

# 基于近似熵和平方解调分析的滚动 轴承故障特征提取

郭学卫, 申永军, 杨绍普

(石家庄铁道大学 机械工程学院, 河北 石家庄 050043)

**摘要:**提出了一种基于近似熵和平方解调分析的故障特征提取新方法。这种方法的核心是首先使用平方解调分析把调制的振动信号进行解调,然后计算并比较这些经平方解调后的信号的近似熵,从而实现故障的特征提取。研究表明,用这种方法提取信号特征,可以容易地将正常滚动轴承、内圈故障、外圈故障和滚子故障的信号区分。

**关键词:**近似熵;平方解调;特征提取

**中图分类号:**TH17 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-0373(2017)04-0036-04

## 0 引言

滚动轴承是机械设备中最常用且最容易损坏的零件之一,一旦出现故障,将直接影响机械设备的正常运转,因此对轴承的监测与诊断显得尤为重要。在滚动轴承故障诊断中,如何有效提取故障特征信息是诊断的关键。1991年,Pincus首次提出了近似熵的概念<sup>[1]</sup>,它是一种表征非线性时间序列复杂性和不规则性的动力学参数,具有计算所需数据短、抗野点能力强、对确定性信号和随机信号都适用等特点。对于滚动轴承振动信号,不同故障的振动信号的复杂性不同,因而其对应的近似熵值也不同。因此,近似熵可以对滚动轴承故障特征进行提取。但大量文献<sup>[2-3]</sup>研究表明如果直接使用原始信号的近似熵进行特征提取,无法对各故障模式实现有效区分。这是因为原始信号的近似熵所提供的信息有限,不能反映轴承损伤情况的深层次信息,因而不足以对轴承的所有工况进行区分。同时这也是因为当滚动轴承出现故障时,信号中包含的故障信息往往都是以调制形式出现的,若直接对调制信号进行分析,不利于故障的诊断和识别<sup>[4-5]</sup>。尤其是当故障处于早期状态或因故障导致的冲击信号不明显时,更难以从调制信号中获得有用的故障特征。平方解调分析<sup>[6]</sup>作为信号解调的一种方法,它可以把与故障有关的信号从高频调制信号中解调出来,避免与其他低频干扰信号的混淆,从而有效提高诊断结果的准确性。

基于上文的描述,提出了一种基于近似熵和平方解调分析的故障特征提取新方法。该方法的步骤是首先对调制的振动信号直接作平方处理,从而实现信号的解调,然后计算并比较这些经平方解调后的信号的近似熵,从而实现故障的特征提取。为了说明这种方法的有效性,采用凯斯西储大学(Case Western Reserve University,简称CWRU)电气实验室轴承数据中心提供的滚动轴承数据进行分析。研究发现,用经平方解调后的信号的近似熵提取信号特征,可以容易地将正常滚动轴承、内圈故障、外圈故障和滚子故障的信号区分。

## 1 近似熵

### 1.1 近似熵的定义

收稿日期:2016-06-06 责任编辑:车轩玉 DOI:10.13319/j.cnki.sjztdxxbzb.2017.04.07

基金项目:国家自然科学基金(11372198);河北省高等学校创新团队领军人才计划(LJRC018);河北省高等学校高层次人才科学研究项目(GCC2014053);河北省高层次人才资助项目(A201401001)

作者简介:郭学卫(1991-),男,硕士研究生,研究方向为旋转机械故障诊断。E-mail:1607840744@qq.com

郭学卫,申永军,杨绍普.基于近似熵和平方解调分析的滚动轴承故障特征提取[J].石家庄铁道大学学报:自然科学版,2017,30(4):36-39.

设的原始数据为  $\{u(i), i=0, 1, \dots, N\}$ , 预先给定模式维数  $m$  和相似容限  $r$  的值, 则近似熵可以通过以下步骤计算得到:

(1) 将序列  $\{u(i)\}$  按顺序组成  $m$  维矢量  $X(i)$ , 即

$$X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)], i = 1, 2, \dots, N-m+1 \quad (1)$$

(2) 定义  $X(i)$  与  $X(j)$  间的距离  $d[X(i), X(j)]$  为两者对应元素差值的绝对值的最大值, 即

$$d[X(i), X(j)] = \max_{k=0 \sim m-1} |u(i+k) - u(j+k)| \quad (2)$$

(3) 按照给定的相似容限  $r (r > 0)$ , 统计  $d[X(i), X(j)] < r$  的数目及此数目与总的矢量个数  $N-m+1$  的比值, 记作  $c_i^m(r)$ , 即

$$c_i^m(r) = \{d[X(i), X(j)] < r \text{ 的数目} / (N-m+1)\} \quad (3)$$

(4) 先对  $c_i^m(r)$  取对数, 再求其平均值, 记作  $H^n(r)$ , 即

$$H^n(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r) \quad (4)$$

(5) 再对  $m+1$ , 重复(1)~(4)的过程, 得到  $H^{n+1}(r)$ 。

(6) 定义近似熵

$$\text{ApEn}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} [H^n(r) - H^{n+1}(r)] \quad (5)$$

当  $N$  为有限数时, 式(5)表示成

$$\text{ApEn}(m, r, N) = H^n(r) - H^{n+1}(r) \quad (6)$$

ApEn 的值显然与  $m, r, N$  的取值有关, 根据经验, 通常取  $m=2, r=0.1 \sim 0.25SD(u)$  ( $SD$  表示序列  $\{u(i)\}$  的标准差), 这时候近似熵具有较为合理的统计特性<sup>[4]</sup>, 故本文应用实例中近似熵的计算过程中都采用了  $m=2, r=0.15SD(u)$ 。

可以看出, 近似熵的计算实际上是在确定一个时间序列在模式上的自相似程度有多大, 从另外一个角度讲, 就是在衡量当维数变化时该时间序列中产生新模式的概率的大小, 产生新模式的概率越大, 时间序列就越复杂, 其近似熵值就越大。同时, 由近似熵自身的性质可知, 近似熵同时具有很好的抗噪和抗野点能力。

## 1.2 近似熵的快速算法

近似熵的计算可以按照上述定义的步骤(1)~(6)去进行, 然而这其中有很多的冗余计算, 比较耗时, 不利于实时运用。洪波等在文献[7]中给出了一种快速算法, 可将计算速度提高到定义算法的 5 倍左右, 现介绍如下:

第一步: 对  $N$  点序列, 先计算  $N \times N$  的距离矩阵  $D$ ,  $D$  的第  $i$  行第  $j$  列元素记为  $d_{ij}$ 。

$$d_{ij} = \begin{cases} 1 & |u(i) - u(j)| < r \\ 0 & |u(i) - u(j)| \geq r \end{cases} \quad i = 1 \sim N, j = 1 \sim N, i \neq j \quad (7)$$

第二步: 利用矩阵  $D$  中的元素, 可以方便地计算得到  $C_i^2(r)$  和  $C_i^3(r)$  (假设  $m=2$ )。

$$C_i^2(r) = \sum_{j=1}^{N-1} d_{ij} \cap d_{(i+1)(j+1)}$$

$$C_i^3(r) = \sum_{j=1}^{N-2} d_{ij} \cap d_{(i+1)(j+1)} \cap d_{(i+2)(j+2)} \quad (8)$$

第三步: 由  $C_i^2(r)$  和  $C_i^3(r)$  分别计算  $H^2(r)$  和  $H^3(r)$ 。

第四步:  $\text{ApEn}(m, r, N) = H^n(r) - H^{n+1}(r)$ 。

该算法主要是将定义算法中的步骤(1)构造矢量的过程省略, 同时不再分别计算  $m=2$  和  $m=3$  时各矢量之间的距离, 而转变为求解时间序列中各数据点的差值, 既避免了同维矢量之间距离的重复计算, 也减少了当维数变化时的计算距离过程中的不必要计算, 从而提高了运算效率。因此, 在后续的分析中均采用该快速算法来求取信号的近似熵。

## 2 平方解调

平方解调的基本原理是对包含故障信息的窄带调幅信号直接作平方处理,借以消除载波信号的影响并提取出包含故障信息的低频成分<sup>[5]</sup>,即可以容易地解出包含故障信息的调制频率,获得更加明显的故障特征,为后续分析奠定了良好的基础。

滚动轴承发生故障时所测得的振动信号通常是调制信号,大量文献<sup>[6-7]</sup>研究表明,若直接对调制信号进行分析,不利于故障的诊断和识别。尤其是当滚动轴承故障处于早期状态或因故障导致的冲击信号不明显时,更是难以从调制信号中获得有用的故障特征。平方解调分析作为信号解调的一种方法,能将轴承的故障信息从复杂的调制信号中分离出来,挖掘信号中更深层次的信息,获得更加明显的故障特征,从而有效提高诊断结果的可靠性。

## 3 故障特征提取方法及实例

基于上文的描述,可以建立基于近似熵和平方解调分析的故障特征提取新方法。将近似熵和平方解调分析相结合,提取滚动轴承故障信息具体方法如下:

考虑到直接从传感器获取的振动信息包含了大量的干扰噪声,将对后续分析产生很大的影响,不利于故障特征的提取<sup>[8-9]</sup>,因此采用小波阈值法对采集的振动信号进行降噪处理,以减少噪声的干扰。因此,首先采用小波阈值法对采集的振动信号进行降噪处理,其中小波基选择 DB9。然后对经过小波降噪后的振动信号  $x(t)$  直接作平方处理,得到信号的平方解调信号

$$z(t) = [x(t)]^2 \quad (9)$$

最后计算  $z(t)$  的近似熵。

为了说明这种方法的有效性,将其应用到滚动轴承故障特征提取中。实验数据由凯斯西储大学(Case Western Reserve University, 简称 CWRU)电气实验室轴承数据中心提供,滚动轴承的型号为 SKF6205。数据选择电机旋转速度为 17 725 r/min,采样频率为 12 kHz 的正常轴承、内圈故障、外圈故障和滚动体故障 4 种状态下的振动数据,故障深度为 0.007 英寸(0.177 8 mm)。实验结果如图 1、图 2 所示,线 1 至线 4 分别为正常轴承(符号为“△”)、滚动体故障(符号为“○”)、外圈故障(符号为“□”)和内圈故障(符号为“+”)各 24 组未经平方解调的振动信号和经过平方解调后的振动信号的近似熵计算结果。

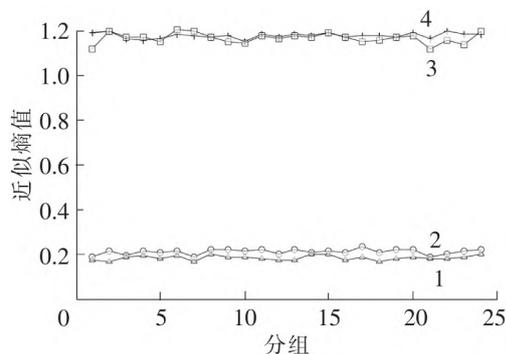


图 1 小波降噪后未经平方解调信号的近似熵

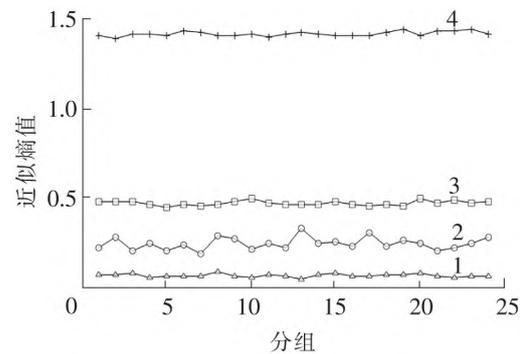


图 2 小波降噪后经平方解调信号的近似熵

由图 1 和图 2 可明显看出,未经平方解调的信号近似熵值各模式间混叠严重,无法将正常轴承、内圈故障、外圈故障和滚动体故障的信号区分开,而经平方解调后的信号的近似熵可以容易的将 4 种状态的信号区分开来。

## 4 结论

对基于近似熵和平方解调分析用于滚动轴承故障特征提取这种新方法进行了研究,以滚动轴承为对

象,首先使用平方解调分析把复杂的调制振动信号进行解调,然后计算并比较这些平方解调后的信号的近似熵,成功地将正常、内圈故障、外圈故障和滚动体故障信号进行了区分,效果十分显著。由此可知,把调制的轴承振动信号进行解调,再进行近似熵特征提取,与直接对轴承振动信号进行近似熵特征提取相比,可以挖掘信号中更深层次的信息,能得到更好的诊断效果。

## 参 考 文 献

- [1]Pincus S M. Approximate entropy as a measure of system complexity[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1991, 88(6): 2297-2301.
- [2]林近山. 基于近似熵的齿轮箱状态监测与故障诊断[J]. 机械传动, 2013, 37(1): 87-89.
- [3]胥永刚,李凌均,何正嘉. 近似熵及其在机械设备故障诊断中的应用[J]. 信息与控制, 2002, 31(6): 547-551.
- [4]程军圣,郑近德,杨宇. 基于局部特征尺度分解的经验包络解调方法及其在机械故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2012, 48(19): 87-94.
- [5]张桂才,史铁林. 基于高阶统计量的机械故障特征提取方法研究[J]. 华中理工大学学报, 1999, 27(3): 6-8.
- [6]张帆,丁康. 平方解调分析原理及在机械信号故障诊断中的应用[J]. 汕头大学学报:自然科学版, 2002, 17(1): 42-47.
- [7]洪波,陈天祥. 近似熵,互近似熵的性质,快速算法及其在脑电与认知研究中的初步应用[J]. 信号处理, 1999, 15(2): 100-108.
- [8]申永军,张光明,祁玉玲,等. 基于 Gabor 变换的自适应降噪方法[J]. 石家庄铁道大学学报:自然科学版, 2010, 23(2): 69-73.
- [9]张光明,申永军,吴彦彦. 基于 Gabor 变换的信号降噪方法[J]. 石家庄铁道学院学报:自然科学版, 2009, 22(3): 86-90.

## Application of Approximate Entropy and Square Demodulation Analysis in Fault Diagnosis of Rolling Bearing

Guo Xuewei, Shen Yongjun, Yang Shaopu

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

**Abstract:** In this paper a new method of pattern recognition based on approximate entropy and square demodulation analysis is presented. The core of this new method is to demodulate the vibration signal by square demodulation analysis, then the approximate entropy of the square demodulation signals are computed and compared. The study shows this new method could discriminate the normal and three fault signals distinctly.

**Key words:** approximate entropy; square demodulation; feature extraction