

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.04.016

基于多域特征融合的轴承性能退化评估方法

邱明权, 黄梓洋, 段广伊, 李情耳, 吴震宇

(贵州民族大学 物理与机电工程学院, 贵州 贵阳 550025)

摘 要:针对单一域特征退化评估效果不佳的问题,以提取的多域候选特征集为基础,构建敏感性综合评价指标对候选特征加以筛选,得到多域敏感健康特征指标;构建一种基于多域特征融合的敏感指标用于轴承性能退化评估;利用 XJTU-SY 实验数据进行验证分析。结果表明该方法较单一特征用于轴承性能退化评估效果更好。

关键词:滚动轴承;退化评估;特征提取;多域特征融合

中图分类号:TH133.33; TH17 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2025)04-0087-07

Bearing Performance Degradation Evaluation Based on Multi-Domain Feature Fusion Scheme

QIU Mingquan, HUANG Ziyang, DUAN Guangyi, LI Qing'er, WU Zhenyu

(School of Physics and Mechatronic Engineering, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China)

Abstract: With regard to the poor evaluation effect of single domain feature degradation this paper, based on the extracted multi-domain candidate feature set, constructs a sensitivity comprehensive evaluation index to screen the candidate features, obtaining the multi-domain sensitive health feature index. A sensitive index with the basis of multi-domain feature fusion is established for evaluating bearing performance degradation. XJTU-SY experimental data are applied to verify and analyze the method, showing that the improved method is more effective than single feature for bearing performance degradation evaluation.

Keywords: rolling bearing; degradation assessment; feature extraction; multi-domain feature fusion

0 引言

旋转机械装备广泛应用于航空航天、矿山开采、智能制造等领域,如航空发动机、矿山机械、机床设备等。滚动轴承作为旋转机械的重要零部件之一,其健康状态的好坏直接关系到整机装备能否长时间安全、可靠地工作^[1]。据相关文献研究显示,旋转机械故障中约 30%是因滚动轴承失效引起^[2-4]。当滚动轴承发生故障时,极可能由于链式反应造成系统的整体损坏。因此,对轴承实施基于退化评估的预知维护,对缩短机械设备的停运时间、提高维护效率、确保安全可靠运行具有重要的现实意义。

对设备进行预知维护的前提是需要实时掌握设备的退化程度。近年来,国内外学者针对机械装备退化状态评估开展了大量研究。如 SOUALHI 等^[5]通过将原始信号分段处理,再统计各分段时域峰-峰值与频谱最大值比值,以方均根

值与各分段信号标准差比值为运行监测指标。雷兵等^[6]将每一特征的 fisher 比值与 7 个特征的 fisher 比的总和之比作为评估轴承退化的权重。钟勇等^[7]提出以振动信号排列熵作为滚动轴承状态特征,在此基础上利用集成支持向量机进行滚动轴承的退化状态评估。王鹏等^[8]利用自动编码器实现无监督的特征融合构建出了滚动轴承的健康退化指标。王发令等^[9]通过计算 AR 能量比作为特征向量,利用 SVDD 提取数学距离指标用以实现滚动轴承性能退化评估。然而,该类方法多以单一特征作为滚动轴承性能衰减的评估指标,难以准确描述轴承性能的退化过程。

为了解决使用单一域特征时退化评估效果不佳的问题,本文从综合利用多域特征蕴含的丰富健康信息出发,通过提取滚动轴承在时域、频域及时频域的多域健康指标,提出基于多域特征融合的滚动轴承性能退化评估方法。使用多域特征提取方法获取滚动轴承的健康退化候选特征集;对

基金项目:贵州省省级科技计划项目(黔科合基础 ZK2021;黔科合基础 ZK2022);贵州省大学生创新创业训练计划项目(S202310672070;202110672042)

第一作者简介:邱明权(1990—),男,贵州镇远人,讲师,博士,研究方向为机械状态监测与智能维护, qmq_cumt@gzmu.edu.cn。

候选特征进行最大、最小值归一化处理后,再以基于相关性、单调性及鲁棒性加权融合的综合评价指标筛选出多域敏感特征指标;融合多域敏感特征指标作为滚动轴承性能退化评估的多域融合健康指标;通过轴承加速实验数据验证其有效性和可行性。

1 基于多域特征融合的性能退化评估方法

1.1 多域退化特征提取

为了获得不同分析域上滚动轴承的健康退化信息,本文利用时域、频域和时频域特征提取方法对监测信号进行处理得到原始退化候选特征集。其中,时域分析通过获取信号在时间域内的特征参数,得到信号波形在各时刻的相似性和关联性^[10]。时域特征参量主要包括有量纲参量和无量纲参量,本文所提时域特征参数指标如表1所示。

表1 时域特征参数指标

特征	公式
绝对均值	$T_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $
标准差	$T_2 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$
方均根值	$T_3 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
峭度指标	$T_4 = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{x_{rms}^4}$
方差	$T_5 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$
峰-峰值	$T_6 = \max(x_i) - \min(x_i)$
最大值	$T_7 = \max\{ x_i \}$
峰度指标	$T_8 = \frac{x_{max}}{x_{rms}}$

注: x_i 是时域信号的序列, $i = 1, 2, \dots, N$ 是样本的点数。

为获取滚动轴承振动信号的频率结构,以及各个单一谐波分量的相位信息和幅值信息,对时域信号利用傅里叶变换拆分成多个单一谐波分量进行研究,每个谐波分量由各自确定的相位、频率和幅值来唯一确定。所提取的频域特征参数指标

主要包括:方均根频率、频率方差、重心频率和平均频率等^[11],具体如表2所示。

表2 频域特征参数指标

特征	公式
重心频率	$F_1 = \frac{\sum_{k=1}^K f_k S_k}{\sum_{k=1}^K S_k}$
平均频率	$F_2 = \frac{\sum_{k=1}^K S_k}{K}$
方均根频率	$F_3 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K f_k^2 S_k}{\sum_{k=1}^K S_k}}$
频率方差	$F_4 = \frac{\sum_{k=1}^K (f_k - F_1)^2 S_k}{\sum_{k=1}^K S_k}$

注: S_k 是滚动轴承全寿命周期内振动信号 x_i 的频谱, K 是谱线数, f_k 则为第 k 条谱线的频率值。

时频域分析同时作为处理非平稳信号与时变分析的强有力手段,通过结合时域与频域的诸多信息,可清晰地刻画滚动轴承振动信号时间与频率的关系。典型的时频域分析方法有 Gabor 变换、短时傅里叶变换、小波变换等^[12-14]。其中,连续小波变换通过基函数组成的一系列小波对信号进行分析处理,是信号处理时常用的数学工具之一。本文对轴承原始监测信号进行连续3层小波变换,按式(1)提取小波能量特征;按式(2)提取小波峰度,作为原始退化候选时频域特征。

$$E = \frac{100 \times \sum_{i=1}^m c_i^2}{\sum_{i=1}^n c_i^2} \quad (1)$$

式中: c_i 为小波分解系数; n 为小波分解系数长度; m 为小波分解近似系数长度。

$$K_E = \frac{1}{N_b} \times \frac{\sum_{i=1}^n (c_i - \bar{x})^4}{s^4} \quad (2)$$

式中: N_b 为样本数; s 为小波分解系数标准差。

1.2 多域敏感特征筛选

在滚动轴承性能退化过程中,不同特征反映的轴承退化状态有较大区别,其中退化描述效果较差的特征应当提前剔除。为了消除不同特征数

据值差别的影响,在筛选多域敏感指标之前需要对候选特征进行归一化处理,将候选特征的值归一化到 $[0,1]$ 的范围内。

通过多域特征融合实现轴承性能退化评估,需先筛选出对轴承退化敏感的多域特征。鉴于此,提出通过相关性(C_{orr})、单调性(M_{on})与鲁棒性(R_{ob})3个指标^[15]进行综合评价。相关性、单调性和鲁棒性的特征指标定义分别为式(3)、式(4)和式(5)所示。

$$C_{orr} = \frac{\left| \sum_{i=1}^N (H_{l,i} - \bar{H}_l) (i - (\sum_{i=1}^N \frac{i}{N})) \right|}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (H_{l,i} - \bar{H}_l)^2 \sum_{i=1}^N (i - (\sum_{i=1}^N \frac{i}{N}))^2}} \quad (3)$$

式中: H_l 为退化评估特征; $\bar{H}_l$ 为 H_l 的平均值; N 为 H_l 的长度。

$$M_{on} = \left| \frac{No. \text{ of } d_f > 0}{N-1} - \frac{No. \text{ of } d_f < 0}{N-1} \right| \quad (4)$$

式中 d_f 为 H_l 曲线中任意两个相邻点的值之差。

$$R_{ob} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \exp \left(- \left| \frac{H_{l,i} - H_{l,i}^T}{H_{l,i}} \right| \right) \quad (5)$$

式中 $H_{l,i}^T$ 为 H_l 的平均趋势值。

C_{orr} 值测量健康指标和时间之间的线性度, M_{on} 值用来持续评估健康指标曲线的增减趋势, R_{ob} 值反映了健康指标对异常值的忍受性。为了全面评价各健康指标的敏感性,将上述3个评价指标以加权的形式融合构建综合评价指标。被评价特征的综合评价价值越高,说明健康指标的敏感性越好。综合评价指标如式(6)所示。

$$S_{yn} = \omega_a \times C_{orr} + \omega_b \times M_{on} + \omega_c \times R_{ob} \quad (6)$$

式中: S_{yn} 为 C_{orr} 值、 M_{on} 值和 R_{ob} 值3个评价指标经过加权后的综合评价指标; ω_a 、 ω_b 和 ω_c 分别为 C_{orr} 值、 M_{on} 值和 R_{ob} 值的权重。在用 S_{yn} 筛选健康敏感指标过程中,将权重 ω_a 、 ω_b 和 ω_c 的大小依据文献^[16]选定为 $\omega_a = 0.2$, $\omega_b = 0.5$, $\omega_c = 0.3$ 。

针对任意健康指标而言,其 S_{yn} 评价价值越高,对滚动轴承的健康退化过程就越敏感。可根据不同健康指标的 S_{yn} 评价价值的高低来对候选特征集筛选健康敏感指标,用于下一步的多域特征融合。

1.3 基于多域特征融合的性能退化评估

滚动轴承性能退化评估关键在于如何构建出对性能退化过程敏感的健康指标。由于单个健康指标对滚动轴承的退化过程表征不全面。因此,将筛选出的多域健康敏感指标进行融合,构建滚动轴承性能退化评估方法。

在提取得到不同退化指标的基础上,利用多域特征指标变化对信号特征进行描述,将时域特征、频域特征以及时频域特征以加权方式进行融合。将利用综合评价指标 S_{yn} 从候选的特征集中选出综合价值较高的前 n 个健康特征指标: $F_1, F_2, \dots, F_i, \dots, F_n$ 。根据各指标的 S_{yn} 评价价值,计算各特征指标的权重 ω_i ,权重计算公式如式(7)所示。

$$\omega_i = \frac{S_{yn}(i)}{\sum_{i=1}^n S_{yn}(i)} \quad (7)$$

将各特征指标以加权的形式按式(8)进行融合,从而构建得到反映滚动轴承性能退化的多域融合健康指标 F ,用于描述轴承健康退化过程。

$$F = \omega_1 F_1 + \omega_2 F_2 + \dots + \omega_n F_n \quad (8)$$

根据前述提出的多域健康特征和多域特征融合方法,本文构建了如图1所示的基于多域特征融合的滚动轴承性能退化评估研究方法,用以实现滚动轴承性能退化评估。

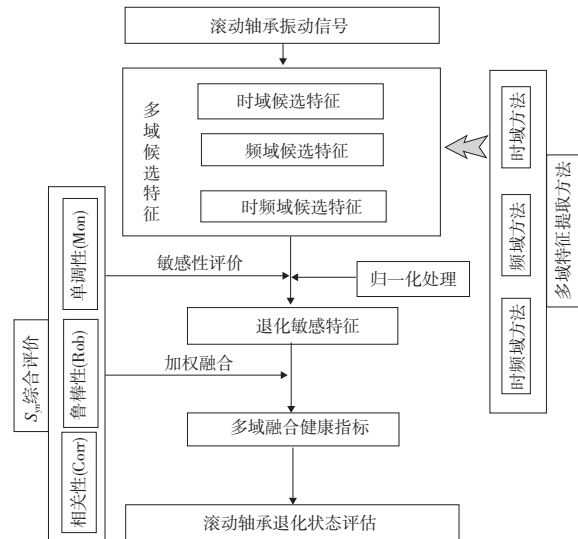


图1 滚动轴承的性能退化评估方法

1) 利用时域、频域和时频域特征提取方法,对采集到的滚动轴承全寿命周期内振动信号进行特征提取,得到含有大量退化信息的多域候选特征集。

2) 为了消除不同特征数据值差别的影响,对提取的多域候选特征指标进行最大、最小值归一化处理,并在此基础上将相关性、单调性和鲁棒性以加权的形式融合构建综合评价指标 S_{yn} ,对多域候选特征集进行筛选,得到对健康退化敏感的退化敏感特征指标。

3) 从退化敏感特征指标进一步筛选出前 n 个敏感健康特征指标,利用 S_{yn} 加权方法对其进行融

合,得到多域融合健康指标 F ,用于滚动轴承性能退化评估。

2 实验验证与分析

2.1 实验数据简介

本文采用 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命实验数据集对所提方法进行验证,其轴承加速寿命测试实验平台如图 2 所示。该实验平台由交流电机、电机转速控制器、转轴、支撑轴承、液压加载系统和测试轴承等组成。实验平台可调节的工况主要包括径向力和转速,其中径向力由液压加载系统产生,作用于测试轴承的轴承座上,转速由交流电机的转速控制器来设置与调节。

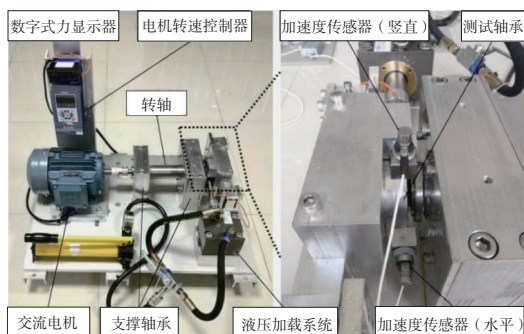


图 2 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命实验平台

实验轴承为 LDK UER204 滚动轴承,其相关参数如表 3 所示。试验共设计了 3 类工况,如表 4 所示,每类工况下有 5 个轴承。如图 2 所示,两个 PCB 352C33 加速度传感器通过磁座固定于测试轴承的水平与竖直方向上,用于采集测试轴承实际运行工况下的全寿命周期振动信号。实验过程中,信号采样频率为 25.6 kHz,每次采样的时长为 1.28 s,采样的间隔为 1 min。关于 XJTU-SY 实验数据的更多描述详见文献[17-18]。

表 3 LDK UER204 轴承相关参数

参数	数值
基本额定动载荷/N	12 820
轴承中径/mm	34.55
内圈滚道直径/mm	29.30
外圈滚道直径/mm	39.80
滚珠个数	8
滚珠直径/mm	7.92
基本额定静载荷/kN	6.65
接触角/(°)	0

表 4 轴承加速寿命试验工况

工况编号	径向力/kN	转速/(r/min)
1	12	2 100
2	11	2 250
3	10	2 400

本文分析了转速为 2 250 r/min、径向力为 11 kN 和转速为 2 400 r/min、径向力为 10 kN 条件下,轴承 2-1 和轴承 3-1 两个轴承的全寿命周期退化数据。轴承 2-1 和轴承 3-1 的样本总数分别为 491 个和 2 538 个,基本额定寿命分别为 6.786~11.726 h 和 8.468~14.632 h,使用寿命分别为 8 h11 min 和 42 h18 min,其失效位置分别为内圈和外圈。

2.2 验证结果与分析

本文采用轴承 2-1 和轴承 3-1 轴承全寿命周期数据,验证本文所提出的基于多域特征融合的滚动轴承性能退化评估方法的可行性,其水平方向的振动信号时域波形如图 3 和图 4 所示。

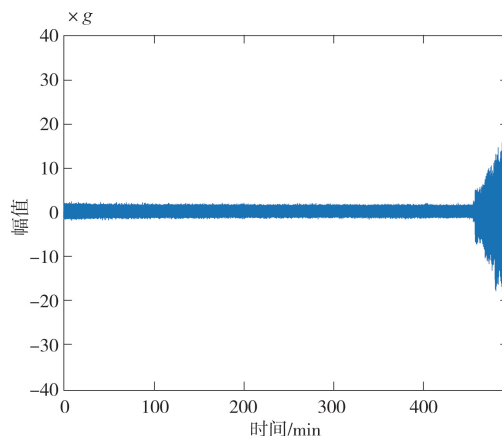


图 3 轴承 2-1 水平方向时域信号波形

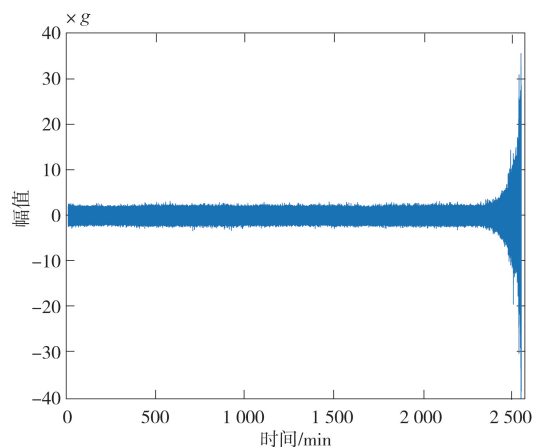


图 4 轴承 3-1 水平方向时域信号波形

为了尽可能保留原始信号包含的健康退化信息,同时抑制高频噪声影响,先对原始时域信号进行了抗混叠滤波预处理,并提取 23 个特征指标作为候选特征集,其中时域指标 14 个,频域指标 7 个,时频域指标 2 个。对候选特征集进行最大、最小值归一化处理,用构建的综合评价指标 S_{yn} 进行评价排序,得到轴承 2-1 的 S_{yn} 评价结果较高的前 11 个指标如表 5 所示,轴承 3-1 的 S_{yn} 评价结果较高的前 11 个指标如表 6 所示。

表 5 轴承 2-1 的 S_{yn} 评价结果

候选特征	S_{yn} 评价值
绝对均值	0.540 1
标准差	0.540 0
方均根值	0.540 0
方差	0.524 9
峰-峰值	0.538 2
方均根频率	0.329 0
频域峭度	0.329 9
平均频率	0.330 7
频率方差	0.325 0
小波包能量	0.331 8
小波包峰度	0.329 3

表 6 轴承 3-1 的 S_{yn} 评价结果

候选特征	S_{yn} 评价值
绝对均值	0.546 1
标准差	0.545 8
方均根值	0.545 8
方差	0.521 9
峰-峰值	0.542 0
方均根频率	0.338 9
频域峭度	0.338 3
平均频率	0.338 0
频率方差	0.349 0
小波包能量	0.344 8
小波包峰度	0.338 5

对任意一个健康指标而言,其 S_{yn} 评价值越高,说明该指标对滚动轴承的健康退化过程就越

敏感。由表 5 和表 6 中 S_{yn} 评价结果来看,绝对均值、标准差和方均根值的 S_{yn} 评价值最高,说明其在反映滚动轴承的健康退化过程上较其他指标更敏感。因此,选用绝对均值、标准差和方均根值作为敏感指标来构建轴承的性能退化指标。

轴承 2-1 的绝对均值、标准差和方均根值 3 个特征指标的变化趋势分别如图 5、图 6 和图 7 所示。对上述筛选的敏感指标用本文前述所提方法进行处理,得到轴承 2-1 的多域融合健康指标 F ,如图 8 所示。

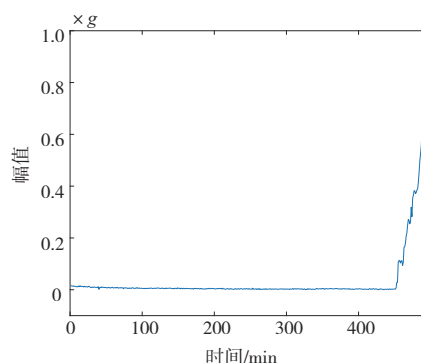


图 5 轴承 2-1 的绝对均值变化趋势

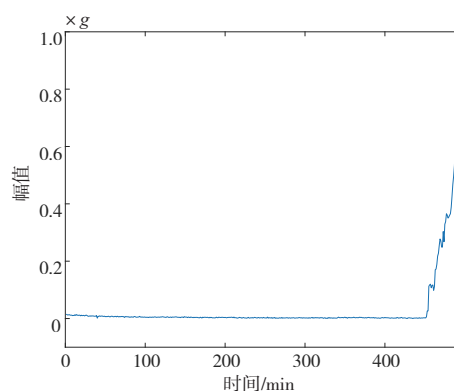


图 6 轴承 2-1 的标准差变化趋势

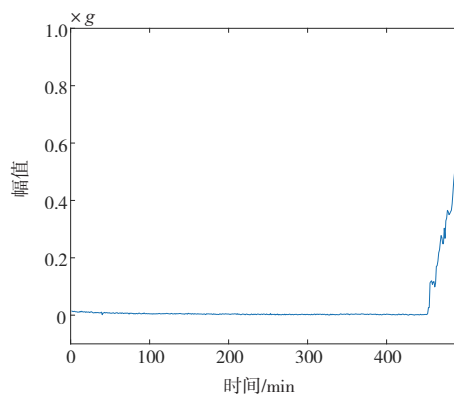
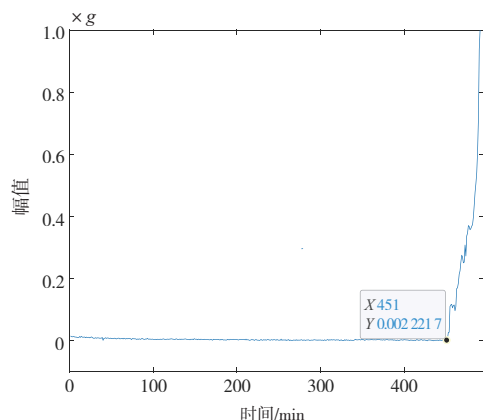


图 7 轴承 2-1 的方均根值变化趋势

图8 轴承2-1构建多域融合健康指标 F

轴承3-1的绝对均值、标准差和方均根值3个特征指标的变化趋势分别如图9、图10和图11所示。对上述筛选的敏感指标用本文前述所提方法进行处理,得到轴承3-1的多域融合健康指标 F ,如图12所示。

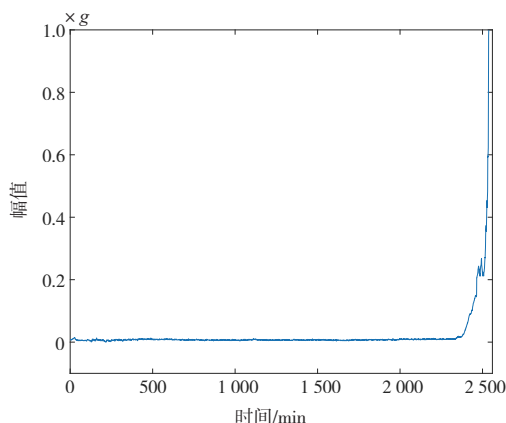


图9 轴承3-1的绝对均值变化趋势

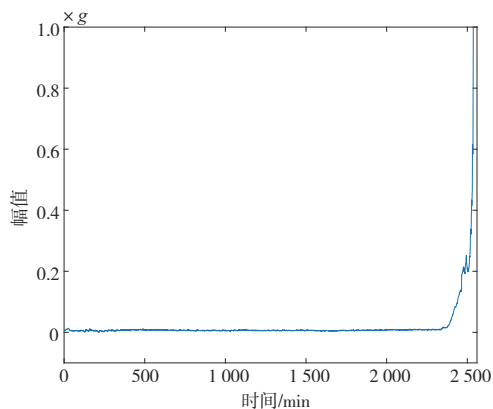


图10 轴承3-1的标准差变化趋势

以上特征指标的曲线图显示出,构建的多域融合健康指标能较好地反映滚动轴承的退化过

程。正常阶段的特征指标曲线比较平缓,滚动轴承运行一段时间后,特征指标值呈现出递增趋势,当达到一定运行时间后,特征指标曲线会发生突变,表明滚动轴承很有可能出现初期故障。

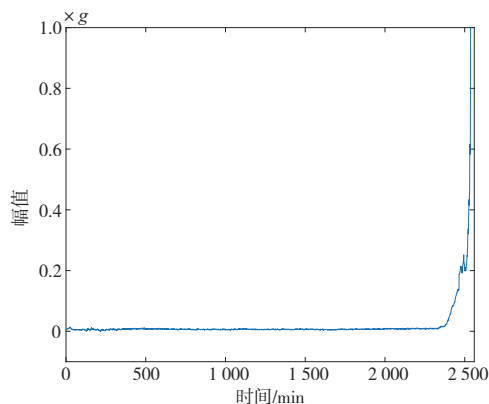
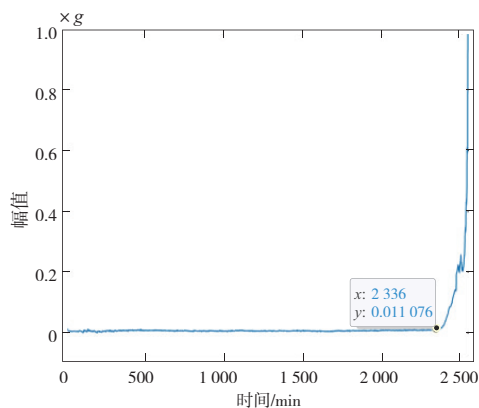


图11 轴承3-1的方均根值变化趋势

图12 轴承3-1构建多域融合健康指标 F

为了对比多域融合健康指标 F 与筛选的健康敏感指标的效果,对多域融合健康指标 F 进行了 S_{yn} 综合评价,得到轴承2-1和轴承3-1的融合指标 F 的综合评价价值。其与筛选的健康敏感指标综合评价价值对比如表7所示。

表7 融合指标 F 与筛选指标的 S_{yn} 评价价值比较

参数	轴承2-1	轴承3-1
绝对均值	0.540 1	0.546 1
标准差	0.540 0	0.545 8
方均根值	0.540 0	0.545 8
融合指标 F	0.641 1	0.644 2

从表7可以看出,本文多域融合健康指标 F 的 S_{yn} 综合评价价值均高于所筛选的绝对均值、标准

差和方均根值的 S_{yn} 综合评价值。融合指标 F 在反映滚动轴承性能退化趋势上占有显著的优势,证明了本文所提出的滚动轴承性能退化评估研究方法是可行且有效的。

3 结语

在滚动轴承性能退化过程中,其振动信号中含有大量丰富的退化信息,这些退化信息表征着滚动轴承的健康状况。因此,本文提出利用多域特征融合的方法对其健康状况进行退化评估。主要结论如下。

1) 在提取时域、频域和时频域候选特征的基础上,利用 C_{orr} 值、 M_{on} 值和 R_{ob} 值构建 S_{yn} 综合评价指标进行特征筛选,得到对退化过程更敏感的多域敏感健康特征指标,为多域退化特征融合奠定基础。

2) 在多域敏感健康特征指标基础上,利用 S_{yn} 评价指标进行退化评估敏感性评价和排序,选出前 3 个敏感健康指标,同时提出以 S_{yn} 加权方式构建融合指标 F ,用以实现滚动轴承性能退化评估。实验验证结果表明,本文方法较单一特征退化评估效果更好。

参考文献:

- [1] CHALESHTORI A E, AGHAIE A. A novel bearing fault diagnosis approach using the Gaussian mixture model and the weighted principal component analysis [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 242:109720.
- [2] 罗丫, 葛可可, 袁晓文, 等. 基于分段位移激励函数的贯穿式故障建模及滚动轴承振动特性分析[J]. 工程设计学报, 2025, 32(1): 112-120.
- [3] SOOMRO A A, MUHAMMAD M B, MOKHTAR A A, et al. Insights into modern machine learning approaches for bearing fault classification: a systematic literature review[J]. Results in Engineering, 2024, 23:102700.
- [4] HUI Y Y, XU K, CHEN P, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on PE-DCM and ViT [J]. Measurement Science and Technology, 2024, 35(10):105107.
- [5] SOUALHI A, EL YOUSFI B, RAZIK H, et al. A novel feature extraction method for the condition monitoring of bearings[J]. Energies, 2021, 14(8):2322.
- [6] 雷兵, 李汉平. 基于时序可拓的滚动轴承性能退化评估方法研究[J]. 机械研究与应用, 2023, 36(4):1-5.
- [7] 钟勇, 李三雁, 荣本阳, 等. 基于振动信号排列熵和集成支持向量机的滚动轴承退化状态评估[J]. 中国测试, 2021, 47(7):13-18.
- [8] 王鹏, 邓蕾, 汤宝平, 等. 基于自编码器和门限循环单元神经网络的滚动轴承退化趋势预测[J]. 振动与冲击, 2020, 39(17):106-111, 133.
- [9] 王发令, 周建民, 张臣臣, 等. 基于 AR 能量比和 SVDD 的滚动轴承性能退化评估[J]. 机床与液压, 2020, 48(12):103-111.
- [10] ZHANG Q, HUO R P, ZHENG H D, et al. A fault diagnosis method with bitask - based time - and frequency - domain feature learning [J]. IEEE Transactions on Instrumentation Measurement, 2023, 72:3305652.
- [11] 刘飞, 荆晓远, 韩光信, 等. 基于残差网络和时频域特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机床与液压, 2024, 52(15):226-232.
- [12] 李敏, 徐建航, 岳振铎, 等. 基于 Gabor 变换的电网调度自动化设备运行状态监控技术[J]. 机械与电子, 2024, 42(3):40-44.
- [13] 刘若晨, 顾双双, 孙见忠, 等. 基于短时傅里叶变换及其倒频谱的滚动轴承静电监测[J]. 航空动力学报, 2024, 39(9):319-326.
- [14] 苏莹莹, 毛海旭. 小波变换和 CNN 涡旋压缩机故障诊断[J]. 中国测试, 2023, 49(4):92-97.
- [15] 陈东楠, 胡昌华, 郑建飞, 等. 基于一种新型健康指标的轴承退化阶段自适应划分方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2025(9):1-13.
- [16] 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.
- [17] 雷亚国, 韩天宇, 王彪, 等. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读[J]. 机械工程学报, 2019, 55(16):1-6.
- [18] 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.

收稿日期:2024-05-21