

故障特征增强的滚动轴承状态评估方法

胡旭辉^{a,b}, 杨文安^{a,b}

(南京航空航天大学 a. 直升机传动技术国家重点实验室; b. 机电学院, 江苏 南京 210016)

摘要:针对现有滚动轴承状态评估方法对早期故障不敏感、严重依赖历史全生命周期数据等问题,提出一种增强故障信息的滚动轴承状态评估方法。采用小波包变换提取信号特征,基于隐马尔可夫模型结合指数加权移动平均建立评估指标,以评估轴承健康状况并增强早期故障信息;早期故障发生后,应用改进的增强功率谱对信号的频域特征进行增强并诊断故障类型。实验结果表明:该方法能有效描述滚动轴承的退化趋势,及时发现早期故障并快速诊断故障类型。

关键词:状态评估;滚动轴承;故障特征增强;指数加权移动平均;隐马尔可夫模型

中图分类号:TH165⁺.3;TH133.33 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2023)03-0079-04

Condition Assessment Method for Rolling Bearing with Fault Features Enhancement

HU Xuhui^{a,b}, YANG Wenan^{a,b}

(a. State Key Laboratory of Helicopter Transmission Technology;

b. College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and

Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To improve the insensitiveness to early faults and reduce the heavy dependency on historical full life cycle data by the existing assessment methods for bearing conditions, a rolling bearing condition assessment method with fault features enhancement is proposed. Wavelet packet transform is used to extract the signal features, and based on the hidden Markov model and exponential weighted moving average, the evaluation indicator is established to evaluate bearing health status and enhance early fault information. After initial failure occurs, the enhanced power spectrum is applied to lift the frequency domain features of the signal and identify the fault types. Experiment results indicate that the proposed method can effectively describe the degradation trends of rolling bearings, find early faults in time and identify fault types.

Keywords: state evaluation; rolling bearing; fault features enhancement; exponentially weighted moving average; hidden Markov model

0 引言

意外机械故障可能造成巨大的经济损失,基于状态的维修对于避免意外故障愈发重要^[1]。滚动轴承应用广泛,其健康状况与安全运行密切相关。因此,高效、实时地监测轴承状态并诊断故障,能为基于状态的维修策略与设备健康管理提供更多决策参考,提高工业生产的可靠性和安全性。

轴承状态评估的关键在于有效提取信号特征与模式识别。小波包变换(WPT)是在经典小波变换基础上的改进,广泛应用于设备监测与诊断领域。常鹏等^[2]提出结合WPT与主成分分析的特征提取方法并用于识别结构损伤。WANG D等^[3]利用WPT提取不同深度节点的包络信号功率谱峰度以指示包含最多故障信息的节点。隐马尔可夫模型(HMM)是一种二元随机过程模型,在模式识别领域应用广泛。夏裕彬等^[4]成功将耦合隐马尔可夫模型用于轴承的故障诊断。JIANG H M等^[5]利用HMM结合扰动属性消除有效地评估了轴承的健康状态。

尽管有许多针对轴承状态评估的方法被提出,相关研

究仍具有一定的局限性。针对这些问题,本文提出一种增强故障特征信息的滚动轴承状态评估方法。利用WPT提取信号的时域特征;基于HMM结合指数加权移动平均(EWMA)控制似然性概率获取退化评估概率指标(DEPI),以描述轴承性能退化状况,并给出对应阈值以及及时发现早期故障;早期故障发生后,使用改进的增强功率谱对故障类型进行快速诊断。通过实验验证该方法能有效拟合轴承性能退化趋势,及时检测早期故障,并在故障发生后快速识别故障类型。

1 理论分析

1.1 WPT 原理分析

与小波变换相比,WPT在高频波段具有更高的分辨率^[3]。定义一个空间 U_j^p 及其标准正交基 $\varphi_j^p(t-2^j n)$, j 为分解深度, p 为节点序号。节点 (j,p) 处的标准正交基可被分解为两个子正交基,即空间 U_j^p 可被分解为两个互相独立的子空间 U_{j+1}^{2p} 和 U_{j+1}^{2p+1} 。序列 $x(t)$ 在节点 (j,p) 处的小波包系数为

$$c_j^p(n) = (x(t), \varphi_j^p(t-2^j n)) \quad (1)$$

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51707501);江苏省重点研发计划项目(BE2018127)

第一作者简介:胡旭辉(1996—),男,湖北咸宁人,硕士研究生,研究方向为数字孪生与设备健康管理。

易知, $c_j^p(n)$ 可被分解为 $c_{j+1}^{2p}(n)$ 和 $c_{j+1}^{2p+1}(n)$, $c_{j+1}^{2p}(n)$ 和 $c_{j+1}^{2p+1}(n)$ 也可重构出 $c_j^p(n)$, 算法如下:

$$c_{j+1}^{2p}(n) = c_j^p * h(-2n) \quad (2)$$

$$c_{j+1}^{2p+1}(n) = c_j^p * g(-2n) \quad (3)$$

$$c_j^p(n) = \hat{c}_{j+1}^{2p} * h(n) + \hat{c}_{j+1}^{2p+1} * g(n) \quad (4)$$

式中: $*$ 为卷积运算操作; $\hat{\cdot}$ 为将其他节点的小波包系数设置为 0; h 和 g 分别为低通和高通滤波器且互相共轭。因此, WPT 可在全频段对原始序列进行分解, 有利于提取信号特征。

1.2 HMM 原理分析

HMM 包含一个可观察的随机序列和一个隐藏的马尔可夫过程。模型可用 5 个要素来描述^[5]。

1) N : 模型隐藏状态数。记 $S_1, S_2, \dots, S_N$ 为模型的 N 个隐藏状态, q_t 为模型在 t 时刻的实际状态, 则 $q_t \in \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 。

2) M : 各状态下可观察值数目。假设 $V_1, V_2, \dots, V_M$ 为隐藏状态下的 M 个离散观测值, v_t 代表模型在 t 时刻的观测值, 则 $v_t \in \{V_1, V_2, \dots, V_M\}$ 。

3) π : 初始状态概率分布。假设 $\pi = \{\pi_i\}$, 则每个初始状态的概率为

$$\pi_i = P[q_1 = S_i], 1 \leq i \leq N \quad (5)$$

4) A : 状态转移概率分布矩阵。假设 $A = \{a_{ij}\}$, 则每个状态间的转移概率为

$$a_{ij} = P[q_{t+1} = S_j | q_t = S_i], 1 \leq i, j \leq N \quad (6)$$

5) B : 观测值概率分布矩阵。假设 $B = \{b_j(u)\}$, 则每个观测值的概率为

$$b_j(u) = P[v_t = V_k | q_t = S_j], 1 \leq j \leq N, 1 \leq k \leq M \quad (7)$$

通常, HMM 可简化表示为 $\lambda = \{\pi, A, B\}$ 。

上述 HMM 模型针对的是离散观测序列, 而实际应用中的分析信号多为连续序列。本文引入高斯混合模型拟合连续观测概率分布, 将离散 HMM 扩展为连续 HMM, 高斯混合模型表示为

$$b_j(v_t) = \sum_{m=1}^{M_j} w_{j,m} N(v_t, \mu_{j,m}, \sum_{j,m}) \quad (8)$$

式中: M_j 为隐藏状态 S_j 下的高斯混合体数目; $w_{j,m}$ 为每个高斯混合体的权重; $N(v_t, \mu_{j,m}, \sum_{j,m})$ 为在隐藏状态 S_j 下, 以 $\mu_{j,m}$ 为平均向量, 以 $\sum_{j,m}$ 为协方差矩阵的第 m 个高斯混合体的高斯密度。

1.3 EWMA 原理分析

EWMA 控制在小位移检测方面具有良好性能, 其控制方案定义为

$$Z_i = \gamma X_i + (1-\gamma) Z_{i-1}, 0 \leq \gamma \leq 1 \quad (9)$$

式中: X_i 为第 i 个观测值; Z_i 为第 i 个指数加权移动平均值; γ 为权重因子。将式(9)迭代展开可得

$$Z_i = \gamma \sum_{j=0}^{i-1} (1-\gamma)^j X_{i-j} + (1-\gamma)^i Z_0 \quad (10)$$

式(10)揭示了 Z_i 和所有的历史观测值 X_{i-j} 有关, 且历史观测值的权重呈指数衰减, γ 的取值越大, 分配给当前观测值的权重越大。EWMA 能有效利用数据的历史

值, 累积异常信息以及及时检测异常点。

2 滚动轴承状态评估方法

步骤 1: 等长截取振动样本信号, 对子样本信号进行 WPT 分解并重构底层节点信号。为保留故障调制信息, 底层节点信号频带宽应大于轴承内圈故障频率的 3 倍。解调各重构信号以获取其包络谱。

步骤 2: 轴承发生故障时滚子会产生暂态冲击使时域信号幅值增大, 且幅值随着故障程度的增加不断增强, 可通过轴承时域信号的幅值反映其退化程度, 基于此定义包络谱增长指数(ESGI)为

$$E_{SGI}(t) = \log_{10} \frac{\sum \text{env}^2(t)}{\sum \text{env}(t)} \quad (11)$$

提取子样本信号及重构信号包络谱的 ESGI 值构建特征向量。

步骤 3: 初始化 HMM 模型参数, 采集滚动轴承正常状态下的 T 组信号并提取特征, 基于 Baum-Welch 算法迭代优化混合高斯输出的 HMM 模型参数 λ , 建立健康 HMM。

步骤 4: 评估模型建立后, 提取待测样本的特征序列 O 输入至健康模型中, 基于 Viterbi 算法计算 $P(O|\lambda)$ 的最大值, 为了防止数据下溢, 此处计算似然性概率(LP)。

步骤 5: 以 EWMA 控制 LP, 累积异常信息以增强早期故障特征。利用训练数据获得的 LP 值计算初始评估概率指标 $D_{EPI,0}$, 方法为

$$D_{EPI,0} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T L_{P,i} \quad (12)$$

定义 DEPI 为

$$D_{EPI,t} = \gamma \sum_{k=0}^{t-1} (1-\gamma)^k L_{P,t-k} + (1-\gamma)^t D_{EPI,0} \quad (13)$$

式中较小的 γ 值有助于识别微弱的位置偏移, 通常取值 < 0.5 , 本文 γ 的值取 0.4。

步骤 6: 根据 3σ 原则定义半动态阈值 Thr 为

$$\begin{aligned} T_{hr,1} &= D_{EPI,1} \\ T_{hr,2} &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 D_{EPI,i} - 3 \times \sqrt{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \left(D_{EPI,i} - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 D_{EPI,i} \right)^2} \\ T_{hr,1} &= T_{hr,2} \\ &\dots \\ T_{hr,t_i} &= \frac{1}{t_i} \sum_{i=1}^{t_i} D_{EPI,i} - 3 \times \sqrt{\frac{1}{t_i} \sum_{i=1}^{t_i} \left(D_{EPI,i} - \frac{1}{t_i} \sum_{i=1}^{t_i} D_{EPI,i} \right)^2} \\ T_{hr,1} &= T_{hr,2} = \dots = T_{hr,t_i} \end{aligned} \quad (14)$$

式中: t_i 为早期故障发生时刻。当 D_{EPI} 小于其对应时刻的 T_{hr} 时, 初始故障发生, 首次出现该状态的时刻即为 t_i 。为了消除偶然噪声的影响, 采用双行规则, 不将超出界限的单个观测点视为异常数据, 将连续的 3 个异常值视为异常信号。

步骤 7: 检测到早期故障后, 对振动信号进行归一化、解调、去平均处理得到信号 $E^i(t)$ 。

步骤 8: 功率谱分析是一种检测信号中潜在周期性冲击的有效手段, 当故障发生时, 信号的功率谱由故障特征频率主导。基于此, 对 $E^i(t)$ 进行自相关运算与傅里叶变换得到功率谱 $e^i(f)$ 。

步骤 9: 为了增强轴承的特征频率信息, 需去除无关

的频率分量。对功率谱进行幅值加权获得增强功率谱以提升特征频率成分,加权方法为

$$E^j(f) = \frac{e^j(f)}{\sqrt{\sum_{i=1, i \neq f}^{f_s/2} (e^j(i))^2} / \sum_{i=1, i \neq f}^{f_s/2} |e^j(i)|} \quad (15)$$

式中 f_s 为采样频率。图1所示为轴承外圈故障信号的功率谱和增强功率谱,增强功率谱中的噪声明显减少,特征频率被增强,有利于识别故障类型。记轴承外圈、内圈、滚动体、保持架的故障特征频率分别为 f_o 、 f_i 、 f_b 、 f_c ,对比增强功率谱的特征频率与轴承各故障特征频率即可诊断出故障类型。

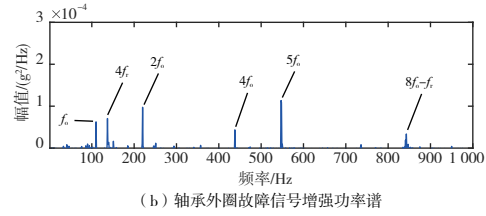
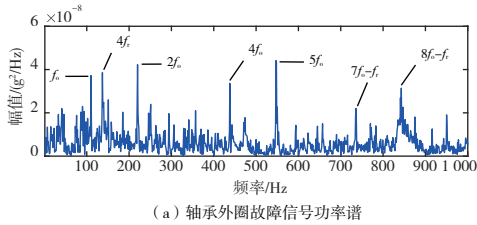


图1 两种谱图的对比

3 实验验证

3.1 实验数据集介绍

实验所用数据集由源自两个机构的4组滚动轴承全生命周期数据集组成,实验数据集的详细信息见表1。数据集1源自辛辛那提大学智能维护系统中心(IMS),相关实验细节见文献[6]。数据集2—数据集4源自机械装备健康监测联合实验室(XJTU-SY),相关实验细节见文献[7]。

表1 实验数据集详细信息

数据集	轴承型号	电动机转速/(r/min)	采样频率/kHz	样本总数	单次采样点数	失效位置
数据集1	Rexnord ZA-2115	2 000	20.0	984	20 480	外圈
数据集2	LDK UER204	2 100	25.6	122	32 768	保持架
数据集3	LDK UER204	2 100	25.6	52	32 768	内圈+外圈
数据集4	LDK UER204	2 250	25.6	491	32 768	内圈

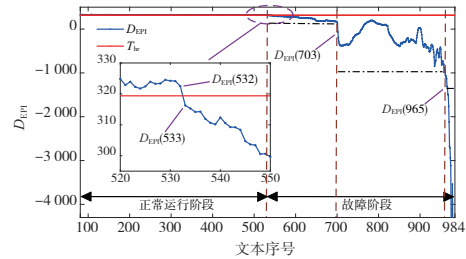
3.2 实验结果分析

根据数据集1实验的电机旋转频率、采样频率和单次采样点数,将每份样本信号截取16段,每小段信号包含1 200个采样点,采用Daubechies 10小波进行4层WPT分解,前80组数据用于构建训练特征空间,剩余数据样本用于评估轴承状态。

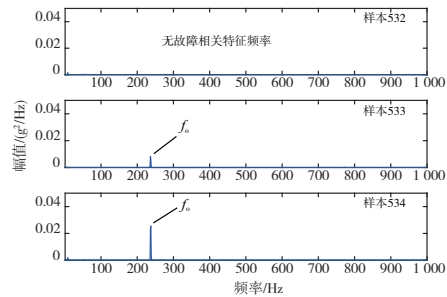
基于数据集1的轴承性能退化评估结果如图2(a)所示。随着时间的推移,DEPI值呈现下降趋势,表征轴承的退化过程。在样本533之前,DEPI值保持平稳且高于Thr值,表明轴承处于健康状态;在样本533以后,DEPI值开始显著下降且低于Thr值,说明轴承出现早期故障;分别在样本703和965处,DEPI值的下降幅度增大,表明轴承分别出现明显故障与严重故障。因此,样本533、703和965对应时刻为轴承退化的3个关键时间点,将轴承的状态分为健康、早期故障、明显故障和严重故障4个阶段。早期故障发生后,通过增强功率谱对轴承故障类型进行诊断。图2(b)为样本532、533和534的增强功率谱。由图2(b)可知,样本532处没有明显的特征频率,样本533和534处均检测出外圈故障特征频率,表明该轴承外圈出现故障且初始故障发生在样本533对应时刻。该结果与性能退化曲线描述的结果一致,证明了所提方法的有效性。

根据数据集2—数据集4实验的电机旋转频率、采样频率与单次采样点数,数据集2—数据集3的每小段样本

包含1 462个采样点,数据集4的每小段样本包含1 366个采样点,前10组数据用于训练模型,其余设置与数据集1实验的相关设置一致。



(a) 对数据集1的退化评估结果

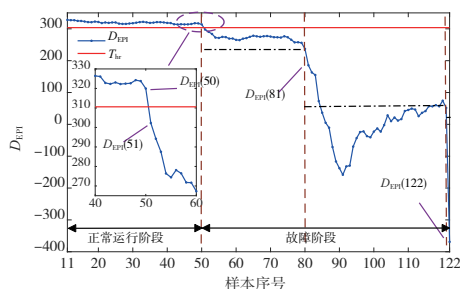


(b) 数据集1中3个样本的增强功率谱

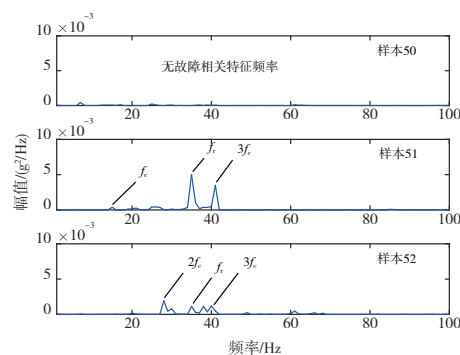
图2 对数据集1的状态评估结果

基于数据集2的轴承性能退化评估结果如图3(a)所

示,DEPI 值首次低于 Thr 值,出现在样本 51 处,此时早期故障发生;在样本 81 处,DEPI 值降幅增大,轴承开始出现明显故障。需要注意的是,DEPI 值在样本 91—样本 120 处升高的原因是该时间段内信号的概率分布比在样本 85—样本 90 时刻更接近正常情况,但这并不意味着轴承的退化程度减弱。在样本 122 处,DEPI 值突然大幅下降,轴承失效。样本 50、样本 51、样本 52 的增强功率谱如图 3(b) 所示。样本 50 处未检测到故障特征频率,样本 51、样本 52 处均出现保持架故障特征频率及倍频。因此,该轴承于样本 51 对应时刻开始出现故障,故障类型为保持架故障。



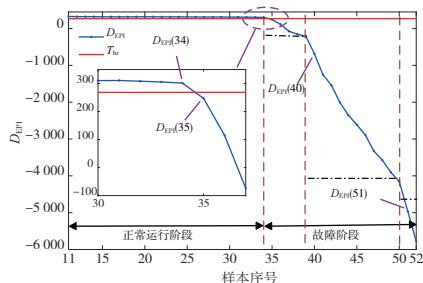
(a) 对数据集2的退化评估结果



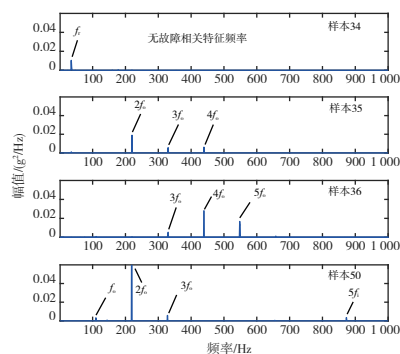
(b) 数据集2中3个样本的增强功率谱

图3 对数据集2的状态评估结果

基于数据集3的轴承性能退化评估结果如图4(a)所示,DEPI 值在样本 35 处开始小于 Thr 值,初始故障发生;分别在样本 40 和样本 51 处,DEPI 值加速偏离正常状态,轴承分别进入明显故障与严重故障阶段。样本 34、样本 35、样本 36、样本 50 的增强功率谱如图 4(b) 所示。样本 34 中只有旋转频率,样本 35、样本 36、样本 50 中均出现外圈故障特征频率且样本 50 中还出现内圈故障频率。因此,该轴承从样本 35 对应时刻开始出现外圈故障,随后出现内圈故障。



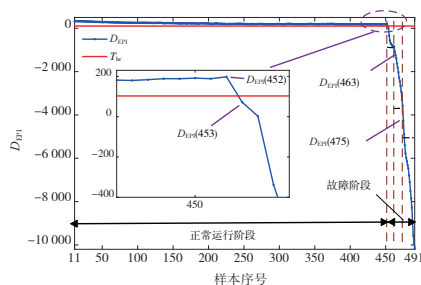
(a) 对数据集3的退化评估结果



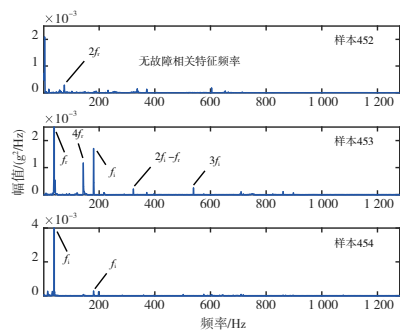
(b) 数据集3中4个样本的增强功率谱

图4 对数据集3的状态评估结果

基于数据集4的轴承性能退化评估结果如图5(a)所示,在样本 453 处,DEPI 值首次小于 Thr 值,表征初始故障发生;分别在样本 463、样本 475 处,DEPI 值下降幅度增大,轴承分别进入明显故障与严重故障阶段。样本 452、样本 453、样本 454 的增强功率谱如图 5(b) 所示。样本 452 中只有旋转频率倍频,样本 453、样本 454 中均出现内圈故障相关特征频率。因此,该轴承于样本 453 对应时刻开始出现内圈故障。



(a) 对数据集4的退化评估结果



(b) 数据集4中3个样本的增强功率谱

图5 对数据集4的状态评估结果

为进一步说明所提方法的优势,将 DEPI 值与基于方均根(RMS)、峰度(KS)、平滑度指数(SI)以及稀疏度测量乘法逆(MISM)的方法进行对比,对比方法的具体实施过程与文献[8]相同。鉴于文章篇幅所限,文中只展示基于数据集1的对比方法评估结果,结果如图6所示。对比图2(a)和图6可知,基于数据集1,RMS 值、KS 值在样本 703 处才发生明显变化,没有反映出样本 533 时刻的早期故障。SI 值、MISM 值从样本 533 处开始呈现下降趋势,检测出早期故障,但曲线波动较大,整体趋势描述效果欠佳。

(下转第 105 页)

参考文献:

- [1] HAN D, YUE C, HE W F, et al. Energy saving analysis for a solution evaporation system with high boiling point elevation based on self-heat recuperation theory[J]. Desalination, 2015, 355:197-203.
- [2] 闫敏,李玉忠,马春元. 基于机械蒸汽压缩的燃煤烟气余热及水回收系统[J]. 动力工程学报, 2018, 38(9):755-762.
- [3] HUANG L, DENG S S, CHEN Z, et al. Numerical analysis of a novel gas-liquid pre-separation cyclone[J]. Separation and Purification Technology, 2018, 194:470-479.
- [4] 栾一刚. 轴流旋流分离器数值模拟与实验研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2011.
- [5] 王鲁平. 直流式旋风除尘器的数值模拟与实验研究[D]. 北京: 清华大学, 2015.
- [6] 韩传军, 杨雪, 余成, 等. 不同导叶结构对旋风管分离性能的影响[J]. 机械设计, 2017, 34(5):47-52.
- [7] MAO Y Q, PU W H, ZHANG H, et al. Orthogonal experimental design of an axial flow cyclone separator[J]. Chemical Engineering and Processing - Process Intensification, 2019, 144:107645.
- [8] TANG Y F, QIAO Z L, CAO Y, et al. Numerical analysis of separation performance of an axial-flow cyclone for supercritical CO₂-water separation in CO₂ plume geothermal systems[J]. Separation and Purification Technology, 2020, 248:116999.
- [9] LI J, WANG T, ZHANG L Q, et al. Multi-objective optimization of axial-flow-type gas-particle cyclone separator using response surface methodology and computational fluid dynamics[J]. Atmospheric Pollution Research, 2020, 11(9):1487-1499.
- [10] BALESTRIN E, DECKER R K, NORILER D, et al. An alternative for the collection of small particles in cyclones: experimental analysis and CFD modeling[J]. Separation and Purification Technology, 2017, 184:54-65.
- [11] ZHANG H, LIU Q F. Numerical investigation on performance of moisture separator: experimental validation, applications and new findings[J]. Annals of Nuclear Energy, 2020, 142:107362.
- [12] XIONG Z Q, LU M C, WANG M L, et al. Study on flow pattern and separation performance of air-water swirl-vane separator[J]. Annals of Nuclear Energy, 2014, 63:138-145.
- [13] 邓雅军. 直流式气液旋流分离器数值模拟方法及分离规律研究[D]. 北京: 中国石油大学(北京), 2018.
- [14] 满晓伟. 新型直流导叶式旋风管的性能研究[D]. 青岛: 中国石油大学, 2011.

收稿日期: 2021-11-23

(上接第 82 页)

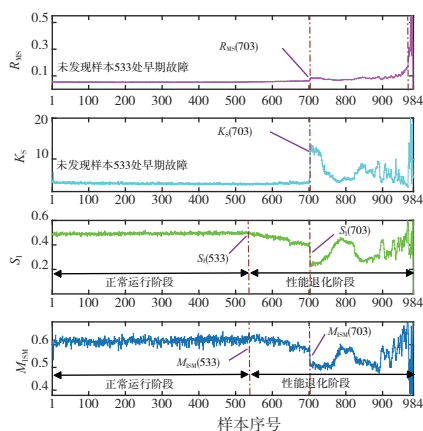


图6 对数据集1的RMS、KS、SI、MISM值退化评估结果

上述实验结果表明,所提方法能准确描述轴承退化趋势并及时诊断早期故障。由 DEPI 值描述的轴承状态退化曲线呈现逐步下降趋势,与轴承的实际退化趋势相符;同时,DEPI 值结合 Thr 值可及时发现早期故障;早期故障发生后,增强功率谱能检测出故障相关特征频率,快速诊断轴承故障类型。

4 结语

本文提出一种增强故障特征信息的滚动轴承状态评估方法,包括性能退化评估和故障类型快速诊断。通过验证和对比实验验证了该方法的有效性与优越性。综上,所提方法的主要结论如下:

1)该方法通过 WPT 提取信号特征,基于 HMM 结合 EWMA 的概率描述方法能有效评估轴承退化状态,包括退化趋势描述和早期故障识别;基于增强功率谱的方法快速诊断出故障类型;

2)该方法的建模对数据的需求量小、要求低;模型训练时间短,计算效率高,适合在线监测;

3)本文的工作为轴承的在线监测提供了一种高效方式,可避免因轴承严重故障而导致的设备危险运行,可为机械系统的运维决策提供有力参考。

参考文献:

- [1] ZHOU H T, CHEN J, DONG G M, et al. Detection and diagnosis of bearing faults using shift-invariant dictionary learning and hidden Markov model[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72/73:65-79.
- [2] 常鹏,王英剑,吴云峰,等. 基于主成分分析的温度敏感性结构损伤识别[J]. 振动工程学报, 2019, 32(2):234-240.
- [3] WANG D, TSE P W, TSUI K L. An enhanced Kurtogram method for fault diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1/2):176-199.
- [4] 夏裕彬,梁大开,郑国,等. 基于耦合隐马尔可夫的轴承故障诊断方法[J]. 振动·测试与诊断, 2018, 38(6):1091-1095, 1286.
- [5] JIANG H M, CHEN J, DONG G M. Hidden Markov model and nuisance attribute projection based bearing performance degradation assessment[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 72/73:184-205.
- [6] 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(4/5):1066-1090.
- [7] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1):401-412.
- [8] WANG D, TSUI K L. Theoretical investigation of the upper and lower bounds of a generalized dimensionless bearing health indicator[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 98:890-901.

收稿日期: 2021-12-07