到正常超球体的广义距离 d_1 , 到失效超球体的广义距离 d_2 。其广义距离可由下式求出

$$d^2 = (y_z \cdot y_z) + \sum_{i,j=1}^M \beta_i \beta_j (y_i \cdot y_j) - 2 \sum_{i=1}^M \beta_i (y_i \cdot y_z) \quad (17)$$

将 d_{1i}, d_{2i} 输入到隶属度函数中, 计算样本隶属度, 即样本隶属于无故障状态的程度。并将样本隶属度作为轴承性能退化评估指标 (degradation index, DI), 描绘出性能退化曲线。

1.4 模型的建立

使用振动信号的 CEEMDAN 能量熵作为输入特征量, 将得到的特征向量输入到 DSHDD 模型中, 得到测试样本到正常超球体的广义距离和到失效超球体的广义距离, 再结合隶属度函数, 求得待测样本与正常样本的隶属程度, 用隶属度来描述滚动轴承的性能退化情况, 并且用 3σ 确定报警阈值, 其性能退化评估模型框架如图 3 所示,

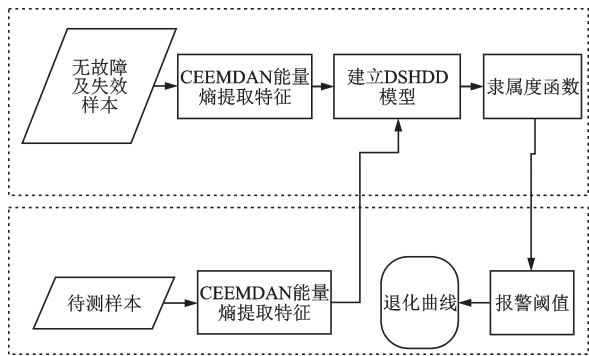


图 3 轴承性能退化评估流程图

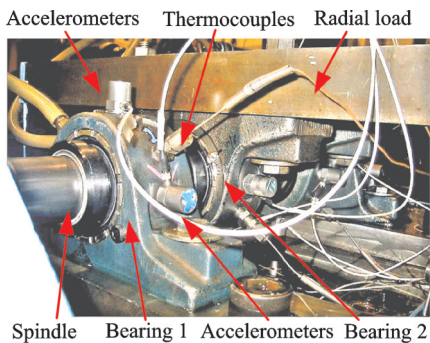
Fig. 3 Flowchart of bearing performance degradation assessment

2 试验与结果分析

2.1 试验台介绍

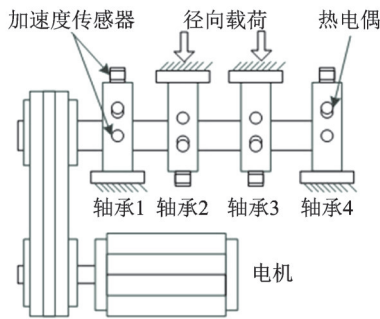
本文所使用的数据为滚动轴承全寿命周期试验数据, 来源于 Cincinnati 大学 IMS^[14] (智能维护系统), 试验台如图 4 所示。通过杠杆施加约 26.66 kN 的径向载荷, 转速为 2000 r/min, 采样频率为 20

kHz, 轴承型号为美国 Rexnord ZA-2115 双列球轴承。试验中用到的是 8 个高灵敏度石英加速度传感器 PCB 353B33, 采样数据点的时间间隔为 10 min, 采样的时间为 1 s, 采集长度为 20480。在试验后期, 轴承 1 出现外圈故障, 故本文选取轴承 1 的振动数据进行试验验证。



(a) 试验台照片

(a) Test bench schematic



(b) 试验台示意图

(b) Test bench picture

图 4 轴承疲劳寿命试验台

Fig. 4 Bearing run-to-failure test rig

2.2 模型评估结果

首先读取轴承 1 的全寿命数据, 利用 CEEMDAN 算法对滚动轴承振动信号进行分解并计算每个 IMF 对应的能量熵, 通过相关系数准则和峭度准则筛选出最能反映轴承故障的 IMF 分量, 由于每组数据的前 13 个 IMF 能量熵幅值较高, 第 13 个以后的幅值很小, 因此本文选取每组数据的前 13 个 IMF 能量熵, 全寿命数据构成 982×13 (去掉最后两组已经失真的数据) 矩阵作为性能退化评估的特征。

在建立 DSHDD 模型时, 不需要对模型的两个超球体作太严格的限制, 但需要所建立的 DSHDD 模型相对稳定, 即选取惩罚因子时避免产生过多的支持向量, 并且能够保证核函数参数的取值能够使得两个超球体相对稳定。故设置惩罚因子 $C=0.1$, 核函数参数 $\sigma=1$, 以使得 DSHDD 模型相对宽松和稳定。然后用全寿命数据的前 200 组数据的 IMF 能量熵建立正常超球体, 用全寿命数据的后 20 组数据的 IMF 能量熵建立失效超球体, 然后分别求出每个

待测样本到两个超球体中心的广义距离,进而计算隶属度 DI 值,得到如图5所示的性能退化指标。

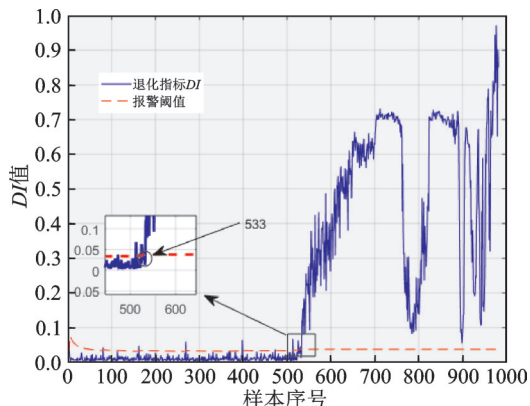


图5 CEEMDAN能量熵-DSHDD模型评估结果

Fig. 5 Evaluation results of CEEMDAN energy entropy-DSHDD model

其中,实线为滚动轴承的 DI 值绘制的性能退化曲线,虚线为 3σ 绘制的报警阈值线,图5未对模型进行平滑处理,原因是用平滑法会对早期故障的时间判断不准确。从图5可以看出,533个时刻之前, DI 值整体处于较为平稳的状态,说明轴承一直处在正常阶段,在第533个时刻之后, DI 值突然变大,说明在第533个时刻之后出现了早期故障。对图5作五点滑动平均法平滑处理,结果如图6所示。

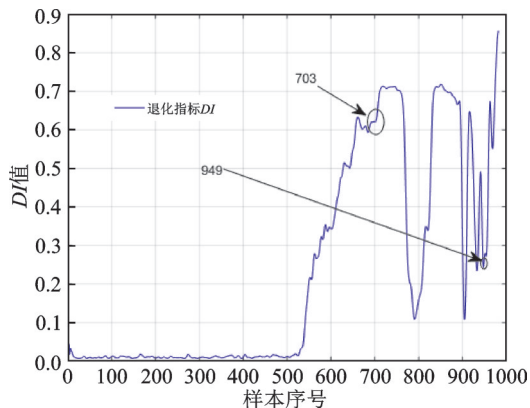


图6 五点滑动平均法平滑处理模型结果

Fig. 6 The results of the model smoothed by five-point moving average method

从图6可以看出,在533个时刻之前,滚动轴承处于无故障状态,故 DI 值接近于0,即属于故障的程度为0。由于噪声的原因,所以性能退化曲线轻微地上下波动,但总体不会有大幅度的变化。从第533个时刻开始,出现初始故障,到第702个时刻, DI 值不断变大,说明故障在不断加深。从第703个时刻到第948个时刻, DI 值急剧上升,而后又急剧下降,说明故障在不断的加深和磨合。轴承的工作状

态在此阶段急剧恶化^[15],一直到第949时刻之后,滚动轴承失效。如果在轴承出现早期故障时采取有效的手段加以维护,在轴承工作状态急剧恶化阶段随时关注轴承的退化状态,在临近失效时及时停机更换,就可以避免不必要的损失^[16]。

2.3 EEMD 能量熵-SVDD 模型评估结果

EEMD 方法实质上是对 EMD 方法的改进,从而达到避免模态混叠、减少虚假分量、抑制冲击信号和间歇性信号对于极值点拟合曲线的影响,进而提高分解的精确度。EEMD 方法的核心思想是在信号中添加白噪声,对加入白噪声的信号进行 EMD 分解,然后对分解的结果进行平均处理,噪声对分解结果的影响会随着平均处理次数的增加而降低。结合 EEMD 能量熵和自适应 SVDD 模型评估结果如图7所示。

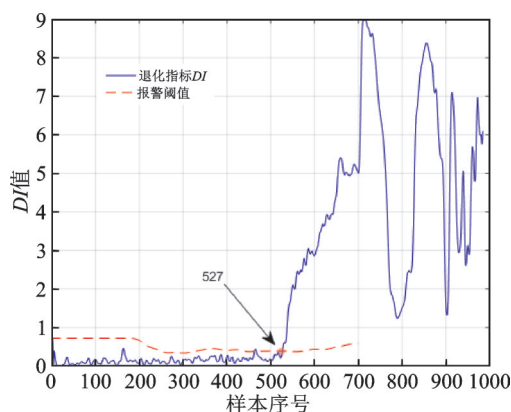


图7 EEMD 能量熵-自适应SVDD模型评估结果

Fig. 7 EEMD energy entropy-adaptive SVDD model evaluation results

EEMD 能量熵-SVDD 模型的评估结果显示,在第527个时刻时出现了早期故障,但是模型的结果与试验的结果不符,试验的结果表明,滚动轴承出现早期故障的时间是第533个时刻,该模型与实际中滚动轴承的早期故障发生时间不相符,而且滚动轴承在最后失效时候的 DI 值一直上升但没有达到最大,故不可用于滚动轴承的结构健康检测。

2.4 小波包分解结合 DSHDD 模型

小波分解只对信号低频部分进行分解,而小波包分解可以对高频部分进行再分解,本文用小波基函数 Daubechies, 和 db5 函数对振动信号进行分解与重构,采用4层小波包分解提取得到信号中的16个特征,然后输入到 DSHDD 模型中,再结合隶属度,得到退化指标 DI 值,描绘出性能退化曲线如图8所示。

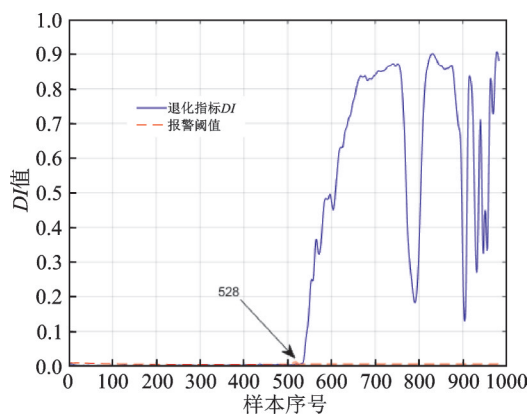


图8 小波包分解结合DSHDD评估结果

Fig. 8 Evaluation results of wavelet packet decomposition combined with DSHDD

由图8可以看出,小波包分解结合DSHDD模型在第528个时刻出现了早期故障,模型的结果与试验的结果不符,故不可用于滚动轴承的结构健康检测。

2.5 时域特征结合DSHDD模型

在滚动轴承的智能检测中,对采集的振动信号进行时域分析时,常用的指标有:歪度、波形指标、裕度指标、峭度指标、均方根值、方根幅值等。本文选取了滚动轴承1的全寿命周期数据中每组数据的前8192个样本,对这些样本进行时域指标的提取,对提取得到的特征进行min-max归一化处理,然后输入DSHDD模型中,得出退化指标DI值,绘制退化曲线,如图9所示。

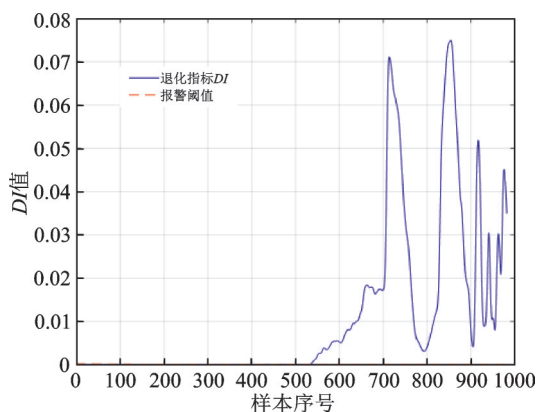


图9 时域特征结合DSHDD模型

Fig. 9 Time domain characteristics combined with DSHDD model

由图9可知,在时域特征结合DSHDD模型中,前期的退化指标呈一条直线,不能准确看出滚动轴承发生早期故障的时间;并且在最后时刻,即滚动轴承失效时,性能退化指标DI值并没有达到最大,原因可能是时域特征指标的稳定性较差。

3 基于CEEMDAN和Hilbert包络解调

本文采用CEEMDAN和Hilbert包络解调的方法对模型结果进行验证,其具体步骤如下:

(1)将轴承振动信号进行CEEMDAN分解,得到一系列从高频到低频的IMF分量。

(2)分别求出每个IMF分量与原始信号的相关系数和峭度系数,筛选出相关系数大于0.3和峭度系数大于3的IMF分量。

(3)将经过筛选的IMF分量进行叠加重构,得到重构信号。

(4)将重构信号作Hilbert变换处理,从而得到其包络信号。

(6)将包络信号作傅里叶变换处理,进而求得其包络谱。

(7)观察是否出现与轴承理论故障特征频率相近的包络谱幅值,从而得出诊断结果。

首先对第532个样本和第533个样本采用CEEMDAN和Hilbert包络解调,其结果如图10和11所示。

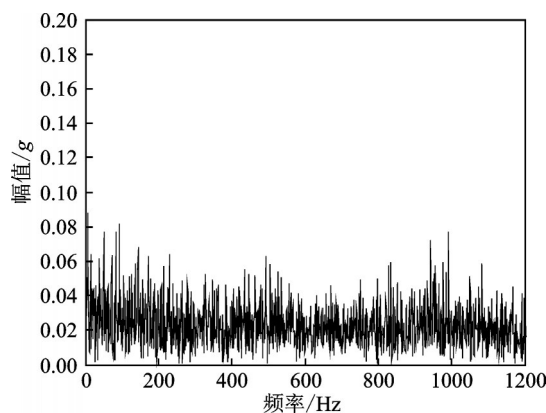


图10 第532组数据文件的包络谱

Fig. 10 The envelope spectrum of group 532 data files

第532个样本包络谱分析如图10所示,可以看出,图中没有明显的谱峰,而在第532个样本之前也没有明显的谱峰,所以推测轴承1在第533个样本开始发生外圈故障。由图11可以看出,在第533个时刻,频率为230.5 Hz时有一个很明显的谱峰,而在其倍频460.9 Hz和691.4 Hz时也有明显的峰值,与实验结果中滚动轴承1的外圈故障频率(BPFO)236.4 Hz很接近,第533个样本之后有明显的谱峰,且在其倍频也有明显的峰值。试验结果与分析结果一致,故验证该模型可行。

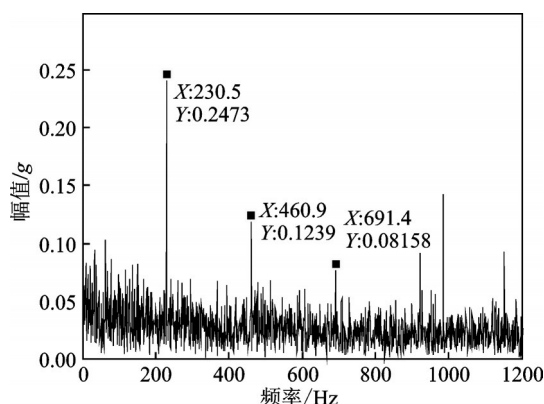


图 11 第 533 组数据文件的包络谱

Fig. 11 The envelope spectrum of group 533 data files

4 结 论

本文利用 CEEMDAN 方法将轴承振动信号分解并计算出能量熵特征,然后将特征输入到 DSHDD 模型中,结合隶属度函数得到性能退化指标 DI 值和性能退化曲线,使用 3σ 设置自适应阈值,确定轴承早期失效阈值。用 CEEMDAN 和 Hilbert 包络解调的方法验证评估结果的正确性。最后利用美国辛辛那提大学的轴承全寿命周期数据验证该模型的有效性和实用性。

参考文献:

- [1] 赵 炯. 设备故障诊断及远程维护技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2014.
Zhao Jiong. Equipment Fault Diagnosis and Remote Maintenance Technology[M]. Beijing: China Machine Press, 2014.
- [2] 周建民, 黎 慧, 张 龙, 等. 基于 EMD 和逻辑回归的轴承性能退化评估[J]. 机械设计与研究, 2016, 32(5): 72-75.
Zhou Jianmin, Li Hui, Zhang Long, et al. Bearing performance degradation assessment based on EMD and logistic regression [J]. Machine Design & Research, 2016, 32(5): 72-75.
- [3] 刘鲲鹏, 白云川, 李泽华, 等. 基于 EMD 的内燃机滚动轴承故障诊断[J]. 内燃机与配件, 2018, (6): 54-55.
Liu Kunpeng, Bai Yunchuan, Li Zehua, et al. Fault diagnosis of rolling bearing in internal combustion engine based on EMD [J]. Internal Combustion Engine & Parts, 2018, (6): 54-55.
- [4] 张 琛, 赵荣珍, 邓林峰. 基于 EEMD 奇异值熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2019, 39(2): 353-358.
Zhang Chen, Zhao Rongzhen, Deng Linfeng. Rolling

bearing fault diagnosis method based on EEMD singular value entropy [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2): 353-358.

- [5] 陈雪娇, 仇满意, 赵文涛. 基于 EEMD 信号处理的滚动轴承故障诊断[J]. 技术与市场, 2019, 26(3): 121.
Chen Xuejiao, Qiu Manyi, Zhao Wentao. Fault diagnosis of rolling bearing based on EEMD signal processing [J]. Technology and Market, 2019, 26(3): 121.
- [6] 周建民, 徐清瑶, 张 龙, 等. 结合小波包奇异谱熵和 SVDD 的滚动轴承性能退化评估[J]. 机械科学与技术, 2016, 35(12): 1882-1887.
Zhou Jianmin, Xu Qingyao, Zhang Long, et al. Assessment method of rolling bearing performance degradation based on wavelet packet singular spectral entropy and SVDD [J]. Mechanical Science and Technology, 2016, 35(12): 1882-1887.
- [7] 杨艳君, 魏永合, 王晶晶, 等. 基于 LMD 和 SVDD 的滚动轴承健康状态评估[J]. 机械设计与制造, 2019, (5): 163-166.
Yang Yanjun, Wei Yonghe, Wang Jingjing, et al. Roller bearing health condition assessment based on LMD and SVDD [J]. Machinery Design and Manufacture, 2019, (5): 163-166.
- [8] 李勇发, 左小清, 杨 芳, 等. 基于小波奇异谱及 SVDD 的轴承故障检测方法[J]. 轴承, 2016, (8): 46-49.
Li Yongfa, Zuo Xiaoqing, Yang Fang, et al. Fault detection method for bearings based on wavelet singular spectrum and SVDD [J]. Bearing, 2016, (8): 46-49.
- [9] 党帅涛, 柯 坚, 吴文海, 等. 一种双超球数据域描述模型[J]. 传感器与微系统, 2019, 38(1): 41-43.
Dang Shuitao, Ke Jian, Wu Wenhai, et al. A data domain description model using double hypersphere [J]. Sensors and Microsystem Technologies, 2019, 38(1): 41-43.
- [10] 张 超, 陈建军, 郭 迅. 基于 EEMD 能量熵和支持向量机的齿轮故障诊断方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(3): 932-939.
Zhang Chao, Chen Jianjun, Guo Xun. Gear fault diagnosis method based on ensemble empirical mode decomposition energy entropy and support vector machine [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2012, 43(3): 932-939.
- [11] Tax D, Duin R. Support vector data description [J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 45-66.
- [12] 潘玉娜. 滚动轴承的性能退化特征提取及评估方法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2011.
Pan Yu-na. Study on feature extraction and assessment method of rolling element bearing performance degradation [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2011.

- [13] Pal N R, Bezdek J C. On cluster validity for the fuzzy C-means model [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1995, 3(3): 370-379.
- [14] "Bearing Data Set" in NASA AMES Prognostics Data Repository [EB/OL]. [2015-06-15]. <http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>.
- [15] 李巍华, 李 静, 张绍辉. 连续隐半马尔科夫模型在轴承性能退化评估中的应用[J]. 振动工程学报, 2014, 27(4): 613-620.
- Li Weihua, Li Jing, Zhang Shaohui. Application of continuous hidden semi-Markov model in bearing performance degradation assessment [J]. Journal of Vibration Engineering, 2014, 27(4): 613-620.
- [16] 徐清瑶. 基于支持向量数据描述的滚动轴承性能退化评估[D]. 南昌: 华东交通大学, 2015.
- Xu Qingyao. Rolling bearing performance degradation assessment based on support vector data description [D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2015.

Online identification of rolling bearing degradation state based on DSHDD and fuzzy evaluation

ZHOU Jian-min^{1,2}, YIN Wen-hao^{1,2}, YOU Tao^{1,2}, ZHANG Long^{1,2}, WANG Fa-ling^{1,2},
YU Jia-chang^{1,2}

(1.School of Mechatronics and Vehicle Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2.Key Laboratory of Conveyance and Equipment of Ministry of Education, Nanchang 330013, China)

Abstract: In the long-term use process, the performance of rolling bearing will be degraded to different degrees. If the degradation state of rolling bearing can be identified online, accidents can be effectively prevented. In this paper, an adaptive noise-assisted collective empirical mode decomposition (CEEMDAN) method combined with energy entropy is proposed to extract the characteristics of vibration signals, and then the characteristics are input into the DSHDD model, and the obtained results are input into the membership function to calculate the membership, which can be used as the evaluation index of performance degradation. An adaptive threshold is set using 3σ to determine the bearing's early failure threshold. CEEMDAN and Hilbert envelope demodulation methods are used to verify the correctness of the evaluation results. The validity and practicability of the model are verified by using the bearing life cycle data from the University of Cincinnati.

Key words: fault diagnosis; rolling bearing; set empirical mode decomposition; description of double hypersphere data domain; performance degradation assessment

作者简介: 周建民(1975-),男,教授。电话:13755685348;E-mail:hotzjm@163.com