

基于LCD和奇异值分解的轴承故障诊断

余忠潇, 郝如江

(石家庄铁道大学 机械工程学院, 河北 石家庄 050043)

摘要:针对滚动轴承故障信号在初期特征频率微弱而且难以提取的问题,提出一种基于局部特征尺度分解(LCD)和奇异值分解相结合的故障诊断方式。首先对采集到的目标信号进行LCD分解,得到一系列内禀模态分量(ISC),然后再通过峭度—相关系数筛选用来重构真实的ISC分量,利用奇异值分解对重构分量进行分解。接着求出所对应的差分谱,根据差分谱理论再次进行重构,最后对重构信号进行能量算子包络解调。通过实验验证,相比于传统包络解调,所提的方法能够有效地提取出故障轴承的特征频率。

关键词:LCD;奇异值分解;Teager能量算子;轴承;故障诊断

中图分类号:TP277 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-0373(2020)02-0088-06

0 引言

滚动轴承作为旋转机械设备上的常见设备,其大概有1/3的故障都是由轴承出现问题而导致的^[1-2]。一方面不仅会对工作进度带来不便,另一方面更会对人身安全问题有重大影响。所以对滚动轴承故障提取特征信息再进行判别,对相关机械设备的运行状态有着十分重要的意义。

局部特征尺度分解(Local Characteristic-scale Decomposition, LCD)能够根据信号自身有效地将其自适应性分解为一系列的内禀尺度分量(Intrinsic Scale Component, ISC)与趋势项的相互叠加^[3]。与经验模态分解(EMD)相比较而言, LCD在计算过程中减少了使用样条拟合的次数,使得计算速度和拟合的精准率均有显著提高,还能有效克制前者可能出现诸如端点效应等不足^[4]。程军圣等^[5]提出该方法后将LCD分解运用到机械的故障诊断中,能有效地提取出故障振动信号的特征。崔伟成等^[6]将LCD与1.5维谱相结合运用到轴承故障诊断中,成功提取出故障轴承的特征频率。

作为矩阵的固定特征,奇异值在稳定性上表现较为明显的优势。当矩阵内部的数值有所变化,与之对应的奇异值也不会变化太大。奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)有着保持稳定、比例恒定等特征,使得其具有故障判别,能够提取出所需的特征信息等能力。与需要靠凭借经验选取相关参数的小波分解相比较, SVD分解不仅可以在很大的程度上去除无关噪声,还能在此基础上保留与原始信号相关的信息^[7-8]。

基于上述分析,本文提出基于LCD和奇异值分解的轴承故障诊断方法。此方法通过对采集到的目标振动信号进行LCD分解得到其各ISC分量,再依据筛选准则得到重构需要的分量,利用奇异值将重构后的分量进行降噪处理,再根据得到的奇异值差分谱进行二次重构,将最终的重构信号进行能量算子解调。最后通过实验台的实际故障数据分析,达到对目标设备故障诊断的目的。

1 LCD分解算法

LCD的分解过程^[9]如下:

(1)确定目标信号 $x(t)$ 的极值 x_k 以及与各极值相对应的时间点 T_k ,并用其任意2点进行线性插值得

收稿日期:2018-12-11 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxxbzb.20180140

基金项目:国家自然科学基金(51375319)

作者简介:余忠潇(1994—),男,硕士研究生,研究方向为机械设计及理论。E-mail:andy_mick@163.com

余忠潇,郝如江.基于LCD和奇异值分解的轴承故障诊断[J].石家庄铁道大学学报:自然科学版,2020,33(2):88-93.

到基线的点坐标 (T_{k+1}, L_{k+1}) 。

$$L_{k+1} = aA_{k+1} + (1 - a)x_{k+1}, a \in (0, 1) \tag{1}$$

参数 a 值一般取 $0.5^{[10]}$ 。通过上述操作, $x(t)$ 被分为了若干个区间, 并且任意一个区间通过线性变换得

$$H^k = L_k + \frac{L_{k+1} - L_k}{x_{k+1} - x_k}(x_t - x_k) \tag{2}$$

将得到的所有区间 H^k 由大至小依次相连得到基线 $h_1(t)$ 。

(2) 从 $x(t)$ 中分离出基线 $h_1(t)$, 如果 $I_1(t) = x(t) - h_1(t)$ 满足成为 ISC 分量的 2 个要求, 则把 $h_1(t)$ 记为第一个 ISC 分量。否则重复上述步骤直至满足成为 ISC 的要求为止, 并记 $h_1(t) = \text{ISC}_1$ 。

(3) 将 ISC_1 从 $x(t)$ 分离, 得到残余量 $r_1(t) = x(t) - \text{ISC}_1$, 重复步骤 1 到步骤 2, 得到第二个 ISC 分量。直到 n 次后 $r_n(t)$ 严格单调停止分解。到此原待测信号 $x(t)$ 被分解为有限个的内禀尺度分量和一个余项 r_n , 即 $x(t) = \sum \text{ISC} + r_n$ 。

判断是否为 ISC 分量需要的 2 点要求^[11]: ①在所有时间段内, 任意相邻的 2 个极值点间必须保持其单调性, 且符号为一正一负。②由任意 2 个相邻的极大值点或是极小值点所确定的直线 $y = x_k + \frac{x_{k+2} - x_k}{T_{k+2} - T_k} \times (t - T_k)$ 在二者之间的极值点 x_m 与其所对应的时间上的函数值 A_m , 它们的比值始终是保持一个固定值, 即 $aA_m + (1 - a)x_m = 0$ 。

为比较 LCD 与 EMD 分解效果, 构造模拟信号

$$y(t) = y_1(t) + y_2(t) \tag{3}$$

其中

$$\begin{cases} y_1(t) = \sin(30\pi t) \\ y_2(t) = (1 + 0.6\sin 10\pi t) \cdot \sin(100\pi t + 30\pi t^2) \end{cases} \tag{4}$$

该模拟信号 $y(t)$ 是由调幅调频信号 $y_1(t)$ 和正弦信号 $y_2(t)$ 相叠加而成, 时域图如图 1 所示。对 $x(t)$ 分别进行 LCD 和 EMD 分解, 结果如图 2 所示。2 种分解情况得到的分量都较为光滑。但是对于分解结果中的第二个分量以及趋势项来说, 左端的 LCD 分解得到的分量更为真实; 就图中标黑部分而言, 右边 EMD 分解产生的模态混叠现象更严重。

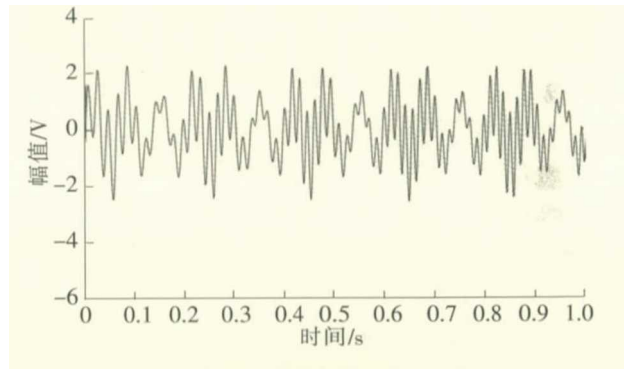


图 1 仿真信号时域图

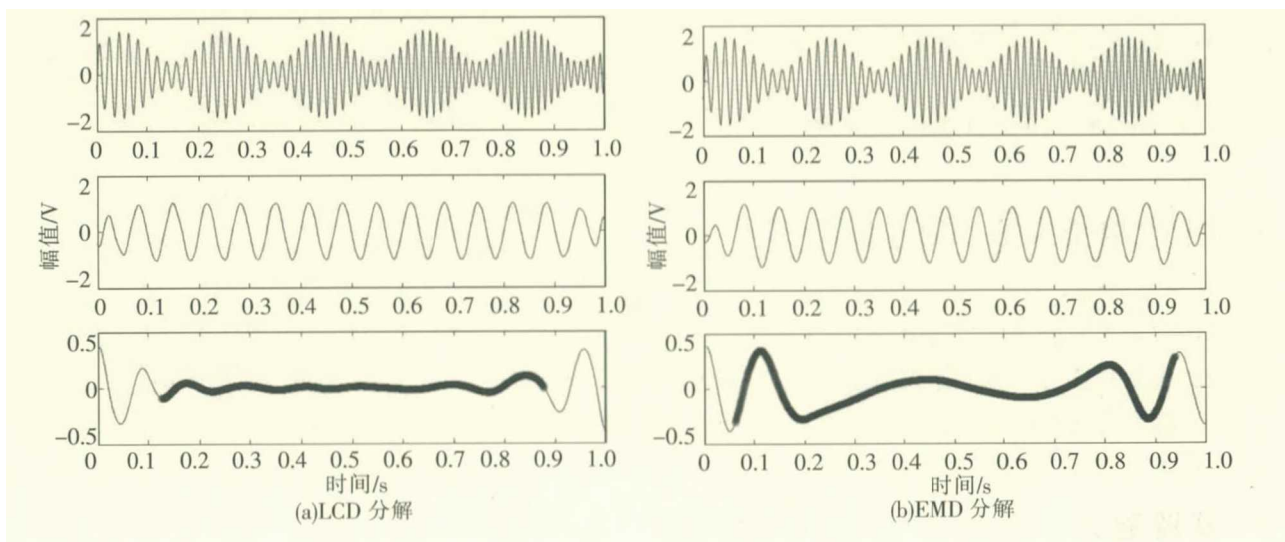


图 2 LCD 与 EMD 的分解图

2 奇异值分解和 Teager 能量算子

2.1 奇异值分解

通过重构相空间,再利用信号与噪声之间的能量可分性,对带有噪声的信号的矩阵 SVD 分解,最后得到信号的特征值,达到去噪的目的^[12]。假设某离散信号其结构^[13]如下所示

$$\mathbf{X} = [x(1), x(2), x(3), \dots, x(n)] \quad (5)$$

接着构造 \mathbf{X} 的 Hankel 矩阵

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \dots & x(n) \\ x(2) & x(3) & \dots & x(n+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(N-n+1) & x(N-n+2) & \dots & x(N) \end{bmatrix}_{\min} \quad (6)$$

式中, $1 \leq n \leq N$, 并记 $m = N - n + 1$, 则 $\mathbf{H} \in R^{m \times n}$, 定义矩阵 \mathbf{H} 为重构吸引子轨道矩阵^[14]。

对于满足条件的某矩阵 $\mathbf{A} \in R^{m \times n}$, 无论 \mathbf{A} 的行与列是否相关, 必存在相互正交的 $\mathbf{U} = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ 和 $\mathbf{V} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ ^[15] 使下式成立

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \quad (7)$$

$\mathbf{U} \in R^{m \times m}$, $\mathbf{V} \in R^{n \times n}$ 分别为左右的奇异矩阵。而 $\mathbf{S} = [\text{diag}(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n), 0]$ 或为 \mathbf{S}^T , 是由 m 与 n 的大小关系所决定的。矩阵 $\mathbf{A} \in R^{m \times n}$, 0 是零矩阵; 且 $q = \min(m, n)$, 则 $\delta_1 \geq \delta_2 \geq \dots \geq \delta_q \geq 0$ 是 \mathbf{A} 的奇异值。

将上述得到的奇异值作差: $b_i = \delta_i - \delta_{i+1}$, 其中, $i = 1, 2, \dots, q$ 。得到的 $\mathbf{B} = [b_1, b_2, \dots, b_{q-1}]$, 则为所求的奇异值差分谱。在轴承的故障诊断中, 由故障引发的撞击、振荡或结构的断裂是由最大突变点来反映的^[16], 即序列 \mathbf{B} 中某个点 b_k , 在该点处包含的故障特征信息最多。故能够通过最大突变点 b_k 来确定重构的阶数, 即利用前 k 个奇异值对信号进行重构^[17]。

2.2 Teager 能量算子解调

Teager 能量算子定义为

$$T[x(t)] = [\dot{x}(t)]^2 - x(t) \cdot \ddot{x}(t) \quad (8)$$

式中, $x(t)$ 为某一维信号; $\dot{x}(t)$ 、 $\ddot{x}(t)$ 分别为 $x(t)$ 的一阶导数、二阶导数。

若 $x(t)$ 为正弦信号

$$x(t) = A \sin(\omega t + \theta) \quad (9)$$

通过相应计算, 能量算子的输出为瞬时幅值的平方与瞬时频率平方的乘积, 即式(10)。与常用能量幅值平方的表示相比, 该式增加了与瞬时频率平方相乘。由于冲击信号的频率较高, 因此 Teager 能量算子能有效放大信号中的冲击部分^[18]

$$T[x(t)] = A^2(t) \cdot \omega^2 \quad (10)$$

离散信号的 Teager 能量算子则为

$$T[x(k)] = x(k)^2 - x(k-1)x(k+1) \quad (11)$$

3 LCD 和奇异值分解诊断流程

具体步骤如下:

- (1) 对采集到的故障信号进行 LCD 分解;
- (2) 根据相关的筛选准则即峭度和相关系数来选取所需的 ISC 分量;
- (3) 然后将选择的真实分量进行重构, 并通过奇异值降噪处理得到进一步重构后的信号;
- (4) 最后通过 Teager 能量算子对重构信号解调分析, 从而进行故障判断。

4 实验验证

为了证明基于 LCD 和奇异值分解方法的可行性, 采用图 3 所示的动力传动故障诊断综合实验台

(DDS 实验台)设置相关故障并对其进行实验验证。图 4 为内部的齿轮传动简图。

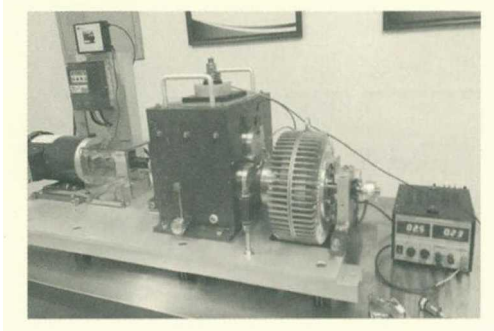


图 3 DDS 实验台

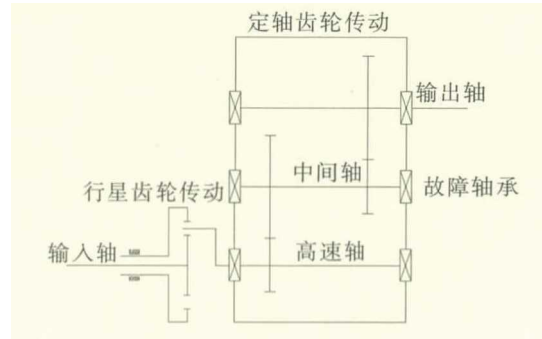


图 4 DDS 实验台齿轮传动简图

本次的实验设置目标为轴承内圈故障和齿轮缺齿的复合故障,故障位置在中间轴。对象轴承为 Rex-nord ER16K,具体参数如表 1 所示。其中电机的转频为 40 Hz,采样频率为 12.5 kHz。通过计算,理论上的轴承内圈故障频率为 13.77 Hz,齿轮缺齿的故障频率为 91.35 Hz。

表 1 故障轴承几何参数

参数	内径/mm	外径/mm	球组节圆直径/mm	球径/mm	滚球数/个
数值	10	19	14.5	2.381	10

利用 LCD 将故障信号分解后共得到 12 个分量,由于高频部分所占的待测信号特征信息较多,故只计算出前 7 个的 ISC 分量的相关系数—峭度,即表 2 所示。综合 2 方面的参数考虑,选择 ISC1 进行信号重构。

表 2 前 7 个 ISC 分量的相关系数—峭度

分量	ISC 1	ISC 2	ISC 3	ISC 4	ISC 5	ISC 6	ISC 7
相关系数	0.832 2	0.351 3	0.219 7	0.129 7	0.223 6	0.274 4	0.105 8
峭度	21.507 6	3.662 5	5.170 5	7.037 3	8.152 9	2.321 6	2.962 3

图 5 和图 6 是由所选的 ISC1 分量重构得到的信号进行奇异值分解后所得的序列图和差分谱图。可以从后者观察到突变最多的最大值点为 2,即进一步重构的分量选择 2。所以将奇异值分解得到前 2 个分量重构 ISC1,并将最终得到的重构信号通过 Teager 能量算子解调,其结果如图 7 所示,几乎不存在干扰频率,整体的降噪效果良好。能够观察到中间轴转频突出的一倍频 f_i ,因此可以判断设置的故障为中间轴。对于内圈故障,可以识别出其一倍频 f 及其二三倍频,因此能确定存在内圈故障。对于缺齿故障,其一倍频 f_i 在图中特别明显,与理论值相差较小,其后续的高倍频部分也十分突出,可以判断出现了齿轮缺齿故障。

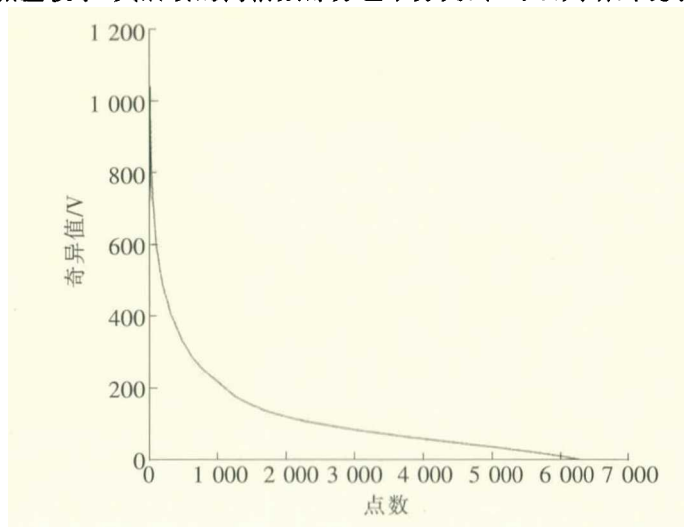


图 5 重构信号的奇异值序列

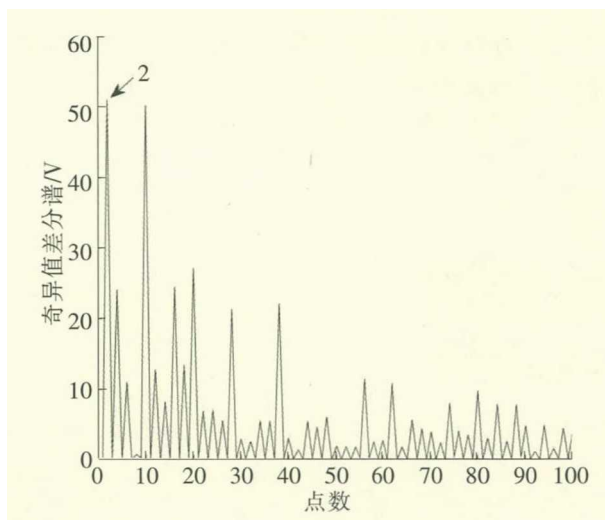


图 6 重构信号的奇异值差分谱

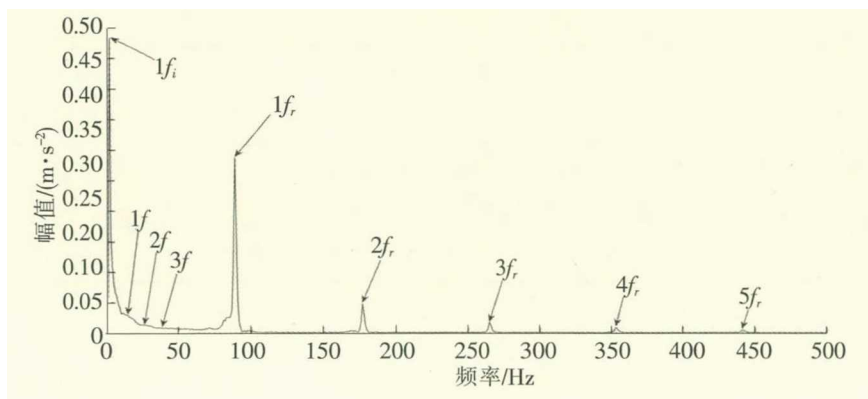


图 7 重构信号能量谱

为了说明本文所提方法的优越性,将 LCD 奇异值与传统包络解调相对比,得到的重构信号的包络结果如图 8 所示。虽然从中能够观察到故障特征频率及其倍频,但齿轮的整体特征频率并不突出,轴承的内圈故障近乎被淹没,不能有效地识别出目标轴承的复合故障。

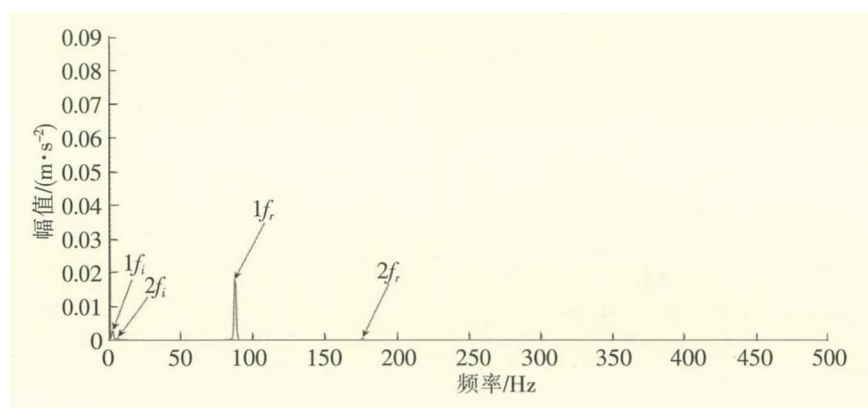


图 8 重构信号包络谱

5 结语

为了对复合故障进行故障特征分析,本文提出了一种基于 LCD 和奇异值分解的故障诊断方法。将采集到的复合故障进行先通过 LCD 处理,然后将筛选的 ISC 分量进行奇异值分解,对最后的重构分量进行 Teager 能量算子包络解调,并通过实验验证证明该方法能较好地识别并提取出滚动轴承的故障特征频率,并且相对于传统包络解调更能突出特征频率,为相关机械设备的故障识别提供可行的思路。

参 考 文 献

- [1]何宗旺. 振动频谱分析在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 现代零部件, 2010(S1):50-53.
- [2]鞠彬, 杨振山, 朱述伟. 基于振动分析技术的风力发电机组轴承故障诊断[J]. 山东电力技术, 2017, 44(7):65-67, 72.
- [3]谢俐, 杨乐. 基于局部特征尺度分解和奇异值差分谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械设计与研究, 2017, 33(4):82-85.
- [4]朱良明, 崔伟成. 基于局部特征尺度分解与基本尺度熵的轴承故障诊断[J]. 机械传动, 2017, 41(9):183-188.
- [5]程军圣, 杨怡, 杨宇. 局部特征尺度分解方法及其在齿轮故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2012, 48(9):64-71.
- [6]崔伟成, 李伟, 孟凡磊, 等. 基于 SVD-LCD 与 1.5 维谱的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承, 2016(1):54-58, 64.
- [7]马朝永, 刘茜, 段建民. 基于 LMD 与奇异值差分谱的滚动轴承故障诊断方法[J]. 北京工业大学学报, 2014, 40(2):182-188.
- [8]胥永刚, 孟志鹏, 陆明. 双树复小波包和 ICA 用于滚动轴承复合故障诊断[J]. 振动. 测试与诊断, 2015, 35(3):513-518, 593.
- [9]丁伟, 陈可弟. 基于 LCD 与奇异值能量差分谱的齿轮故障诊断方法[J]. 噪声与振动控制, 2018, 38(2):193-197.
- [10]谭晶晶, 高峰, 张前图. 基于 LCD 互近似熵和相关向量机的轴承故障诊断方法[J]. 机械传动, 2017, 41(11):173-177.
- [11]曾张博. 基于 LCD 和谱峭度的共振解调方法在齿轮箱故障诊断中的应用[D]. 大庆:东北石油大学, 2017.
- [12]于泽亮, 贺德强, 谭文举, 等. 基于 EMD 和奇异值差分谱理论的列车齿轮箱故障诊断研究及实现[J]. 机械设计与制造, 2018(9):152-155, 160.
- [13]赵俊杰, 杨乐乐, 郝旺身, 等. 奇异值分解与 LMD 结合的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械设计与制造, 2018(5):51-54.
- [14]席亚军. 基于经验小波变换和奇异值分解的旋转机械故障诊断[D]. 成都:西南交通大学, 2017.
- [15]秦波, 孙国栋, 张利强, 等. 基于 Hilbert 包络谱奇异值和 IPSO-SVM 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械传动, 2017, 41(3):166-171.
- [16]吕志民, 张武军, 徐金梧, 等. 基于奇异谱的降噪方法及其在故障诊断技术中的应用[J]. 机械工程学报, 1999(3):86-89.
- [17]陈光忠, 何志坚, 杨岳. 基于 IITD 和奇异值差分谱的滚动轴承故障诊断[J]. 矿山机械, 2016, 44(2):97-103.
- [18]杨青乐, 梅检民, 肖静, 等. Teager 能量算子增强倒阶次谱提取轴承微弱故障特征[J]. 振动与冲击, 2015, 34(6):1-5.

Bearing Fault Diagnosis Method Based on LCD and Singular Value Decomposition

Yu Zhongxiao, Hao Rujiang

(School of Mechanical Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Aiming at the problem that the fault signal of rolling bearing is weak and difficult to be extracted at the initial stage, a fault diagnosis method combining LCD (Local Characteristic-scale Decomposition) with singular value decomposition was proposed. Firstly, bearing fault signals were decomposed into a finite number of ISCs based on the way of LCD. Then, filtering the components according to the correlation coefficient-kurtosis criteria, and the singular value decomposition was used to decompose the reconstructed components after the real ISC components are reconstructed. Then the corresponding differential spectrum was obtained, and the reconstructed signal was reconstructed again according to the differential spectrum theory. Finally, the reconstructed signal was demodulated by the envelope of the energy operator. The experimental results show that the method proposed in this paper can effectively extract the characteristic frequency of the fault bearing compared with the traditional envelope demodulation.

Key words: LCD; singular value decomposition; Teager energy operator; bearing; fault diagnosis