DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2020.05.008

基于 LCD 与峭度-能量比准则的 滚动轴承故障诊断研究*

杨文志,张茹军,安文斌

(内蒙古科技大学 机械工程学院,内蒙古 包头 014010)

摘要:针对局部特征尺度分解在滚动轴承故障诊断中出现未筛选有效分量的问题,通过峭度-能量比准则对 LCD 分解产生的内禀尺 度分量(ISC)进行了筛选,提出了一种基于 LCD 分解与峭度-能量比准则的方法。首先对采集的滚动轴承振动信号进行了 LCD 分 解,得到了不同能量的 ISC 分量,运用峭度-能量比准则筛选了有效的 ISC 分量;再计算了筛选后有效的 ISC 分量的能量熵和多尺度 熵,并将计算的结果融合后构建了特征向量;最后通过支持向量机(SVM)的故障分类器,实现了滚动轴承的故障诊断。实验结果表 明:采用峭度-能量比准则提取有效分量减少了冗余分量,滚动轴承内圈故障和外圈故障诊断准确率有了明显提高。 关键词:局部特征尺度分解;滚动轴承;故障诊断;能量熵;多尺度熵;特征融合

中图分类号:TH133.33;TP277

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2020)05-0507-05

Fault diagnosis of rolling bearing based on LCD and kurtosis-energy ratio criterion

YANG Wen-zhi, ZHANG Ru-jun, AN Wen-bin

(College of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: Aiming at the problem of unscreened effective components in the fault diagnosis of rolling bearings in the local feature scale decomposition, the intrinsic scale component(ISC) generated by LCD decomposition was screened through the horn-to-energy ratio criterion. A method based on LCD decomposition and cradle-energy ratio criteria was proposed. First, the collected rolling bearing vibration signal was decomposed by LCD to obtain the ISC components of different energies, and the valid ISC components were screened by using the horn-energy ratio criterion, and the energy entropy and multi-scale entropy of the valid ISC components after screening were calculated. The result of the calculation was combined to construct the feature vector. Finally, the fault diagnosis of the rolling bearing was realized through the support vector machine(SVM) fault classifier. The results indicate that the redundant component of effective component is reduced by using the skewenergy ratio criterion, and the fault diagnosis accuracy of the rolling bearing is obviously improved in inner and outer ring fault diagnosis. **Key words**: local feature scale decomposition(LCD); rolling bearing; fault diagnosis; energy entropy; multi-scale entropy; feature fusion

0 引 言

滚动轴承作为机械传动部件中重要的组成成分,

一旦发生故障将会对整个机械传动系统造成巨大的影响,因此开展滚动轴承故障诊断的研究非常必要。

局部特征尺度分解是一种新的信号分解方法,近 年来在非平稳、非线性信号的分解中得到广泛应用,该

收稿日期:2019-09-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51965052)

作者简介:杨文志(1960-),男,内蒙古呼和浩特人,教授,硕士生导师,主要从事机械工程测试技术教学和科研方面的研究。E-mail:btywz@163.com

方法具有以下优点:(1)提高了运算速度;(2)相对于 EMD、LMD、ITD 等方法,LCD 的迭代次数更少,在抑制 端点效应、模态混叠等方面更有优势,具有更好的时频 局部化特性^[1]。

文献[2]提出了 LCD 与排列熵相结合的故障诊断 方式;文献[3]提出了 LCD 与基本尺度熵相结合的故 障诊断方式;文献[4]提出了将 LCD 与互近似熵相结 合的故障诊断方式;许多学者采用了 EMD、VMD 等与 各种熵或者能量相结合的方式,来诊断齿轮或滚动轴 承的故障^[5-7]。多特征值融合可以弥补单一特征的局 限性,但是大量的特征值结合容易导致特征冗余,计算 量大,会影响故障分类的结果。因此,峭度准则、相关 系数法、特征加权等方式被应用于筛选有效分量。

本文将采用 LCD 对滚动轴承信号进行分解,根据 峭度-能量比准则,计算各 ISC 分量的 K,值,选取 K,值 较大的 ISC 分量作为有效分量,计算其能量熵和多尺 度熵,以此作为特征向量。

1 理论介绍

1.1 LCD 分解方法

LCD 方法是将复杂的振动信号分解成具有不同 能量并且相互独立的 ISC 分量,分解时需要满足以下 条件:

(1)在寻找极值点过程中,使得所有相邻两个极 值点保证符号互异;

(2) 在构建基线信号前设定点 (x_k, τ_k) ,其中:k = 1,2,3,...,M;该点代表极值点以及对应的时刻,时刻 点 τ_{k+1} 在左右相邻两个极值点构成的线段上相对应的 函数值为 A_{k+1} ,函数值 A_{k+1} 与极小值 x_{k+1} 的关系是比值 近似不变。

函数值A_{k+1}的表达式如下式所示:

$$A_{k+1} = X_k + \frac{\tau_{k+1} - \tau_k}{\tau_{k+2} - \tau_k} (X_{k+2} - X_k)$$
(1)

通过以上条件保证了分解形成的 ISC 分量符合正 弦曲线特性,使得其在任意两个相邻极值点之间具有 单一模态。

分解流程如图1所示。

LCD 分解的结束条件有标准偏差法、阈值法和极 值单调性这 3 种,本文 LCD 分解结束采用的是极值单 调性方式。

从美国Spectra Quest公司机械故障综合模拟试验 台采集滚动轴承内圈故障数据,进行 LCD 分解后获得 的波形图如图 2 所示。



1.2 峭度-能量比准则

信号经 LCD 分解为多个 ISC 分量,分解的 ISC 分量的频率是由高频到低频产生的,其幅值和频率都会有所衰减,能量逐渐降低,且容易在低频区产生虚假分量。

能量比系数表达如下式所示:

$$\varepsilon = \frac{E_{\rm ISC}(i)}{E_x} \tag{2}$$

式中: ε — 能量比系数; $E_{ISC}(i)$ — 不同分量具有的能量; E_{*} — 总能量。

分解形成的 ISC 能量比值是不同的,单纯采用能

量比准则提取有效分量存在一定误差,因此,笔者将能 量比与峭度值相结合来综合分析。

将其定义为 ISC 分量的 K, 值为:

$$K_r = \alpha K + (1 - \alpha)\varepsilon \tag{3}$$

式中:K—ISC 分量的峭度值; ε — 不同 ISC 分量的能量 比; α — 不同的 ISC 分量的峭度值对 K, 值的权值度。

计算各个ISC分量峭度、能量比和K,值,如表1所示。

ISC 分量	峭度值	能量比	K_r 值
ISC1	6.5598	0.160 0	1.464 9
ISC2	5.348 7	0.138 8	1.006 2
ISC3	5.408 1	0.1297	1.017 0
ISC4	3.5107	0.121 3	0.491 1
ISC5	3.6867	0.1206	0.5304
ISC6	3.558 4	0.115 0	0.495 8
ISC7	2.536 6	0.1099	0.301 4
ISC8	1.558 2	0.1047	0.175 0

表1 各 ISC 分量峭度、能量比和 K, 值

表 1 说明:ISC1 分量具有的 $K_{,}$ 值约为 1.5,ISC2 分量与 ISC3 分量的 $K_{,}$ 值约 1,而其他分量的 $K_{,}$ 值 \leq 0.5。

因此,笔者选用 ISC1、ISC2 与 ISC3 这 3 个分量的特征。

1.3 能量熵

LCD信号分解将原始故障信号分解成具有不同能量的分量,各分量的能量依次减少,残余分量的能量很小,因此可以忽略不计。

能量熵定义如下式所示:

$$H = -\sum_{i=1}^{n} p_i lg p_i \tag{4}$$

式中:E—不同分量上具有的幅值能量; E_{sum} —信号的 总能量; $p_i = E_i/E_{sum}$ 。

采用滚动轴承内圈故障信号进行 LCD 分解,分解 后能量熵如表 2 所示。

主う	ICD	能景協
衣厶	LCD	形重烱

ISC1	ISC2	ISC3	ISC4	ISC5	ISC6	ISC7	ISC8
0.281 1	0.3678	0.351 8	0.301 1	0.295 6	0.233 9	0.1506	0.001 7

1.4 多尺度熵

多尺度熵是基于样本熵的一种改进方法,用于描述时间序列在不同尺度熵的无规则程度^[8]。它可全面反映信号的复杂度,能很好地区分不同故障,被广泛应 用到机械故障诊断领域^[9-10]。

多尺度熵的计算步骤如下:

(1) 进行粗粒化计算,以获得新的时间序列:

$$y_i^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(i-1)\tau}^{j\tau} x(i)$$
 (5)

式中:x(i) — 原始序列; τ — 尺度因子,当尺度 $\tau = 1$ 时,即为原始时间序列。

(2) 将新的时间序列然后组成一组矢量,其中:
 Y^(τ)i = 1,2,N - m + 1;

(3) 计算不同矢量下差值的绝对值最大值的距离 *d*[*Y*^(τ)(*i*),*Y*^(τ)(*j*)],其表达式为:

 $d[Y^{(\tau)}(i), Y^{(\tau)}(j)] =$

 $\max_{k=0,\dots,m-1}(|y^{\tau}(i+k) - y^{\tau}(i+k)|) \quad (6)$

(4) 将 C_i 定义为 $X_m(i)$ 与 $X_m(j)$ 之间距离小于阈 值 r 的数目,最后取所有点 $N - m + 1 \uparrow C_i^{r,m}(r)$ 的平均 值为 $C^{r,m}(i)$,其中 $C_i^{r,m}(r) = C_i/N - m_o$

(5) 多尺度熵定义:

$$MSE = \{ \text{SampEn}(\tau, m, r) = -\ln\left(\frac{C^{\tau, m+1}(r)}{C^{\tau, m}(r)}\right)(7)$$

式中:7—尺度因子;m—嵌入维度;r—阈值。

多尺度熵中参数的变化将会影响最后的输出结果,参数有尺度因子 τ 、嵌入维度 m 和阈值 r。通常取 r的值为0.1SD ~ 0.5SD(SD 是原始数据的标准差),尺度因子 τ 取值范围为120。通过对比分析发现:当尺度因子 τ 取9时,滚动轴承各故障的样本类间距离值为最大。

因此,此处选择 τ 为 9。

计算滚动轴承内圈故障下的多尺度熵,如图 3 所示。



由于分解形成第 1 个模态具有的信息是最全面的,笔者选用第 1 个模态的多尺度熵。参考其他文献, 笔者设定 $m = 2, \tau = 20$ 。

图 3 说明:r 取值越小, MSE 值整体越大,r 取值越大, MSE 值整体越小;但是当 r 的取值越小时, MSE 曲 线波动较为明显。

因此,综合考虑笔者取 r = 0.2。

选用滚动轴承内圈故障数据分解形成的 ISC 分量

计算多尺度熵,如表3所示。

なり 1301 的タバ反 権	表3	ISC1	的多	尺度焔
-----------------------	----	------	----	-----

ISC1	ISC2	ISC3	ISC4	ISC5	ISC6	ISC7	ISC8
0. 683	1 0. 938	4 0. 811	1 0. 740 7	7 0. 666	6 0. 551	9 0. 359 1	0.2714

1.5 SVM 原理

支持向量机被广泛应用于设备状态监测和寿命预 测等方面,其是在线性最优分类超平面的基础上,在线 性情况下,构造出一个最优超平面。它将需要解决的问 题转化为求取凸二次规划问题中的最大间隔和最小化 错分程度,通过引入惩罚参数 *c* 来权衡两者的比重。

支持向量机给设样本集为 (x_i, y_i) ,其中:n—数据 个数, $i = 1, 2, 3, \dots, n; x_i$ —类属性, $x_i \in R^m; y_i$ —类标 记, $y_i \in (1, -1)$ 。

支持向量机将低维空间的输入映射到高维空间, 寻找最优超平面。

超平面定义如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{n} y_i a_i K(x, x_i) + b$$
 (8)

式中:*a_i*— 拉格朗日乘子;*K*(*x*,*x_i*)— 核函数;*b*— 偏置。 本文洗用高斯径向核函数为:

$$K(x,x_i) = \exp\left[-\frac{(x-x_i)^2}{2\sigma^2}\right]$$
 (9)

2 滚动轴承故障诊断步骤

滚动轴承故障诊断的具体步骤如下:

(1) 对采集到的振动数据进行 LCD 分解,获得不同的 ISC 分量;

(2)对 LCD 分解产生的分量,运用峭度-能量比准则提取有效分量;

(3) 计算有效 ISC 分量的能量熵,并对能量熵进行加权处理,获得不同权值比重的能量熵;

(4)计算有效 ISC 分量的多尺度熵;

(5)进行融合构建特征向量,输入支持向量机进 行分类识别。

3 滚动轴承故障诊断实验及分析

滚动轴承实验数据来自美国 Spectra Quest 公司机 械故障综合模拟试验台。机械故障综合模拟试验台如 图 4 所示。

笔者选用 6205-2RS 深沟球轴承作为测试轴承。 测试轴承滚珠个数为9个,滚动体直径为7.94 mm,轴 承径节为 39.04 mm;实验室电机转速 1 500 r/min,采 样频率为 33 kHz,采样点数 4 800。



图 4 机械故障综合模拟试验台

参考文献[11-13]中的样本数目,在滚动轴承正 常、内圈故障、外圈故障、滚动体故障这4种状态下,分 别采集60个样本,共获得240个样本数据。在每种状 态下,随机选择30组数据作为训练样本,剩余的30组 数据作为测试样本。

上述滚动轴承振动信号经过 LCD 分解,共获得 8 个 ISC 分量。运用峭度-能量比准则,筛选其中的 3 个 有效分量,计算其能量熵与多尺度熵,然后输入 SVM 中进行分类,最后得到结果。

根据上述诊断步骤,可得到滚动轴承故障诊断准 确率如表4所示。

表4 故障诊断准确率

而日	工告/(の)	内圈故障	外圈故障	滚动体故障
坝口	止币/(%)	/(%)	/(%)	/(%)
能量熵	100	93.3	90	96.7
多尺度熵	100	96.7	93.3	100
融合	100	96.7	100	100

再将上述滚动轴承振动信号经过 LCD 分解,共获 得 8 个 ISC 分量,分别计算 8 个 ISC 分量的能量熵和 多尺度熵,并输入 SVM 进行分类,最终得到滚动轴承 的故障诊断结果,如表 5 所示。

表 5 故障诊断准确率

而日	工告/(の)	内圈故障	外圈故障	滚动体故障
	止币/(%)	/(%)	/(%)	/(%)
能量熵	96.7	86.7	80	90
多尺度熵	100	93.3	90	96.7
融合	100	93.3	96.7	100

由表(4,5)数据可以说明:

(1)使用多特征进行故障诊断的准确率高于单一 特征的准确率;

(2)筛选后的 ISC 有效分量提高了滚动轴承故障 诊断的准确率。 采用 LCD 信号分解与峭度-能量比准则相结合的 方法,本文进行了滚动轴承故障诊断:首先采用 LCD 对滚动轴承信号进行了分解,根据峭度-能量比准则, 计算了各 ISC 分量的 K_r 值,然后选取 K_r 值较大的 ISC 分量作为有效分量,计算了其能量熵和多尺度熵, 以此作为特征向量;该方法提高了故障诊断的准确率。 得到结论如下:

(1)将能量熵、多尺度熵分别作为滚动轴承的故障特征,并对比两者的故障诊断准确率,结果表明:内圈为6.6%,外圈为10%,滚动体为6.7%;

(2)运用峭度-能量比准则筛选 ISC 分量,能够提高滚动轴承的故障诊断准确率;结果表明,滚动轴承内圈、外圈的故障诊断准确率分别提高了3.4%,3.3%。

参考文献(References):

- [1] 丛 蕊,曾张博,李洪标,等. 基于 LCD 和倒频谱齿轮箱 故障诊断[J].煤矿机械,2017,38(4):146-148.
- [2] 郑近德,程军圣,杨 宇.基于 LCD 和排列熵的滚动轴承 故障诊断[J].振动.测试与诊断,2014,34(5):802-806, 971.
- [3] 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.
- [4] 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.

- [5] 向 丹,岑 健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障 诊断方法[J]. 航空动力报,2015,30(5):1149-1155.
- [6] 赵 国,李益兵,谢春启.基于多特征融合的 GA-SVM 齿轮故障诊断方法[J].数字制造科学,2017,15(3):108-113.
- [7] 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.
- [8] 唐友福,林 峰,邹龙庆.基于 LMD 多尺度熵和 LSSVM 的往复压缩机故障诊断方法研究[J].压缩机技术,2018
 (4):1-7.
- [9] TANG G J, WANG X L, HE Y L. A novel method of fault diagnosis for rolling bearing based on dual tree complexwavelet packet transform and improved multiscalepermutation entropy[J]. Mathematical Problems inEngineering, 2016 (6),1-13.
- [10] ZHENG J D, JIANG Z W, PAN H Y. Sigmoid-based refined composite multiscale fuzzy entropy and t-SNE based fault diagnosis approach for rolling bearing [J]. Measurement, 2018(129):332-342.
- [11] 王振浩,顾欣然,孙福军.基于 EMD 近似熵的高压断路 器故障诊断[J].高压电器,2018,54(10):151-156,163.
- [12] 李梅红,连 威.基于变分模态分解和符号熵的齿轮故 障诊断方法[J].机械传动,2019,43(3):161-165.
- [13] 李从志,郑近德,潘海洋,等.基于精细复合多尺度散布 熵与支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J].中国机 械工程,2019,30(14):1713-1719,1726.

[编辑:周昱晨]

本文引用格式:

杨文志,张茹军,安文斌. 基于 LCD 与峭度-能量比准则的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程,2020,37(5):507-511. XANC Wengthi ZHANC Putium AN Wenghin Fault diagnosis of colling based on LCD and hurteria energy ratio griterion[I] Jaw

YANG Wen-zhi, ZHANG Ru-jun, AN Wen-bin. Fault diagnosis of rolling bearing based on LCD and kurtosis-energy ratio criterion[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2020,37(5):507-511. 《机电工程》杂志:http://www.meem.com.cn