

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2020.05.010

基于改进基本尺度熵的轴承退化 特征分析方法研究*

孙占民,唐旭明,万 浩,周银银,班东坡,闫 阁
(国网安徽省电力有限公司 淮南供电公司,安徽 淮南 232000)

摘要:针对滚动轴承性能退化趋势的准确跟踪问题,对基本尺度熵算法的问题和不足进行了研究。引入了统一的基本尺度,定量衡量幅值分布的信息量大小,进而提出了一种基于改进基本尺度熵的退化特征分析方法;采用 IMS 轴承实验中心的滚动轴承全寿命试验数据进行了实例分析,并与基本尺度熵、模糊熵、近似熵、样本熵等算法进行了对比。研究表明:与基本尺度熵算法相比,改进的基本尺度熵方法能够定量表征信号幅值分布的信息量大小,且性能退化程度越深,该指标取值越大;在计算性能方面,改进的基本尺度熵方法计算速度快、算法稳定性强,能够更好地应用到设备的健康状态评估中。

关键词:基本尺度熵;退化特征提取;滚动轴承;全寿命

中图分类号:TH133.3;O313.7

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2020)05-0517-05

Degradation feature extraction technique of bearing based on improved basic scale entropy

SUN Zhan-min, TANG Xu-ming, WAN Hao, ZHOU Yin-yin, BAN Dong-po, YAN Ge
(Huainan Power Supply Company, China National Network Anhui Electric
Power Co., Ltd., Huainan 232000, China)

Abstract: Aiming at the problem of accurate tracking of rolling bearing performance degradation trend, the problems and deficiencies of the basic scale entropy algorithm were studied. An unified basic scale was introduced to quantitatively measure the information size of the amplitude distribution, and then a degradation feature analysis method based on improved basic scale entropy was proposed. The full-life test data of rolling bearing of IMS bearing experimental center was used to analyze the example, and the algorithms of basic scale entropy, fuzzy entropy, approximate entropy and sample entropy were introduced for comparison. The results show that the improved basic scale entropy method is able to characterize the information amount of signal amplitude quantitatively, and the deeper the performance degradation, the larger the value of this indicator. In terms of computational performance, the improved basic scale entropy method has a fast calculation speed and strong algorithm stability, and can be better applied to the evaluation of the equipment's health condition.

Key words: basic scale entropy(BSE); degradation feature extraction; rolling bearing; whole lifetime

0 引 言

卸船机、门机等设备是电厂码头重要的煤炭装卸设备,该设备的动力主要来自起升机构、行走机构以及

俯仰机构,滚动轴承是上述三大机构中关键的旋转支撑部件。在港口恶劣的工作环境中,滚动轴承容易发生突发性故障,导致停工停产甚至伤亡事故。监测并采集滚动轴承的运行监测信号,在线准确评估健康状

收稿日期:2019-07-26

基金项目:国家高技术研究发展计划(“863”计划)资助项目(2013AA041106);国家自然科学基金资助项目(31300783)

作者简介:孙占民(1987-),男,山东济南人,主要从事高压电缆管理方面的研究。E-mail:2016861918@qq.com

态,能够降低滚动轴承发生突发故障的概率,为实现基于状态的维修奠定方法基础^[1]。基于状态的维修(CBM)主要包括退化特征提取、退化状态识别、剩余寿命预测等关键技术^[2]。

退化特征提取的核心是定量表征机械设备的性能退化状态指数,是实现退化状态评估和故障预测的重要前提^[3],主要基于常用的时域、频域以及时频域分析等线性信号处理方法展开研究,例如峭度^[4]、谱峭度^[5]、自适应模态分解^[6-7]等。考虑到负载的不规律变化以及机械振动信号的非线性、非平稳特性,近年来,基于信息熵与分形的复杂性分析方法开始应用到轴承、齿轮等旋转机械的退化规律分析中,包括近似熵、模糊熵、样本熵、盒维数、关联维数等特征^[8-12]。

基本尺度熵以符号动力学理论为基础,对心跳间隔序列进行幅值上的符号化,并计算熵测度,具有较强的抗干扰能力,可以有效地分析短时、非平稳、有噪声干扰的数据。该算法起源并有效地应用在心脏电信号分析中^[13-14],在机械设备故障诊断领域也有一些初步应用^[15-17]。但是目前对于机械设备特征分析的研究还相对较少。

本文对基本尺度熵算法进行改进,采用统一基本尺度对信号幅值进行符号化划分,定量衡量幅值变化的信息量;以 IMS 轴承试验中心的轴承全寿命数据为数据源,分析该方法在退化特征提取中的有效性。

1 基本尺度熵及其改进

1.1 基本尺度熵

一维信号的基本尺度熵计算思路如下:首先对数据进行从 1 维到 m 维的矢量转换,然后根据基本尺度参数 a 将 m 维矢量转换为相应的符号序列,最后由符号序列统计出相关概率,并计算基本尺度熵值^[18]。

假设 u 为长度 N 的一维时间序列,首先将 u 转换为 m 维矢量 X ,转换方式如下:

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

式中: m —矢量维数; L —延迟因子, $i+(m-1)L \leq N$ 。

当 $L=1$ 时, u 可以转化为 $N-m+1$ 个 m 维矢量。之后,对每个 m 维矢量进行符号化,将其转换为 m 维矢量符号序列 S ,即:

$$S_i(X_i) = \{s(i), s(i+L), \dots, s(i+(m-1)L)\} \quad (2)$$

式中: s —符号类型, $s \in A: A = 0, 1, 2, 3$ 。

转换过程如下:

$$S_i(X_i) = \begin{cases} 0: \bar{u} < u_{i+k} \leq \bar{u} + a \times BS \\ 1: u_{i+k} > \bar{u} + a \times BS \\ 2: \bar{u} - a \times BS < u_{i+k} \leq \bar{u} \\ 3: u_{i+k} \leq \bar{u} - a \times BS \end{cases} \quad (3)$$

式中: $BS(i)$ —向量基本尺度。

其中, $BS(i)$ 表达式为:

$$BS(i) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m-1} [u(i+j) - u(i+j-1)]^2}{m-1}} \quad (4)$$

式中: \bar{u} —第 i 个 m 维矢量的平均值; a —基本尺度参数。

其中, a 在实际应用中需要合适地选择。取值过大会丢失信号中的细节信息,无法反映信号的动态变化信息,取值过小则会受噪声影响。

最后,统计 m 维矢量符号序列 S 的分布概率 $P(S_i)$ 。由于包括 4 种符号, m 维矢量符号序列共有 4^m 种不同组合状态 π 。

因此,整个 $N-m+1$ 个 m 维矢量中所占的概率为:

$$p(\pi) = \frac{\#\{t | u_t, u_{t+1}, \dots, u_{t+m-1} \text{ hastype } \pi\}}{N-m+1} \quad (5)$$

式中: t —符号向量序号, $1 \leq t \leq N-m+1$; $\#$ —包含的个数。

序列 u 的归一化的基本尺度熵计算如下:

$$H(m) = \frac{-\sum p(\pi) \log_2 p(\pi)}{\log_2(4^m)} \quad (6)$$

其中, m 的取值可以为 3 ~ 7, N 的取值只要大于 4^m 即可。

对所有可能的 π 的分布概率求信息熵,该信息熵描述了时间序列中 m 个连续值所包含的波动信息,即信息的复杂度。基本尺度熵的值越大,则表明序列维矢量的波动模式越复杂,序列的复杂性越高;反之,熵值越小,序列的复杂性越低^[19]。

1.2 改进的基本尺度熵

基本尺度熵以作为符号划分标准,定量度量每个矢量距离基本尺度 BS 的波动模式,取值与波动模式的复杂性成正比。但该方法对每个矢量均需计算基本尺度 BS ,计算速度较慢,且参数 a 的取值会影响算法结果,不利于数据的在线分析。

以基本尺度熵方法为基础,基于符号动力学理论,笔者提出一种改进的基本尺度熵(improved basic scale entropy, IBSE) 计算方法,其计算方式如下:

Step1: 将一维时间序列 u 转换为 m 维矢量 X 。

$$X(i) = [u(i), u(i + L), \dots, u(i + (m - 1)L)] \quad (7)$$

Step2:采用网格化方法对每个 m 维矢量进行符号化,转换为 m 维矢量符号序列 S ,即:

$$S_i(X_i) = \{s(i), s(i + L), \dots, s(i + (m - 1)L)\} \quad (8)$$

式中: s —符号类型, $s \in A: A = 1, 2, 3, 4, 5$ 。

转换方式如下:

$$S_i(X_i) = \begin{cases} 1, |u(i)| \leq BS_0 \\ 2, BS_0 < |u(i)| \leq 2 \times BS_0 \\ 3, 2 \times BS_0 < |u(i)| \leq 3 \times BS_0 \\ 4, 3 \times BS_0 < |u(i)| \leq 4 \times BS_0 \\ 5, 4 \times BS_0 < |u(i)| \end{cases} \quad (9)$$

式中: BS_0 —统一的基本尺度。

本文采用正常状态振动信号的均方根。改进的基本尺度熵方法采用统一的符号划分标准,能够定量度量信号幅值分布的模式;同时,由于采用统一的尺度,算法速度较快。

最后,在式(9)的符号化模式下,绝对值小于基本尺度的信号会被符号化为同一种符号,降低了算法对于噪声的“敏感性”,在一定程度上提升了算法的抗噪能力。

2 IMS 轴承全寿命数据分析

2.1 滚动轴承全寿命实验

笔者采用来自辛辛那提大学智能维护系统中心(intelligent maintenance systems, IMS)^[20]的滚动轴承全寿命数据集进行实例分析。

加速寿命实验台示意图如图1所示。

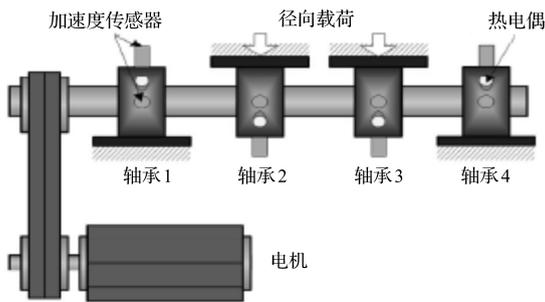


图1 加速试验台示意图

图1中,轴上安装了4套 Rexnord ZA-2115 双列圆柱滚子轴承,每列含16个滚子,滚子组节圆直径为75.501 mm,滚动体直径为8.407 4 mm,压力角为15.17°;轴转速保持2 000 r/min 恒定不变,通过弹簧装置在轴上加载2 721.554 kg 径向载荷;每个轴承座

安装2个高灵敏度PCB加速度传感器353B33采集振动数据;采样频率20 kHz,每组采样时间为1 s,组间采样间隔为10 min。

该试验台的4套轴承从2019年2月12日11:16:18运行至2月19日06:22:39,共采集到982组文件数据。试验台停机时,检查发现:1#轴承出现故障,失效形式为外圈故障^[21];其余2#~4#轴承完好。

2.2 参数影响分析

笔者依次对每组信号进行符号化,并提取改进的基本尺度熵参数。在计算过程中,基本尺度 BS_0 和矢量维数 m 是 $IBSE$ 计算过程中的两个主要参数。

笔者以第750组数据为例,分析参数对 $IBSE$ 数值的影响。

基本尺度 BS_0 的影响规律如图2所示。

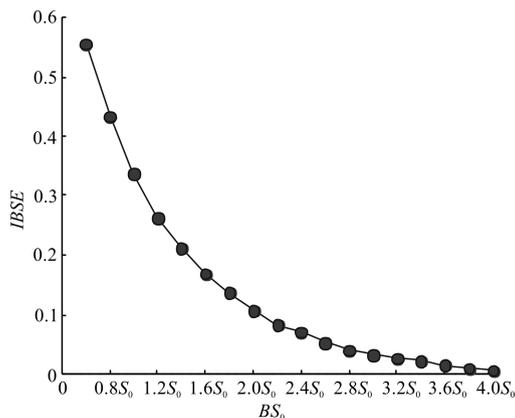


图2 基本尺度 BS_0 影响规律

由图2可以看出:基本尺度 BS_0 与 $IBSE$ 的取值成反比;基本尺度越大,取值越低。其主要原因在于基本尺度直接决定符号化的基准值,取值越高,符号化的模式数量越少,熵值越小。

为了保持较高的特征值分辨率,本文选取 BS_0 为1.5倍的正常运行信号的均方根(S_0)。

m 取值对 $IBSE$ 的影响如图3所示。

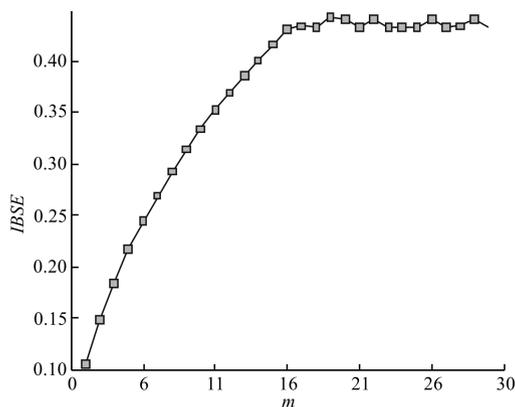


图3 m 取值对 $IBSE$ 的影响

由图 3 可以看出; m 取值越大, $IBSE$ 取值越高, 与原算法是一致的; 当 $m > 16$ 时, $IBSE$ 趋于稳定。

考虑到算法的计算量和运算速度, 本文选取 $m = 4$ 。

2.3 基本尺度熵退化特征提取

笔者分别计算每组数据的 $IBSE$ 。

$IBSE$ 变化曲线如图 4 所示。

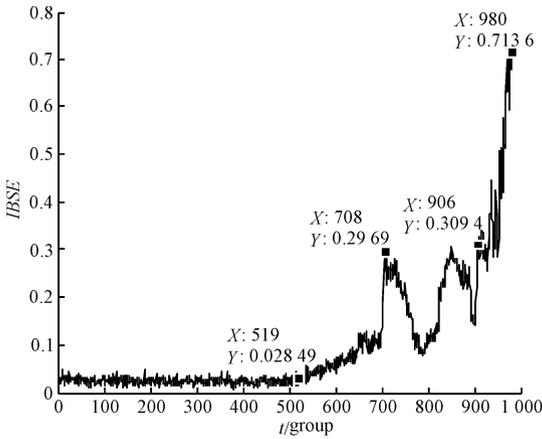


图 4 $IBSE$ 变化曲线

由图 4 可以看出: 随着性能退化程度的加深, $IBSE$ 取值整体增加; 曲线呈现明显的阶段性, 且信号波动性低。

按照基本尺度熵方法, 笔者分别计算每组信号的 BSE 参数。

BSE 变化曲线如图 5 所示。

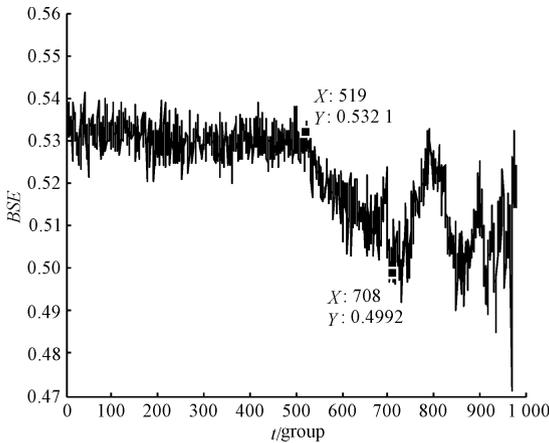


图 5 BSE 变化曲线

对比图 (4~5) 可以看出: 随着性能退化程度的加深, BSE 取值整体减小。其主要原因在于 BSE 算法衡量每组数据的波动模式, 正常状态下分布均衡, 取值最高, 随退化进程而降低; $IBSE$ 采用统一的尺度衡量幅值分布信息, 性能退化程度越深, 分布模式越均衡, $IBSE$ 取值越高。

同时, 由于对幅值区间的符号化, 使该算法能够过

滤噪声引起的干扰, 使曲线波动更小, 稳定性更强。

2.4 基于改进基本尺度熵分析方法的优势

笔者选取常用的复杂度指标 (近似熵、模糊熵、样本熵) 以及有效值进行对比。

不同退化特征对比如图 6 所示。

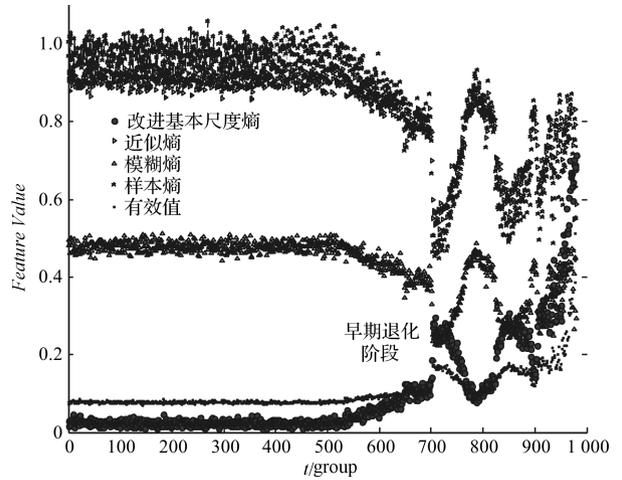


图 6 不同退化特征对比示意图

由图 6 可以看出: 复杂度指标的取值与退化程度成反比, 退化程度越深, 取值越低; 改进的基本尺度熵与有效值指标分别反映了幅值分布和能量累积, 取值与退化程度成正比, 退化程度越深, 取值越高; 在第 500 组数据时, 滚动轴承出现轻微退化, 此时近似熵、样本熵、模糊熵以及改进基本尺度熵均发生了敏感的变化, 而有效值参数由于只能反映时域的统计特性, 未能敏感地表现出该趋势。

不同算法的定量结果对比如表 1 所示。

表 1 不同算法定量结果

序号	算法	时间/s	方差
1	IBSE	0.049 992	1.433 1e-05
2	BSE	0.430 447	4.373 2e-05
3	RMS	0.012 839	6.041 6e-06
4	模糊熵	0.933 219	1.628 0e-04
5	近似熵	0.674 079	3.251 4e-04
6	样本熵	0.355 605	8.259 7e-04

表 1 描述了算法对每组数据的平均计算时间, 以及曲线稳定区间 $[0, 500]$ 的方差大小。

由表 1 可以看出: 改进基本尺度熵运算速度快于基本尺度熵以及其他复杂度指标, 其主要原因在于计算过程中统一的符号化运算; 而在曲线的稳定性方面, 改进的基本尺度熵也要优于复杂度计算方法; 有效值 RMS 具有最优的运算速度和方差, 但对于轴承性能的轻微退化不敏感。

3 结束语

针对基本尺度熵方法存在稳定性不强、误差较大、

计算速度慢的不足,本文提出了一种改进的基本尺度熵方法,并将该方法应用到滚动轴承的退化特征提取中,并以IMS轴承全寿命数据进行了算法验证,结果表明:

(1)改进的基本尺度熵能够有效描述序列的模式变动的复杂度大小。信号稳定性越强,模式变动越简单,取值越低;反之,模式变动越复杂,取值越大;

(2)通过引入统一的基本尺度,算法对于噪声的敏感性降低,计算速度加快,能够有效挖掘信号符号模式的变动趋势;

(3)当滚动轴承的健康状态逐渐退化时,信号的改进基本尺度熵取值逐渐增大,能够在一定程度上跟踪性能退化的进程,并且能够清晰地反映性能的初步退化,为进一步作在线退化特征提取奠定了基础。

参考文献(References):

[1] NGUYEN K A, DO P, GRALL A. Condition-based maintenance for multi-component systems using importance measure and predictive information[J]. **International Journal of Systems Science Operations & Logistics**, 2014, 1(4): 228-245.

[2] HONG S, ZHOU Z, ZIO E, et al. Condition assessment for the performance degradation of bearing based on a combinatorial feature extraction method[J]. **Digital Signal Processing**, 2014, 27(1): 159-166.

[3] WANG B, HU X, LI H. Rolling bearing performance degradation condition recognition based on mathematical morphological fractal dimension and fuzzy C-means[J]. **Measurement**, 2017(109): 1-8.

[4] ARANEO R, ATTOLINI G, CELOZZI S, et al. Time-domain shielding performance of enclosures: a comparison of different global approaches[J]. **IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility**, 2016, 58(2): 434-441.

[5] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics-A tutorial[J]. **Mechanical Systems & Signal Processing**, 2011, 25(2): 485-520.

[6] GAO Y, VILLECCO F, LI M, et al. Multi-scale permutation entropy based on improved LMD and HMM for rolling bearing diagnosis[J]. **Entropy**, 2017, 19(4): 176-182.

[7] 李志农,朱明.基于变分模态分解的机械故障诊断方法研究[J].兵工学报,2017,38(3):593-599.

[8] 范国良,李爱平,刘雪梅,等.基于信息熵与Lempel-Ziv的拧紧设备性能评估方法[J].振动、测试与诊断,2019(1):88-94,223.

[9] 郑近德,潘海洋,戚晓利,等.复合层次模糊熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J].中国机械工程,2016,27(15):2048-2055.

[10] 杨大为,冯辅周,赵永东,等.VMD样本熵特征提取方法及其在行星变速箱故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2018,37(16):198-205.

[11] 金成功.基于改进HHT和形态学分形维数的齿轮箱轴承故障特征提取方法[J].组合机床与自动化加工技术,2019(8):82-85,90.

[12] 康守强,叶立强,王玉静,等.基于数学形态学和IFOA-SVR的滚动轴承可靠度预测方法[J].机械工程学报,2017,53(8):201-208.

[13] 罗志增,沈寒霄.表面肌电信号的基本尺度熵分析方法[J].华中科技大学学报:自然科学版,2008(S1):102-104.

[14] 刘铁兵,姚文坡,宁新宝,等.功能磁共振成像的基本尺度熵分析[J].物理学报,2013,62(21):501-506.

[15] 许凡,方彦军,张荣,等.基于LMD基本尺度熵的AP聚类滚动轴承故障诊断[J].计算机应用研究,2017,34(6):1732-1736.

[16] 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.

[17] 王照.多尺度化基本尺度熵及其在故障诊断中的应用[J].机械强度,2018,40(3):565-569.

[18] 王冰,王微,胡雄,等.基于GG模糊聚类的退化状态识别方法[J].仪器仪表学报,2018,39(3):21-28.

[19] 刘大钊,王俊,李锦,等.颠倒睡眠状态调制心率变异性信号的功率谱和基本尺度熵分析[J].物理学报,2014,63(19):434-440.

[20] 何大伟,彭靖波,胡金海,等.基于改进FOA优化的CS-SVM轴承故障诊断研究[J].振动与冲击,2018,37(18):108-114.

[21] 张文风,周俊.基于Dropout-CNN的滚动轴承故障诊断研究[J].轻工机械,2019,37(2):67-72.

[编辑:方越婷]

本文引用格式:

孙占民,唐旭明,万浩,等.基于改进基本尺度熵的轴承退化特征分析方法研究[J].机电工程,2020,37(5):517-521.

SUN Zhan-min, TANG Xu-ming, WAN Hao, et al. Degradation feature extraction technique of bearing based on improved basic scale entropy[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2020, 37(5): 517-521.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>