

基于 IAN-LLE 的轴箱轴承性能退化评估*

官保贵^{1,2}, 张兴武¹, 陈雪峰¹

(1. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安, 710049)

(2. 中国中车股份有限公司科技质量与信息化部 北京, 100036)

摘要 为评估轴箱轴承性能退化状态, 提出一种改进的自适应邻域局部线性嵌入方法(improved adaptive neighborhood locally linear embedding, 简称 IAN-LLE), 用以准确评估轴箱轴承性能的退化趋势与严重程度。首先, 利用余弦相似度(cosine similarity, 简称 CS)确定初始邻域参数; 其次, 运用高斯核概率估计密度和流行曲率对初始邻域参数进行修正; 然后, 构建融合退化指标(fusion degradation index, 简称 FDL), 用以评估轴箱轴承的退化性能; 最后, 为验证该指标的有效性, 分别开展轴承全寿命试验和轴箱轴承台架试验。结果表明: 所提出的 FDL 具有较高的准确性, 可用于评估轴箱轴承的性能变化。

关键词 自适应邻域局部线性嵌入方法; 退化评估; 轴箱轴承; 台架试验

中图分类号 TN911; TH17

引言

轴箱轴承在机车行驶过程中承受着车体自重引起的径向载荷和轴向载荷, 工作环境十分恶劣, 其对机车运行性能与安全至关重要。轴箱轴承一旦出现问题, 轻者造成转向架功能下降, 重者导致轴承抱死或停机, 威胁机车整体安全。因此, 及时评估轴箱轴承的退化性能, 对保证轨道交通车辆的运行安全具有重要意义^[1-4]。

常见的轴承退化特征包括时域退化特征、频域退化特征以及时频域退化特征。这些指标可在一定程度上反映轴承性能退化状态, 但仍存在诸多局限^[5]。例如, 峭度指标单调性较差, 难以反映真实的故障严重程度; 均方根值指标单调性较好, 但其对初始故障不敏感。为此, 需要构建一种能够反映轴箱轴承故障发展的全过程融合退化特征^[6-8]。

局部线性嵌入(locally linear embedding, 简称 LLE)是一种非监督特征提取方法, 可在高维特征中求解低维邻域保持嵌入, 将原高维特征投影到低维单一全局坐标系进行信息融合, 以获取低维嵌入特征^[9]。然而, LLE 方法在迭代过程中对邻域参数的敏感度较高, 须选取合适的邻域参数才能得到正确的低维嵌入特征, 这导致其在工程应用过程中面临一定的困难。张瑞^[10]提出通过自适应的双权重局部

线性嵌入, 改善 LLE 方法中对邻域参数敏感, 以及仅通过挖掘单一的几何结构提取特征的问题, 并将该方法应用于轴承故障诊断研究。李荣辉^[11]提出通过改进样本点之间距离的计算方式, 以保持样本空间的流形结构, 提升方法的降维性能, 并将该方法用于 Iris 数据集和轴承数据的降维处理。

基于 LLE 方法的特性, 本研究提出 IAN-LLE 方法^[12-13], 构建退化特征指标, 用于评估轴承性能退化程度, 其构建过程为: ①基于余弦相似度, 确定初始邻域参数; ②基于高斯核概率估计密度与流行曲率之间的关系, 修正初始邻域参数, 确保所设置邻域参数的有效性; ③基于欧式距离与测地线距离之间的关系, 修正欧式距离, 将流行曲率较大的 2 个点的欧式距离设置为无穷大, 确保所提取融合退化特征 FDL 的正确性; ④运用局部嵌入式方法进行特征融合, 得到融合退化特征 FDL。最后, 分别开展轴承全寿命试验和轴箱轴承台架试验, 验证所提出的 FDL 的有效性。

1 LLE 与 IAN-LLE 方法

1.1 LLE 方法

LLE 方法的求解过程是通过保持局部邻域的

* 国家自然科学基金资助项目(52175114)

收稿日期: 2023-11-09; 修回日期: 2023-12-15

线性加权组合结构,来刻画高维特征的样本局部邻域特性,使高维观测空间与内在低维空间的局部邻域特性尽可能保持一致,从而构造全局唯一的低维坐标。

现有 n 个 D 维的样本,构成的样本集为

$$\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n] \quad (1)$$

其中: $\mathbf{X}$ 为样本集; n 为样本总数; $x_1, x_2, \dots, x_n$ 为样本集中的单个样本; D 为每个样本的维度。

LLE方法的计算过程主要由邻域样本选择、局部模型构造和全局低维嵌入等步骤实现。具体步骤如下。

1) 邻域样本选择。运用K-近邻算法,求得每个样本的近邻为

$$n\mathbf{X}_i = [x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_k}] \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

其中: $n\mathbf{X}_i$ 为样本 $\mathbf{X}_i$ 的 k_i 个近邻。

尝试用 k_i 个近邻样本表达中心样本 $\mathbf{V}_i$, 假设各个近邻样本的权重为 w_{ij} , 则中间样本 $\mathbf{V}_i \approx \sum_{j=1}^{k_i} w_{ij} x_{ij}$ 。

2) 局部模型构造。重构损失函数可表示为

$$\Phi(\mathbf{W}) = \sum_{i=1}^n \left\| \mathbf{V}_i - \sum_{j=1}^{k_i} w_{ij} x_{ij} \right\|^2 \quad (3)$$

为保证式(3)解的唯一性,对权重添加正则化约束,即

$$\sum_{j=1}^{k_i} w_{ij} = 1 \quad (4)$$

求取 $\arg\min(\Phi(\mathbf{W}))$, $\arg\min$ 为使目标损失函数 $\Phi(\mathbf{W})$ 取最小值时对应 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 的权重值 $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ 。

3) 全局低维嵌入。将高维空间的样本 $\mathbf{X}$ 嵌入某低维空间,得到投影 $\mathbf{Y}$ 嵌入后的损失函数为

$$\Psi(\mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^n \left\| \mathbf{V}_i \mathbf{Y} - \sum_{j=1}^{k_i} w_{ij} y_{ij} \right\|^2 \quad (5)$$

其中: y_{ij} 为高维样本 x_{ij} 在低维空间的投影特征。

保持权重 $\mathbf{W} = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ 不变,求取 $\arg\min(\Psi(\mathbf{Y}))$, 可得到使损失函数 $\Psi(\mathbf{Y})$ 最小时的投影特征 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 。

为规范低维嵌入坐标 y_i 的平移、旋转和缩放因子,进一步施加约束 $\text{s.t.} \sum_{i=1}^n y_i = 0$, 即

$$\sum_{i=1}^n \mathbf{Y}_i \mathbf{Y}_i^T = n \mathbf{I}_{d \times d} \quad (6)$$

其中: d 为低维投影特征的维度。

根据式(5)和式(6)进行求解,可得

$$\Psi(\mathbf{Y}) = \text{tr}(\mathbf{Y}(\mathbf{I}_i - \mathbf{w}_i)(\mathbf{I}_i - \mathbf{w}_i)^T \mathbf{Y}^T) = \text{tr}(\mathbf{Y} \mathbf{M} \mathbf{Y}^T) \quad (7)$$

其中: $\mathbf{M} = (\mathbf{I}_i - \mathbf{w}_i)(\mathbf{I}_i - \mathbf{w}_i)^T$, 为特征值; tr 为矩阵所有特征值之和。

为使高维样本数据降维到 d 维度,可取 $\mathbf{M}$ 中最小的前 d 个特征值。由于通常最小的特征值接近0,因此取第2个最小特征值到第 $d+1$ 个特征值之间的 d 个特征值,其对应的特征向量 $\mathbf{Y}$ 即为高维数据 $\mathbf{X}$ 的低维表示,即

$$\mathbf{X} \rightarrow \mathbf{Y} = [y_2, y_3, \dots, y_{d+1}] \quad (8)$$

1.2 IAN-LLE方法

LLE在迭代过程中对邻域参数的敏感度较高,须选取合适的邻域参数才能得到正确的低维嵌入特征^[12],这导致该方法在工程应用中存在困难。为此,笔者对IAN-LLE方法开展研究。首先,该方法基于余弦相似度,确定初始邻域参数;其次,基于高斯核概率估计密度与流行曲率之间的关系,对初始邻域参数进行修正,确保所设置邻域参数的有效性;最后,由欧式距离与测地线距离之间的关系,对欧式距离进行修正,将流行曲率较大的2个点的欧式距离设置为无穷大,即可构成IAN-LLE方法^[14-15],具体步骤如下。

1) 初始邻域构造。利用余弦相似度矩阵构建初始邻域参数,余弦相似度CS为

$$\text{CS}(i, j) = \frac{\mathbf{X}_i \cdot \mathbf{X}_j}{\|\mathbf{X}_i\| \|\mathbf{X}_j\|} = \frac{\sum_{z=1}^D [x_i(z) x_j(z)]}{\sqrt{\sum_{z=1}^D [x_i(z)]^2} \sqrt{\sum_{z=1}^D [x_j(z)]^2}} \quad (9)$$

其中: $\mathbf{X}_i$ 和 $\mathbf{X}_j$ 为高维特征中的样本; $x_i(z)$ 和 $x_j(z)$ 为样本 $\mathbf{X}_i$ 和 $\mathbf{X}_j$ 中的点; z 为高维特征的维度序号; D 为高维特征的总维度。

初始邻域参数矩阵 $\mathbf{S}$ 可设置为参数 $s(i, j)$ 的集合,即

$$s(i, j) = \begin{cases} 1 & (\text{CS}(i, j) < \bar{U}(i)) \\ 0 & (\text{其他}) \end{cases} \quad (10)$$

其中: $\bar{U}(i)$ 为第 i 个样本 x_i 与其他所有样本之间距离的均值。

初始邻域 $k(i)$ 定义为矩阵 $\mathbf{S}$ 中 $s(i, j)$ 不等于0的元素个数。

2) 基于概率密度分布的邻域参数调整。基于高斯核概率密度估计,定义样本 X_i 的局部样本密度 $p(i)$ 的表达式为

$$p(i) = \frac{1}{Pm(i)} \sum_{j=1}^{m(i)} \frac{1}{2\pi} \exp \left\{ -\frac{d_e(i,j)^2}{2[m(i)]^2} \right\} \quad (11)$$

其中: $m(i)$ 为步长; P 为特征样本数; $d_e(i,j)$ 为样本 X_i 与 X_j 之间的欧式距离。

定义全局密度,由高斯核概率密度估计均值表示,即

$$\bar{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p(i) \quad (12)$$

基于高斯核概率密度估计方法所求得局部样本密度 $p(i)$ 和全局密度 $\bar{p}$ 的对比,计算 $k_1(i) = \text{floor} \left[k(i) \frac{p(i)q(i)}{\bar{p}\bar{q}} \right]$, floor 表示向下取整运算。由此可实现对初始邻域参数的更新,更新后的邻域参数矩阵记录为 S_1 ,邻域参数个数记录为 $k_1(i)$ 。

3) 基于流行弯曲率的邻域参数调整。定义样本 X_i 的局部流行曲率 $q(i)$ 为样本邻域范围内欧式距离与测地线距离之比,即

$$q(i) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^{k_1(i)} d_e(i,j)}{\sum_{j=1, j \neq i}^{k_1(i)} d_g(i,j)} \quad (13)$$

其中: $d_e(i,j)$ 、 $d_g(i,j)$ 分别为样本 X_i 与 X_j 之间的欧式距离与测地线距离。

定义全局流行曲率 $\bar{q}$ 为所有局部流行曲率 $q(i)$ 的均值,即

$$\bar{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q(i) \quad (14)$$

其中: n 为特征样本总数; i 为样本序号。

通过欧氏距离与测地线距离之比得到局部流行曲率,进而对比局部流行曲率 $q(i)$ 和全局流行曲率 $\bar{q}$ 。同时,基于上述方法求取欧式距离与测地线距离,进而计算每两个样本之间的欧式距离与测地线距离的比值,即

$$d'(i,j) = \frac{d_e(i,j)}{d_g(i,j)} \quad (15)$$

若该比值 $d'(i,j)$ 小于常数 β ,则认为样本 X_i 和 X_j 处于折叠面较小的同一局部流行面上;若该比值大于 β 时,则认为样本 X_i 和 X_j 处于折叠面较大的 2

个流行面上,此时令 $d_e(i,j) = \infty$,排除样本 X_i 和 X_j 成为邻域的可能。

式(15)中,欧式距离为

$$d_e(i,j) = \begin{cases} d_e(i,j) & (d'(i,j) < \beta) \\ \infty & (d'(i,j) \geq \beta) \end{cases} \quad (16)$$

根据式(16)去除初始邻域参数中 $d_e(i,j) = \infty$ 的无效样本,可实现对邻域参数的更新调整。更新后的邻域参数矩阵记录为 S_2 ,邻域参数个数记录为 $k_2(i)$ 。

2 构建融合退化指标 FDL

基于 IAN-LLE 方法构建轴箱轴承融合退化指标 FDL 的过程如下。

1) 初步邻域构造:①求高维特征 X 中所有样本间余弦相似度 CS 与样本余弦相似度均值向量 U ;②根据 CS 和 U ,计算相似度矩阵 S ;③根据 S 可得到满足邻域判断条件的初始邻域参数 k_i ,即样本 X_i 周围宜选取的邻域样本个数为 $k(i)$ 。

2) 邻域参数 $k(i)$ 调整:①基于高斯核概率密度估计方法,求高维特征集 X 中所有样本间的局部密度 $p(i)$ 和全局密度均值 $\bar{p}$;②求高维特征集 X 中所有样本间欧式距离 $d_e(i,j)$ 与测地线距离 $d_g(i,j)$ 。通过欧式距离与测地线距离求得局部流行曲率 $q(i)$ 、全局流行曲率 $\bar{q}$ 以及二者之比 $d'(i,j)$;③基于步骤 1 和 2 所求参数,定义邻域参数调整方法,得到更新后的邻域参数 $k_1(i)$;④基于参数 $d'(i,j)$,通过设置阈值参数 β 来判断 2 个样本是否位于同一局部流行面,若 $d'(i,j) < \beta$,则认为样本 X_i 和 X_j 位于同一局部流行面上;若 $d'(i,j) \geq \beta$,则认为样本 X_i 和 X_j 位于不同局部流行面上;令 $d_e(i,j) = \infty$,可排除样本 X_i 和 X_j 成为邻域的可能性;从 $k_1(i)$ 个邻域点中进一步排除不在同一局部流行面上的点,得到满足条件的 $k_2(i)$ 个邻域点;⑤基于步骤 4 得到的邻域参数 $k_2(i)$,求解特征矩阵 M ,取 M 中最小的 d 个非零特征值对应的特征向量,对 M 进行特征值分解,即可得到高维特征集 X 的低维表示 Y ,即式(8)。

在实际工程中,轴承退化指标通过 IAN-LLE 方法进行融合降维,提取整体能量最大的融合退化指标 FDL,实现轴承的退化状态评估。FDL 指标构建流程如图 1 所示。

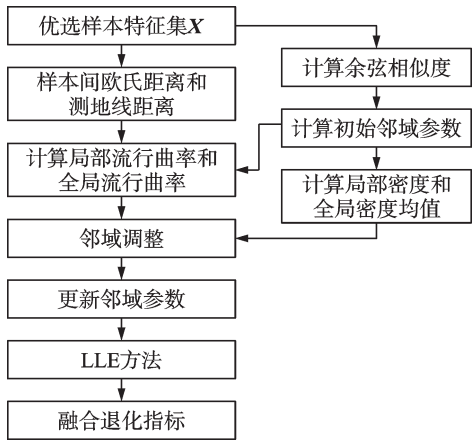


图1 FDL指标构建流程

Fig.1 Construction process of FDL

3 试验验证

3.1 高速轴承全寿命试验

为验证上述轴承退化指标的有效性,开展轴承全寿命试验。图2为高速疲劳试验机,主要由高速主轴、支撑轴系和试验轴系等组成,采用抛分式结构设计。试验轴系为“悬臂”式结构,设计简单、装拆方便。轴承型号为H7018C,试验机通过大功率电主轴交流变频调速系统驱动,最高转速为18 000 r/min。试验机具有耐大载荷冲击的能力,径向最大允许载荷为30 kN,轴向最大允许载荷为50 kN。试验载荷采用比例液压加载和闭环自动控制,通过力传感器直接测量,加载精度较高。

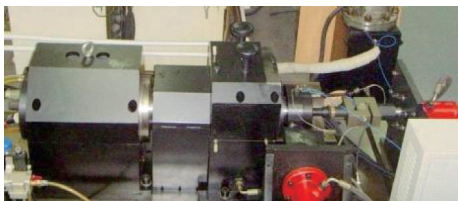


图2 高速疲劳试验机

Fig.2 High speed fatigue testing machine

试验转速为6 000 r/min,轴向载荷为2 kN,径向载荷为11 kN。采样频率为20 kHz,每隔5 min存储1组长度为32 768个点的数据。图3为正常H7018C型轴承内圈,内径为90 mm,外径为140 mm,压力角为15°,滚动个数为28。全寿命疲劳试验共开展11 346 min,试验之初的轴承未见故障(图3),而试验截止时出现内圈剥落,H7018C型轴承内圈剥落图片如图4所示。本试验未能采集到轴承故障萌生状态的实物图,原因在于故障萌生是退化评估后找出的故障起始点,在试验实施过程中难

以明确萌生故障的具体时间。此外,考虑拆卸会影响轴承状态,进而影响数据,因此整个试验过程未拆卸轴承。

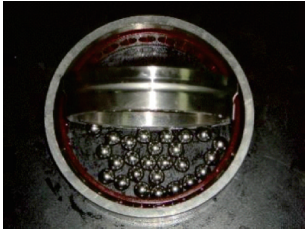


图3 正常H7018C型轴承内圈

Fig.3 Normal H7018C bearing inner ring



图4 H7018C型轴承内圈剥落图片

Fig.4 Picture of H7018c bearing inner ring peeling

为检验IAN-LLE方法的有效性,优选出8个统计特征组成样本集 X ,采用LLE方法进行信息融合,得到的退化指标 L 如图5所示。按照图1所示步骤,运用IAN-LLE进行计算,得到的基于IAN-LLE构建H7018C的退化指标FDL如图6所示。对比图5和图6可以看出,退化指标 L 中,数据波动较大,虽然后期可观察到轴承性能的退化趋势,但对于轴承性能的分段较为困难,难以准确说明轴承何时开始退化以及轴承退化到何种程度。观察FDL指标可以看到,轴承在8 665 min时进入退化期,FDL指标

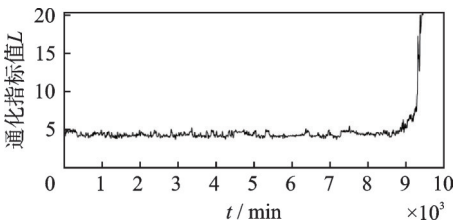


图5 基于LLE构建H7018C的退化指标 L

Fig.5 Index L for H7018C based on LLE

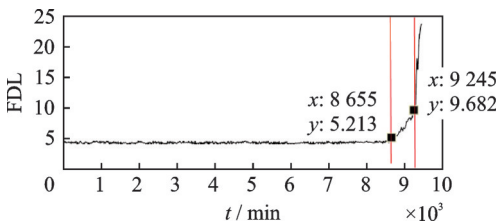


图6 基于IAN-LLE构建H7018C的退化指标FDL

Fig.6 Index FDL for H7018C based on IAN-LLE

开始明显上升。直至 9 245 min 时,轴承出现严重故障,FDL 指标开始快速升高,轴承性能急剧退化,直至失效。

3.2 轴箱轴承台架试验

为进一步检验 IAN-LLE 方法构建融合退化指标 FDL 的有效性,搭建如图 7 所示的轴箱轴承台架试验台,以进行轴箱轴承测试。轴箱轴承型号为 NJP2226Q1/C4S0,为内圈可拆卸式轴承。该轴箱轴承详细参数包括:内径为 130 mm、外径为 230 mm,滚动体个数为 19,直径为 28 mm,压力角为 0°。按照要求,分别在内圈位置人工模拟实际故障,预制轻微、中度和严重故障。轴箱轴承严重故障如图 8 所示。人工模拟故障参数如表 1 所示。

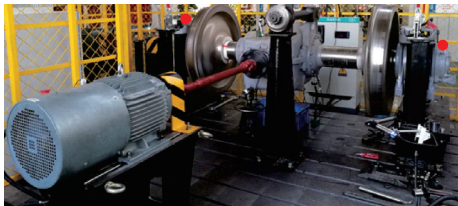


图7 轴箱轴承台架试验台
Fig.7 Axle box bearing test bench



图8 轴箱轴承严重故障
Fig.8 Serious fault of axle box bearing

图 7 中红色圆点标记位置为传感器安装位置。模拟机车 120 km/h 运行车速,发动机以 758 r/min 进行运转,以 10 000 Hz 的频率进行数据采集,每 1 min 存储 1 组数据,累计采集 30 min,每种状态有 30 组数据。由于条件限制,在台架试验台上无法进行加载,正常状态和 3 种故障状态下的轴箱轴承的区分并不明显。

以图 8 所示的轴箱轴承内圈故障的 4 种状态(正常、轻微故障、中度故障、严重故障)为例进行研究,按照图 1 所示的步骤,优选特征组成样本集 X ,并采用 LLE 方法进行信息融合,得到的基于 LEE 构建 NJP2226Q1/C4S0 的退化指标 L 如图 9 所示。随后,运用 IAN-LLE 方法进行计算,得到基于 IAN-LLE 构建 NJP2226Q1/C4S0 的指标 FDL 如图 10 所示。在图 9、10 中,从左向右依次绘制正常、轻

表 1 人工模拟故障参数			
Tab.1 Artificial simulation fault size			
序号	检测对象	故障程度	制备方法
1	全新轴承	无故障	全新轴承
2	内圈	轻微故障 (电蚀)	雕刻笔加工长为 2 mm、宽为 1 mm、深为 0.5 mm 的矩形凹槽
	外圈		
	滚动体		2 个裂纹的长为 0.5 mm、宽为 0.2 mm、深为 0.3 mm
	保持架		
3	内圈	中度故障 (电蚀)	雕刻笔加工长为 4 mm、宽为 2 mm、深为 0.5 mm 的矩形凹槽
	外圈		
	滚动体		2 个裂纹的长为 1 mm、宽为 0.4 mm、深为 0.3 mm
	保持架		
4	内圈	严重故障 (电蚀)	雕刻笔加工长为 8 mm、宽为 2 mm、深为 1 mm 的矩形凹槽
	外圈		
	滚动体		2 个裂纹的长为 2 mm、宽为 0.4 mm、深为 0.6 mm
	保持架		

微、中度和严重 4 类故障的轴承退化指标。然而,图 9 中退化指标 L 难以区分故障程度,尤其在中度故障和严重故障时,二者数值非常接近。图 10 中的退化指标 FDL 可较好地地区分 4 种状态,这进一步验证了 FDL 的准确性。

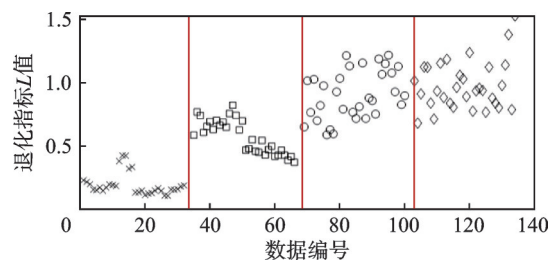


图9 基于 LEE 构建 NJP2226Q1/C4S0 的退化指标 L
Fig.9 Index L for NJP2226Q1/C4S0 based on LEE

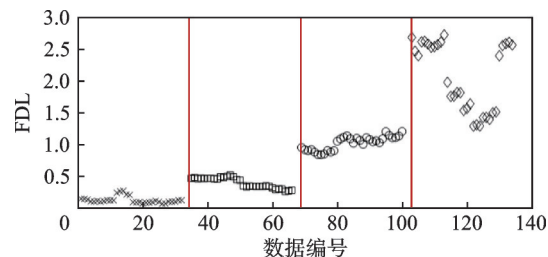


图10 基于 IAN-LLE 构建 NJP2226Q1/C4S0 的指标 FDL
Fig.10 Index FDL for NJP2226Q1/C4S0 based on IAN-LLE

4 结 论

1) 基于余弦相似度确定了初始邻域参数,利用高斯核概率估计密度与流行曲率之间的关系,对初始邻域参数进行修正;采用LLE方法进行计算,得到融合退化指标FDL。

2) 高速轴承全寿命试验和轴箱轴承台架试验结果表明,融合退化指标FDL可较好地判断轴承状态和识别轴承故障。

3) 后续考虑将改进的IAN-LLE方法应用于线路试验数据的分析,为在线退化评估提供思路。

参 考 文 献

- [1] 赵振申. CRH380B型动车组走行部温度异常故障分析与研究[J]. 铁道机车车辆, 2019, 39(6): 92-95.
ZHAO Zhenshen. Analysis and research on abnormal temperature failure of CRH380B EMU running gear [J]. Railway Locomotive & Car, 2019, 39(6): 92-95. (in Chinese)
- [2] 王远霏, 孙海荣, 裴春兴, 等. CRH380动车组轴箱轴承故障预警系统[J]. 铁道机车车辆, 2019, 39(3): 43-48, 63.
WANG Yuanfei, SUN Hairong, PEI Chunxing, et al. Fault alarming system of CRH380 EMU train's axlebox bearing unit[J]. Railway Locomotive & Car, 2019, 39(3): 43-48, 63. (in Chinese)
- [3] 廖小康, 易彩, 张议, 等. 车轮扁疤激励下高铁轴箱系统振动特性研究[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(5): 879-884.
LIAO Xiaokang, YI Cai, ZHANG Yi, et al. Vibration characteristics of high-speed train axle-box system excited by wheel flat[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(5): 879-884. (in Chinese)
- [4] 陈春俊, 周林春, 杨露. 基于平均自相关和优化VMD的轴箱轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(2): 231-239.
CHEN Chunjun, ZHOU Linchun, YANG Lu. Axle box bearing fault diagnosis based on average autocorrelation and optimized VMD[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(2): 231-239. (in Chinese)
- [5] GANGA D, RAMACHANDRAN V. Adaptive prediction model for effective electrical machine maintenance[J]. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 2019, 26(1): 166-180.
- [6] DONG G, CHEN J. Study on cyclic energy indicator for degradation assessment of rolling element bearings [J]. Journal of Vibration and Control, 2011, 17(12): 1805-1816.
- [7] PRADHAN M, GUPTA P. Fault detection using vibration signal analysis of rolling element bearing in time domain using an innovative time scalar indicator [J]. International Journal of Manufacturing Research, 2017, 12(3): 305-317.
- [8] WU J, WU C Y, 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.
- [9] SUN C, WANG P, YAN R Q, et al. Machine health monitoring based on locally linear embedding with kernel sparse representation for neighborhood optimization [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 114: 25-34.
- [10] 张瑞. 基于改进LLE算法的轴承故障诊断方法研究[D]. 大庆: 东北石油大学, 2023.
- [11] 李荣辉. 基于改进局部线性嵌入的滚动轴承高维数据特征约简方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [12] TAN L, LI P, MIAO A, et al. Online process monitoring and fault-detection approach based on adaptive neighborhood preserving embedding[J]. Measurement and Control, 2019, 52(5/6): 387-398.
- [13] WU J P, JIANG B, CHEN H T, et al. Sensors information fusion system with fault detection based on multi-manifold regularization neighborhood preserving embedding[J]. Sensors, 2019, 19(6): 1440.
- [14] ZHANG Z Y, ZHOU J Y, SHAO H J, et al. Improved locally linear embedding by using adaptive neighborhood selection techniques[C]//The 7th International Conference on Computer Engineering and Networks. Shanghai, China: PoS, 2017: 11-15.
- [15] ZOU X L, ZHU Q S, JIN Y F. An adaptive neighborhood graph for LLE algorithm without free-parameter[J]. International Journal of Computer Applications, 2011, 16(2): 58-70.



第一作者简介: 宫宝贵, 男, 1982年12月生, 博士、副研究员。主要研究方向为故障诊断与智能运维。曾发表《基于CFD数值模拟的城轨列车隧道空气附加阻力计算影响因素研究》(《计算机应用与软件》2020年第37卷第11期)等论文。
E-mail: gongbaogui2018@163.com