

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2020.02.002

基于改进符号序列熵的岸桥 齿轮箱退化特征提取研究^{*}

孙德建¹, 王 冰¹, 胡 雄^{1*}, 王 微¹, 吴 超²

(1. 上海海事大学 物流工程学院, 上海 201306; 2. 浙能嘉华发电有限公司 燃料部, 浙江 嘉兴 314201)

摘要:针对岸桥齿轮箱工况特殊,退化趋势难以跟踪的问题,对符号序列熵算法、振动能量谱统计特性、威布尔分布理论进行了研究。改进了符号化方法,采用正常状态下的能量谱有效值作为阈值,降低了信号中的随机波动对原符号序列熵算法的影响,提出了一种基于改进符号序列熵与滑动窗威布尔拟合的退化特征提取方法;利用上海港某码头在线监测的起升机构齿轮箱全寿命数据进行了测试。研究结果表明:改进的符号序列熵能够描述振动能量谱的复杂度大小,所提出的退化特征参数能够稳定地反映岸桥齿轮箱的性能退化趋势,退化程度越深,退化特征参数取值越大;并且具有平稳、准确的优点。

关键词:岸桥;退化特征提取;符号序列熵;威布尔分布;齿轮箱

中图分类号:TH133.33;TH113.1;TP806.3

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2020)02-0120-06

Degradation feature extraction of port crane gearbox based on improved symbolic sequence entropy

SUN De-jian¹, WANG Bing¹, HU Xiong¹, WANG Wei¹, WU Chao²

(1. Logistics Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;

2. Fuel Department, Zheneng Jiahua Power Generator Co., Ltd., Jiaxing 314201, China)

Abstract: Aiming at the special condition of the port crane gearbox and the difficulty of tracking the degradation trend, the symbol sequence entropy algorithm, statistical properties of vibration energy spectrum and Weibull fitting theory were studied. The effective value of the normal energy spectrum was introduced as the threshold to reduce the random fluctuation of the original symbol sequence entropy algorithm. A degeneration feature extraction method based on improved symbol sequence entropy and sliding window Weibull fitting was proposed. The lifetime data of the hoisting gearbox monitored online by a terminal in Shanghai Port was tested. The results show that the improved symbol sequence entropy is able to describe the complexity of the vibration energy spectrum and the proposed degradation character parameter can stably reflect the performance degradation trend. The deeper of the degradation degree, the larger of the character parameter, and this method has the smooth and accurate advantages.

Key words: port crane; degradation feature extraction; symbol sequence entropy; Weibull distribution; gearbox

0 引 言

岸桥是港口重要的集装箱起重设备,运行环境恶

劣且工况特殊。起升机构是集装箱起吊作业的重要系统,在高速、重载、大冲击的周期性集装箱吊装作业中,起升机构齿轮箱会承受由强烈动载引起的振动冲击,

收稿日期:2019-04-23

基金项目:国家高技术研究发展计划(“863”计划)资助项目(2013AA041106)

作者简介:孙德建(1982-),男,福建宁德人,博士研究生,主要从事港口机械状态监测与故障预测方面的研究。E-mail: djsun@shmtu.edu.cn

通信联系人:胡雄,男,教授,博士生导师。E-mail: huxiong@shmtu.edu.cn

长期作用下会诱发性能退化,甚至突发故障^[1],导致停工停产,乃至人员伤亡。如果能够对其进行在线监测,并提取其退化特征,就可以准确地跟踪齿轮箱性能退化趋势,进而准确评估其健康状态,提高港口大型起重机械的安全可靠性。

退化特征提取的目标是定量挖掘信号中蕴含的性能退化规律,是评估健康状态的基础,并且其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^[2]、谱峭度^[3]、自适应模态分解^[4-5]等。考虑到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^[6-10]。方法的验证主要采用 IMS^[11] 和 IEEE PHM 2012^[12] 的滚动轴承全寿命加速试验数据,其具有加速模拟、负载干扰小、退化规律明显的优点。

与加速实验数据相比,工业现场的岸桥振动信号更加复杂,比如特殊的工况引起强烈振动,以及复杂的工业环境引入大量的噪声和随机冲击等。这些因素的综合作用,使齿轮箱振动信号表现出非线性、非平稳、非周期的特性,采用传统方法很难有效挖掘其中蕴含的性能退化规律。除此之外,港口起重设备设计寿命长,很难实现长期在线监测,且方法验证困难。上述来自方法和数据上的问题,制约了港口大型机械 PHM 技术的发展。研究有效的退化特征提取方法,挖掘复杂工业现场数据中的退化规律,对于实现机械部件的健康状态准确评估具有重要的意义。

前期的初步研究表明,岸桥工业现场的振动能量谱具有一定程度的复杂度,并且随着性能退化进程的变化,信号的复杂度大小也会呈现一定的规律。而符号动力学分析,能够采用符号化的方法处理时间序列,挖掘并得到其中的规律信息。符号序列熵以符号动力学理论为基础,描述符号序列中的信息熵演化规律,具有计算简便、运算速度快、抗干扰能力强的优点。该算法一经提出,就被主要应用于脑电信号的分析领域^[13-15]。目前,对于机械设备特征分析的研究还相对较少。

以符号序列熵为基础,分析状态演化进程中振动能量谱的复杂度变化规律,被证明是可行的。除此之外,威布尔分布能够描述机械设备以及零部件的寿命分布规律。与两参数威布尔分布相比,三参数威布尔分布由于引入了位置参数,能够更精确地分析性能退化过程中的失效规律,且该方法目前已在故障诊断和

评估领域取得了一定的研究成果^[16-17]。针对工业现场中,由振动能量谱随机冲击导致的数值波动问题,采用威布尔分布能够从统计分布的角度,挖掘其中的稳定性变化规律。

针对目前存在的方法验证问题,本课题组研发并现场应用 NetCMAS 系统,为数据采集和存储提供了可靠的平台,且目前已经监测得到了多组港口起重机部件的全寿命振动能量谱^[18]。

综上分析,本研究针对岸桥齿轮箱的退化特征提取问题,提出一种基于改进符号序列熵与滑动窗威布尔拟合的退化特征提取方法;并以岸桥齿轮箱全寿命能量谱信号为数据基础,进行方法验证。

1 符号序列熵及其改进

1.1 定义

符号序列熵的计算方法如下^[19]:假设 R 为长度 N 的脑电信号,该信号的电位变化是非平稳随机的信号。对信号进行符号化处理(分别以 0、1、2 三种符号代表脑电信号的变化方向),采用的公式如下:

$$x(i) = \begin{cases} 0, R(i+1) < R(i) \\ 1, R(i+1) = R(i) \\ 2, R(i+1) > R(i) \end{cases} \quad (1)$$

通过电位的符号化处理,仅保留电位的变化方向信息。

以滑动窗方法,构造长度为 m 的向量 $X(i)$ 。 $X(i)$ 中可能的符号模式共包括 $M = 3^m$ 种,即:

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

统计 $X(i)$ 中,每种模式出现的概率为:

$$p_j = \frac{N_j}{N-m}, j = 1, 2, \dots, M \quad (3)$$

式中: N_j — 每种符号模式出现的次数。

归一化的符号序列熵计算公式如下:

$$SSE(m) = \frac{-\sum_{j=1}^M p_j \log_2 p_j}{\log_2 M} \quad (4)$$

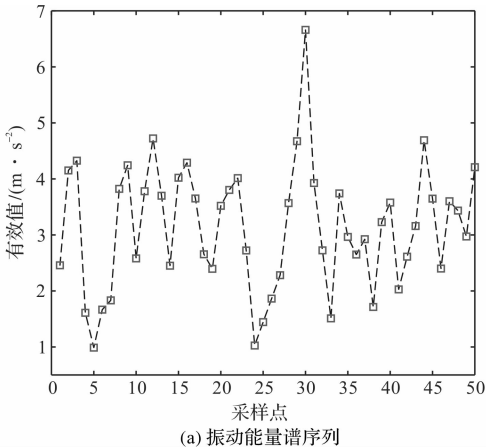
式中: m — 取值无特殊要求,一般取 $N > 3^m$ 即可。

1.2 改进

在原有算法中,以相邻点的信号幅值大小确定序列符号,该方法能够精确灵敏地反映脑电信号中的电位变化。但对于现场环境下的岸桥机械振动信号而言,由于实际工况的特点,振动能量谱信号中常常包括较

多的随机冲击,这些冲击成分的分布包含有丰富的状态信息。因此,本研究需要根据实际情况,降低符号化过程的“灵敏度”,充分利用冲击成分的分布规律,使符号序列熵能够描述现场环境下的机械振动信号复杂度。

本研究对序列符号化的过程进行改进,引入阈值因子 a ,并采用下式对原始序列进行符号化:



$$x(i) = \begin{cases} 0, & R(i+1) < R(i) - a \\ 1, & -a \leq R(i+1) - R(i) \leq a \\ 2, & R(i+1) > R(i) + a \end{cases} \quad (5)$$

式中: a —正常状态信号的有效值。
假设 $a = 1.8 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$,按照原方法和改进后的方法对序列进行符号化,振动能量谱序列符号化对比如图 1 所示。

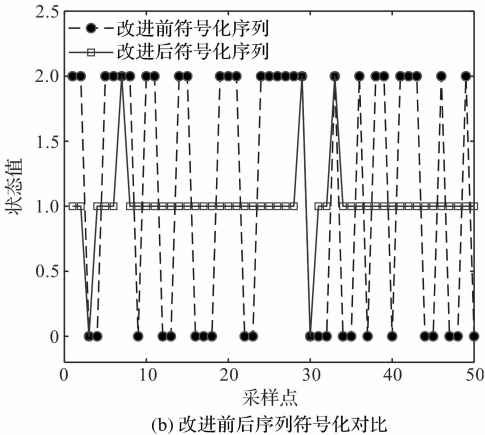


图 1 振动能量谱序列符号化对比

从图 1 可以看出:由于引入了阈值因子,使得相邻点信号幅值差在 $|a|$ 之内的变化符号化为 1,从而实现了“过滤”,并降低了原算法的“敏感性”。

2 退化特征提取方法

为了有效跟踪起升机构齿轮箱的退化趋势,本研

究从符号动力学角度出发,提出一种基于改进符号序列熵与威布尔拟合的退化特征提取方法。

退化特征提取流程如图 2 所示。

退化特征提取主要包括以下 3 个步骤:

(1) 现场振动能量谱在线监测。以现场安装的信号监测与采集系统为平台,持续获取岸桥起升机构齿

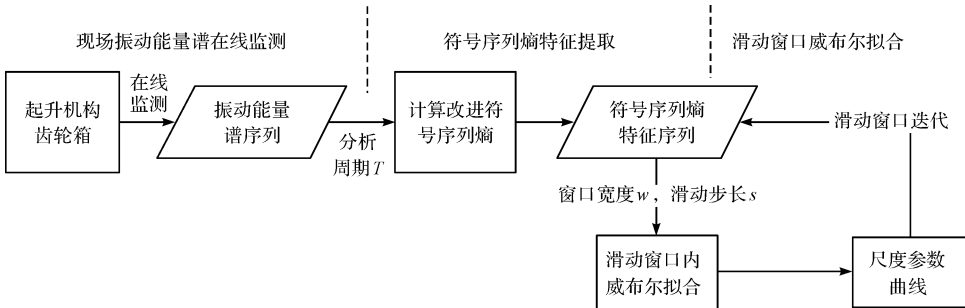


图 2 退化特征提取流程

轮箱关键测点的振动能量谱时间序列,为进一步的分析提供在线现场数据;

(2) 符号序列熵特征提取。设置分析周期 T ,对分析周期内振动能量谱进行符号动力学分析,计算得到改进符号序列熵;每隔周期 T 进行一次特征计算,累积得到符号序列熵特征序列;

(3) 滑动窗口威布尔拟合。针对得到的符号序列熵特征序列,设置滑动窗口宽度 w 与步长 s ;每个滑动窗口包括 w 个符号序列熵特征,对窗口内符号序列熵序列进行三参数威布尔拟合,获取该分布的尺度参数;

之后,每隔 s 个符号序列熵进行窗口滑动,经迭代计算得到尺度参数曲线,以此作为岸桥起升机构齿轮箱的退化特征。

3 岸桥齿轮箱实例数据分析

3.1 岸桥齿轮箱全寿命振动能量谱

本文采用起升机构齿轮箱全寿命数据,对提出的方法进行分析验证,研究对象为上海港某集装箱码头的岸桥起升机构齿轮箱。自该岸桥列装以来,本课题

组就采用 NetCMAS 系统,一直对岸桥 40 多个测点的振动、温度、应力信号进行在线监测。本文采用的全寿命振动能量谱,来自该起升机构齿轮箱的高速输入轴垂直方向,采样频率 24 kHz,采样时间 1 s,采样间隔 10 s,通过在线采集振动加速度信号,并计算其有效值,最终经存储,形成该测点的振动能量谱序列。

持续近 7 年 8 个月的监测后,该起升机构齿轮箱发生失效。停机检修后发现,失效位置为齿轮箱高速输入轴滚子轴承,失效形式为滚子磨损。

齿轮箱轴承失效现场检修图如图 3 所示。

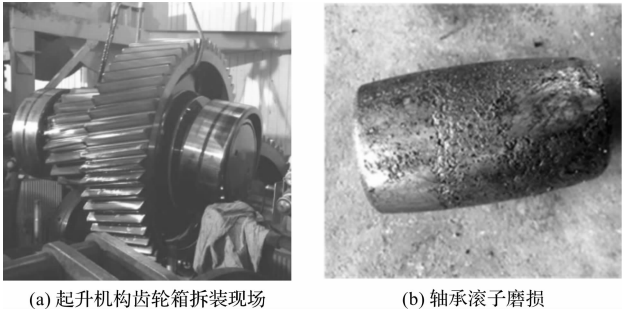


图3 齿轮箱轴承失效现场检修图

通过系统自动预处理,该数据集中的大梁起升、停机等非工作态的振动能量谱被滤除。

振动能量谱全寿命序列时域波形如图 4 所示。

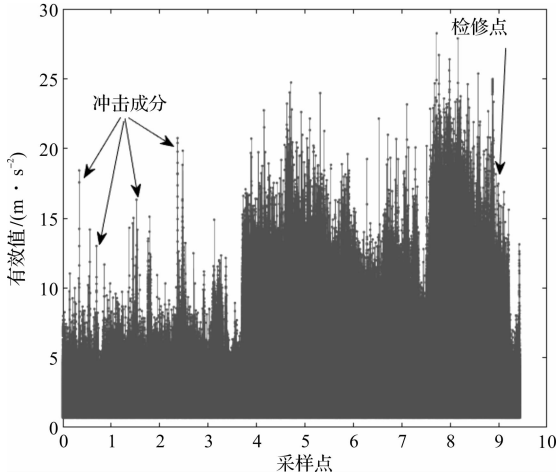


图4 振动能量谱全寿命序列时域波形

从图 4 可以看出:该测点的振动能量在不断增大,但包括很多偶发的能量冲击,这些都是由特殊的集装箱吊装作业引起的大冲击导致的;单纯通过有效值,很难精确地判断故障时机,偶发的能量冲击很可能造成误判,故有必要对其进行进一步的退化特征提取。

3.2 改进符号序列熵提取

本文首先设置分析周期 T ,为了保证分析的精度,设置分析周期 $T = 3\ 600$,近似代表 1 天内监测的振动能量谱,数据集全寿命数据集划分为 2 622 组;本文对分析周期内振动能量谱进行符号动力学分析,计算得到改进符号序列熵,其中,阈值 a 选取为第一个分析周

期的有效值。

改进符号序列熵的演化曲线如图 5 所示。

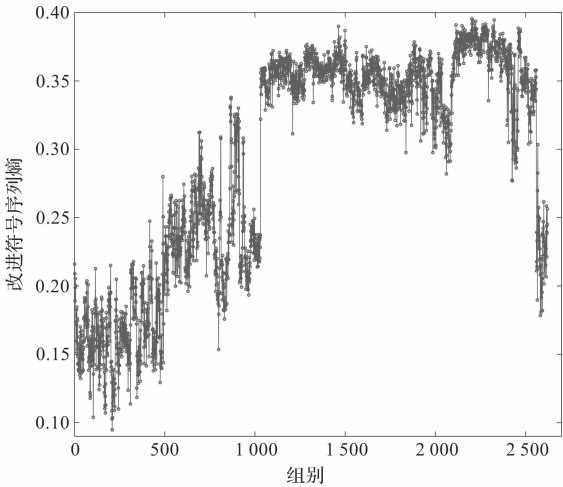


图5 改进符号序列熵演化曲线

图 5 中,随着退化程度的不断加深,改进符号序列熵整体趋势不断增大。但由于分析周期内随机冲击的存在,使得符号序列熵的取值出现一定的上下波动,影响了对演化趋势的精确跟踪。

向量宽度 m 是符号序列熵计算过程中的唯一参数, m 的取值对改进符号序列熵的影响如图 6 所示。

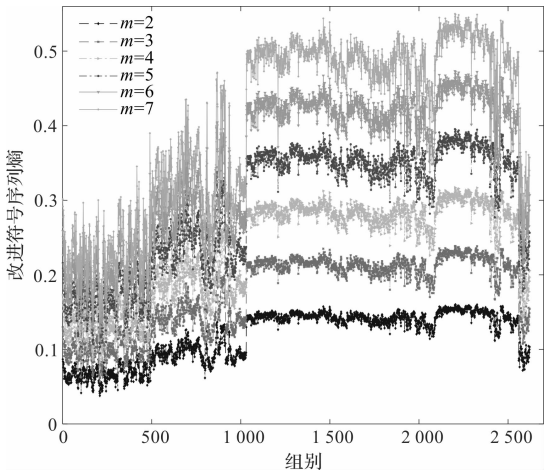


图6 m 取值对改进符号序列熵的影响

从图 6 可以看出: m 的取值能够改变符号序列熵的取值大小, m 越大,符号序列熵结果越大;同时,由于对比标准采用了分析周期内的有效值,使幅值在阈值内的波动均认为是同种模式,从而降低了原始序列中随机波动的影响,可以更为有效地挖掘得到其中的复杂度变化规律。

3.3 滑动窗口威布尔拟合

本文以符号序列熵特征序列为基础,设置滑动窗口宽度 $w = 90$,步长 $s = 1$ 。

滑动窗口威布尔拟合如图 7 所示。

从图 7 可以看出:采用威布尔分布验证窗口内的统计学规律,该窗口的数据统计概率呈近似直线型,说

更换轴承,齿轮箱经过一段时间的磨合期,可以从失效状态逐渐过渡到轻微退化阶段。

4 个退化阶段的尺度参数对应区间如表 1 所示。

表 1 四种退化阶段尺度参数对应区间

序号	退化阶段	时间范围(滑动窗)	取值区间
1	健康状态	0 ~ 440	[0.15, 0.2]
2	轻微退化状态	440 ~ 1 000	[0.2, 0.3]
3	严重退化状态	1 000 ~ 2 100	[0.3, 0.37]
4	失效状态	2 100 ~ 2 300	[0.37, 0.4]

为了分析滑动窗口宽度与步长对退化趋势分析效果的影响,本文绘制了参数影响对比分析图,如图 9 所示。

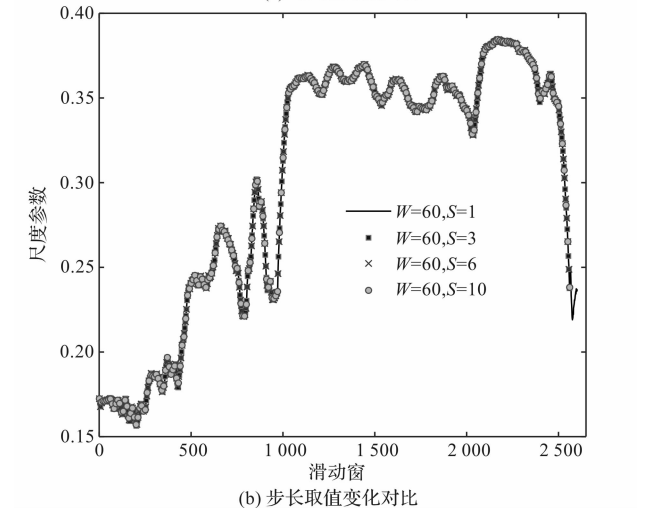
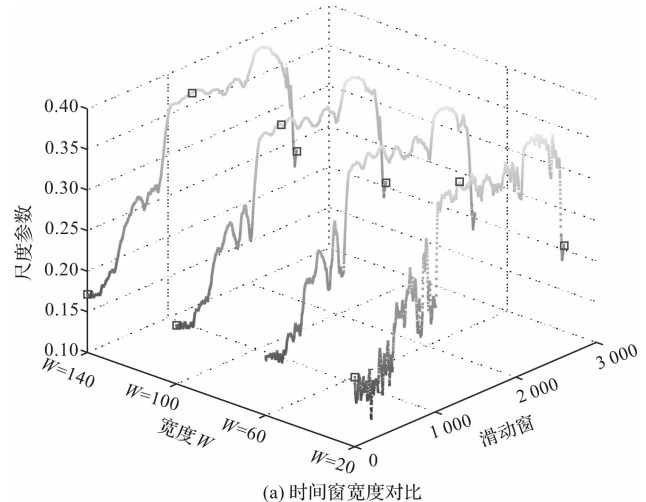


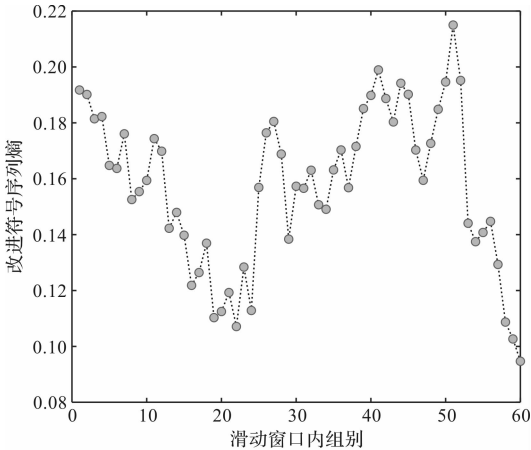
图 9 参数影响对比分析

从图 9 可以看出:

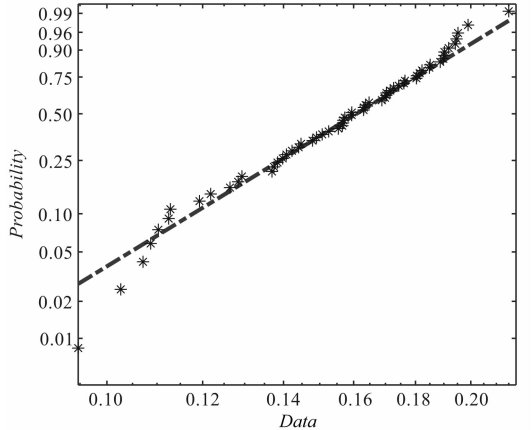
- (1) 时间窗宽度越小,演化曲线随机波动越明显,变化细节反映越充分;时间窗宽度越大,主趋势反映越明显;
- (2) 步长参数没有改变尺度参数的取值,步长越小,演化曲线的观测精度越高。

因此,本研究可以结合工业现场需求,选择合适的时间窗与步长大小。在新服役机器上,选择大时间窗和大步长;在机械设备使用后期,采用小时间窗口和小步长,以提高观测的精度,增加退化状态变化的敏感性。

综上分析可知,通过时间序列的符号序列复杂度



(a) 滑动窗口符号序列熵序列



(b) 威布尔分布拟合

图 7 滑动窗口威布尔分布拟合

明其符合威布尔分布。

每隔 s 个符号序列熵进行窗口滑动,经迭代计算,尺度参数演化曲线如图 8 所示。

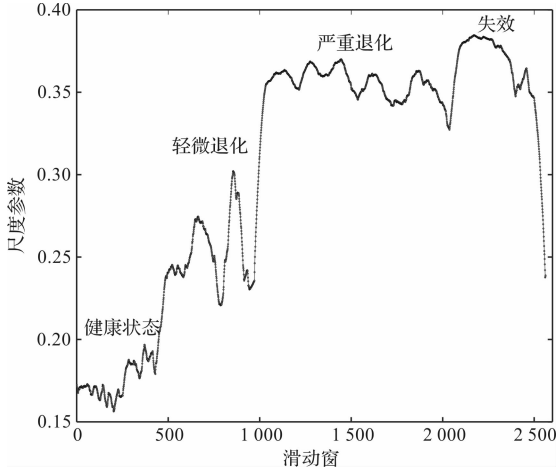


图 8 尺度参数演化曲线

从图 8 可以看出:随着退化程度的加深,威布尔尺度参数的取值整体呈上升趋势,且曲线更为平滑,随机波动降低,更利于对退化状态的在线跟踪和判断。

结合实践经验,可以近似地将整个退化过程划分为 4 个退化阶段:健康状态、轻微退化阶段、严重退化阶段、失效阶段。在退化曲线后期,经过停机检修,并

特征,以及滑动窗口威布尔拟合过程,尺度参数能够明显地反映工业现场数据中蕴含的齿轮箱性能退化规律,并且可以有效地滤除随机冲击带来的干扰,适合应用到港口现场的在线分析中。

4 结束语

针对岸桥等港口起重机工况与运行环境的特点,本研究提出了一种基于改进符号序列熵与滑动窗威布尔拟合的退化特征提取方法,并采用岸桥齿轮箱全寿命能量谱序列,进行了方法的验证。得到的结论如下:

(1)在实验室加速寿命实验中,有效值能够便捷地反映滚动轴承性能退化程度,具有良好的状态跟踪能力;对于岸桥现场数据而言,振动载荷谱序列波动大,随机冲击明显,难以准确地跟踪性能退化规律;

(2)由于采用了有效值作为波动阈值,改进的符号序列熵能够降低原有算法波动模式的复杂性。实例分析表明,改进后的变化趋势更加明显,该方法能更有效地挖掘到其中的复杂度变化规律;

(3)三参数威布尔分布的尺度参数能够平滑地反映复杂度曲线的性能退化趋势,能够作为岸桥齿轮箱退化特征指标进行应用分析。

最后,如何根据岸桥数据特点,进行健康状态的划分和智能识别,将是本研究下一步将要研究的重点。

参考文献(References):

- [1] BIERWIRTH C, MEISEL F. A fast heuristic for quay crane scheduling with interference constraints[J]. *Journal of Scheduling*, 2009, 12(4):345-360.
- [2] 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.
- [3] RANDALL R B, ANTONI J. Rolling element bearing diagnostics-a tutorial[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2011, 25(2):485-520.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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, 39(1):88-94.

- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] LEE J, QIU H, YU G, et al. Bearing dataset from IMS of university of Cincinnati and NASA ames prognostics data repository[EB/OL]. [2010-12-10]. <http://ti.arc.nasa.gov/tech/dashpcoe/prognostic-data-repository>.
- [12] NECTOUX P, GOURIVEAUR, MEDJAHHER K, et al. PRONOSTIA: an experimental platform for bearings accelerated degradation tests[C]. *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management*. Colorado: IEEE, 2012.
- [13] 李红利,王江,邓斌,等.癫痫电的互信息和同步性分析[J]. *计算机工程与应用*, 2013, 49(6):19-22.
- [14] 杜飞,王世通,戴加飞,等.少年与中年脑电信号的多尺度符号序列熵分析[J]. *北京生物医学工程*, 2016, 35(6):599-603, 608.
- [15] 卞春华,马千里,司俊峰,等.短时心率变异符号序列的熵分析方法[J]. *科学通报*, 2009, 54(24):340-344.
- [16] 陈昌,汤宝平,吕中亮.基于威布尔分布及最小二乘支持向量机的滚动轴承退化趋势预测[J]. *振动与冲击*, 2014, 33(20):52-56.
- [17] 王奉涛,陈旭涛,柳晨曦,等.基于 KPCA 和 WPHM 的滚动轴承可靠性评估与寿命预测[J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(3):476-483, 626.
- [18] 唐刚,李建霞,胡雄.准确近似聚类算法及其在岸桥拉杆状态监测中的应用[J]. *东华大学学报:自然科学版*, 2018, 44(4):590-594.
- [19] 潘峥嵘,谯自健,张宁.基于符号序列熵的自适应随机共振的微弱信号检测[J]. *计量学报*, 2015, 36(5):496-500.

[编辑:程浩]

本文引用格式:

孙德建,王冰,胡雄,等.基于改进符号序列熵的岸桥齿轮箱退化特征提取研究[J]. *机电工程*, 2020, 37(2):120-125.

SUN De-jian, WANG Bing, HU Xiong, et al. Degradation feature extraction of port crane gearbox based on improved symbolic sequence entropy[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2020, 37(2):120-125.

《机电工程》杂志:<http://www.meem.com.cn>