

特征融合与灰色回归的滚动轴承性能退化评估

杨创艳^{1,2}, 马 军^{1,2}, 王晓东^{1,2}, 罗 亭^{1,2}, 李卓睿^{1,2}

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南昆明 650500; 2. 昆明理工大学云南省人工智能重点实验室, 云南昆明 650500)

摘要: 针对传统退化指标无法准确反映滚动轴承全寿命周期内退化状态的问题, 提出一种特征融合与灰色回归的滚动轴承性能退化评估方法. 该方法提取滚动轴承振动信号的高维退化特征, 构建基于单调性、相关性和鲁棒性的综合评价准则, 选择有效退化特征并构建敏感指标集; 提出核独立成分分析(Kernel Independent Component Analysis, KICA)和马氏距离(Mahalanobis Distance, MD)相结合的方法, 计算敏感退化指标KICAMD; 融合灰色回归模型和 3δ 原则, 判定敏感退化指标KICAMD是否存在虚假波动并修复, 获得轴承健康指标(Health Index, HI); 最后, 基于HI时间序列的转折突变点, 自适应确定初始故障时间和定量评估轴承退化状态. 两组滚动轴承全寿命周期振动实验数据及对比分析表明, 所提方法构建的性能退化指标能有效表征轴承全生命周期的运行状态.

关键词: 滚动轴承; 特征融合; 灰色回归模型; 初始故障时间; 退化状态定量评估

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2022)01-0106-10

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20200826

Feature Fusion and Grey Regression for Performance Degradation Assessment of Rolling Bearings

YANG Chuang-yan^{1,2}, MA Jun^{1,2}, WANG Xiao-dong^{1,2}, LUO Ting^{1,2}, LI Zhuo-rui^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China;

2. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: Aiming at the problem that the traditional degradation indicator cannot accurately reflect the degradation state of the rolling bearing in the whole life cycle, a method of performance degradation evaluation based on feature fusion and grey regression is proposed. The high-dimensional degradation features of vibration signal are extracted, and the comprehensive evaluation criteria based on monotonicity, correlation and robustness is constructed. A method combining kernel independent component analysis(KICA) and mahalanobis distance(MD) is proposed to calculate the sensitive degradation indicator KICAMD. Then, a novel based-the gray regression model and 3δ principle method is introduced to determine in advance whether the sensitivity degradation indicator KICAMD is false fluctuation ahead of time repair, and then the bearing degradation health indicator HI is obtained. Based on the abrupt transition point of HI time series, the start failure time is determined adaptively and the rolling bearing degradation state is quantitatively evaluated. The experiment and comparative analysis of two groups of rolling bearing life cycle vibration show that the constructed performance degradation index can effectively characterize the running state of the rolling bearing.

Key words: rolling bearing; feature fusion; grey regression model; start failure time; quantitative assessment of degenerate states

1 引言

滚动轴承是旋转机械的关键零部件之一, 其运行质量决定设备运行的整体稳定性和高效安全性, 这就使利用退化指标监测轴承的运行状态显得至关重要^[1-3]. 但因轴承的振动特性受多种因素影响, 传统退

化指标无法准确评估轴承退化状态^[4,5]. 因此, 如何构建能有效反映滚动轴承运行状态的退化指标, 已成为当前设备状态监测领域的研究热点之一.

近年来涌现出大量的退化指标构建方法, 如: 郑小霞等人^[6]提出一种基于隐马尔科夫模型对数似然概率

的退化指标;Xu 等人^[7]利用一个滑动平均磨损退化指标来描述机械设备的退化过程;SHAO 等人^[8]提出一种基于小波包能量矩熵的轴承性能退化指标. 但以上单一退化指标所包含的故障信息量少且抗干扰能力差,严重影响滚动轴承性能退化评估的准确性^[9]. 所以,构建一个能全面反映轴承退化信息的高维特征集 \mathbf{D} 是轴承退化状态评估的关键.

高维特征集 \mathbf{D} 可体现不同特征间的差异互补性,但特征间可能存在重复性和冗余性^[10-12]. 因此,需要建立性能退化指标评价准则,有效剔除冗余特征. 针对这一问题,郑近德等人^[10]利用 Fisher 得分评价准则进行特征选择,剔除冗余特征;戴豪民等人^[11]采用加权最大相关最小冗余的特征评价准则,选择有效特征;Zhu 等人^[12]引入多类特征评价准则,选择信息量最大的特征. 然而,合理的退化指标应具有良好的单调性 (Monotonicity, Mon)、相关性 (Correlation, Corr) 和鲁棒性 (Robust, Rob)^[13,14],应综合考虑 Mon、Corr、Rob 的评价准则,选择能敏感表征轴承退化趋势的特征,构建敏感指标集 \mathbf{F} . 此外,如何综合利用敏感退化指标集 \mathbf{F} 的特征优势是轴承退化状态评估需要考虑的另一个核心问题. Tian 等人^[15]将主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 和 K 近邻距离融合成一个退化指标;WU 等人^[16]通过度量 PCA 的第一主元分量与其余分量之间的马氏距离形成了退化指标,但是经过 PCA 分解分量不能保证相互独立;Sun 等人^[17]使用 KICA 非线性核函数将原始特征空间映射到核特征空间,分离得到相互独立的分量. 因此,结合 KICA 和 马氏距离融合特征,可以获得敏感退化指标 KICAMD.

目前,利用敏感退化指标进行轴承退化性能评估还存在一些尚未解决的问题,如敏感退化指标存在虚假波动,且难以自适应确定 SFT. 轴承退化状态主要分以下阶段:正常状态,退化指标保持稳定;初始故障,退化指标开始线性增长;严重退化,退化指标开始斜率线性增长^[18]. 但是随着时间的推移,轴承故障点会被磨平,导致退化指标存在虚假波动^[19]. 因此,修复特征的虚假波动对于轴承性能退化的准确评估至关重要^[20-23]. 近年来许多研究者在此方面进行了研究,如: Ahmad 等人^[19]提出了一种线性回归技术处理退化指标的虚假波动;高彩霞等人^[20]使用最小二乘法确定线性回归方程来修复虚假波动;Li 等人^[23]利用指数模型修复退化指标的虚假波动. 但上述方法无法实现轴承退化指标的在线监测,因此,本文提出了基于灰色回归模型 (Grey-regression Model, GM) 修复的虚假波动. 此外,确定轴承 SFT,可提高性能退化评估的准确性. 确定 SFT 的方法有:利用工程标准 ISO-10816 的 $\mu+3\sigma$ 方法^[21],以及通过大量机器统计^[22]. 但是,这些方法计算

结果误差较大. 因此,准确确定 SFT 及定量评估轴承的退化阶段也直接关系到轴承运行状态评估的有效性.

综上所述,本文主要工作在于提出了一种特征融合与灰色回归的滚动轴承性能退化评估方法. 本文通过构建敏感退化指标,克服了传统方法依靠经验评估轴承退化状态的局限性;同时使用 GM 修复退化指标的虚假波动,基于时间序列转折突变点自适应确定 SFT,提高了对轴承退化性能的评估能力;最后,通过美国国家航空航天局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 和西安交通大学-长兴昇阳科技有限公司 (Xi'an Jiaotong University-Changxing Sumyoung Technology, XJTU-SY) 的滚动轴承全寿命周期数据库的数据验证了所提方法的准确性和有效性.

2 构建敏感退化指标

2.1 特征提取

2.1.1 时域统计特征

选择文献^[16, 17]设计的有量纲特征和无量纲特征来表征轴承振动信号 x_i (N 为采样点) 的变化趋势. 有量纲特征包括均值 (MV)、方差值 (VARV)、均方根值 (RMSV)、偏度值 (SKV); 无量纲特征包括峭度因子 (KF)、脉冲因子 (PF)、形状因子 (SF)、裕度因子 (MF). 特征计算方程如表 1 所示.

表 1 时域统计特征

特征	方程	特征	方程
MV	$MV = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i$	KF	$KF = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\frac{x_i - \mu}{\delta} \right]^4$
VARV	$VARV = \frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} (x_i - \mu)^2$	PF	$PF = \frac{\text{Max}(x_i)}{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i }$
RMSV	$RMSV = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i ^2}$	SF	$SF = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i ^2}}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i \right)}$
SKV	$SKV = \frac{n \sum (x_i - \bar{x})^3}{(n-1)(n-2)sd^3}$	MF	$MF = \frac{\text{Max}(x_i)}{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i ^2}$

2.1.2 能量特征

轴承发生故障时,故障频率范围内的信号发生变化,从而引起能量的变化. 因此,引入能量 E 表征振动信号的冲击性故障. 计算公式为

$$E = \sum |x_i|^2 \quad (1)$$

2.1.3 熵特征

为反映故障深层次的信息,通过有效度量熵值大小来提取轴承故障状态的本质信息. 因此,选用几种常见熵,计算公式为

Shannon 熵:

$$SE = - \sum_i P(x_i) \log_2 [P(x_i)] \quad (2)$$

Renyi 熵:

$$RE = \frac{1}{1-\alpha} \log \sum_{i=1}^N P(x_i)^\alpha \quad (3)$$

Tsallis 熵:

$$TE = \frac{1}{q-1} \left(1 - \sum_{i=1}^N P(x_i)^q \right) \quad (4)$$

其中, $P(x_i)$ 代表轴承随机退化事件 x_i 的概率.

2.2 特征选择

为了选择高维特征集 D 中的有效退化特征, 需要建立相关退化特征的评价准则. 一个优良的退化指标应该满足下列条件^[16]:

- (1) 单调性 (Mon), 退化是一个不可逆的单调过程;
- (2) 相关性 (Corr), 特征与时间顺序具有良好的相关性;
- (3) 鲁棒性 (Rob), 对随机噪声具有良好的抗干扰性.

因此, 基于 Mon、Corr、Rob 的综合评价准则, 来选择合理的退化特征, 具体步骤如下.

Step1 对高维特征集 D 中的特征使用平滑法分解为平滑趋势项和随机项, 即

$$f(t_k) = f_T(t_k) + f_R(t_k) \quad (5)$$

其中, $f(t_k)$ 是 t_k 时刻的特征值; $f_T(t_k)$ 是趋势项; $f_R(t_k)$ 是随机项.

Step2 计算特征的 Mon、Corr、Rob, 即

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Mon}(f) = \frac{1}{N-1} \left| \sum_k \delta(f_T(t_{k+1})) - \sum_k \delta(f_T(t_k) - f_T(t_{k+1})) \right| \\ \text{Corr}(f) = \frac{\left| N \sum_k f_T(t_k) t_k - N \sum_k f_T(t_k) \sum_k t_k \right|}{\sqrt{\left[N \sum_k f^2(t_k) - \left(\sum_k f_T(t_k) \right)^2 \right] \left[N \sum_k t_k^2 - \left(\sum_k t_k \right)^2 \right]}} \\ \text{Rob}(f) = \frac{1}{N} \sum_k \exp \left(- \left| \frac{f_R(t_k)}{f_T(t_k)} \right| \right) \end{array} \right. \quad (6)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 是单位脉冲函数.

Step3 使用熵值法确定加权线性组合系数 ω_i , 得到综合评价指标 Z , 即

$$\left\{ \begin{array}{l} Z = \frac{1}{3} \times [\omega_1 \text{Mon}(f) + \omega_2 \text{Rob}(f) + \omega_3 \text{Corr}(f)] \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^3 \omega_i = 1, \omega_i > 0 \end{array} \right. \quad (7)$$

Z 和信号正相关, 值越大说明该特征越应该保留. 保留大于阈值 A (取 Z 的均值)^[15] 的特征, 构建敏感指标

集 F ; 否则予以剔除.

2.3 特征融合

为了综合 F 中所有特征的优点, 利用 KICA 把输入空间中的数据映射到特征空间, 然后在特征空间中进行分析和处理, 具体步骤如下.

Step1 输入数据集 $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和核函数 $k_{ij} = (x_i, x_j)$, 其中 $i, j = 1, 2, \dots, n$ (n 为数据样本).

Step2 构造核矩阵 $K = k - I_n k - k I_n + I_n k I_n$, 其中 I_n 为单位矩阵.

Step3 数据集 x 白化处理, $X = \sqrt{n} A^{-1} H^T K$, 其中 A 为核矩阵 K 最大特征值, H 为 A 对应的特征向量.

Step4 采用 ICA 算法得到正交分离矩阵 A 和独立元 T : $T = A^T X$.

Step5 计算第一独立元与其余独立元之间的马氏距离, 并选取其中最大值作为最佳投影向量, 最终得到敏感指标 KICAMD, 即

$$\text{KICAMD}_{\text{Max}} = \sum_{i=1}^n \sqrt{(\mathbf{T}_i - \mu)^T S^{-1} (\mathbf{T}_i - \mu)} \quad (8)$$

其中, μ 和 S^{-1} 分别是独立分量的均值和协方差.

3 回归修复虚假波动及状态定量评估

在 KICAMD 的基础上, 还需解决以下问题: ①判定 KICAMD 是否存在虚假波动并修复; ②基于退化指标确定 SFT 和定量评估轴承的退化状态.

3.1 灰色回归模型

GM 是由一个单变量的一阶微分方程所构成, 其建立过程如下: 对原始数据 $X = \{x(t), t = 0, 1, 2, \dots, n\}$ 平滑处理, 得到 $X = \{x^0(t), t = 0, 1, 2, \dots, n\}$, 然后对 x 一阶累加得 $X = \{x^1(t), t = 0, 1, 2, \dots, n\}$.

回归方程为

$$\frac{dx^1(t)}{dt} + ax^1(t) = u \quad (9)$$

方程的解为

$$x^1(t) = \left[x^1(0) - \frac{u}{a} \right] e^{-at} + \frac{u}{a} \quad (10)$$

离散化形式为

$$x^1(k+1) = \left[x^1(0) - \frac{u}{a} \right] e^{-ak} + \frac{u}{a} \quad (11)$$

还原数据, 得到 GM, 即

$$x^0(k+1) = x^1(k+1) - x^1(k) = (1 - e^{-a}) \left[x^1(0) - \frac{u}{a} \right] e^{-ak} \quad (12)$$

3.2 修复虚假波动

在轴承性能退化评估中, 若出现如图 1 所示的虚假波动, 将严重影响退化指标对轴承退化状态的刻画, 降低轴承性能退化评估的准确性^[19-21].

因此, 若存在虚假波动, 需要修复才能作为后续评

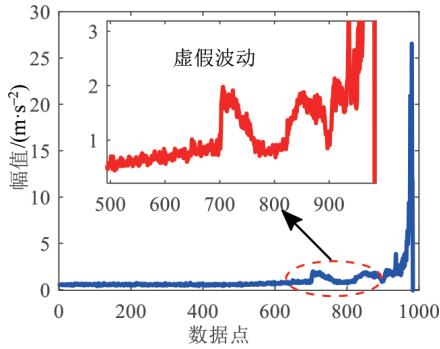


图1 退化指标虚假波动

估的退化指标,具体步骤如下.

Step1 基于敏感退化指标 KICAMD 建立滑动窗 ($n=50$, 滑动步长 $L_s=1$)^[20].

Step2 在滑动窗上建立 GM 得到预测值,同时,以滑动窗内数据的 3δ 原则设置阈值 B .

Step3 判断预测值是否大于阈值 B . 若大于则判定为虚假波动,并用预测值替代原始值;反之则用式(13)所示的相对指标 $KICAMD_r$ 替代.

$$KICAMD_r = \frac{KICAMD(i)}{KICAMD_{norm}} \quad (13)$$

其中, $KICAMD_{norm} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k KICAMD(i)$.

Step4 更新滑动窗,进而得到退化指标 HI,即

$$HI(i) = \begin{cases} KICAMD_r, & KICAMD(i) < B \\ GM_{predictive}, & KICAMD(i) > B \end{cases} \quad (14)$$

3.3 确定 SFT 及退化状态定量评估

引入 T 分布随机邻接嵌入 (T-Distributed Stochastic Neighbor Embedding, T-SNE) 的高维数据可视化方法呈现轴承全寿命周期数据的全局退化趋势. 该方法实现了高维特征集 D 到 (X, Y) 两个方向的特征的约简^[24,25],如图 2 所示.

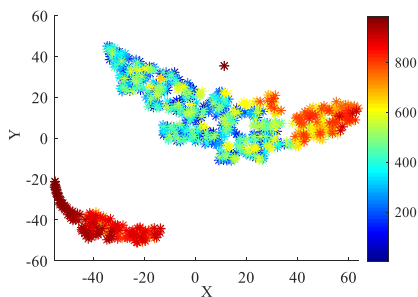


图2 T-SNE 分布散点图

根据图 2 可将滚动轴承运行状态分为 6 个阶段,但不能直接确定 SFT 和各状态变化的起止点^[25]. 为此,引入时间序列突变点检测算法计算状态突变点^[26]. 对给

定时间序列 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 按式(15)计算突变点 k 值^[27,28],即

$$x = \sum_{i=1}^{k-1} (x_i - std(x_1, x_2, \dots, x_{k-1}))^2 + \sum_{i=k}^N (x_i - std(x_k, x_{k+1}, \dots, x_N))^2 \quad (15)$$

4 特征融合与灰色回归的滚动轴承性能退化评估过程

所提方法实现流程如图 3 所示,具体包括如下三大过程.

(1) 构建敏感指标集

step1 构建高维特征集 $D=[MV, VARV, RMSV, SKV, KF, PF, SF, MF, E, SE, RE, TE]$.

step2 计算高维特征集 D 中每个特征的评价指标: Mon、Corr、Rob.

step3 计算加权综合评价准则 Z 及筛选阈值 A .

step4 若 Z 大于 A 则作为有效特征,构建敏感指标集 F ; 否则,剔除该特征.

(2) 修复虚假波动

step1 使用 KICA 对敏感指标集 F 进行映射处理获得最佳投影向量,建立敏感退化指标 KICAMD.

step2 基于 KICAMD 建立滑动窗 ($n=50, L_s=1$),在滑动窗上建立 GM 模型,得到预测值;同时,以滑动窗内数据的 3δ 原则设置阈值 B .

step3 若预测值大于阈值 B 则判定为虚假波动,用预测值取代原始值;否则,取相对指标 $KICAMD_r$.

step4 更新滑动窗,得到修复虚假波动后的退化指标 HI.

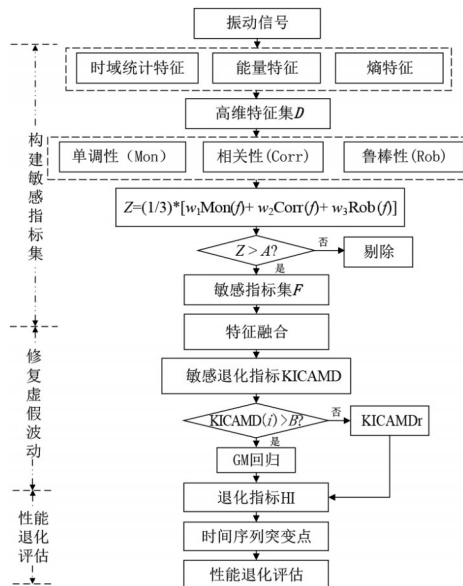


图3 方法实现流程

(3)确定 SFT 和退化状态定量评估

step1 计算敏感退化曲线的转折突变点.

step2 最初的转折突变点即为 SFT. 若退化指标曲线处于 SFT 前,数据处于正常状态;否则,处于退化阶段.

step3 以 SFT 为起点,基于退化时间序列的转折突变点完成轴承的运行状态的定量评估.

5 实验结果分析

5.1 NASA 数据实验分析

实验数据采用 IMS 中心轴承试验平台^[26-28],如图 4 所示. 轴承转速为 2000 r/min,采样频率为 20 kHz,采样点数为 20480,采样时间间隔为 10 min,共采集到 984 组样本. 图 5 是其全寿命周期数据时域波形.

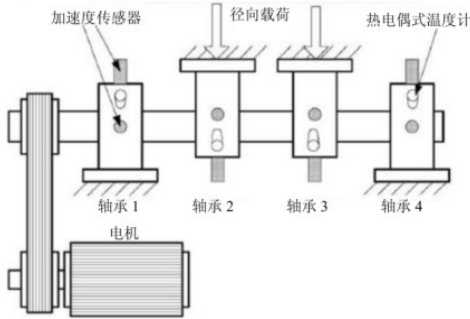
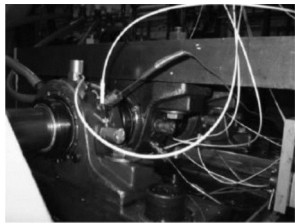


图 4 全寿命周期数据实验平台

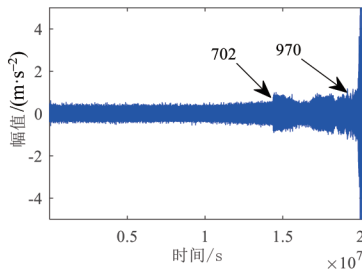


图 5 全寿命周期数据时域波形图

从图 5 仅能看到趋势的变化,无法清楚划分轴承实时运行状态. 为此,根据所提方法构建高维特征集 D , 并绘制其归一化特征图,如图 6 所示.

从图 6 可看出,不同特征从不同维度表征轴承的运行状态. 进一步计算各特征的 Mon、Corr 和 Rob 值,如图 7 所

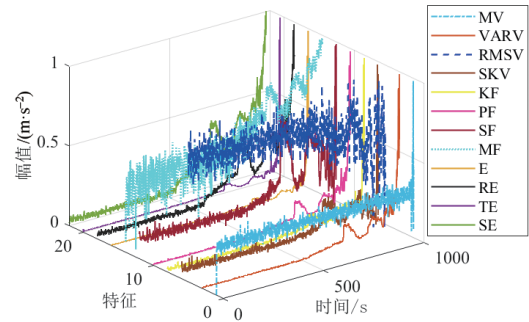


图 6 归一化高维特征集

示. 计算综合评价指标 Z ,并按升序排序,选择 $Z \geq A$ (A 取 Z 的均值为 0.1092) 的 8 个有效特征构建敏感指标集 $F=[VARV, RMSV, TE, SE, RE, E, MF, SF]$,如图 8 所示.

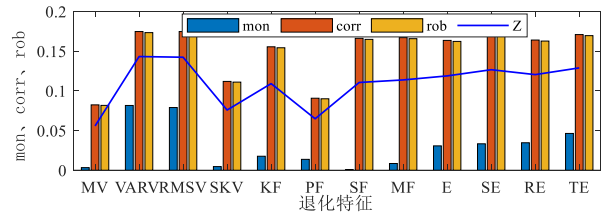


图 7 退化特征 Mon、Corr 和 Rob

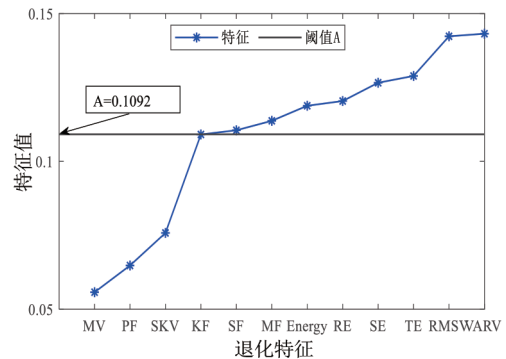


图 8 有效退化特征选择

为了综合敏感指标集 F 中的 8 个特征的优势,首先,分别使用 PCA 和 KICA 对高维特征集 D (样本数为 984 的 8 维特征集) 进行映射处理,分别得到得分矩阵 S 和转换矩阵 T (样本数为 984 的 8 维矩阵);然后,分别计算得分矩阵 S 和转换矩阵 T 的第一分量与其余分量之间的马氏距离,从而将 984×8 的矩阵投影为高维空间 984×984 的重构矩阵;最后,选择每个样本空间的最大值 (样本数为 984 的 1 维向量) 作为能全面反映轴承退化趋势的退化指标 PCAMD 和 KICAMD. 并利用 K-medoids 聚类方法将综合敏感指标集 F 融合为退化指标 K-medoids^[29],如图 9 所示.

从图 9 不能直观看出 3 个融合指标之间的差别. 因此,分别计算 3 个融合指标与原始信号的信噪比和相关

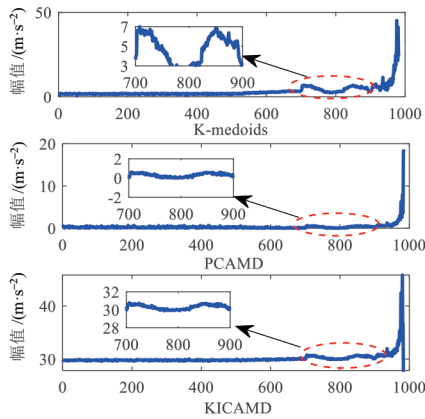


图9 敏感退化指标变化趋势

系数,如图 10 所示.从图 10 可看出,KICAMD 相比 PCAMD 和 K-medoids 信噪比分别提高了 75.27% 和 62.83%,相关系数分别增加了 57.75% 和 43.58%,表明了 KICAMD 退化指标的有效性.

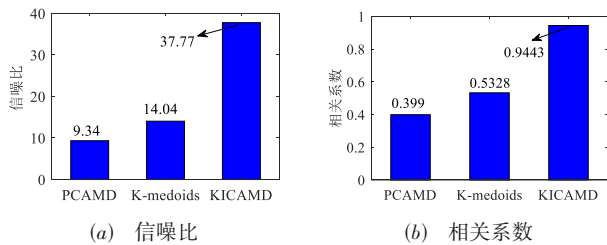


图 10 融合指标性能对比

但将 KICAMD 退化阶段进行局部放大(图 11)发现,其也存在明显虚假波动.为此,分别引入线性回归^[19]、指数回归^[23]和 GM 方法对其进行修复,得到修复后的退化指标 HI,如图 11 中红色曲线所示.

进一步计算 HI 和 KICAMD 的均方根误差(RMSE)和相关系数,如表 2 所示.对比表 2 可知,GM 方法的 RMSE 最小,相关系数最大,论证了 GM 方法的有效性.

为定量评估轴承的退化状态,将完全失效时间(第 984 组)作为为终止故障时间(End Failure Time, EFT),进而计算得到 HI 时间序列的 5 个转折突变点(532.5, 699.5, 800.5, 900.5, 965.5),如图 12 所示.

从图 12 可看出,5 个转折突变点将 HI 分为呈梯度上升的 6 个状态.由于转折突变点在第 532.5 组(非整数),为确定 SFT 的取值,获取第 532 组和第 533 组的 Teager 能量算子解调频谱图,如图 13 所示.从图 13 可知,仅在第 533 组的频谱中发现与轴承外圈故障频率 234.4Hz 相近的频率,且存在明显的 2~4 倍频,由此确定 SFT=533.

确定 SFT 后,根据 HI 的转折突变点绘制滚动轴承

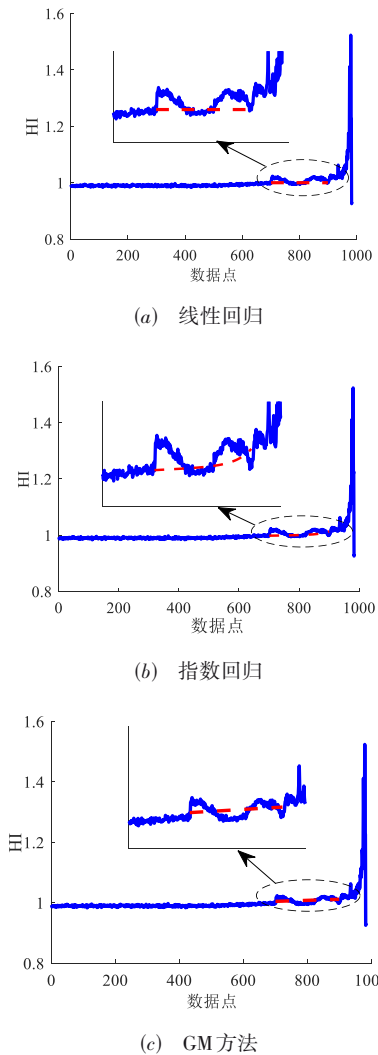


图 11 退化特征虚假波动修复

表 2 HI 和 KICAMD 的 RMSE 和相关系数

回归模型	线性回归	指数方法	GM
RMSE	0.0052	0.0048	0.0038
相关系数	0.9881	0.9895	0.9929

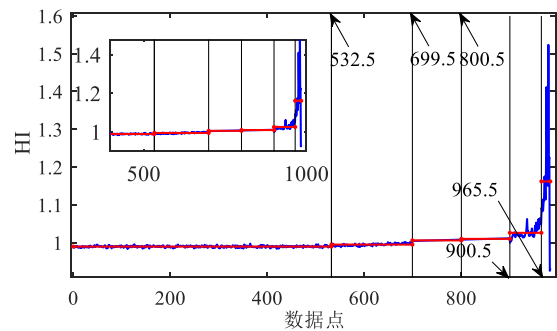
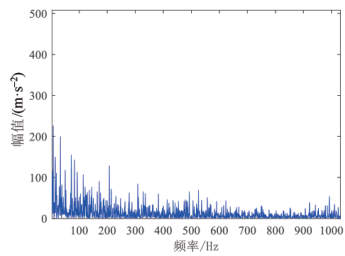
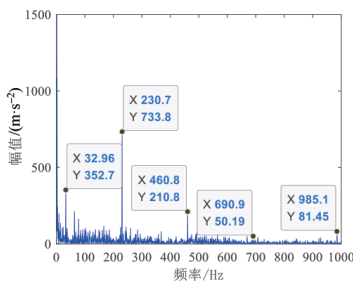


图 12 时间序列突变点监测



(a) 第532组 teager 能量算子解调谱



(b) 第533组 teager 能量算子解调谱

图13 Teager 能量算子解调谱

性能退化阶段(后续状态点均选择了转折突变点前一组数据),如图14所示.从图14可清楚观察到轴承退化的阶段过程:正常状态[1, 533];早期故障[533, 699];轻微衰退[699, 800];衰退增长[800, 900];严重衰退[900, 965];失效状态[965, 984].

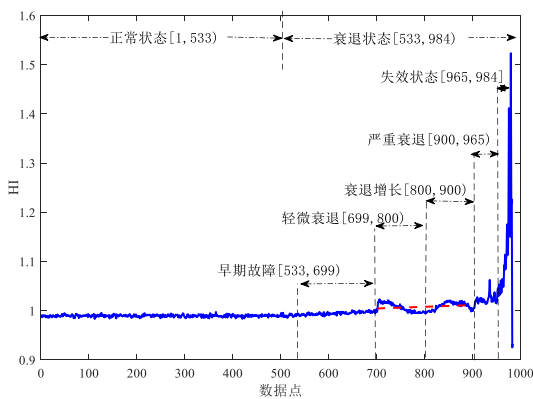


图14 轴承性能退化阶段

为验证所提方法的有效性,表3对比了HI及修复虚假波动后单一退化指标的初始退化时间.从表3可以看出,HI的初始退化时间更早出现,结合图13也充分说明了其合理性.

表3 性能退化指标SFT对比

退化指标	VAR	RMS	SF	MF	E	SE	TE	RE	HI
SFT	554	534	643	617	554	555	579	534	533

5.2 XJTU-SY 轴承数据实验验证

实验所用的轴承加速退化测试平台 XJTU-SY 的平台图如图15所示^[30,31].其采样频率为25.6 kHz,采样间隔1 min,每次采样时长为1.28 s,转速为2400 r/min,外圈理论故障频率为123.36 Hz.

图16是其外圈全寿命周期数据时域波形.从图16不能直接观察到2410组之前是否发生故障.为此,构建高维特征集D,并基于Mon、Corr、Rob评价准则得到综合评价指标Z,如图17所示.Z按升序排序后选择了Z≥A(A=0.1082)的6个有效特征,构建敏感特征集F=[SE, VARV, RMSV, RE, E, MF],如图18所示.

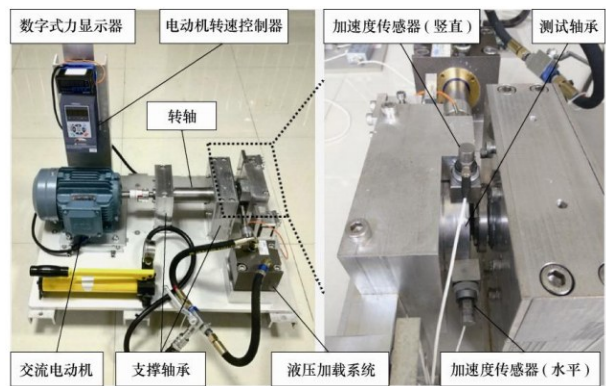


图15 加速退化测试平台

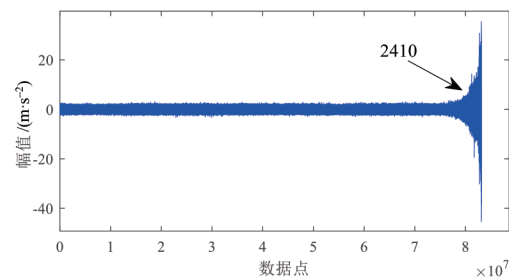


图16 全寿命周期数据时域波形图

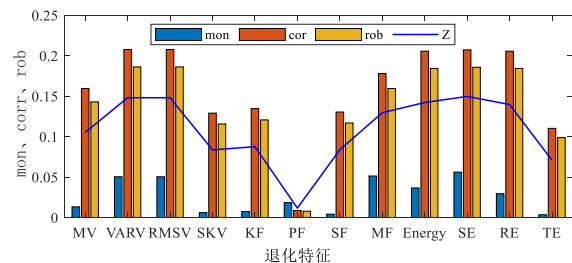


图17 退化特征的Mon、Corr和Rob

采用与5.1节相同的实现过程,获得了经GM修复后的退化指标HI,如图19所示.进一步计算得到退化指标HI时间序列的4个转折突变点(2344, 2392, 2464, 2511),如图20所示.同时,为验证SFT的准确性,呈现了如图21所示的第2344组的Teager 能量算子

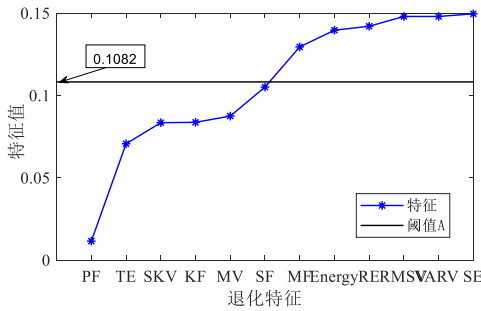


图 18 有效退化特征选择

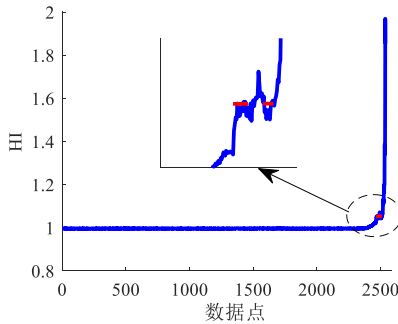


图 19 GM 虚假波动修复

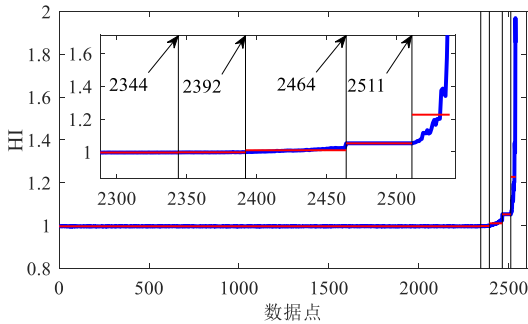


图 20 时间序列突变点

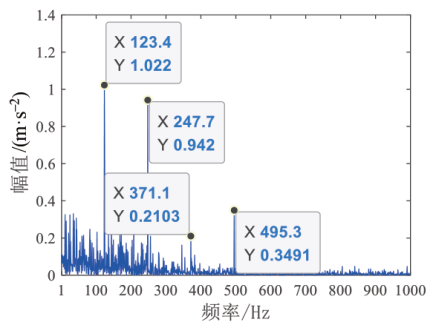


图 21 第 2344 组 Teager 能量算子解调谱

解调频谱。从图 21 的频谱可知轴承发生外圈故障。因此,选择 SFT=2344 是合理的。

在图 20 中,4 个转折突变点将 HI 分为呈梯度上升的 5 个状态,对应轴承的 5 个退化过程(图 22):正常阶段 [1, 2344);早期故障 [2344, 2392);轻微衰退 [2392, 2464);

衰退增长 [2464, 2511);失效状态 [2511, 2538]。

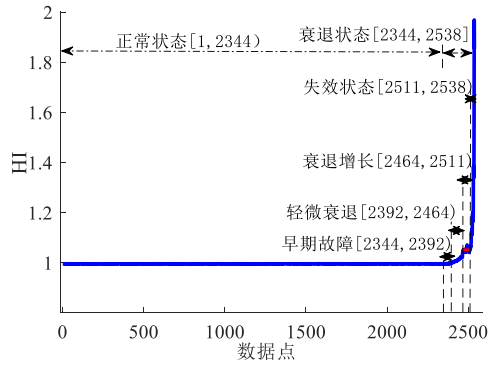


图 22 性能退化阶段

6 结论

针对传统退化指标无法准确反映滚动轴承全寿命周期内退化状态的问题,引入 KICA 和 马氏距离融合多退化指标,提出了一种特征融合与灰色回归的滚动轴承性能退化评估方法,并通过实验验证了所提方法的准确性和有效性,具体总结如下:

- (1) 基于 Mon、Corr、Rob 的综合评价准则选择有效退化特征,构建了有效且全面地表征轴承性能退化状态的敏感指标集,为性能退化的准确评估奠定基础;
- (2) 利用 GM 方法修复退化指标的虚假波动,提高了滚动轴承状态定量评估的可靠性;
- (3) 自适应确定退化指标 HI 的时间序列的突变点,实现了滚动轴承性能退化定量评估,克服了传统初始故障时刻的确认方法依靠经验和实验观察的主观性和局限性。

所提方法可以准确且有效地评估轴承的退化过程,但进一步讨论退化趋势失效阈值自适应判定方法,将更利于实现滚动轴承在线评估和制定更有针对性的维护策略。

参考文献

[1] 郑近德, 潘海洋, 戚晓利, 等. 基于改进经验小波变换的时频分析方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 电子学报, 2018, 46(2): 358-364.
ZHENG J D, PAN H Y, QI X L, et al. Time-frequency analysis method based on improved empirical Wavelet Transform and its Application in rolling Bearing Fault diagnosis[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(2): 358-364. (in Chinese)

[2] 潘海洋, 郑近德, 杨宇, 等. 基于 CELCD 和 MFVPMCD 的智能故障诊断方法研究[J]. 电子学报, 2017, 45(3): 546-551.

- PAN H Y, ZHENG J D, YANG Y, et al. Research on intelligent fault diagnosis method based on CELCD and MFVPMCD[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(3): 546-551. (in Chinese)
- [3] 苏维均, 杨飞, 于重重, 等. 基于局部频谱的滚动轴承故障特征提取方法[J]. *电子学报*, 2018, 46(1): 160-166.
SU W J, YANG F, YU Z Z, et al. Fault feature extraction method of rolling bearing based on local spectrum[J]. *Acta Electronic Sinica*, 2018, 46(1): 160-166. (in Chinese)
- [4] 陈祥龙, 冯辅周, 张兵志, 等. 基于平方包络谱相关峭度的最优共振解调诊断滚动轴承故障[J]. *机械工程学报*, 2018, 54(21): 90-100.
CHEN X L, FENG F Z, ZHANG B Z, et al. Rolling bearing fault diagnosis with optimal resonant frequency band demodulation based on squared envelope spectral correlated kurtosis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 54(21): 90-100. (in Chinese)
- [5] ZENG Z G, MAIO F D, DIO E, et al. A hierarchical decision-making framework for the assessment of the prediction capability of prognostic methods[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2017, 231(1): 36-52.
- [6] 郑小霞, 李美娜. 基于小波包和并行隐马尔科夫的风力机易损部件退化状态评价[J]. *太阳能学报*, 2019, 40(2): 370-379.
ZHENG X X, LI M N. Health state evaluation based on wavelet packet and PCHMM for vulnerable components of wind turbines[J]. *Journal of Solar Energy*, 2019, 40(2): 370-379. (in Chinese)
- [7] XU L, PENNACCHI P, CHATTERTON S. A new method for the estimation of bearing health state and remaining useful life based on the moving average cross-correlation of power spectral density[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 139: DOI:10.1016/j.ymssp.2020.106617.
- [8] SHAO H D, CHENG J S, JIANG H K, et al. Enhanced deep gated recurrent unit and complex wavelet packet energy moment entropy for early fault prognosis of bearing[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2020, 88: DOI:10.1016/j.knsys.2019.105022.
- [9] 王斐, 房立清, 赵玉龙, 等. 基于VMD和SVDD的滚动轴承早期微弱故障检测和性能退化评估研究[J]. *振动与冲击*, 2019, 38(22): 224-230, 256.
WANG F, FANG L Q, ZHAO Y L, et al. Early weak fault detection and performance degradation evaluation of rolling bearings based on VMD and SVDD[J]. *Vibration and Shock*, 2019, 38(22): 224-230, 256. (in Chinese)
- [10] 郑近德, 潘海洋, 程军圣, 等. 基于复合多尺度模糊熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(8): 116-123.
ZHENG J D, PAN H Y, CHENG J S, et al. Composite multi-scale fuzzy entropy based rolling bearing fault diagnosis method[J]. *Vibration and Shock*, 2016, 35(8): 116-123. (in Chinese)
- [11] 戴豪民, 许爱强, 李文峰, 等. 基于WMMR的滚动轴承混合域特征选择方法[J]. *振动与冲击*, 2015, 34(19): 57-61.
DAI H M, XU A Q, LI W F, et al. Fault diagnosis of rolling bearings in mixed domain based on WMMR[J]. *Vibration and Shock*, 2015, 34(19): 57-61. (in Chinese)
- [12] ZHU K H, CHEN L, HU X. Rolling element bearing fault diagnosis based on multi-scale global fuzzy entropy, multiple class feature selection and support vector machine [J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2019, 41(14): 4013-4022.
- [13] 王奉涛, 陈旭涛, 闫达文, 等. 流形模糊C均值方法及其在滚动轴承性能退化评估中的应用[J]. *机械工程学报*, 2016, 52(15): 59-64.
WANG F T, CHEN X T, YAN D W, et al. Fuzzy C-means using manifold learning and its application to rolling bearing performance degradation assessment[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 52(15): 59-64. (in Chinese)
- [14] LIU P, LI G D, LIU X G, et al. A novel non-uniform control vector parameterization approach with time grid refinement for flight level tracking optimal control problems [J]. *ISA Transactions*, 2018, 73: 66-78.
- [15] TIAN J, MORILLO C, AZARIAN M H. Motor bearing fault detection using spectral kurtosis-based feature extraction coupled with K-nearest neighbor distance analysis [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 63(3): 1793-1803.
- [16] WU J, WU C, CAO S. 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] SUN H, FANG L, ZHAO F. A fault feature extraction method for single-channel signal of rotary machinery based on VMD and KICA[J]. *Journal of Vibroengineering*, 2019, 21(2): 370-383.
- [18] WU J, WU C Y. Degradation data-driven time-to-failure prognostics approach for rolling element bearings in electrical machines[J]. *IEEE Transactions on Industrial Elec-*

- tronics, 2018, 66(1): 529-539.
- [19] AHMAD W, KHAN S A, KIM, J M. A hybrid prognostics technique for rolling element bearings using adaptive predictive models[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(2): 1577-1584.
- [20] 高彩霞, 吴彤, 付子义. 线性回归与 EEMD 的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 机械科学与技术, 2019, 38(10): 1589-1597.
GAO C X, WU T, FU Z Y. Remaining useful life prediction for rolling bearings based on linear regression and EEMD[J]. Mechanical Science and Technology, 2019, 38(10): 1589-1597. (in Chinese)
- [21] SONG Y C, LIU D T, HOU Y D, et al. Satellite lithium-ion battery remaining useful life estimation with an iterative updated RVM fused with the KF algorithm[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2018, 31(1): 31-40.
- [22] CHOE B, KWAK W, JEON D, et al. Experimental study on dynamic behavior of ball bearing cage in cryogenic environments, Part II: Effects of cage mass imbalance[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 116(1): 25-39.
- [23] LI N, LEI Y, LIN J, et al. An improved exponential model for predicting remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(12): 7762-7773.
- [24] 于重重, 宁亚倩, 秦勇, 等. 基于 T-SNE 样本熵和 TCN 的滚动轴承状态退化趋势预测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 39-46.
YU C C, NING Y Q, QIN Y, et al. Prediction of rolling bearing state degradation trend based on T-SNE sample entropy and TCN[J]. Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 39-46. (in Chinese)
- [25] LI D G, JIRAROJ T, ZHANG W Y. Nonlinear factor-augmented predictive regression models with functional coefficients[J]. Journal of Time Series Analysis, 2020, 41(3): 369-386.
- [26] 刘弹, 李晓婉, 梁霖, 等. 采用时间序列突变点检测的滚动轴承性能退化评价方法[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(12): 10-16.
LIU D, LI X W, LIANG L, et al. Evaluation method of rolling bearing performance degradation using time series mutation detection[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(12): 10-16. (in Chinese)
- [27] LAVIELLE M. Using penalized contrasts for the change-point problem[J]. Signal Processing, 2005, 85(8): 1501-1510.
- [28] ZOU C, Yin G, FENG L. Nonparametric maximum likelihood approach to multiple change-point problems[J]. Annals of Statistics, 2014, 42(3): 970-1002.
- [29] 张龙, 宋成洋, 邹友军, 等. 基于 Renyi 熵和 K-medoids 聚类的轴承性能退化评估[J]. 振动与冲击, 2020, 39(20): 24-31, 46.
ZHANG L, SONG C Y, ZOU Y J, et al. Evaluation of bearing performance degradation based on Renyi entropy and K-Medoids clustering[J]. Vibration and Impact, 2020, 39(20): 24-31, 46. (in Chinese)
- [30] 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.
LEI Y G, HAN T Y, WANG B, et al. Data set interpretation of XJTU-SY rolling bearing accelerated life test[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 1-6. (in Chinese)
- [31] WANG B, LEI Y G, LI N P. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 69(1): 401-412.

作者简介



杨创艳 女, 1994年9月出生于云南省大理市. 现为昆明理工大学信息工程与自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为机械故障诊断及性能退化评估.

E-mail: yangchuangyan@stu.kust.edu.cn



马 军(通信作者) 男, 1989年9月出生于云南省镇雄县. 2016年毕业于昆明理工大学并获得博士学位, 现为昆明理工大学信息工程与自动化学院副教授、硕士研究生导师. 主要研究方向为大型机械设备结构健康监测.

E-mail: mjun@kust.edu.cn