

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108212

# 基于变步长多尺度 Lempel-Ziv 复杂度融合 指标的旋转设备损伤评估\*

苏 舟, 石娟娟, 于亦浩, 黄伟国, 朱忠奎  
(苏州大学轨道交通学院 苏州 215131)

**摘 要:** 损伤程度评估对于旋转设备的故障预测与维护至关重要。Lempel-Ziv 复杂度已被广泛用于旋转设备的定量故障诊断。但是传统 Lempel-Ziv 复杂度指标只能在单一尺度提取故障信息, 难以全面挖掘故障特征。为此, 学者提出了多尺度 Lempel-Ziv 复杂度。然而, 多尺度分析会缩减时间序列的长度, 易于导致评估结果不准确。因此, 提出了一种基于变步长多尺度 Lempel-Ziv 复杂度融合的旋转设备损伤程度评估指标。首先采用变步长策略优化粗粒化过程, 更全面地挖掘故障信息; 然后运用基于拉普拉斯得分加权的融合方法来评估每个尺度的重要性, 将变步长多尺度复杂度序列转化为一个单一但全面的评价指标, 即所提的变步长多尺度复杂度融合指标, 用以全面挖掘振动信号的特征, 实现对旋转设备的损伤评估。本文采用轴承单点缺陷数据、轴承全寿命数据和齿轮箱疲劳试验数据验证所提方法的有效性, 并与其他复杂度指标进行比较分析, 结果表明: 所提指标可 100% 准确地对轴承故障严重程度及齿轮磨损程度进行评估, 发现早期故障, 实现旋转设备的定量诊断。

**关键词:** 轴承; 齿轮箱; 故障诊断; Lempel-Ziv 复杂度; 融合方法

**中图分类号:** TH132.41 TH133.33 TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.15 460.40 510.40

## Damage assessment of rotating equipment based on variable-step multiscale fusion Lempel-Ziv complexity indicator

Su Zhou, Shi Juanjuan, Yu Yihao, Huang Weiguo, Zhu Zhongkui  
(School of Rail Transportation, Soochow University, Suzhou 215131, China)

**Abstract:** Damage degree assessment is critical for the prognostics and maintenance of rotating equipment. Lempel-Ziv complexity has been widely used for rotating equipment quantitative fault diagnosis. However, traditional Lempel-Ziv complexity indicator extracts fault information only at the single scale, and it is difficult to fully explore fault features. Thus, scholars proposed the multiscale Lempel-Ziv complexity. However, multiscale analysis would shorten the length of time series and lead to inaccurate assessment results easily. Therefore, this paper proposes a damage degree assessment method for rotating equipment based on variable-step multiscale fusion Lempel-Ziv complexity (VSMFLZC). Firstly, the variable step length strategy is adopted to optimize the coarse-grained procedure and explore the fault information more comprehensively. Then, a fusion method based on Laplace score weighting is applied to evaluate the importance of each scale and the method can convert variable-step multiscale complexity sequence into a single but comprehensive evaluation indicator, i. e. the proposed VSMFLZC, which is used to explore the characteristics of the vibration signal comprehensively and achieve the damage assessment of the rotating equipment. The effectiveness of the proposed method is verified with bearing single-point defect dataset, bearing life cycle dataset and gearbox fatigue test dataset. Meanwhile, the indicator is compared with other complexity indicators. Results show that the proposed indicator can assess the fault severity of bearings and the wearing degree of gears with 100% accuracy, detect early failures and realize the quantitative diagnosis of rotating equipment.

**Keywords:** bearing; gearbox; fault diagnosis; Lempel-Ziv complexity; fusion method

收稿日期: 2021-07-08 Received Date: 2021-07-08

\* 基金项目: 国家自然科学基金(52175056, 52075353)、中国博士后科学基金(2021M692353)项目资助

## 0 引言

故障预测和健康管理 (prognostics and health management, PHM) 在保证旋转设备的安全运行方面一直发挥着重要作用<sup>[1-3]</sup>。故障损伤程度评估与定量诊断可以识别设备的故障严重程度,并提供详细状态信息,是 PHM 系统的关键步骤<sup>[4-5]</sup>。设备的关键旋转部件如轴承、齿轮往往工作环境恶劣、工况多变,故障易发,若不及时处理可能会导致设备停机甚至发生灾难性事故。因此,状态监测和故障诊断对于旋转设备的安全可靠运行至关重要<sup>[6-8]</sup>。目前,许多研究者关注早期故障诊断和故障类型识别。然而,旋转设备的故障是一个动态的演变过程,故障损伤程度评估是 PHM 中一个有效且更具实际意义的环节<sup>[9]</sup>。因此,旋转设备的损伤评估已经引起越来越多研究者的关注<sup>[10]</sup>。

轴承、齿轮等旋转部件损伤及其损伤程度势必引起振动信号复杂度的改变,因此可以通过测量系统的有序性或复杂性来量化旋转设备的损伤程度。Lempel-Ziv 复杂度<sup>[11]</sup> (Lempel-Ziv complexity, LZC) 是表征时间序列复杂性的有力工具,近年来被广泛用于旋转设备故障严重程度的评估。Hong 等<sup>[12]</sup>采用连续小波变换来消除噪声和不相关信号成分的干扰,然后通过计算复杂度来实现对轴承不同尺寸故障大小的诊断,同时分析了 LZC 与内外圈故障严重程度的关系;朱永生等<sup>[13]</sup>利用复杂度对复合故障振动进行评估,结果表明复杂度能有效刻画轴承振动信号的复杂性,可作为量化指标用于轴承状态评估;Cui 等<sup>[14]</sup>使用 Sparsogram 算法选择最佳频段,并计算了该频段内信号的 LZC 值,从而实现轴承故障的定量诊断;Dang 等<sup>[15]</sup>提出了一种基于优化多字典匹配追踪和 LZC 相结合的故障严重性评估方法;Cui 等<sup>[16]</sup>提出了一种双字典匹配追踪方法来分解和重构信号,然后采用复杂度来实现故障损伤程度的量化;尹建程等<sup>[17]</sup>基于相关分析和复杂度指标对轴承损伤程度进行识别;Yin 等<sup>[18]</sup>利用符号聚合近似算法改进了 LZC 的编码方式,改进后的复杂度指标可以反映轴承的调制信息,且具有更高的计算效率。但是,故障信息往往蕴含在信号的多尺度特征中,而上述研究大多基于刻画能力有限的单尺度分析,易导致故障信息的丢失。最近, Li 等<sup>[19]</sup>提出了精细复合多尺度 Lempel-Ziv 复杂度 (refined composite multiscale Lempel-Ziv complexity, RCMLZC) 指标,通过完善和细化粗粒化过程来挖掘信号中潜在的多尺度信息,最终在不同故障类型的识别上具有良好的表现。然而,改进后的复杂度指标仍存在一个缺点,即在较大尺度下序列长度大大缩短,导致计算结果不准确。

为解决上述问题,本文提出了变步长多尺度 Lempel-Ziv 复杂度 (variable-step multiscale Lempel-Ziv complexity, VSMLZC) 指标来实现旋转设备的故障损伤程度评估。首先,为了优化粗粒化过程、有效提取信号中的故障特征,提出了变步长多尺度策略。接着,为了直观展现所提出的复杂度指标随损伤程度的变化趋势,提出了基于拉普拉斯得分加权的方法对 VSMLZC 进行融合,即将 VSMLZC 序列转化为单一指标,称为变步长多尺度 Lempel-Ziv 复杂度融合指标 (variable-step multiscale fusion Lempel-Ziv complexity, VSMFLZC)。本文采用轴承单点缺陷数据、轴承全寿命数据和齿轮箱疲劳试验数据验证所提方法的有效性,并与传统复杂度指标 LZC、MLZC 和 RCMLZC 进行对比,验证所提方法在轴承和齿轮损伤程度评估中的优越性。

## 1 所提变步长多尺度复杂度融合指标

### 1.1 Lempel-Ziv 复杂度

Lempel-Ziv 复杂度是一种衡量有限时间序列复杂性的有力工具。该指标通过两种易于计算的基本操作 (复制和插入) 来度量有限时间序列的复杂程度。

对于序列  $X_N = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 首先将原始序列  $X_N$  转换为二进制序列  $S_N = \{s_1 s_2 \dots s_N\}$ , 大于等于原始序列均值的元素赋值 1, 否则赋值 0。然后将临时字符变量  $S_{r,0}$  和  $Q_0$  初始化为空字符, 令  $r=1$ , 当前复杂度  $C_N(0) = 0$ 。接着进入  $N$  次循环, 定义字符串  $Q_r = \{Q_{r-1} s_r\}$ , 并判断  $Q_r$  是否属于字符串  $S_{r,r-1} = \{S_{r,r-2} s_{r-1}\}$ , 若是, 则说明当前并未出现新模式, 复杂度不变,  $r=r+1$ ; 若否, 则说明出现了新模式, 复杂度值加 1, 清空字符串  $Q_r, r=r+1$ 。重复此步骤直至遍历序列  $S_N$  中所有字符, 得到序列的复杂度  $C_N(N)$ 。

上述计算过程获得的复杂度  $C_N$  与序列长度  $N$  有关。为了使指标不受样本大小的影响, 通常使用归一化 Lempel-Ziv 指标:

$$C_{nN} = \frac{C_N(N)}{\lim_{N \rightarrow \infty} C_N(N)} \approx \frac{C_N(N) \log_k N}{N} \quad (1)$$

式中:  $k$  为序列  $S_N$  中的元素个数。对于二进制序列  $S_N$ ,  $k=2$ 。得到的归一化指标具有上下限, 更方便用于设备状态的定量评估。

### 1.2 多尺度 Lempel-Ziv 复杂度

LZC 指标可以量化有限时间序列的复杂程度, 然而由于 LZC 只能从单尺度特征度量信号, 而故障信息往往蕴含在信号的多尺度特征中, 因此传统单尺度 LZC 在设备损伤程度评估具有一定局限性。为了更精准地刻画故障特征, 运用多尺度分析<sup>[20]</sup>构建多尺度 Lempel-Ziv 复杂度指标。

对于给定的序列  $\mathbf{X}_N = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 用长度为  $\tau$  的不相交窗口进行划分, 计算每个窗内的数据均值, 这个过程被称为粗粒化过程, 获得的均值被称为尺度因子为  $\tau$  的粗粒化序列  $\{y_j^{(\tau)}\}$ 。粗粒化过程的示意图如图 1 所示, 所得粗粒化序列可表示为:

$$y_j^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^j x_i, \quad 1 \leq j \leq \frac{N}{\tau} \quad (2)$$

计算不同尺度下粗粒化序列  $\{y_j^{(\tau)}\}$  的 Lempel-Ziv 复杂度, 便得到原始序列  $\mathbf{X}_n$  的 MLZC 指标, 可表示为:

$$\text{MLZC}(\mathbf{X}_N, \tau) = \text{LZC}(y^{(\tau)}) \quad (3)$$

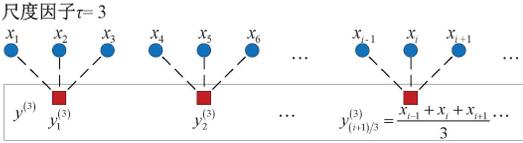


图 1 尺度因子为 3 时的粗粒化过程

Fig. 1 Coarse-grained procedure for scale factor  $\tau=3$

### 1.3 所提变步长多尺度复杂度融合指标

MLZC 指标较 LZC 可以更全面地提取故障特征, 然而传统 MLZC 指标由于在较大尺度下序列长度极大被缩减, 因此易出现复杂度程度评估不准确的问题, 尤其是在待分析信号采样点较少的情况下。对于长度  $N=m$  的序列, 在尺度因子为  $\tau$  时, 传统粗粒化过程得到的序列长度会缩短为  $N=m/\tau$ 。过短的序列长度会导致归一化 LZC 指标的计算结果不再具备鲁棒性<sup>[12]</sup>。针对上述问题, 通过改进和优化粗粒化过程, 提出了变步长粗粒化算法。

对于给定的序列  $\mathbf{X}_N = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 用长度为  $\tau$  的滑动窗口以步长  $s$  定向移动, 将每个窗内数据均值作为变步长粗粒化序列的元素。需要注意的是移动步长不得大于窗口长度 ( $s \leq \tau$ ), 否则会造成原始数据信息的丢失。即尺度因子为  $\tau$  时, 可以得到  $\tau$  组变步长粗粒化序列。当尺度因子为 1 时, 所得粗粒化序列即为原始序列本身。变步长粗粒化过程的示意图如图 2 所示, 得到的变步长粗粒化序列可表示为:

$$y_{s,j}^{(\tau)} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)s+1}^{(j-1)s+\tau} x_i, \quad 1 \leq j \leq \left\lfloor \frac{N-\tau}{s} + 1 \right\rfloor \quad (4)$$

式中:  $\lfloor \cdot \rfloor$  表示向下取整。

与图 1 所示的传统粗粒化过程相比, 图 2 所示的所提变步长粗粒化过程揭示了更多原始序列中蕴含的信息。对于小移动步长的粗粒化序列来说, 序列长度较原始序列没有明显地缩短。这有利于解决当尺度因子较大序列长度过短导致计算结果不准确的问题。

接着, 计算全部变步长粗粒化序列  $\{y_{s,j}^{(\tau)}\}$  的 LZC 指标, 当尺度因子为  $\tau$  时, 将  $\tau$  个所得的 LZC 均值作为该尺

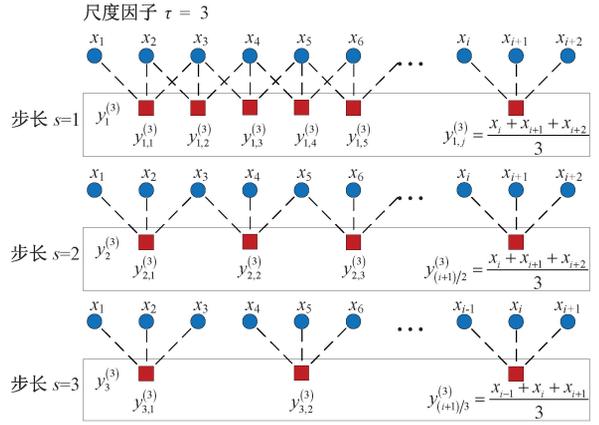


图 2 尺度因子为 3 时的变步长粗粒化过程

Fig. 2 Variable-step coarse-grained procedure for scale factor  $\tau=3$

度下的变步长多尺度 Lempel-Ziv 复杂度指标:

$$\text{VSMLZC}(\mathbf{X}_n, \tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{s=1}^{\tau} \text{LZC}(y_s^{(\tau)}) \quad (5)$$

VSMLZC 指标利用平均处理, 在较大尺度下也可以得到相对稳定且准确的复杂度评估结果。

经过上述过程, 可以得到一组不同尺度下的复杂度指标。不同尺度下的复杂度指标刻画了信号的不同特征, 为了充分利用各尺度下复杂度信息且更直观地描述原始序列的复杂程度, 进一步提出了基于拉普拉斯得分加权的融合算法, 对变步长多尺度下的复杂度指标进行融合, 将 VSMLZC 的计算结果融合为一个包含信号特征更为全面的单一评估指标, 以此代表该序列的复杂性。

拉普拉斯得分 (Laplacian score, LS)<sup>[21]</sup> 是一种自适应的无监督特征选择方法, 基于拉普拉斯特征映射和局部保持投影理论, 利用得分表征邻近样本点在某个特征的差异。对于给定的具有  $n$  维特征的  $m$  个数据样本, 首先若两个样本  $x_i$  和  $x_j$  ( $i \neq j$ ) 较“近邻”时, 将两个样本通过边相连, 可以取  $x_i$  的  $k$  近邻点, 建立最近邻图。“近邻”由  $k$  近邻算法定义, 一般  $k$  取 5<sup>[22]</sup>。为了衡量近邻样本点之间的距离, 构建权重矩阵  $S_{ij}$ :

$$S_{ij} = \begin{cases} e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{t}}, & \text{若 } x_i, x_j \text{ 近邻} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $t$  为合适的常数。令  $f_{ri}$  表示第  $i$  个样本对应的第  $r$  个特征,  $i=1, 2, \dots, m$ ;  $r=1, 2, \dots, n$ 。对于第  $r$  个特征, 可以定义:

$$\begin{cases} \mathbf{f}_r = [f_{r1}, f_{r2}, \dots, f_{rm}]^T, & \mathbf{D} = \text{diag}(\mathbf{S}\mathbf{I}), \\ \mathbf{I} = [1, 1, \dots, 1]^T, & \mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{S} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{L}$  为图拉普拉斯矩阵。令  $\hat{f}_r$  为  $f_r$  去均值化后的结果如式 (8) 所示。

$$\tilde{f}_r = f_r - \frac{f_r^T D I}{I^T D I} I \quad (8)$$

则第  $r$  个特征的拉普拉斯得分  $L_r$  为:

$$L_r = \frac{\sum_{ij} (f_{ri} - f_{rj})^2 S_{ij}}{\text{Var}(f_r)} = \frac{\tilde{f}_r^T L \tilde{f}_r}{\tilde{f}_r^T D \tilde{f}_r} \quad (9)$$

式中:  $\text{Var}(f_r)$  为第  $r$  个特征的方差。

式(9)的分子和分母分别表示特征的局部保持能力和区分能力。在特征选择时,需要选取局部保持能力强且区分能力大的特征。对于 LS,分子越小局部保持能力越强,分母越大区分能力越好,即 LS 越小,特征越重要。因此经常根据 LS 将多维特征按照重要性排序,从而实现特征选择。本文提出的基于 LS 加权的特征融合算法是利用 LS 将更好的特征赋予更大的权重系数,将变步长多尺度下的多维指标融合为单一指标,实现对旋转设备振动信号复杂度的准确度量。

首先,将计算所得的各尺度拉普拉斯得分  $L_r$  进行最大最小归一化:

$$\alpha_r = \frac{\max(L_r) - L_r}{\max(L_r) - \min(L_r)} \quad (10)$$

即对于得分越小的尺度,拟赋予了越大的权重系数  $\alpha_r$ ,反之亦然。为了使 VSMLZC 经加权后依然处于  $[0, 1]$  范围内,对权重系数  $\alpha_r$  进一步归一化得到权重系数  $\beta_r$ :

$$\beta_r = \alpha_r / \sum_{r=1}^{\tau} \alpha_r \quad (11)$$

因此基于 LS 加权的变步长多尺度 Lempel-Ziv 复杂度融合指标可表示为:

$$\text{VSMFLZC}(X_N) = \sum_{r=1}^{\tau} \beta_r \text{VSMLZC}(X_N, r) \quad (12)$$

即所提变步长多尺度复杂度融合指标能够挖掘序列中的深层次信息,刻画不同尺度下的信号特征,精准且直观地表征有限时间序列的复杂程度。

## 2 基于变步长多尺度复杂度融合指标的旋转设备损伤评估

基于上述工作,利用所提变步长多尺度复杂度融合指标对测得的振动信号进行复杂程度的定量分析,以实现旋转设备损伤评估。基于变步长多尺度复杂度融合指标的损伤评估算法的具体步骤如下:

- 1) 采集旋转设备不同损伤程度下的振动信号;
- 2) 利用式(4),将测得的原始时间序列转化为变步长粗粒化序列;
- 3) 按照文中 1.1 节描述的过程,计算各变步长粗粒化序列的 LZC 指标;
- 4) 利用式(5),将各尺度下不同步长得到的 LZC 求平均值,作为该尺度下的 VSMLZC;

5) 利用式(6)~(9),计算各尺度的 LS,再利用式(10)~(12),根据重要性对各尺度赋予合适的权重,最终得到融合后的单一指标 VSMFLZC。对于不同损伤程度的故障信号,重复步骤 2)~5);

6) 利用 VSMLZC 表征故障的演化过程,实现旋转设备的损伤程度评估。

所提变步长多尺度复杂度融合指标对旋转设备损伤评估的流程图如图 3 所示。

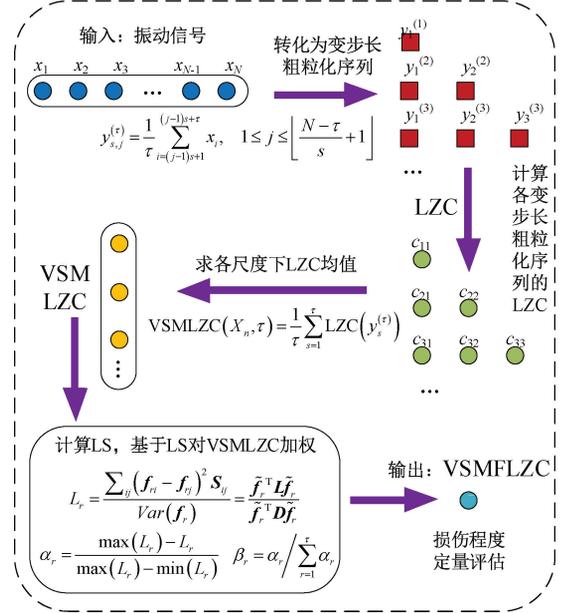


图 3 变步长多尺度复杂度融合指标的损伤评估算法

Fig. 3 The damage assessment algorithm using VSMFLZC indicator

## 3 实验验证

为了验证本文所提方法在旋转设备状态评估中的有效性,下面分析一组轴承单点缺陷数据、一组轴承全寿命数据和一组齿轮箱疲劳试验数据,并与现有主流时间序列复杂度衡量方法 LZC、MLZC 和 RCMLZC 进行对比分析。

### 3.1 轴承单点缺陷数据

为了验证本文所提方法在轴承单点缺陷严重性评估中的有效性,课题组搭建了可视化径向加载的轴承故障模拟试验台,试验装置如图 4 所示,被测轴承采用 6205-2RS SKF 深沟球轴承,通过线切割方法在轴承内圈、外圈和滚动体分别加工宽度约 0.2、0.3、0.4、0.5、0.6 mm,深度约 0.3 mm 的沟槽。轴承由驱动电机以 900 r/min 的转速驱动,采样频率设定为 10 kHz。图 4 中的加速度传感器安装在被测轴承上方,加载装置可实现对轴承的径向加载。

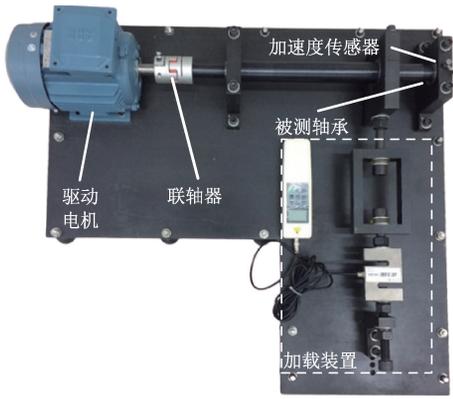


图4 轴承故障模拟试验台

Fig. 4 Bearing failure simulation test rig

利用所提方法对测得的不同故障尺寸轴承内圈信号(每组包含 2 048 个采样点)进行分析,最大尺度因子设定为 8。所测时域波形如图 5 所示,图 5(a)~(e)分别给出了轴承内圈故障尺寸为 0.2、0.3、0.4、0.5、0.6 mm 下的振动信号。

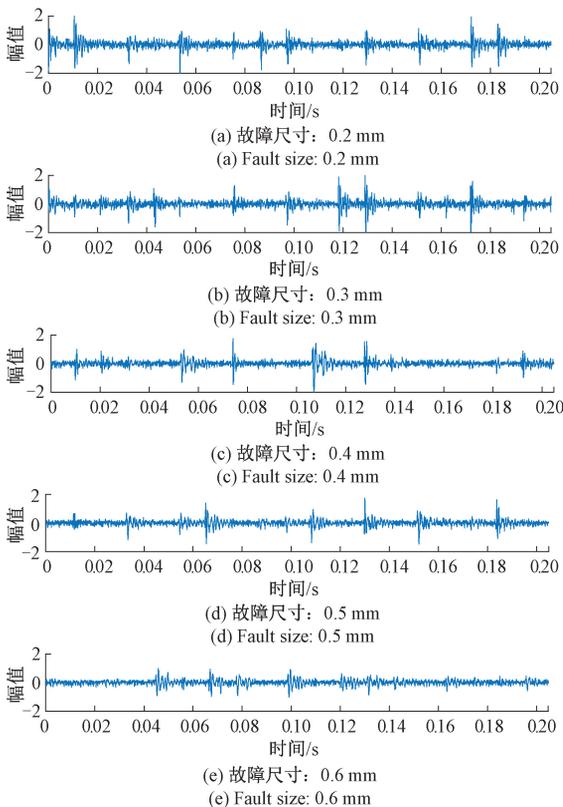


图5 被测轴承振动信号时域波形

Fig. 5 Time-domain waveforms of the vibration signal of the bearings under test

根据 1、2 节所提的变步长多尺度复杂度融合指标及其旋转设备损伤评估流程,计算了轴承内圈不同故障尺

寸的变步长多尺度复杂度及其融合指标,结果如图 6 所示。图 6(a)为变步长多尺度复杂度指标,可以看出,在大部分尺度下,内圈故障尺寸越小,复杂度指标值越大,符合 LZC 随轴承内圈故障严重程度增加而减小的规律;但是在尺度为 1 和 2 的情况下,LZC 指标呈现出无规律变化趋势,也进一步说明了单一尺度对信号特征和复杂度度量的局限性。接着,对所得变步长多尺度复杂度指标运用拉普拉斯得分加权算法进行融合,所得结果如图 6(b)所示。可以看出,经 LS 加权融合后的所提融合指标随着故障尺寸的增大呈下降趋势,这符合文献[12]中论证的轴承内圈复杂度随故障严重性变化趋势的规律。因此,验证了所提方法对轴承单点缺陷严重程度评估的有效性。

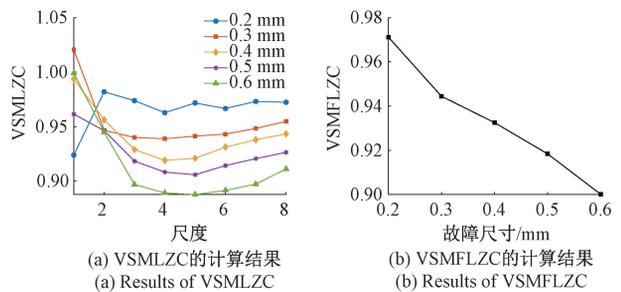


图6 轴承故障模拟试验台数据的所提指标计算结果  
Fig. 6 Calculation results of the proposed indicators for bearing failure simulation test rig data

为了证明所提方法的优越性,采用 MLZC 和 RCMLZC 对同一组数据进行分析,结果如图 7 所示。由图 7(a)可以观察到 MLZC 波动明显,难以辨识出轴承不同故障尺寸;从图 7(b)可以发现在尺度因子  $\tau=1, 2, 4, 7, 8$  下,RCMLZC 不能精准地评估轴承的损伤程度;而图 6(a)所示的所提 VSMLZC 除  $\tau=1, 2$  外均可准确地实现对轴承损伤程度的评估。因此所提 VSMLZC 较 MLZC 和 RCMLZC 具有更好的性能,可以更为稳定精确地实现损伤评估。

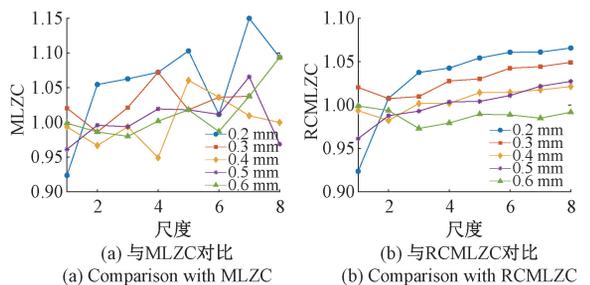


图7 轴承故障模拟试验台数据的其他指标结果对比  
Fig. 7 Comparison with other indicator results of bearing failure simulation test rig data

随后,将MLZC和RCMLZC以同样的基于LS加权的融合策略转化为单一指标,分别得到多尺度Lempel-Ziv复杂度融合指标(multiscale fusion Lempel-Ziv complexity, MFLZC)和精细复合多尺度Lempel-Ziv复杂度融合指标(refined composite multiscale fusion Lempel-Ziv complexity, RCMFLZC),如图8(b)和(c)所示。同时针对该信号的传统单一尺度LZC的结果如图8(a)所示。对比图6(b)和图8,可以看出所提VSMFLZC随故障尺寸增大单调递减;RCMFLZC虽然也有减小的趋势,但是在故障尺寸0.4和0.5 mm时具有几乎相同的值;而LZC和MFLZC难以实现对轴承损伤程度的评估。因此所提方法可全面挖掘出故障特征,实现对轴承单点缺陷的损伤评估,验证了所提方法较其他方法的优越性。

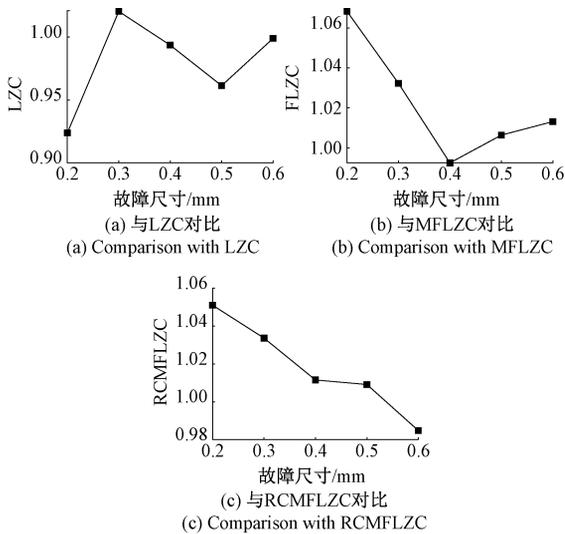


图8 轴承故障模拟试验台数据的其他融合指标结果对比  
Fig. 8 Comparison with other fused indicator results of bearing failure simulation test rig data

### 3.2 轴承全寿命数据

由于上述轴承故障模拟试验台数据是轴承单点缺陷,不能反映轴承运行过程中的损伤严重程度变化,因此本小节采用辛辛那提大学智能维护系统中心(IMS)的轴承全寿命实验数据集<sup>[23]</sup>来验证所提方法的有效性,实验装置如图9所示。驱动电机经皮带带动轴以转速2 000 r/min旋转,4个型号均为Rexnord ZA-2115的轴承安装在转轴上,径向施加6 000磅的负载。实验时每10 min进行一次数据采集,一次采样20 480个数据点,采样频率为20 kHz。在采集了984组数据后停机检查,发现在1号轴承外圈发生了严重故障,该轴承的外圈故障特征频率为236.4 Hz。

采用本文提出的损伤评估方法对数据进行分析。首先,计算前300组数据(即轴承正常状态数据)的

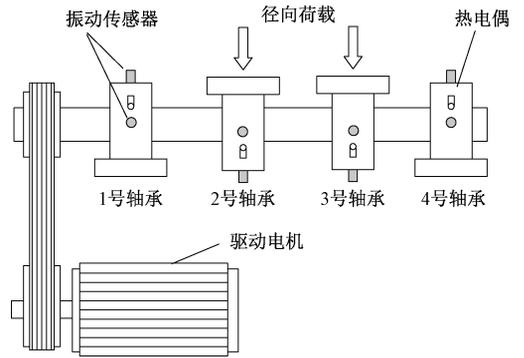


图9 IMS轴承全寿命数据实验装置  
Fig. 9 The experiment equipment of IMS bearing life cycle data

VSMLZC指标及其均值,接着,计算该均值与每组数据VSMLZC指标的欧氏距离(ED),通过欧氏距离反映轴承运行状态的变化,根据 $3\sigma$ 准则判定轴承状态异常,结果如图10所示。在图10中,在第89 h时欧氏距离明显超出 $3\sigma$ 上限且在此之后变化加剧,可以判定在第89 h时发生故障。为了证明判断的准确性,对此时的振动信号进行希尔伯特包络谱分析,其包络谱图如图11(c)所示,可以清晰看到外圈故障频率及其倍频,可以认为此时发生轴承外圈故障;为了验证判断的及时性,对第88 h、88.33 h时的振动信号同样进行包络谱分析,结果如图11(a)~(b)所示,第88 h、88.33 h时包络谱主导频率均为一低频,难以辨识出故障特征频率的倍频,从而难以准确判定轴承是否一定发生了外圈故障。因此,所提VSMLZC可以准确、较早地判定轴承故障。

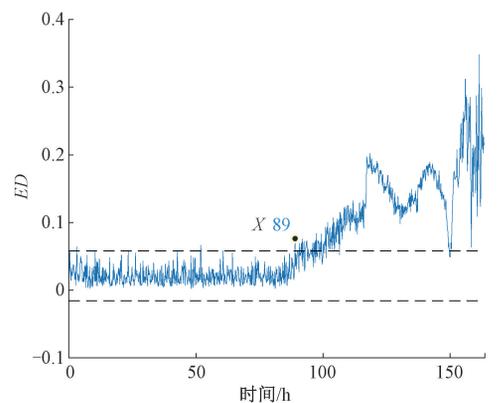


图10 IMS轴承全寿命数据的VSMLZC变化曲线  
Fig. 10 VSMLZC changing curve of IMS bearing life cycle data

为了证明所提方法的优越性,采用LZC、MLZC和RCMLZC 3种指标以上述同样方法进行轴承早期故障诊断,结果如图12所示。可以看出所提指标对轴承早期故障的识别时间早于LZC、MLZC和RCMLZC指标。

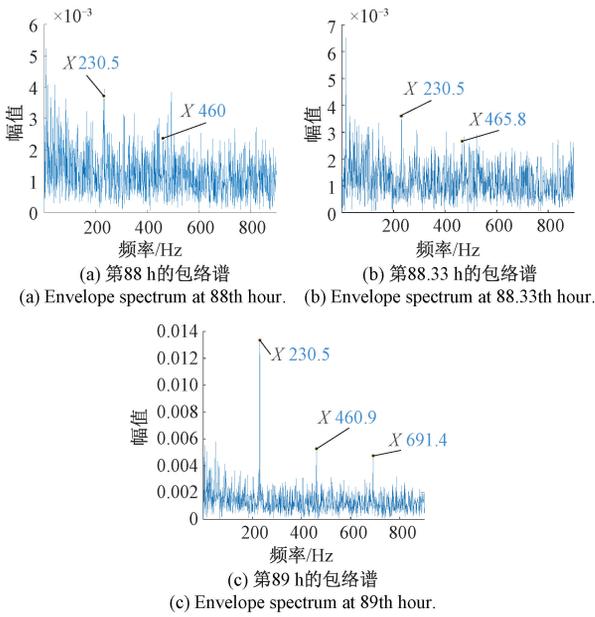


图 11 第 88, 88.33, 89 h 的轴承振动信号包络谱

Fig. 11 The envelope spectrums of the bearing vibration signals at 88th, 88.33th and 89th hours

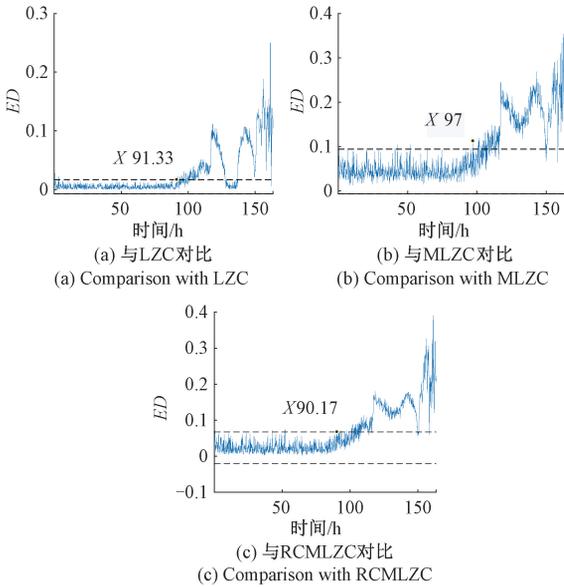


图 12 IMS 轴承全寿命数据的其他指标结果对比

Fig. 12 Comparison with other indicator results for IMS bearing life cycle data

随后,计算每组数据的融合指标 VSMFLZC,结果如图 13 所示。可以发现,同样在第 89 h 时轴承发生故障,且在轴承外圈故障的早中期阶段有较为明显的单调趋势,随着故障的演化,复杂度值逐渐增大,这符合轴承外圈复杂度随故障演化的规律<sup>[12]</sup>。对比图 10 所示的 VSMLZC 变化曲线可以发现,VSMLZC 从故障发生至约

110 h 前具有较为明显的单调趋势,而 VSMFLZC 在约 125 h 前都具有单调趋势,因此 VSMFLZC 较融合前复杂度指标具有更大的单调范围,可以更好地定量分析轴承运行过程中的早中期故障。为了进一步验证 VSMFLZC 的优越性,采用 LZC、MLZC 和 RCMLZC 3 种指标进行对比,图 14 给出了这些指标的变化曲线。可以看出,虽然这些指标在故障前期或中期也具有单调趋势,但所提指标能更早地发现轴承运行的异常。因此,本文所提方法具有更好的性能,不仅可以实现轴承早期故障诊断,而且可用于定量分析轴承在故障早中期的故障严重程度。综上所述,所提方法同样适用于轴承全寿命运行过程的状态评估。

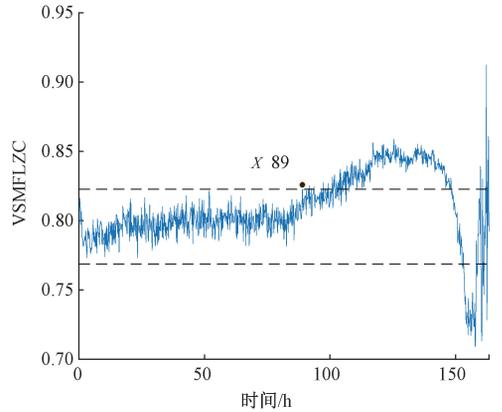


图 13 IMS 轴承全寿命数据的 VSMFLZC 变化曲线

Fig. 13 VSMFLZC changing curve of IMS bearing life cycle data

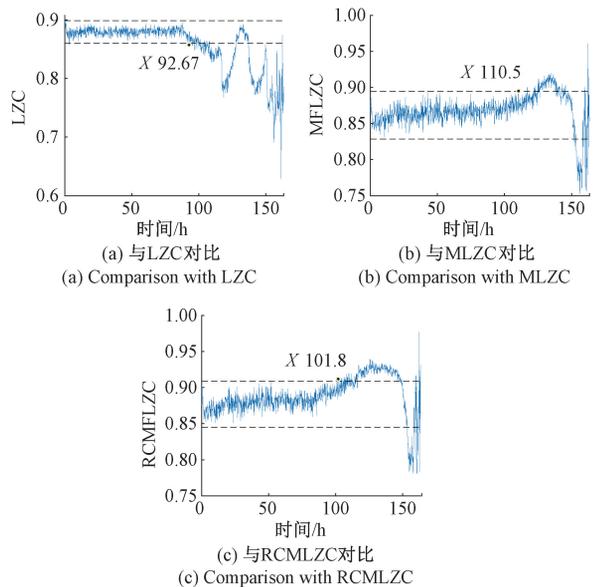


图 14 IMS 轴承全寿命数据的其他融合指标结果对比

Fig. 14 Comparison with other fused indicator results for IMS bearing life cycle data

3.3 齿轮箱疲劳试验数据

为了进一步地验证本文所提方法在齿轮疲劳磨损评估的有效性,本节对汽车变速器齿轮箱的疲劳寿命试验数据集<sup>[24]</sup>进行了分析,被测齿轮箱的内部结构如图15所示。齿轮箱的型号为LC5T81,包括5个前进挡和一个倒挡,加速度传感器安装在三挡齿轮外壳上,第三挡齿轮的工作参数如表1所示。试验时采集三挡齿轮对整个磨损过程的振动信号,采样频率为3 000 Hz。数据共7组,齿轮对每啮合70万次记录为一组。第1组数据为正常状态,第2到5组数据为早期磨损阶段,第6组数据为严重磨损阶段,第7组开始不久后,三挡主动齿轮发生了断齿故障,被测齿轮4种健康状态的时域波形如图16所示。图16(a)~(d)分别表示正常状态、早期磨损、严重磨损和断齿状态下的振动信号时域波形。

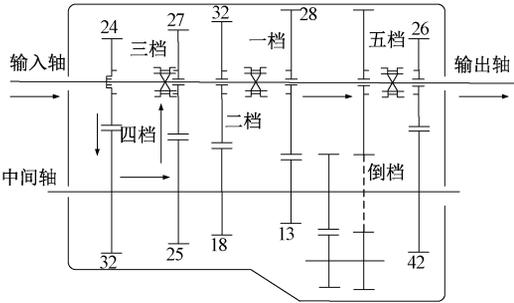


图15 被测齿轮箱的内部结构图

Fig. 15 The internal structure diagram of the gearbox under test

表1 第三挡齿轮的工作参数

Table 1 Working parameters of the third speed gear

齿轮	齿数	旋转频率/Hz	啮合频率/Hz
主动齿轮	25	20	500
被动齿轮	27	18.5	500

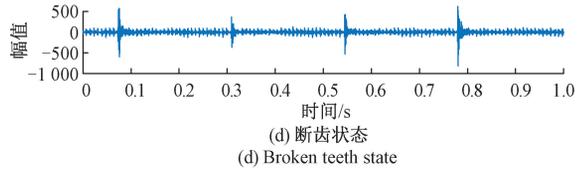
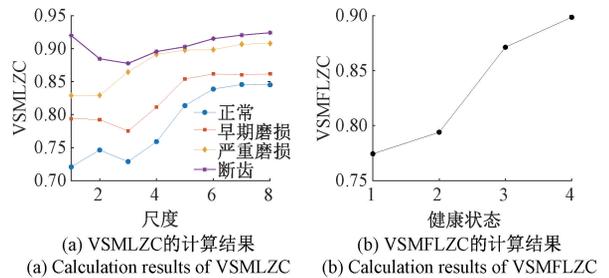


图16 被测齿轮振动信号时域波形

Fig. 16 Time-domain waveforms of the vibration signal of the gear under test

取4种不同健康状态的振动信号采用本文所提方法进行计算,计算结果如图17所示。图17(a)为不同健康状态下的VSMLZC指标,可以看出:所提变步长多尺度复杂度指标基本可以辨识出齿轮损伤程度,从正常状态到断齿,所提指标依次增大;但某些尺度下,断齿和严重磨损状态指标区分度不够明显(如尺度为3、4和5时),易导致误判。运用LS对VSMLZC指标进行融合后,结果如图17(b)所示,4种健康状态可以清晰地辨识出来(其中“1”代表正常状态、“2”代表轻微磨损、“3”代表严重磨损、“4”代表断齿),且正常状态和断齿之间的VSMFLZC指标差别较大,增加了不同健康/损伤程度的区分度。

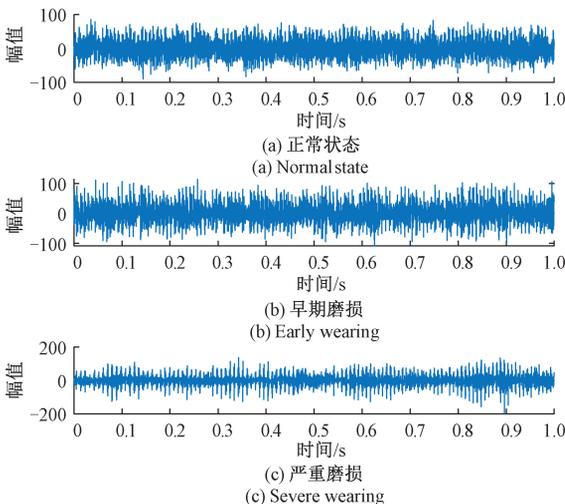


(a) VSMLZC的计算结果 (b) VSMFLZC的计算结果

(a) Calculation results of VSMLZC (b) Calculation results of VSMFLZC

图17 齿轮箱疲劳寿命试验数据的所提指标计算结果

Fig. 17 Calculation results of the proposed indicator for gearbox fatigue test data



(a) 正常状态 (a) Normal state

(b) 早期磨损 (b) Early wearing

(c) 严重磨损 (c) Severe wearing

对齿轮损伤程度评估的分析表明:本文所提指标可以提取信号中蕴含的深层次特征,能够表征齿轮疲劳磨损的演化过程。

采用其他方法与本文所提方法进行对比,结果如图18所示。图18(a)中,MLZC指标波动明显,不能反映整个磨损过程的复杂度变化;图18(b)中,RCMLZC指标虽然比较平稳,但是无法区分严重磨损阶段和断齿状态;图18(c)~(d)为基于LS的MLZC和RCMLZC融合指标,两种融合指标大体上呈上升趋势,但是对于正常状态和早期磨损、严重磨损和断齿这类较为接近的健康状态无法准确辨识。对比分析结果表明,所提方法适用于齿轮疲劳磨损过程的评估,能够通过表征复杂性衡量故障的严重程度。

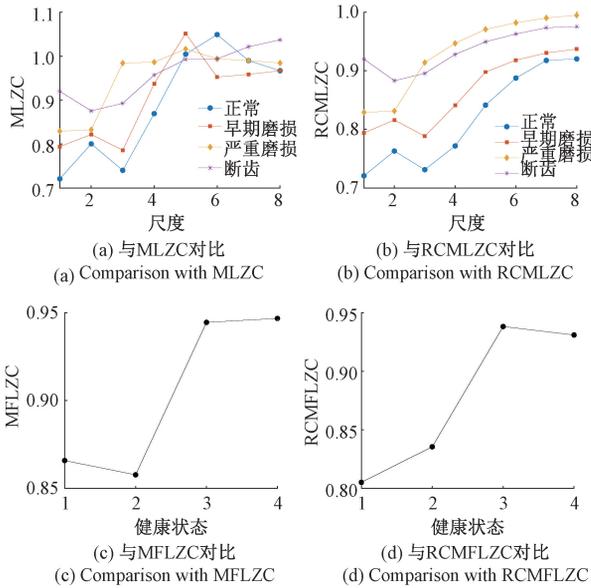


图 18 齿轮箱疲劳寿命试验数据的其他方法结果对比

Fig. 18 Comparison with other method results for gearbox fatigue test data

## 4 结 论

本文提出了一种变步长多尺度复杂度融合指标的旋转设备损伤程度评估方法。该方法通过构建所提 VSMFLZC 指标对振动信号的复杂性进行衡量,以实现旋转设备的状态评估。本文的主要创新点在于:1)提出了变步长多尺度策略,通过优化粗粒化过程,更全面地挖掘了故障特征,该策略解决了传统 LZC 因单尺度分析导致难以挖掘深层次信息的问题和 MLZC 因序列长度随尺度增加而缩短导致计算结果不准确的问题;2)提出了基于 LS 加权的融合方法对变步长多尺度 LZC 进行融合,根据重要性对不同尺度赋予相应的权重,最终将复杂度序列转化为单一但全面的评价指标,即所提 VSMFLZC。最后通过轴承单点故障数据、轴承全寿命数据和齿轮疲劳寿命试验数据验证了所提方法的有效性。与传统 LZC、MLZC 和 RCMLZC 复杂度指标的对比分析也表明:本文所提指标能够更准确、全面地挖掘故障特征,实现对旋转设备的早期故障诊断和损伤程度评估。

### 参考文献

[ 1 ] LEE J, WU F, ZHAO W, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems-reviews, methodology and applications [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 42: 314-334.  
 [ 2 ] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495.  
 PENG Y, LIU D T. Data-driven prognostic and health

management; A review of recent advances [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35 ( 3 ): 481-495.  
 [ 3 ] 陈雪峰. 智能运维与健康管理的[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.  
 CHEN X F. Intelligent maintenance and health management [M]. Beijing: China Machine Press, 2018.  
 [ 4 ] WANG D, TSUI K L, MIAO Q. Prognostics and health management; A review of vibration based bearing and gear health indicators [J]. IEEE Access, 2017, 6: 665-676.  
 [ 5 ] HOSEINZADEH M S, KHADEM S E, SADOOGHI M S. Quantitative diagnosis for bearing fault by improving ensemble empirical mode decomposition [J]. ISA Transactions, 2018, 83: 261-275.  
 [ 6 ] 李永健, 刘吉华, 张卫华, 等. 改进样本熵及其在列车轴衬损伤检测中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(9): 179-186.  
 LI Y J, LIU J H, ZHANG W H, et al. Improved multiscale sample entropy and its application in train axle bearing fault detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(9): 179-186.  
 [ 7 ] LUO C, MO Z, MIAO Q. Cyclic harmonic ratio defined in squared envelope spectrum and log-envelope spectrum for gearbox fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69 ( 12 ): 9568-9577.  
 [ 8 ] CERRADA M, SANCHEZ R V, LI C, et al. A review on data-driven fault severity assessment in rolling bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 99(15): 169-196.  
 [ 9 ] SHI J, LIANG M, GUAN Y. Bearing fault diagnosis under variable rotational speed via the joint application of windowed fractal dimension transform and generalized demodulation: A method free from prefiltering and resample [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 68-69: 15-33.  
 [ 10 ] YU J B. Bearing performance degradation assessment using locality preserving projections [J]. Expert Systems with Applications, 2016, 38(6): 7440-7450.  
 [ 11 ] LEMPLE A, ZIV J. On the complexity of finite sequences [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1976, 22(1): 75-81.  
 [ 12 ] HONG H, LIANG M. Fault severity assessment for rolling element bearings using the Lempel-Ziv complexity and continuous wavelet transform [J]. Journal of Sound and Vibration, 2009, 320(1-2): 452-468.  
 [ 13 ] 朱永生, 袁幸, 张优云, 等. 滚动轴承复合故障振动

- 建模及 Lempel-Ziv 复杂度评价[J]. 振动与冲击, 2013, 32(16): 23-29.
- ZHU Y SH, YUAN X, ZHANG Y Y, et al. Vibration modeling of rolling bearings considering compound multi-defect and appraisal with Lempel-Ziv complexity[J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(16): 23-29.
- [14] CUI L, LI B, MA J, et al. Quantitative trend fault diagnosis of a rolling bearing based on Sparsogram and Lempel-Ziv[J]. Measurement, 2018, 128: 410-418.
- [15] DANG P F, YANG Z X, WEN B G, et al. Fault severity assessment of rolling bearing based on optimized multi-dictionaries matching pursuit and Lempel-Ziv complexity[J]. ISA Transactions, 2021, 116: 191-202.
- [16] CUI L, GONG X, ZHANG J, et al. Double-dictionary matching pursuit for fault extent evaluation of rolling bearing based on the Lempel-Ziv complexity[J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 385(22): 372-388.
- [17] 尹建程, 徐敏强. 基于相关分析和 Lempel-Ziv 指标的轴承损伤程度识别. 振动. 测试与诊断, 2019, 39(2): 396-403.
- YIN J CH, XU M Q. Damage degree recognition of bearing based on correlation analysis and Lempel-Ziv index [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(2): 396-403.
- [18] YIN J, XU M, ZHENG H. Fault diagnosis of bearing based on symbolic aggregate approximation and Lempel-Ziv[J]. Measurement, 2019, 138: 206-216.
- [19] LI Y, WANG S, DENG Z. Intelligent fault identification of rotary machinery using refined composite multi-scale Lempel-Ziv complexity [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2020, DOI: 10.1016/j.jmsy.2020.05.004.
- [20] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series[J]. Physical Review Letters, 2002, 89(6): 6-9.
- [21] HE X, CAI D, NIYOGI P. Laplacian score for feature selection[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2005: 507-514.
- [22] LI Y, LI G, LIANG X, et al. A fault diagnosis scheme for planetary gearboxes using adaptive multi-scale morphology filter and modified hierarchical permutation entropy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105(15): 319-337.
- [23] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 289(4): 1066-1090.
- [24] 戴俊, 王俊, 朱忠奎, 等. 基于生成对抗网络和自动编码器的机械系统异常检测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 16-26.
- DAI J, WANG J, ZHU ZH K, et al. Anomaly detection of mechanical systems based on generative adversarial network and auto-encoder [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 16-26.

### 作者简介



苏舟, 2019 年于海南大学获得学士学位, 现为苏州大学硕士研究生, 主要研究方向为旋转机械关键零部件故障诊断。

E-mail: zsu@stu.suda.edu.cn

**Su Zhou** received his B.Sc. degree from Hainan University in 2019. Now, he is a M.Sc. student in Soochow University. His main research interest is fault diagnosis of critical components of rotating machinery.



石娟娟(通信作者), 2008 年和 2011 年于西北农林科技大学分别获得学士学位和硕士学位, 2015 年于加拿大渥太华大学获博士学位, 现为苏州大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为车辆关键零部件状态监测与故障诊断。

E-mail: jshi091@suda.edu.cn

**Shi Juanjuan** (Corresponding author) received her B.Sc. and M.Sc. degrees both from Northwest A & F University in 2008 and 2011, respectively. She received her Ph.D. from University of Ottawa, Canada in 2015. Now, she is an associate professor and master student supervisor in Soochow University. Her main research interest is condition monitoring and fault diagnosis of vehicle critical components.