

一种应用改进符号序列熵与滑动窗奇异值的退化特征提取方法

王 微, 王 冰, 胡 雄, 孙德建, 张道兵

(上海海事大学物流工程学院, 上海 201306)

摘要: 为了准确跟踪岸桥关键部件的性能退化状态, 提出一种基于改进符号序列熵与滑动窗奇异值的在线退化特征提取方法。针对岸桥工况特殊、振动随机冲击频繁的特点, 引入阈值因子并改进符号化方法, 在保留方向变化信息的同时兼顾“粗粒化”的幅值变化信息, 从而提高符号序列熵滤除随机冲击、刻画振动信号复杂度大小的能力。在线计算振动信号的改进符号序列熵, 结合滑动窗方法, 循环提取改进符号序列熵序列的奇异值, 以此作为岸桥关键部件的在线退化特征。分别采用来自上海港集装箱码头的起升减速箱与轨道铰点的全寿命振动信号进行实例分析, 结果表明: 滑动窗奇异值能够刻画起升减速箱和轨道铰点的性能退化程度, 退化程度越深, 取值越大; 并且具有计算稳定、快速的优点, 能够为准确跟踪并评估健康状态奠定方法基础。

关键词: 信号处理; 岸桥; 退化特征提取; 符号序列熵; 奇异值分解

中图分类号: TN911.7; TH132.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2021)01-0211-08

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.01.024

1 概 述

岸桥又称为岸边集装箱起重机、桥吊, 是用来在岸边对集装箱进行装卸的大型港口起重设备。起升机构和轨道铰点是岸桥设备中重要的机构和结构部件。其中起升机构是集装箱升降运动的动力机构, 一般由驱动电机、齿轮箱、卷筒以及钢丝绳等设备组成。轨道铰点是前、后大梁的结构链接器, 是岸桥大梁结构稳固的重要保证。实景图如图 1 所示。岸桥运行环境恶劣且工况特殊, 在高速、重载、大冲击的周期性吊装作业中, 小车频繁通过轨道铰点引起强烈振动, 集装箱瞬间启停引发的强烈动载也会对起升齿轮箱造成振动冲击。长期作用下会诱发这些关键部件的性能退化甚至突发故障^[1], 导致停工停产甚至是人员伤亡。目前, 起升齿轮箱和轨道铰点已成为岸桥设备管理中的易损部件和健康薄弱环节。如果能够在线监测其振动信号, 从中挖掘得到退化特征指标, 就可以准确跟踪其性能退化趋势, 为开展岸桥的视情维修, 提高安全可靠奠定方法基础。

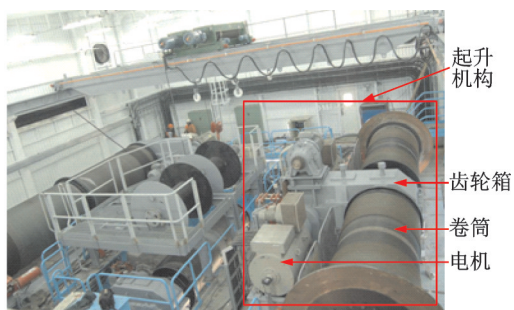
特征提取是视情维修 (Condition-Based Maintenance, CBM) 中的关键步骤^[2], 是实现健康状态评估

的基础。特征提取的目标是在监测信号中挖掘能够反映性能退化趋势的定量指标。目前应用较多的方法以时域、频域以及时频域等线性分析方法为主^[3-5], 提出了基于 RMS 谱^[6]、峭度^[7]、谱峭度^[8]等性能退化指标。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, 文献^[9]提出了 S 时频熵指标用来度量轴承振动信号的复杂度并反映其退化过程; 文献^[10]提取轴承振动信号的多尺度模糊熵和 VMD 能谱熵作为退化特征向量, 利用全寿命数据样本的退化特征向量训练不同退化状态下的 HMM 模型, 最后通过建立的 HMM 模型库并根据最大对数似然概率原则识别轴承退化状态。除此之外, 还包括多元多尺度熵^[11]、多尺度置换熵^[12]等退化特征。

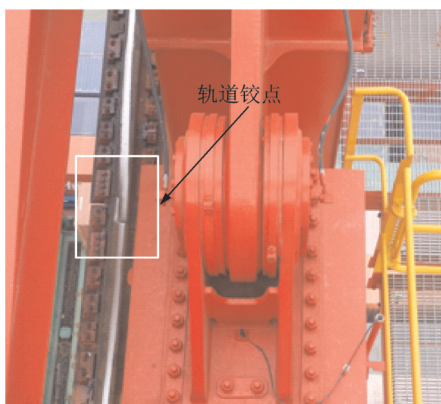
前期研究表明, 岸桥振动监测信号具有一定程度的复杂特性。但由于运行环境和工况特点, 振动信号中包括了大量的随机冲击成分, 直接影响了信息熵和分形维数的精确化计算, 使得结果波动性强, 无法准确反映信号内部的复杂规律。作为一种“粗粒化”的信号分析方法^[13], 符号动力学分析能够采用符号化方法处理时间序列, 保留幅值变化的方向性

收稿日期: 2019-05-24; **修订日期:** 2019-08-10

基金项目: 国家高新技术研究发展计划 (863) 资助项目 (2013A20411606); 国家自然科学基金资助项目 (31300783); 中国博士后科学基金资助项目 (2014M561458)



(a) 起升机构
(a) Lifting mechanism



(b) 轨道铰点
(b) Track hinge point

图 1 岸桥铰点与起升机构实景图

Fig. 1 Real map of quay crane track hinge point and lifting mechanism

信息。以此为基础的符号序列熵方法已经成功地应用在脑电信号分析中^[14-16],具有计算简便、运算速度快、抗干扰能力强的优点。目前该算法较少应用在机械设备特征分析领域,考虑到岸桥振动信号非平稳、冲击大的特点以及该方法在幅值处理“粗粒化”的特性,采用符号序列熵挖掘岸桥设备性能退化特征具有一定的可行性。

针对岸桥工况特殊、振动随机冲击频繁的特点,本文以符号序列熵、奇异值分解为基础,提出一种基于改进符号序列熵与滑动窗奇异值的在线退化特征提取方法。引入阈值因子对符号序列熵进行改进,提出在线退化特征提取流程。以起升减速箱和轨道铰点的全寿命振动监测信号进行方法的有效性验证。

2 符号序列熵及其改进

2.1 符号序列熵 SSE

提出符号序列熵(Symbolic Sequence Entropy, SSE)并主要应用在脑电信号分析中,计算方法如下^[17]:

假设 R 为长度为 N 的脑电信号,该信号的电位

变化是非平稳随机的信号。采用下式对信号进行符号化处理,以 0, 1, 2 三种符号保留脑电信号的变化方向信息。

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

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。

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

$$i = 1, 2, \dots, N-m$$

统计 $X(i)$ 中每种模式出现的概率,如下式所示

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

式中 N_j 代表每种符号模式出现的次数。

按照下式计算归一化的符号序列熵

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

式中 m 一般取 3-8 之间的整数,满足 $N > 3^m$ 即可。

2.2 改进符号序列熵 ISSE

符号序列熵算法以相邻点的信号幅值大小确定序列符号,以符号 1, 2, 3 灵敏地反映信号的变化方向信息。但岸桥现场监测信号中的噪声和冲击成分较多,“湮没”了性能退化进程中的复杂度变化规律。因此,需要改进符号化方法以降低对于方向变化的“灵敏度”。

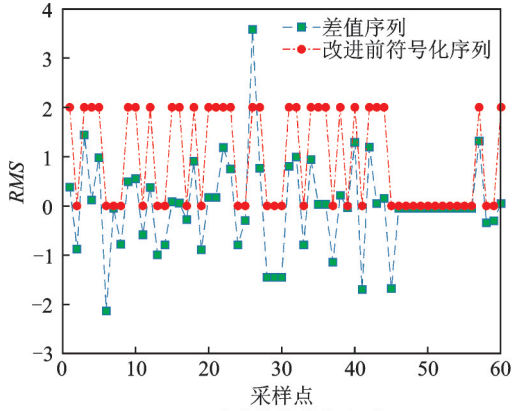
针对此问题,本文引入阈值因子 a ,保留方向变化的同时也保留了“粗粒化”的幅值变化信息。以阈值因子 a 划分方向变化的幅值区间,并采用 1, 2, 3, 4 和 5 进行符号化处理如下:

$$x(i) = \begin{cases} 3, R(i+1) - R(i) \geq 3a \\ 1, a \leq R(i+1) - R(i) < 3a \\ 2, -a \leq R(i+1) - R(i) < a \\ 0, -3a \leq R(i+1) - R(i) < -a \\ 4, R(i+1) - R(i) < -3a \end{cases} \quad (5)$$

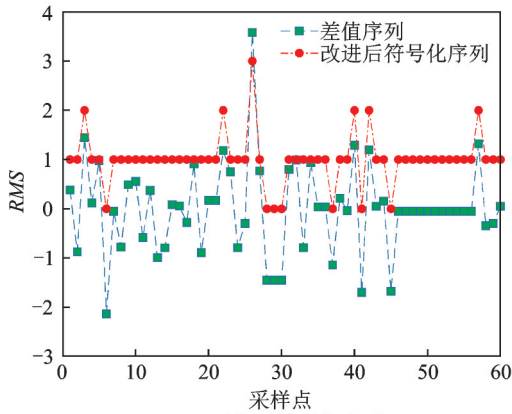
式中 阈值因子 a 决定了幅值区间划分的“粗粒化”程度。一般认为,当设备处于稳定的健康状态时,其符号化模式是稳定的。同时由于标准偏差能够衡量数据分布的分散程度,因此,本文将阈值因子 a 设置为健康状态信号标准偏差的 2 倍,按照上式的符号化规则,健康状态的信号具有稳定的符号化模式。

以一组起升齿轮箱振动能量谱序列为例。假设 $a=1.0$,图 2 对比了算法改进前后的符号化处理效果。通过引入阈值因子,差值序列的幅值在 $|a|$ 之内

的采样点均被符号化为 2,并且“粗粒化”地保留了差值序列的幅值信息,从而减少了符号序列的变化灵敏度,稳定地表现出信号内部的整体模式变化规律。



(a) 改进前符号化序列
(a) Symbol sequence before improvement



(b) 改进后符号化序列
(b) Symbol sequence after improvement

图 2 符号化序列对比

Fig. 2 Contrast of symbol sequence

在对符号化过程进行改进后,按照式(2)和(3)进行向量构造和模式统计,计算得到改进符号化序列熵(Improved Symbolic Sequence Entropy, ISSE),如下式所示

$$ISSE(m) = - \frac{\sum_{j=1}^M p_j \lg p_j}{\lg 5^m} \quad (6)$$

式中 m 一般取 3-8 之间的整数,满足 $N > 5^m$ 即可。

3 基于改进符号序列熵-滑动窗奇异值的在线退化特征提取

针对港口机械监测信号非平稳、随机冲击频繁的特点,将改进符号序列熵与奇异值分解相结合,提出一种基于改进符号序列熵-滑动窗奇异值的在线退化特征提取方法。流程图如图 3 所示。

按照图 3,该方法的基本流程包括如下几个关键步骤:

(1)现场振动信号在线监测。以岸桥状态监测系统为平台,持续获取振动监测信号。考虑到实际监测信号的海量性以及低密度性,本文采用的是岸桥关键部件的振动有效值序列 $Data = x_i (i = 1, 2, \dots)$ 。

(2)ISSE 特征提取。设置分析周期 T ,将振动有效值序列 $Data$ 在线划分为分析组 $G_j (j=1, 2, \dots)$ 。划分方式如下:

$$\begin{aligned} G_1 &= [x_1, x_2, \dots, x_T], \\ G_2 &= [x_{T+1}, x_{T+2}, \dots, x_{2T}], \\ &\vdots \\ G_j &= [x_{(j-1)T+1}, x_{(j-1)T+2}, \dots, x_{jT}] \end{aligned} \quad (7)$$

计算阈值因子 a ,分别计算每个分析组 $G_j (j=1, 2, \dots)$ 的 ISSE 特征,得到 ISSE 特征序列 I_j 。

(3)滑动窗口划分。设置滑动窗口宽度 w 与步长 s ,得到滑动窗口 $W_q (q=1, 2, \dots)$,每个滑动窗口包括 w 个 ISSE 特征序列。划分方式如下:

$$\begin{aligned} W_1 &= [I_1, I_2, \dots, I_w], \\ W_2 &= [I_{1+s}, I_{2+s}, \dots, I_{s+w}], \\ W_3 &= [I_{1+2s}, I_{2+2s}, \dots, I_{2s+w}], \\ &\vdots \\ W_q &= [I_{1+(q-1)s}, I_{2+(q-1)s}, \dots, I_{(q-1)s+w}] \end{aligned} \quad (8)$$

(4)在线退化特征计算。由于奇异值对矩阵具有扰动的不敏感性,能够稳定地刻画矩阵数据的代数分布特点,因此,为了挖掘得到 ISSE 特征序列中的稳定的特征,分别对每个滑动窗口内的 ISSE 序列进行 SVD 分解^[18],得到表征该段序列的奇异值。以

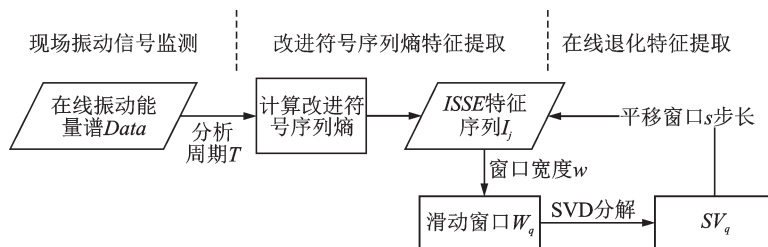


图 3 在线退化特征提取流程图

Fig. 3 Flow chart of online degradation feature extraction

此作为该窗口的在线退化特征 SV_q 。计算完毕后平移窗口 s 步长,循环计算得到在线退化特征序列 SV ,以此跟踪岸桥关键部件的在线退化特征。

4 实例分析

4.1 起升减速箱与轨道铰点全寿命数据集

采用岸桥起升齿轮箱和轨道铰点的全寿命振动监测信号进行实例分析。监测对象为上海港集装箱码头某岸桥。自该岸桥列装以来,课题组 NetCMAS 系统一直对该设备 40 多个关键测点的振动、温度、应力信号进行在线监测^[19],该系统在功能、性能、安全管理等方面都满足欧盟工业控制系统纲要规范,达到 ICS Compendium 工业 4.0 四级标准,是中国制造 2025 工业控制系统自动化的一个典型应用实例。岸桥的不同测点安装有振动、温度传感器以及应变片,通过电缆连接至岸桥工控机,实现状态监测数据的采集与存储。其中,起升减速箱和轨道铰点的振动信号监测如图 4 所示。其中,减速箱为西门子 SIMOGEAR 卧式斜齿轮,最大输出功率 30 kW。

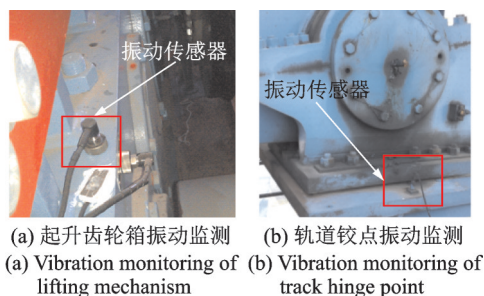


图 4 典型测点振动信号监测实景图

Fig. 4 Typical measuring point vibration signal monitoring

课题组安装的 NetCMAS 系统在线采样频率为 24 kHz,采样时间 1 s,采样间隔 10 s,系统计算并存储采样时段的有效值 RMS ,在线获取振动 RMS 序列。经过约两年 3 个月,岸桥铰点监测位置报警,经停机检修,故障模式为垫板严重磨损,原厚度为 1 mm,磨损后厚度为 0.24 mm,如图 5(a)所示;约经过 7 年 8 个月,起升齿轮箱高速输入轴监测位置报警,经停机检修,失效位置为输入轴调心滚子轴承,失效形式为滚子磨损,如图 5(b)所示。

系统自动滤出了海量数据中的停机等非工作态数据,形成全寿命起升减速箱 RMS 序列 $Dataset1$ 和轨道铰点 RMS 序列 $Dataset2$,图 6 显示了两个数据集的时域波形图。波形幅值从整体上呈现不断增大的趋势,并且包括了繁多的冲击成分。相对而言,轨

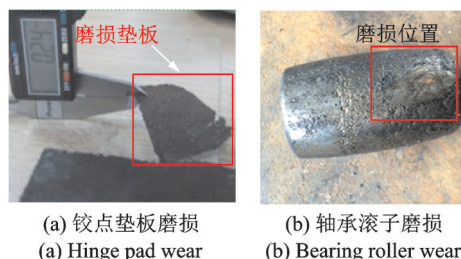


图 5 铰点和齿轮箱轴承失效现场图

Fig. 5 Hinge point and gearbox bearing failure scene map

道铰点处的冲击成分更大,这是由于小车频繁经过轨道铰点引发的冲击造成的。设备检修之后,波形的幅值快速下降。可以看出, RMS 有效值序列的冲击成分频繁且过大,难以精确跟踪性能退化状态,甚至造成误判,有必要进行准确的退化特征挖掘。

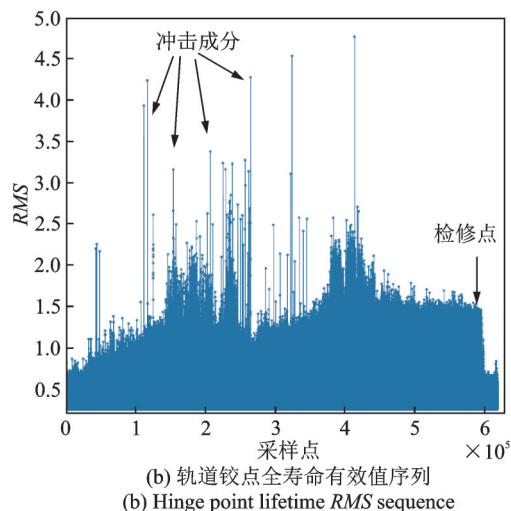
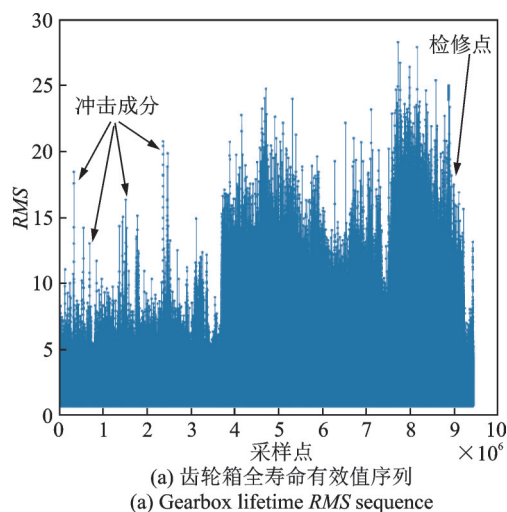


图 6 全寿命有效值序列

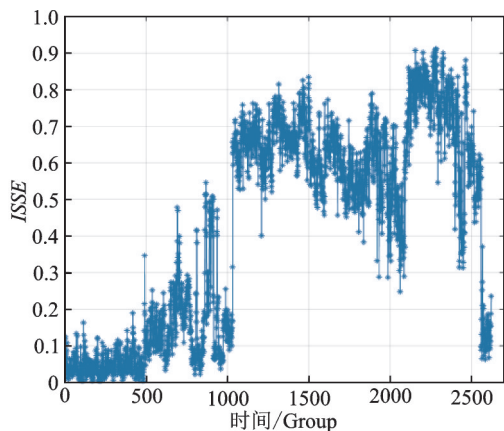
Fig. 6 Lifetime RMS sequence

4.2 起升减速箱在线退化特征

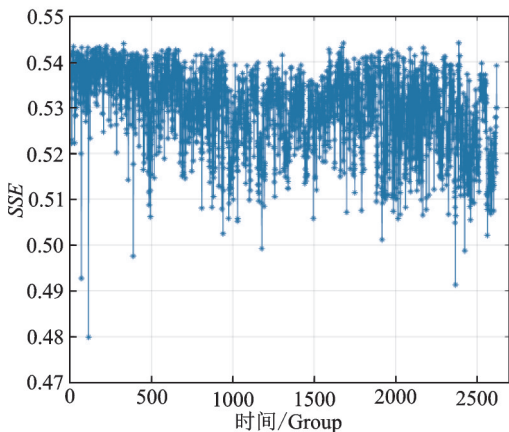
设置分析周期 $T=3600$,起升减速箱全寿命数据集 $Dataset1$ 共划分为 2622 组 (Group) G_i ($i=1, 2, \dots, 2622$)。分别计算每个组的改进符号序列嫡

ISSE, 阈值因子 a 设置为 G_1 标准偏差的 2 倍, 即 $a=2 \times s$, 其中 $s=\text{std}(G_1)$, $G_1=[X_1, X_2, \dots, X_T]$ 。

经过计算, 起升减速箱全寿命演化进程中的 ISSE 特征序列 I_i 如图 7(a) 所示。退化程度越深, ISSE 取值越大, 并且具有明显的阶段性。由于 RMS 序列中较强的随机冲击, 使得 ISSE 特征曲线中仍存在明显的随机波动, 影响了对于性能退化趋势的精确跟踪。图 7(b) 对比了改进之前的 SSE 特征序列, 该曲线随机波动性强, 并且没有体现出与退化进程一致的变化趋势。主要原因在于原有的符号化方式对于随机冲击过于“敏感”, 使得性能退化的主要规律“湮没”在 RMS 序列的随机冲击中。



(a) 改进符号序列熵 ISSE
(a) Improved symbol sequence entropy ISSE



(b) 符号序列熵 SSE
(b) Symbol sequence entropy SSE

图 7 符号序列熵特征曲线对比

Fig. 7 Contrast of symbol sequence entropy

图 8 对比分析了采用不同阈值因子时的 ISSE 演化曲线。可以看出, 四组曲线的整体趋势未变, 但 ISSE 特征的值域以及阶段敏感性发生了变化。 a 取值越小, ISSE 的值域越小, 初期退化敏感性越高, 后期退化曲线越平缓, 敏感性越低; a 取值越大, ISSE 的值域越大, 初期退化敏感性越低, 后期退化趋势性明显, 敏感性更强。主要原因在于阈值因子决定了

符号化划分标准。当 a 值越小时, 对弱冲击引起的模式变化越敏感, 对强冲击的模式区分度越低。而齿轮箱性能退化的进程伴随着弱冲击成分越来越少, 强冲击成分越来越多。因此, 阈值因子 a 的取值决定了不同时期的性能退化敏感能力。为了兼顾性能整个退化过程的敏感性, 本文选取阈值因子为 $a=2s$ 。

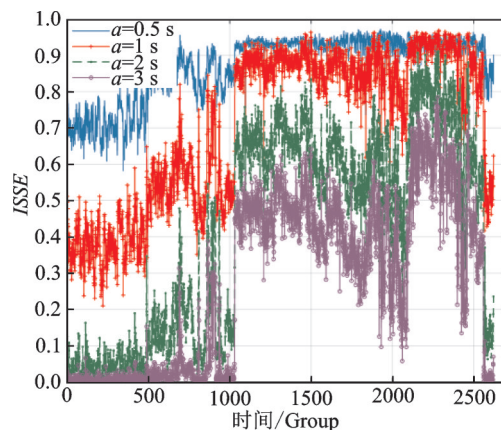
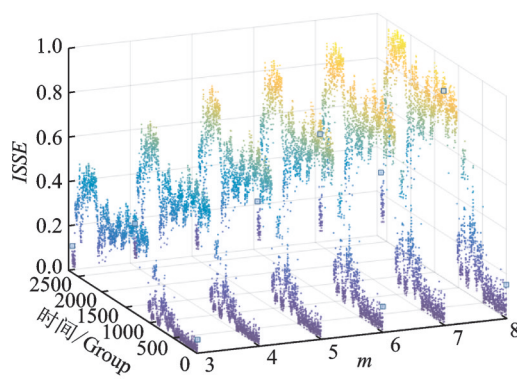


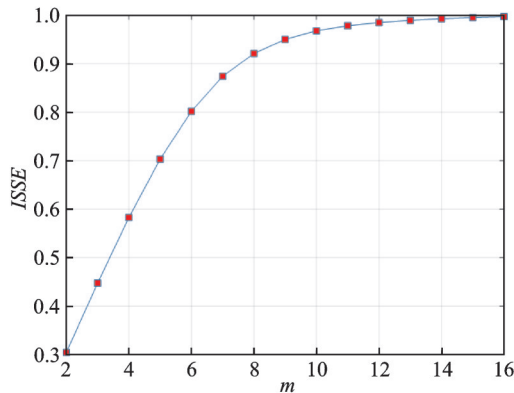
图 8 不同阈值因子的取值影响

Fig. 8 The influence of different threshold factors

图 9 对比分析了符号序列熵计算中 m 取值的影响。从图 9(a) 可以看出, m 的取值并未影响全寿命



(a) 不同 m 下的 ISSE 曲线
(a) ISSE curve with different values of m



(b) 不同 m 下 $ISSE_{2150}$ 的不同取值
(b) Different values of $ISSE_{2150}$ under different m

图 9 m 取值对于 ISSE 的影响

Fig. 9 The effect of m on ISSE

过程中 $ISSE$ 曲线的整体趋势。 m 取值越大,符号序列的模式种类越多, $ISSE$ 取值越大。以 $ISSE$ 曲线中出现最大值的第 G_{2150} 为例,图 9(b) 显示了不同 m 取值下该组的 $ISSE$ 取值。当 m 值大于 14 时, $ISSE$ 取值几乎稳定在 1。因此,为了提高 $ISSE$ 对于失效的灵敏度,本文在计算中采用 $m=8$ 。综上, m 的取值对特征分析的影响较小,一般取 3-8 之间的整数,满足 $N>5^m$ 即可。

为了提高退化特征的稳定性,降低随机冲击对于特征准确性的影响,采用滑动窗口-奇异值分解的方法提取奇异值,以此作为在线退化特征 CV 。本文设置滑动窗口宽度 $w=60$,步长 $s=1$ 。对每组滑动窗口内的 $ISSE$ 序列进行奇异值分解,得到的奇异值演化曲线如图 10 所示。可以看出,奇异值演化曲线准确地反映了起升减速箱的退化进程,且呈现明显的阶段性。第 427 个滑动窗之前,奇异值 SV 基本上稳定在 0.3 附近,此时认为起升减速箱处于健康状态;之后,奇异值逐渐增大并且存在一定的波动性, SV 最大值约为 2.7 左右,此时认为起升减速箱处于轻微退化状态;约第 940 个滑动窗之后, SV 值迅速增至区间 $[3.5, 5.2]$ 之间,并出现一定的波动性。此时认为起升减速箱处于严重退化状态;约第 2000 个滑动窗之后,设备再次出现退化过程, SV 取值再次增加,最大值达到 6.1 左右,并出现一定的波动,此时认为起升减速箱处于失效阶段;在约第 2450 个滑动窗时,齿轮箱进行了检修,并更换了损坏的轴承。设备经过一定阶段的磨合之后, SV 取值快速下降,回落到运行初期的水平。

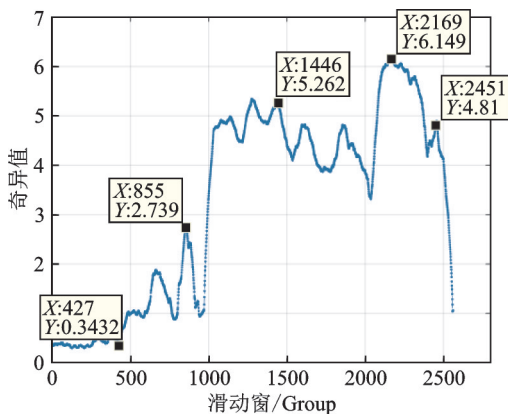


图 10 在线退化特征提取结果

Fig. 10 Result of online degradation feature extraction

图 11 对比分析了窗口宽度参数 w 对奇异值 SV 的影响。可以看出,窗口宽度能够决定对于随机冲击成分的滤除能力。宽度越小,曲线的随机波动越明显,变化细节反映越充分;宽度越大,主趋势反映越明显。因此,可以根据实际需求设置恰当的滑动窗口宽度。

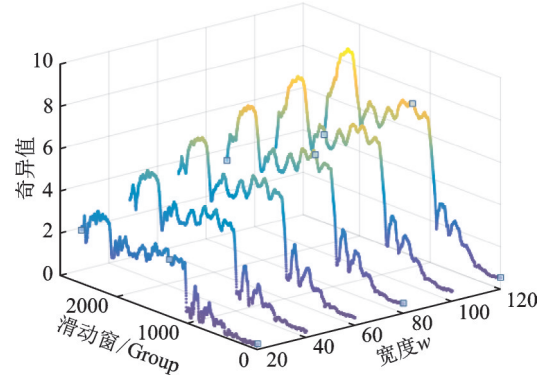
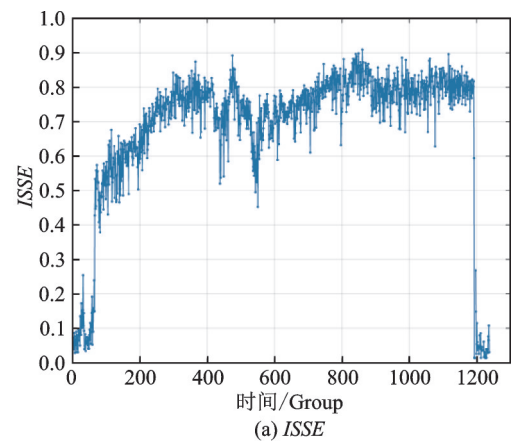


图 11 窗口宽度参数影响对比分析

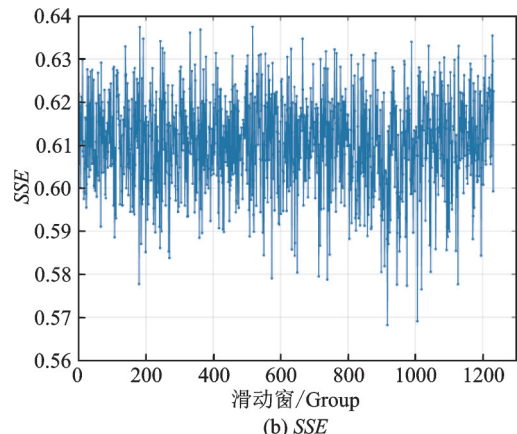
Fig. 11 Comparison of window width parameters

4.3 轨道铰点在线退化特征提取

采用轨道铰点全寿命数据集 $Dataset2$ 验证本方法的有效性。设置分析周期 $T=500$, $Dataset2$ 共划分为 1272 组 $G_i (i=1, 2, \dots, 1272)$ 。分别计算每组的改进符号序列熵 $ISSE$, 阈值因子 a 设置为 G_i 标准偏差的 2 倍。轨道铰点全寿命演化进程中的 $ISSE$ 特征序列 I_j 如图 12(a) 所示。退化程度越深, $ISSE$ 取值呈现逐渐增大的趋势,同时也呈现了一定的阶段性。由于振动有效值序列中较强的随机冲击,使得 $ISSE$ 特征曲线中也伴随有明显的随机波动,影响对于性能退化趋势的精确跟踪。图 12(b) 对比了



(a) $ISSE$



(b) SSE

图 12 符号序列熵特征曲线对比

Fig. 12 Symbol sequence entropy character comparison

改进之前的 SSE 特征序列,该曲线随机波动性强,且并未体现出单调变化的主趋势。

采用滑动窗口-奇异值分解的方法提取奇异值。设置滑动窗口宽度 $w=60$,步长 $s=1$ 。对每组滑动窗口内的 ISSE 序列进行奇异值分解,得到的奇异值演化曲线如图 13 所示。可以看出,奇异值演化曲线准确地反映了轨道铰点的退化进程,阶段性较弱,但能够清晰地表现出性能退化的进程。第 35 组窗口之前,奇异值基本稳定在 0.5 左右。之后迅速增大,说明轨道铰点位置出现了一定的性能退化,并且不断加深,并在第 382 个窗口附近达到 4.2 左右。之后,奇异值保持稳定,并存在一些上下波动。最大值达到 4.65,此阶段维持了较长的时间。约第 1161 窗口左右,轨道铰点进行了检修,并更换了磨损的垫板。维修完成后,轨道铰点结构不需要磨合的过程,奇异值迅速下降至正常状态。

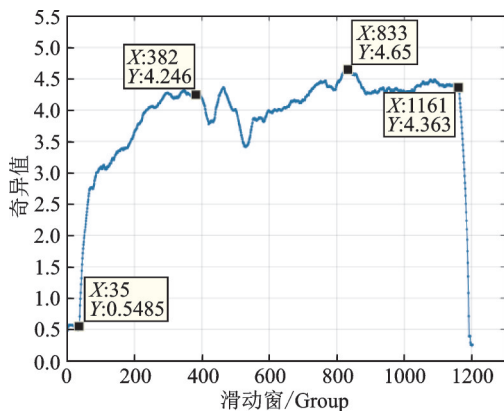


图 13 轨道铰点在线退化特征演化曲线

Fig. 13 Evolution curve of online degradation character of track hinge point

5 结 论

研究并提出基于改进符号序列熵与滑动窗口奇异值的在线退化特征提取方法。采用起升减速箱和轨道铰点的全寿命状态监测信号进行了方法的验证。得到以下结论:

(1)改进的符号序列熵算法引入了阈值因子,既保留了序列方向变化的信息,又刻画了“粗粒化”的幅值变化信息。与改进前的符号序列熵相比,能够更有效地滤出随机冲击的影响,挖掘得到信号中蕴含的复杂度信息。

(2)采用滑动窗奇异值分解的方式能够有效滤除 ISSE 序列中的随机波动影响,提高退化特征的稳定性,得到的滑动窗奇异值能够刻画起升减速箱和轨道铰点的性能退化程度。

(3)退化程度越深,退化特征取值越大,并且退

化特征曲线具有一定的阶段性。如何确定不同阶段的阈值和边界,将是下一步的研究重点。

参考文献:

- [1] Starykov M, Van Hoorn F. The influence of a quay crane sea transportation on its further exploitation [J]. *Transport*, 2018, 32(2): 536-542.
- [2] Liu C, Zhang H, Xie Z, et al. Combined forecasting method of dissolved gases concentration and its application in condition-based maintenance [J]. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 2019, 34(4): 1269-1279.
- [3] 张 龙,黄文艺,熊国良,等.基于多域特征与高斯混合模型的滚动轴承性能退化评估[J]. *中国机械工程*, 2014, 25(22): 3066-3072.
Zhang Long, Huang Wenyi, Xiong Guoliang, et al. Assessment of rouing bearing performance degradation using Gauss mixture model and multi-domain features [J]. *China Mechanical Engineering*, 2014, 25(22): 3066-3072.
- [4] 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: 159-166.
- [5] Wu J, Wu C, Cao S, et al. Degradation data-driven time-to-failure prognostics approach for rolling element bearings in electrical machines [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(1): 529-539.
- [6] 倪祥龙,赵建民,陈吉潮,等.行星变速箱退化特征参数提取方法 [J]. *振动.测试与诊断*, 2019, 39(2): 359-368.
Ni Xianglong, Zhao Jianmin, Chen Jichao, et al. Method of planetary gearbox degradation feature extraction [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2019, 39(2), 359-368.
- [7] 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.
- [8] Randall R B, Antoni J. Rolling element bearing diagnostics——A tutorial [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2011, 25(2): 485-520.
- [9] 程道来,贾玉琛,潘玉娜.基于 S 时频熵的球轴承性能退化特征指标提取方法 [J]. *轴承*, 2019, (4): 59-62.
Cheng Daolai, Jia Yuchen, Pan Yuna. Extraction mothod for performance degradation characteristic indexes of ball bearings based on S-time-frequency entropy [J]. *Bearing*, 2019, (4): 59-62.
- [10] 王志霞,郭 利.基于熵特征与 HMM 的滚动轴承退化状态识别 [J]. *组合机床与自动化加工技术*, 2018, (7): 64-68.
Wang Zhixia, Guo Li. Degradation state recognition of rolling based on entropy and HMM [J]. *Modular Ma-*

- chine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018, (7): 64-68.
- [11] 李凌均, 金 兵, 马艳丽, 等. 基于MEMD与MMSE的滚动轴承退化特征提取方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(4): 86-91.
- Li Lingjun, Jin Bing, Ma Yanli, et al. The method of degradation feature extraction of rolling bearing on MEMD and multivariate multiscale entropy[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2018, 39(4), 86-91.
- [12] Gao Y, Vilecco 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.
- [13] 辛 怡, 赵一璋, 母远慧. 基于Poincaré散点图和符号动力学的心电分析方法[J]. 北京理工大学学报, 2017, 37(10): 1084-1089.
- Xin Yi, Zhao Yizhang, Mu Yuanhui. ECG feature analysis based on Poincaré plot and symbolic dynamics[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2017, 37(10), 1084-1089.
- [14] 李红利, 王 江, 邓 斌, 等. 癫痫脑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.
- Li Hongli, Wang Jiang, Deng Bin, et al. Analysis of mutual information and synchronism for epileptic EEG signals [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(6): 19-22.
- [15] 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.
- Du Fei, Wang Shitong, Dai Jiafei, et al. Multiscale sign series entropy analysis based on the young and middle-aged electroencephalogram [J]. Beijing Biomedical Engineering, 2016, 35(6): 599-603.
- [16] 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.
- [17] 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.
- Pan Zhengrong, Qiao Zijian, Zhang Ning. Weak signal detection of adaptive stochastic based on Shannon entropy of symbolic series [J]. Acta Metrologica Sinica, 2015, 36(5): 496-500.
- [18] Zhang J, Zhang P, Hua C, et al. Improved method for bearing AE signal denoising based on K-SVD algorithms [J]. Journal of Vibration & Shock, 2017, 36(21): 150-156.
- [19] 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.
- Tang Gang, Li Jianxia, Hu Xiong. Accurate approximate clustering algorithm and its application in the state monitoring of crane [J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2018, 44(4): 590-594.

A kind of degradation feature extraction using improved symbolic sequence entropy and sliding window singular value

WANG Wei, WANG Bing, HU Xiong, SUN De-jian, ZHANG Dao-bing
(Logistics Engineering College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: In order to track performance degradation condition of shore bridge key components accurately, an online degradation feature extraction method based on improved symbol sequence entropy and sliding window singular value is proposed. In view of the special character of the shore bridge and the frequent random vibration impact, a threshold factor is introduced and the sequence symbolization method is improved. The information of the amplitude change of the “coarse grain” is also taken into account while retaining the direction information, thereby, improving the ability of filtering impact and characterizing signal complexity. The improved symbol sequence entropy of the vibration signal is calculated online, combining with the sliding window method, the singular value of the improved sequence entropy sequence is extracted cyclically, which is used as the online degradation feature of the key components of the shore bridge. The full-life vibration signals from the lifting gearbox and track hinge point of Shanghai Port Container Terminal are used to analyze the results. The results show that the sliding window singular value can describe the performance degradation degree of the lifting gearbox and track hinge point. The deeper the degradation degree is, the larger the singular value is. It has the advantages of stable and fast calculation. It can also lay a method foundation for accurately tracking and evaluating health status.

Key words: signal processing; shore bridge; degradation feature extraction; symbol sequence entropy; singular value decomposition

作者简介: 王 微(1983-),女,讲师。电话:(021)38282600;E-mail:wwang@shmtu.edu.cn