

基于振动图像特征的机械状态异常检测算法*

卢国梁^{1,2,3}, 陈光远^{1,2,3}, 曾世琛^{1,2,3}, 李 苏⁴, 闫 鹏^{1,2,3}

(1. 山东大学机械工程学院 济南, 250061)

(2. 山东大学高效洁净机械制造教育部重点实验室 济南, 250061)

(3. 山东大学机械工程国家级实验教学示范中心 济南, 250061)

(4. 美核电气(济南)股份有限公司 济南, 250061)

摘要 针对实时监测得到的振动信号,从图像角度出发,提出了一种新的特征提取方法。首先,将实时监测得到的连续信号划分为独立的循环片段,将各个片段内的一维振动信号重构为二维灰度图像,在此基础上对灰度图像进行特征提取;其次,通过计算相邻周期图像间的相似性建立能描述机械运行动态特性的量化指标;然后,采用拉依达准则对机械设备运行状态进行实时监测与异常决策;最后,基于转速变化检测、(外部)负载变化检测以及早期轴承故障检测这3种典型的工程应用,对提出方法进行了验证。实验结果表明,对以上3种典型的工程应用场景均可实现100%的准确检测,证明了本研究方法的有效性。

关键词 机械状态监测;信号处理;特征提取;振动信号
中图分类号 TH17

引 言

运行状态实时监测是保证现代化机械设备安全、稳定、可靠运行的重要手段。通过采集机械设备在运行过程中的实时状态信息,进行智能数据挖掘与分析,可及时发现机械设备在连续运行过程中的异常状态,最终可确定和定位到异常源,进而采取预测性主动维护以防止出现安全事故。其中,异常检测已成为机械状态监测领域备受关注的问题^[1-4]。异常监测主要包含3个步骤:信号采集、特征提取与决策。通过对振动信号中周期性特征的有效提取,可量化得到能描述机械运行动态特性的指标^[5]。决策则是利用特定检测算法做出判决的过程。其中,特征提取是实现决策的基础,其性能将直接影响后续的判决结果^[6]。

针对实时监测得到的振动信号,笔者从图像角度出发,提出了一种新的特征提取方法。首先,利用前期工作已提出的周期估计与数据规整算法^[7],将实时监测得到的连续信号划分为各个独立的循环片段,进而将各个片段内的一维振动信号重构为二维灰度图像,在此基础上对灰度图像进行特征提取;其次,通过计算相邻周期图像间的相似性建立能描述机械运行

动态特性的量化指标;然后,采用拉依达准则对机械设备运行状态进行实时监测与异常决策;最后,基于3种典型的工程应用,对提出方法进行了验证。

1 振动图像特征提取及异常检测

1.1 周期估计与数据规整

由于实际采集得到的振动信号存在调制现象,包括幅值调制和频率(相位)调制,给周期性特征提取带来很大困难^[8-9]。为此,利用周期估计与数据规整算法^[7],将实时监测得到的连续信号划分为各个独立的循环片段,并进行数据规整以保证循环片段具有相同的数据长度。

此方法的原理是将周期估计问题转化为一个优化问题,步骤为:①将当前待划分数据的候选片段起点定为上一段已划分出的数据片段结束点;②为候选数据长度建立一个搜索区间;③基于动态时序规整(dynamic time warping,简称DTW)算法对搜索区间内不同长度的候选片段和参考片段进行匹配,将具有最小匹配距离的片段长度作为当前待划分循环片段的长度,并进行数据划分;④将划分的循环片段进行数据时序规整,以保证与已划分片段的数据

* 山东省自然科学基金资助项目(2018JC010);山东大学青年学者未来计划资助项目(2015WLJH30)

收稿日期:2020-01-02;修回日期:2020-05-13

长度保持一致。

上述方法在执行过程中无需人工干预,同时,采用时序迭代的处理策略,对实时监测得到的振动信号进行在线处理^[10]。具体算法参见文献^[7]。

1.2 振动信号的图像重构方法

引入一种将一维振动信号重构成灰度图像的方法,从图像角度提取其特征信息^[11]。该处理策略可使一维隐藏的特征在二维图像中显露出来,同时,由于图像处理中的特征提取方法更加成熟,可以有更多的方法选择。

一维振动信号转换为灰度图像如图 1 所示。假定采集到的原始信号为 $\{x_t\}$, $t=1, 2, \dots, m$, 按上述周期估计与数据规整算法,将原始连续信号表示为循环数据片段的形式 $\{x_{nT+v}\}$, $v=1, 2, \dots, T$, 其中: T 为数据片段的长度; n 为循环个数; v 为相位。对每个循环内的信号 $\{x_{nT+v}\}$ 进行重组,每次取 M 点按行排列,这样对该取样周期就可以得到一个 M 行 N 列 ($M \times N \leq T$) 的二维矩阵 W_n' 。

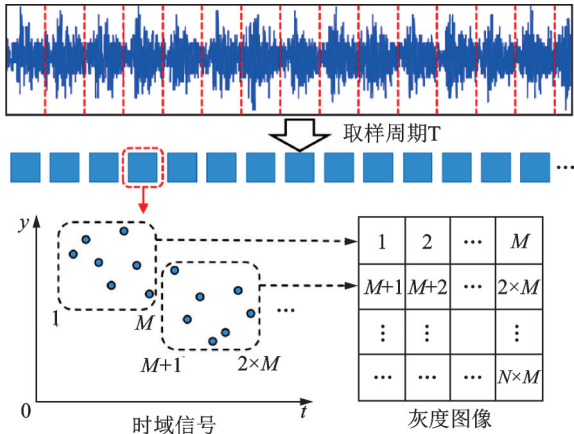


图 1 一维振动信号转换为灰度图像

Fig.1 Schematic diagram of converting one-dimensional vibration signal into grayscale image

为了将得到的二维矩阵转换为灰度图像 G_n , 需进一步进行处理。取灰度等级为 256, 矩阵中的最大元素与灰度等级 255 相对应, 最小值对应灰度等级 0, 则第 i 行、第 j 列的元素 $G_n(i, j)$ 对应的灰度等级可通过计算得到 $c = u(255(c - \min) / (\max - \min))$, 其中, u 为无符号 8 位取整运算符, 得到的运算结果为 0~255 间的整数。转换为灰度图像后, 提取其图像纹理特征作为特征参数。

1.3 灰度共生矩阵及特征参数

灰度共生矩阵是像素距离和角度的函数, 通过

计算图像中一定的距离和方向的两点灰度之间的相关性, 来反映图像在方向、间隔、变化幅度及快慢上的综合信息。具体来说, 从该时刻灰度图像 G_n 中灰度级别为 i 的像元位置 (p_1, q_1) 出发, 统计与其距离为 d 、灰度级别为 j 的像元位置 (p_2, q_2) 同时出现的频度 $P(i, j, d, \theta)$, 定义为

$$P(i, j, d, \theta) = \{ (p_1, q_1), (p_2, q_2) | W_n(p_1, q_1) = i, W_n(p_2, q_2) = j \} \quad (1)$$

其中: $i, j = 0, 1, \dots, N-1$ 为灰度级别; d 为灰度共生矩阵的生成步长, 此处取 1; θ 为灰度共生矩阵的生成方向, 取 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 共 4 个方向, 得到对应 4 个方向的灰度共生矩阵。

灰度共生矩阵共有 14 个特征统计量, 最常用的有最大概率、能量、熵、对比度、相关性和逆差距这 6 个特征统计量, 其计算公式如表 1 所示。为了提取机械设备在不同运行状态下灰度图像的差异, 通过提取图像 4 个方向的灰度共生矩阵 6 个常用的特征参数, 共 24 个参数, 循环数据片段的特征向量。

表 1 灰度共生矩阵特征计算公式

Tab.1 The gray-level co-occurrence matrix features formula

特征	公式
最大概率	$MP(d, \theta) = \max P(i, j, d, \theta)$
能量	$Asm(d, \theta) = \sum_i \sum_j P(i, j, d, \theta)^2$
熵	$Ent(d, \theta) = - \sum_i \sum_j P(i, j, d, \theta) \log P(i, j, d, \theta)$
对比度	$Contrast(d, \theta) = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j, d, \theta)$
相关性	$Corr(d, \theta) = \frac{\sum_i \sum_j [(ij) P(i, j, d, \theta)] - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$
逆差距	$H(d, \theta) = \sum_i \sum_j \frac{P(i, j, d, \theta)}{1 + (i - j)^2}$

1.4 相似性度量

每个循环数据片段可表示成一个由特征参数组成的 24 维特征向量, 如 y_n 为第 n 个数据片段的特征向量。若机械设备在连续运行过程中状态没有发生变化, 则数据片段间构建的图像非常相似; 反之, 若机械状态发生变化, 则由变化后的数据片段构建的图像将相应地发生变化。

基于上述分析, 采用基于统计距离的方式度量图像之间的相似程度, 并以此推导机械设备在连续运行过程中的动态特性。

假设有2个向量 \mathbf{y}_a 和 \mathbf{y}_b ,用来做相似度量^[12]选定的统计距离 D 满足以下条件:①非负性 $D(\mathbf{y}_a, \mathbf{y}_b) \geq 0$;②同一性当且仅当 $\mathbf{y}_a = \mathbf{y}_b$ 时, $D(\mathbf{y}_a, \mathbf{y}_b) = 0$;③对称性,即 $D(\mathbf{y}_a, \mathbf{y}_b) = D(\mathbf{y}_b, \mathbf{y}_a)$;④三角性不等式 $D(\mathbf{y}_a, \mathbf{y}_b) \leq D(\mathbf{y}_a, \mathbf{y}_c) + D(\mathbf{y}_c, \mathbf{y}_b)$ 。

相对熵,也叫作K-L散度(kullback-leibler divergence),在概率论和信息论中用来计算2个分布的对称性或者差异性^[13]。笔者采用对称K-L散度用于循环数据片段间图像特征向量的相似性度量。对于离散的概率分布 $\mathbf{y}_a = \{y_a(k)\}$ 和 $\mathbf{y}_b = \{y_b(k)\}$,其K-L散度定义为

$$D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_a \parallel \mathbf{y}_b) = \sum_k y_a(k) \log \frac{y_a(k)}{y_b(k)} \quad (2)$$

$$D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_b \parallel \mathbf{y}_a) = \sum_k y_b(k) \log \frac{y_b(k)}{y_a(k)} \quad (3)$$

由于 $D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_a, \mathbf{y}_b) \neq D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_b, \mathbf{y}_a)$ 且 $D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_a, \mathbf{y}_b)$ 与 $D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_a, \mathbf{y}_c) + D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_c, \mathbf{y}_b)$ 没有明确的大小关系,原始K-L散度不满足对称性和三角不等式。为此,采用其对称形式,即

$$D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_a, \mathbf{y}_b) = \frac{D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_a \parallel \mathbf{y}_b) + D_{\text{KL}}(\mathbf{y}_b \parallel \mathbf{y}_a)}{2} \quad (4)$$

在计算第 n 个数据片段与第 $n-1$ 个数据片段间图像特征向量的相似性时,为了提高特征的鲁棒性,通常对前 $n-1$ 个特征向量取平均得到均值向量,然后计算第 n 个周期内图像特征向量与这个均值向量的K-L散度,以降低信号中的噪声干扰。

1.5 决策

基于上述相似性度量,序列 $\{d_n\}$ 可作为描述机械运行动态特性的量化指标。采用一种基于拉依达准则的假设检验,对机械运行中的异常状态做出决策:当 $d_h \in A$,没有变化点,即 H_0 ;当 $d_h \notin A$,状态发生变化,即 H_1 。其中: d_h 为序列中的点,表征第 $h+1$ 与 h 个数据片段的相似度; A 为置信区间, $A = [\mu_{h-1} - 3\sigma_{h-1}, \mu_{h-1} + 3\sigma_{h-1}]$; μ_{h-1} 为前 $h-1$ 个点的均值; σ_{h-1} 为其标准差。

置信区间采用3倍的标准差作为极限误差,可以保证99.73%的区间可靠度。

2 实验验证

机械设备运行状态的变化由内外部不同因素造成,笔者分别基于3种典型工程应用:转速变化检测、(外部)负载变化检测和早期轴承故障检测对所提方法进行验证。

实验中,对每一段测试信号采用连续检测方式,即在检测到状态变化之后,再重新开始新的检测过程,用来模拟实际应用中对机械设备连续运行过程的检测。

采用查准率 P 、查全率 R 以及其综合测度 F_1 对检测结果进行评价。 F_1 为对查准率和查全率的调和均值,其值越大,说明检测效果越好。3个统计指标的表达式为

$$P = \frac{n_1}{n_2} \times 100\%$$

$$R = \frac{n_1}{n_3} \times 100\%$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P+R} \times 100\%$$

其中: n_1 为正确检测的变化点数; n_2 为检测到的变化点数; n_3 为真实的变化点数。

2.1 转速变化检测

转速是衡量机械运行状态的一种重要参量,但由于实际工况的限制,常采用振动、噪声等方式采集其转速信息^[14]。转速监测在机械加工系统过程监测与控制等领域有重要应用^[15]。

本实验数据由图2所示的实验装置进行采集。装置由电机提供动力,可编程磁滞制动器提供负载。通过安装在齿轮箱上的振动传感器收集实测信号,将其送至电脑端。采样频率设定为1 kHz。在数据采集过程中,先设定电机初始转速 v 不变并运行一段时间,然后改变电机转速为 $v + \Delta v$ 来模拟转速变化。实验中设定 v 分别为250, 300和350 r/min,变化转速 Δv 分别为50, 100, 150和200 r/min,共得到12组不同的转速状态变化,如表2所示。同时,每个工况下采集5次,最终得到的测试数据集一共包含了60段测试信号。

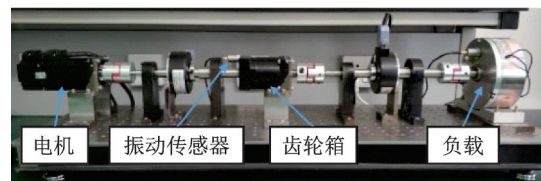


图2 实验平台

Fig.2 Experiment setup

这里给出转速变化检测的一个例子,如图3所示,转速由350 r/min变为400 r/min时的检测结果。其中:初始转速为350 r/min;变化后转速为400 r/min。为了方便展示,图3(a)给出了真实变

表 2 转速状态变化($v \rightarrow v + \Delta v$)
Tab.2 Speed change ($v \rightarrow v + \Delta v$)

$\Delta v / (\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	$v / (\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$		
	250	300	350
50	250 \rightarrow 250+50	300 \rightarrow 300+50	350 \rightarrow 350+50
100	250 \rightarrow 250+100	300 \rightarrow 300+100	350 \rightarrow 350+100
150	250 \rightarrow 250+150	300 \rightarrow 300+150	350 \rightarrow 350+150
200	250 \rightarrow 250+200	300 \rightarrow 300+200	350 \rightarrow 350+200

化点发生的位置。图 3(b)为提取的图像特征,可以看到:在转速状态未发生变化时,相邻周期之间的图像相似程度高,提取出的特征未发生明显变化;在第 14 与第 15 周期间,转速发生变化时,特征表现出了较为明显的变化。图 3(c)为机械运行动态特性的量化指标,可以看出:在转速状态未发生变化时,该动态指标比较平稳;在第 14 与第 15 周期间,动态指标快速变化并超过了设定的 $+3\sigma$ 阈值。可见,利用笔者采用的拉依达准则,成功检测出了变化点。

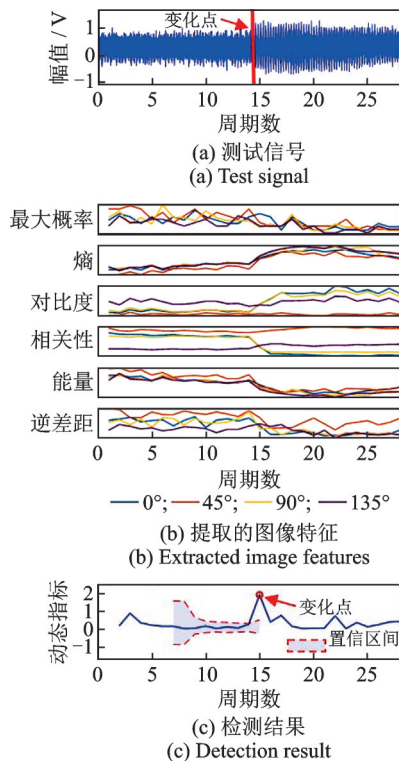


图 3 转速由 350 r/min 变为 400 r/min 时的检测结果
Fig.3 The detection result for speed change from 350 r/min to 400 r/min

表 3 为转速状态变化检测结果。可以看出,这 3 个指标都达到 100%,表明本研究方法在转速变化检测应用中的有效性。

表 3 转速状态变化检测结果

Tab.3 The detection result for speed change

指标名称	结果	指标名称	结果
真实变点数目	60	查全率	100%
正确检测变点数目	60	查准率	100%
检测变点总数目	60	F_1	100%

2.2 负载变化检测

外部负载变化也常被认为是导致机械运行状态发生变化的重要因素^[16]。本部分实验数据来自凯斯西储大学轴承中心提供的公共数据库^[17]。在实验中,分别从电机驱动端和风扇端采集振动数据,采样频率为 12 kHz。在固定其他变量的情况下,只改变电机的负载,得到了不同负载下的振动数据。实验通过将 2 段不同负载下的数据拼接来模拟机械设备运行过程中出现的负载变化。

用 $L \rightarrow L + \Delta L$ 来表示负载的变化,其中: L 为电机的初始负载; ΔL 为变化的负载; $\Delta L > 0$ 表示负载增加; $\Delta L < 0$ 表示载荷减少。轴承数据库中共有 4 种负载工况,分别为 0, 0.74, 1.47 和 2.21 kW。当固定初始负载时,其他 3 种负载都可以被用作变化负载。表 4 为模拟的负载变化情况。

表 4 模拟的负载变化($L \rightarrow L \pm \Delta L$)

Tab.4 Load change ($L \rightarrow L \pm \Delta L$) kW

L	$L \pm \Delta L$		
0	0 + 0.74	0 + 1.47	0 + 2.21
0.74	0.74 + 0.74	0.74 + 1.47	0.74 - 0.74
1.47	1.47 + 0.74	1.47 - 0.74	1.47 - 1.47
2.21	2.21 - 0.74	2.21 - 1.47	2.21 - 2.21

图 4 为一个负载变化检测的例子,负载由 2.21 kW 变为 1.47 kW 时的检测结果。其初始状态是负载为 2.21 kW,随后负载发生变化,突变为 1.47 kW。由图 4(c)可以看出,利用本研究方法提取出的动态指标成功检测出了该负载变化点。

表 5 为在整个负载数据库上的负载状态变化

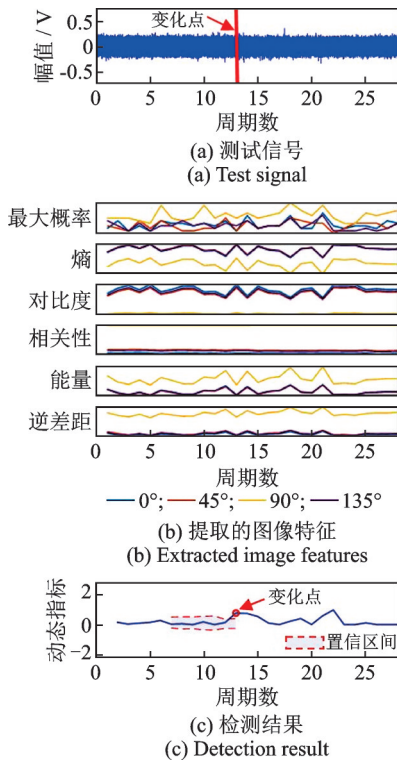


图 4 负载由 2.21 kW 变为 1.47 kW 时的检测结果
Fig.4 The detection result for load change from 2.21 kW to 1.47 kW

表 5 负载状态变化检测结果

Tab.5 The deection result for load change

指标名称	结果	指标名称	结果
真实变点数目	12	查全率	100%
正确检测变点数目	12	查准率	100%
检测变点总数目	12	F_1	100%

检测结果。可以看到,这 3 个指标都能达到 100%,说明笔者提出方法在负载变化检测应用中的有效性。

2.3 早期轴承故障检测

设备内部因素也会引起机械设备整体运行状态发生变化。本部分基于早期轴承故障检测验证了所提方法。实验数据同样来自凯斯西储大学轴承中心提供的公共数据库,主要包含正常状态、内圈故障、外圈故障以及滚动体故障。表 6 为故障位置及损坏程度。实验中,将正常状态下的信号和轴承故障信号拼接,得到测试信号来模拟轴承早期故障发生的时间,并分别在 4 种不同载荷下对这 9 种情况共 36 组振动信号进行实验。

笔者给出了轴承早期故障检测的实例,如图 5 所示,负载为 1 时轴承由正常状态变为 B_5 状态的检

表 6 故障位置及损坏程度

Tab.6 The position and size of fault

故障位置	损伤程度/mm		
	0.18	0.36	0.53
内圈	B_1	B_2	B_3
外圈	B_4	B_5	B_6
滚动体	B_7	B_8	B_9

测结果。由图 5(c)可看出,在轴承未发生故障前,提取出的动态指标维持在一个正常波动范围内;一旦故障产生时,动态指标发生较大变化,并很快超过设定的动态阈值。采用拉依达准则成功检测出了故障发生的时间点。

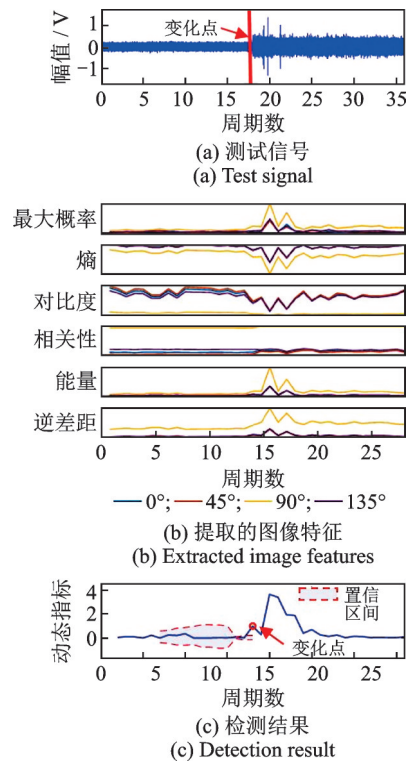


图 5 负载为 1 时轴承由正常状态变为 B_5 状态的检测结果
Fig.5 The detection result for bearing status change from normal to B_5 when the load is 1

表 7 为轴承故障检测结果。可以发现,这 3 个指标都能达到 100%,表明本研究方法可有效检测轴承的早期故障。

表 7 轴承故障检测结果

Tab.7 The detection result of bearing fault

指标名称	结果	指标名称	结果
真实变点数目	36	查全率	100%
正确检测变点数目	36	查准率	100%
检测变点总数目	36	F_1	100%

3 结束语

针对机械运行过程中的异常检测算法进行研究,提出了一种基于基于振动信号图像特征的机械状态监测方法,并基于3种典型的工业应用对所提方法进行了验证。在未来的工作中,将采用优化算法提高本研究方法的计算效率,更好地满足实际应用中实时在线处理的性能要求。

参 考 文 献

- [1] POPESCU T D. Blind separation of vibration signals and source change detection-application to machine monitoring [J]. Applied Mathematical Modelling, 2010, 34(11):3408-3421.
- [2] WANG Z, BUKKAPATNAM S T S, KUMARA S R T, et al. Change detection in precision manufacturing processes under transient conditions[J]. CIRP Annals, 2014, 63(1): 449-452.
- [3] ZHOU Y, TANG X, ZUO X, et al. Incipient wear fault diagnosis using a modified change detection method [J]. Tribology International, 2019, 137: 164-172.
- [4] 亚森江·加入拉,高建民,高智勇,等.一种复杂机电系统LE-SVDD异常监测方法[J].振动、测试与诊断, 2017, 37(3): 467-475.
YASENJIANG Jiarula, GAO Jiangmin, GAO Zhiyong, et al. Laplacian eigenmaps-support vector domain description method for complex electromechanical system[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 467-475. (in Chinese)
- [5] LU G, LIU J, YAN P. Graph-based structural change detection for rotating machinery monitoring [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99: 73-82.
- [6] 李彦明,杜文辽,叶鹏飞,等.振动信号小波 leaders 多重分形特征提取及性能分析[J].机械工程学报, 2013, 49(6): 60-65.
LI Yanming, DU Wenliao, YE Pengfei, et al. Wavelet leaders multifractal features extraction and performance analysis for vibration signals[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(6): 60-65. (in Chinese)
- [7] GAO Z, LU G, YAN P. Graph-based change detection for condition monitoring of industrial machinery: an enhanced framework for non-stationary condition signals [J]. Measurement Science & Technology, 2019, 30(11): 115002.
- [8] ABOUD D, BAUDIN S, ANTONI J, et al. The spectral analysis of cyclo-non-stationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 75: 280-300.
- [9] 赵玲,刘晓峰,娄路.复小波分解联合SVD提取振动信号非平稳特征[J].振动、测试与诊断, 2015, 35(4): 672-676.
ZHAO Ling, LIU Xiaofeng, LOU Lu. The feature extraction method of non-stationary vibration signal based on SVD-complex analytical wavelet demodulation [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4): 672-676. (in Chinese)
- [10] CHEN G, LU G, LIU J, et al. An integrated framework for statistical change detection in running status of industrial machinery under transient conditions [J]. ISA Transactions, 2019, 94: 294-306.
- [11] 裴运通.基于图像分析方法的癫痫病电信号特征提取研究[D].兰州:兰州大学, 2015.
- [12] ALOTAIBI K. Non-metric multi-dimensional scaling for distance-based privacy-preserving data mining [D]. [S. l.]: University of East Anglia, 2014.
- [13] JOYCE J M. Kullback-leibler divergence international encyclopedia of statistical science [M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011: 720-722.
- [14] WANG Y, XU G, ZHANG Q, et al. Rotating speed isolation and its application to rolling element bearing fault diagnosis under large speed variation conditions [J]. Journal of Sound & Vibration, 2015, 348: 381-396.
- [15] COMBET F, GELMAN L. An automated methodology for performing time synchronous averaging of a gearbox signal without speed sensor [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(6): 2590-2606.
- [16] BARTELMUS W, ZIMROZ R. Vibration condition monitoring of planetary gearbox under varying external load [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(1): 246-257.
- [17] WADE A S, ROBERT B R. Rolling element bearing diagnostics using the case western reserve university data: a benchmark study [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015(64/65): 100-131.



第一作者简介:卢国梁,男,1982年4月生,博士、副教授。主要研究方向为机电系统PHM及可靠性、微纳视觉观测与测量、时序数据挖掘及跨学科应用。曾发表《A novel statistical time-frequency analysis for rotating machine condition monitoring》(《IEEE Transactions on Industrial Electronics》2019, No.67)等论文。
E-mail: luguoliang@sdu.edu.cn