

一种优选特征融合的滚动轴承性能退化评估方法

陈栋¹ 张安社¹ 杜诚杰^{2,3}

(1 滨州市科技创新发展研究院, 滨州 256600)

(2 绍兴文理学院 纺织科学与工程学院, 绍兴 312000)

(3 绍兴文理学院 国家碳纤维工程技术研究中心浙江分中心, 绍兴 312000)

摘要:【目的】针对滚动轴承等旋转机械零部件在性能退化评估(Performance Degradation Assessment, PDA)中存在退化关键信息难以全面捕获的问题, 提出一种基于常春藤算法(Ivy Algorithm, IVY)的自适应优选特征融合方法, 以构建能够更准确反映滚动轴承健康状态的健康指标(Health Indicator, HI)。【方法】首先, 对滚动轴承全寿命周期振动信号进行多维特征提取, 并从相关性、单调性、可预测性和鲁棒性4个维度对特征进行了定量分析; 其次, 采用熵权法对上述指标进行线性加权, 构建综合评价指标, 并选取得分较高的特征作为优选特征; 最后, 利用IVY算法对优选特征进行自适应融合, 形成最终的HI。【结果】试验结果表明, 所构建的HI能够精准捕获滚动轴承全寿命周期中的关键演化拐点; 相较于单一特征, 本文所提方法在相关性、可预测性和鲁棒性等方面表现更优, 验证了该法在滚动轴承健康评估与预防性维护中的有效性和可靠性。

关键词: 滚动轴承; 性能退化评估; 常春藤算法; 自适应优选特征融合; 健康指标

中图分类号: TH212; TH213.3 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.XXXX.XX.001

0 引言

滚动轴承是旋转机械的关键零部件, 其健康状态直接决定设备运行的稳定性与效率^[1-2]。统计数据显示, 轴承损坏约占机械故障总数的45%~55%^[3]。轴承在服役过程中, 通常经历由健康可运行阶段向性能退化阶段直至结构失效阶段的连续演化过程。性能退化阶段主要表现为材料疲劳、润滑恶化、振动能量累积以及统计特征分布偏移等渐进性变化。当退化程度超出运行容差阈值后, 将进一步发展为不可逆的结构损伤或功能失效, 即故障。退化是故障的前驱阶段, 故障是退化发展的终态表现, 退化识别与量化对于故障前置预防具有关键意义。因此, 建立能够准确刻画退化规律的性能退化评估方法具有重要的理论意义与实际应用价值。

性能退化评估(Performance Degradation Assessment, PDA)旨在通过构建健康指标(Health Indicator, HI)来刻画轴承全寿命周期的性能演化过程^[4]。已有研究主要集中在3类方法: 基于机器学习的方法、基

于统计与信号处理的方法, 以及基于特征融合的方法^[5]。基于机器学习的方法具有强大的建模能力, 但缺乏物理解释性。李名洪等^[6]结合深度卷积自编码器与自注意力机制, 从原始振动信号中提取特征并构建HI, 有效提升了轴承寿命预测的准确性。YANG等^[7]构建卷积神经网络模型, 并结合“3/5”判定准则, 用于识别早期故障点并对退化阶段进行划分。基于统计与信号处理的方法直观易用, 但常受噪声干扰, 难以保持单调性和稳定性, 但对识别设备退化拐点具有一定能力。范乐贤等^[8]采用均方根作为HI表征轴承性能退化, 将统计过程控制用于阶段识别。SHI等^[9]结合均方根、峰度以及频率能量累积等特征参数, 对轴承运行过程进行状态划分, 将其全寿命周期划分为健康阶段和故障阶段, 提升了故障诊断的效率和准确性。基于特征融合的方法能够增强HI的鲁棒性和预测性, 可以单调追踪设备性能退化进程, 但在早期退化阶段对性能拐点的识别仍存在不足。姜苗等^[10]融合多个时域特征作为轴承的退化指标, 并采用 3σ 准则确定初始退化点。YANG等^[11]

收稿日期: 2025-10-11 修回日期: 2026-01-05

基金项目: 中国博士后科学基金项目(2023M740554); 绍兴市基础公益重点项目(2024A11004)

作者简介: 陈栋, 男, 1981年生, 山东滨州人, 学士, 副研究员; 主要研究方向为机械状态监测与智能维护; cd5311@126.com。

张安社(通信作者), 男, 1992年生, 山东东明人, 硕士, 助理研究员; 主要研究方向为机械状态监测与智能维护; zhanganshe@163.com。

引用格式: 陈栋, 张安社, 杜诚杰. 一种优选特征融合的滚动轴承性能退化评估方法[J]. 机械传动, XXXX, XX(X): 1-8.

CHEN Dong, ZHANG Anshe, DU Chengjie. An optimized feature fusion method for performance degradation assessment of rolling bearings[J]. Journal of Mechanical Transmission, XXXX, XX(X): 1-8.



免费获取

构建了一种基于特征层融合的非线性HI框架,继而采用决策层融合策略对多个特征所对应的预测结果进行了融合。BAI等^{[12]6-8}从多源信息融合角度出发,选取振动与温度信号中的最优特征,并以单调性、相关性和鲁棒性等指标为评价依据,构建融合一致性度量与欧几里得距离的适应度函数,实现了轴承HI的有效表征。WEI等^[13]围绕发动机退化过程,引入趋势性、单调性、可预测性及鲁棒性等多维评价准则,结合熵权法与最大相关最小冗余算法,对多振动传感器数据进行特征筛选与融合,建立了具有较高精度的HI。ZHANG等^[14]引入动态单调性强度指标,提出一种基于牛顿-拉夫逊算法的自适应多源特征融合HI构建方法,有效提升了谐波减速器退化阶段的判别与预测性能。

近年来,启发式算法逐渐被引入HI优化建模,以提升在复杂优化问题下的搜索效率和鲁棒性。常春藤算法(Ivy Algorithm, IVY)是一种新兴的生物启发式方法,凭借其在全局探索与局部搜索之间的平衡能力,在多个基准优化问题中表现出优于传统智能算法的收敛精度与稳定性^[15]。然而,目前鲜有研究将其应用于滚动轴承HI构建。

本文充分结合统计与信号处理方法在退化拐点检测方面的优势,以及特征融合在单调跟踪设备性能退化过程的能力,提出一种基于IVY算法的自适应优选特征融合方法。首先,从滚动轴承全寿命周期振动信号中提取多维特征,并从相关性、单调性、可预测性和鲁棒性4个角度进行度量;然后,通过熵权法构建综合评价指标,筛选出得分较高的优选特征;再利用IVY对所选特征进行自适应融合,构建能够有效表征滚动轴承健康状态的HI;最后,基于XJTU-SY提供的滚动轴承全寿命周期数据,验证了该方法的有效性。

1 滚动轴承的主要退化形式

滚动轴承是旋转机械中的关键基础部件,结构相对紧凑、运行速度快、承载能力强,主要由内圈、外圈、滚动体和保持架等组成。图1为其结构示意图。在长期服役过程中,轴承滚动体与滚道之间的周期性接触会产生高频交变载荷,极易引发材料疲劳与表面损伤;尤其在润滑条件不足、载荷突变或环境污染的作用下,轴承运行状态更容易恶化。图2所示为滚动轴承常见的退化类型,包括保持架断裂、内圈磨损、外圈断裂及外圈磨损等^[16]。

滚动轴承运行过程随机性强、波动性大、干扰因素多,难以实现其性能退化过程的准确追踪评估。

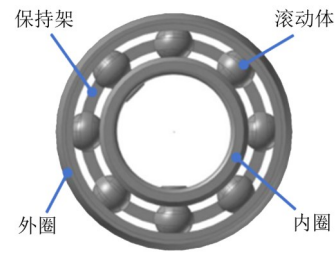
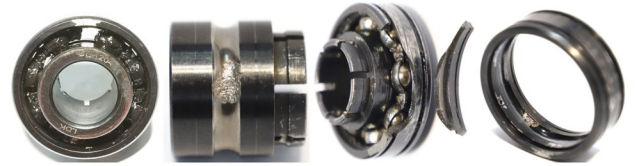


图1 滚动轴承结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of the rolling bearing



(a) 保持架断裂 (b) 内圈磨损 (c) 外圈断裂 (d) 外圈磨损

图2 滚动轴承常见的退化类型

Fig. 2 Common degradation types of rolling bearings

为了更好地挖掘轴承振动信号中隐藏的状态信息,提高性能退化各时刻的捕捉能力,本文提出了一种优选特征融合的滚动轴承性能退化评估方法,具体流程如图3所示。首先,获取滚动轴承全寿命周期振动信号;随后,提取多维特征,并分别从相关性、单调性、可预测性与鲁棒性等方面进行度量;基于熵权法对各指标进行加权整合,构建综合评价指标,从而筛选出优选特征;最后,引入IVY对所选特征进行自适应融合,构建能够有效表征滚动轴承健康状态的HI。

2 特征提取与综合评价指标构建

由于原始振动信号存在信息密度低和特征冗余等问题,有必要提取并筛选能够有效反映滚动轴承退化规律的关键特征,作为构建HI的候选。为全面刻画滚动轴承在全寿命周期内的性能演化,需从不同表征维度开展特征提取,构建多维特征空间。具体而言,提取特征应涵盖能量水平(均方根、均值)、统计分布(峰度、偏度)、波形特性(波形因子、裕度因子)以及稀疏度量(基尼指数、平滑指数),以实现退化过程中能量波动、概率分布偏移、形态变化与局部冲击稀疏性等典型响应特征的捕获。多维特征表征旨在提升特征的完备性与鲁棒性,避免单一特征在不同退化阶段的表征能力不足。在此基础上,结合滚动轴承退化过程的典型演化规律,选取相关性、单调性、可预测性和鲁棒性为健康度量指标,用于量化评估候选特征,以甄别优选特征并确保所构建的HI能够稳定、准确地反映退化趋势。

相关性 C_{cor} 被用于评估滚动轴承退化特征向量随时间演变的相关程度,较高的相关性表明该特征

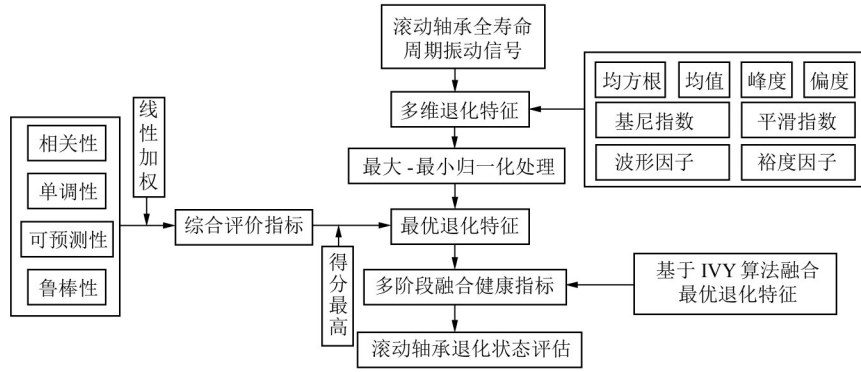


图3 基于优选特征融合的滚动轴承 PDA 方法流程图

Fig. 3 Flowchart of the rolling bearing PDA method based on the optimal feature fusion

的时间相关趋势更显著；反之，二者的关联性较弱^{[12]7}，表达式为

$$C_{\text{COR}}(F_i, T) = \left| \frac{\text{Cov}(F_i, T)}{\sigma(F_i)\sigma(T)} \right| \quad (1)$$

式中， $\text{Cov}(F_i, T)$ 表示特征向量 F_i 与时间向量 T 的协方差； $\sigma(F_i)$ 和 $\sigma(T)$ 分别为 F_i 和 T 的标准差。

受滚动轴承退化过程固有的物理特性驱动，其演变趋势通常表现为特征值的持续上升或下降，呈现单调且不可逆的特性^{[12]7}，即

$$M(F_i) = \left(\frac{1}{N-1} \left| \# \frac{d}{dF_i} > 0 - \# \frac{d}{dF_i} < 0 \right| \right) \quad (2)$$

式中， $M(F_i)$ 为非平稳均值指标函数； F_i 为第 i 个特征值； N 为特征序列总长度； $\# \frac{d}{dF_i} > 0$ 和 $\# \frac{d}{dF_i} < 0$ 分别表示特征 F_i 的导数为正值和负值的次数。

一个高质量的 HI 能够准确刻画滚动轴承的退化过程，且具备良好的可预测性，为预测模型提供退化趋势和观测值^{[14]5}，即

$$P(F_i) = \exp \left[\frac{-s(F_{i, \text{begin}})}{|F_{i, \text{end}} - F_{i, \text{begin}}|} \right] \quad (3)$$

式中， $P(F_i)$ 为稳定性指标函数； $s(F_{i, \text{begin}})$ 为特征 F_i 在健康期的标准差； $|F_{i, \text{end}} - F_{i, \text{begin}}|$ 为特征 F_i 在退化期和健康期的幅值变化量的绝对值。

鲁棒性 $R_{\text{ROB}}(F_i)$ 用于刻画 HI 对滚动轴承在退化监测过程中不可避免的不确定因素和随机扰动的容忍度^{[12]7}，即

$$R_{\text{ROB}}(F_i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \exp \left(- \left| \frac{F_i - \bar{F}_i}{F_i} \right| \right) \quad (4)$$

式中， \bar{F}_i 表示特征 F_i 的均值； $\exp(\cdot)$ 为指数函数，用于确保鲁棒性指标始终为正。

为了提升 HI 构建的有效性，需要选取与退化趋势紧密相关的特征。依据上述健康评估指标，本文设计了一种基于线性加权策略的综合评价指标，作为特征优选的判据，其计算式^{[17]283}为

$$C = w_1 M + w_2 C_{\text{COR}} + w_3 R_{\text{ROB}} + w_4 P \sum_{i=1}^4 w_i = 1 \quad (5)$$

式中， w_i 为各健康评估指标的权重。

可采用熵权法实现对各指标权重的客观确定。信息熵越大，说明特征提供的信息越丰富，对综合评价的影响越强，相应的权重 w_i 越大；反之亦然。第 i 个退化特征在第 j 个度量指标上的取值^{[17]283}可表示为

$$F'_{ij} = \frac{F_{ij}}{\sum_{i=1}^m F_{ij}} \quad (6)$$

式中， m 为所提取特征的总个数。

第 j 个度量指标的信息熵^{[17]283}可表示为

$$E_j = -K \sum_{i=1}^m F'_{ij} \ln F'_{ij}, K = \frac{1}{\ln m} \quad (7)$$

第 j 个度量指标的权重^{[17]283}可表示为

$$w_j = \frac{1 - E_j}{\sum_j (1 - E_j)} \quad (8)$$

3 特征融合

为提升退化特征对滚动轴承运行状态的表征能力，有必要对多维特征进行融合。单一特征往往难以全面反映健康状态的复杂演化，而多维特征的有效融合能够增强互补性，挖掘潜在关联与协同效应，从而构建更具判别力和鲁棒性的 HI，实现对轴承性能退化的全面监测。

IVY 是一种兼具全局优化与自适应搜索能力的启发式方法。其核心思想源于常春藤生长过程，通过模拟个体的扩散与协同进化，在全局范围内搜索最优解。IVY 不仅能有效保留原始特征中的关键信息，还能挖掘最优组合关系，从而快速生成高质量 HI。

基于 IVY 算法的自适应特征融合策略，融合优选特征，构建滚动轴承的 HI，用 t_{HI} 表示，则有

$$t_{\text{HI}} = w_a F_a^{\text{opt}} + w_b F_b^{\text{opt}} + w_c F_c^{\text{opt}} \quad (9)$$

式中， F_a^{opt} 、 F_b^{opt} 和 F_c^{opt} 分别表示选取的 3 个优选特征

序列； w_a 、 w_b 和 w_c 分别表示对应的待优化权重，且 $w_a + w_b + w_c = 1$ 。

为了捕获滚动轴承全寿命周期性能退化的关键信息，引入两个有助于构建HI的属性作为IVY算法的适应度函数。

(1)属性1：对于一个理想的HI，不同的特征在性能演化进化中应表现出相似的模式，可以用一致性函数 C_{con} 表示，其数学表达式^{[12]7}为

$$C_{\text{con, total}} = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n C_{\text{con}}(F_i, F_j) \quad (10)$$

$$C_{\text{con}}(F_i, F_j) = \frac{\sum_{t=1}^{T_{\text{total}}} (F_{i,t} - \bar{F}_i)(F_{j,t} - \bar{F}_j)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{T_{\text{total}}} (F_{i,t} - \bar{F}_i)^2 (F_{j,t} - \bar{F}_j)^2}} \quad (11)$$

式中， $C_{\text{con, total}}$ 为总一致性指标函数； n 为特征个数； $F_{i,t}$ 和 $F_{j,t}$ 分别为特征 F_i 与 F_j 在时间点 t 的值； \bar{F}_i 与 \bar{F}_j 为两个特征在全寿命周期中的均值； T_{total} 为滚动轴承的总寿命时间。

(2)属性2：为保持融合特征与优选特征之间的距离尽可能小，采用欧氏距离来度量不同特征之间的距离差，其数学表达式^{[12]8}为

$$E_{\text{total}} = \frac{2}{n(n-1)} \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n E(F_i, F_j) \quad (12)$$

$$E(F_i, F_j) = \sqrt{\sum_{t=1}^T (F_{i,t} - F_{j,t})^2} \quad (13)$$

式中， E_{total} 为特征间的总欧氏距离。

一致性的目标是最大化，而欧氏距离的目标是最小化，两者的综合目标^{[12]8}可以表示为

$$\text{Max: } \vartheta C_{\text{con, total}} + (1 - \vartheta) E_{\text{total}} \quad (14)$$

式中， ϑ 为平衡参数，用于衡量不同退化特征之间的相似性和多样性。

IVY算法首先在搜索空间中初始化一组常春藤个体，其中，每个个体的位置对应于一组待优化的特征权重组合^{[18]5}，即

$$L_i = L_{\text{min}} + \mathbf{R}(1, D) \odot (L_{\text{max}} - L_{\text{min}}) \quad (15)$$

式中， L_i 为常春藤个体； $i \in [1, N_{\text{pop}}]$ ， N_{pop} 为种群数； $\mathbf{R}(1, D)$ 表示随机生成的一个 D 维向量； L_{min} 和 L_{max} 分别为搜索空间的上界与下界； \odot 表示逐元素积。

假设常春藤的生长速度^{[18]5}为 V ，则有

$$\frac{dV(t)}{dt} = \psi V(t) \varphi [V(t)] \quad (16)$$

式中， ψ 为生长率常数； $V(t)$ 为生长速度； φ 为修正因子。

常春藤的生长速度决定了待优化权重的更新速度。个体的生长速度^{[18]5}可以表示为

$$\Delta V_i(t)(t+1) = R^2 [N(1, D) \odot \Delta V_i(t)] \quad (17)$$

式中， $\Delta V_i(t)(t+1)$ 和 $\Delta V_i(t)$ 分别为个体 i 在 t 和 $t+1$ 时刻的生长速率； R^2 为一个概率密度为 $1/(2\sqrt{x})$ 的随机变量； $N(1, D)$ 为由标准高斯分布生成的一个维度为 D 的随机数。

常春藤种群中的个体会选择最强的相邻个体作为参考对象，以此指导自身的优化行为。该机制模拟了常春藤植物向光源攀爬的自然过程，个体通过模仿其最优邻居的优势特征，逐步调整自身的权重，从而实现向全局最优权重的渐进式靠近^{[18]5}，有

$$L_i^{\text{new}} = L_i + |N(1, D)| \odot (L_{ii} - L_i) + N(1, D) \odot \Delta V_i \quad (18)$$

$$\Delta V = \begin{cases} L_i ./ (L_{\text{max}} - L_{\text{min}}), I_{\text{ter}} = 1 \\ R^2 [N(1, D) \odot \Delta V_i], I_{\text{ter}} > 1 \end{cases} \quad (19)$$

式中， L_i^{new} 为由 L_i 产生的新个体； L_{ii} 为 L_i 的最强相邻邻居； ΔV_i 为 L_i 的速度； $./$ 表示对应元素之间的逐项相除操作； I_{ter} 为迭代次数。

在 L_i 借助最强邻居 L_{ii} 进行生长后，该个体还试图借助整个种群的最强个体进行生长^{[18]6}，即

$$L_i^{\text{new}} = L_{\text{best}} \odot [R(1, D)] + N(1, D) \odot \Delta V_i \quad (20)$$

$$\Delta V_i^{\text{new}} = L_i^{\text{new}} ./ (L_{\text{max}} - L_{\text{min}}) \quad (21)$$

式中， L_{best} 为全局最优个体； ΔV_i^{new} 为 L_i^{new} 的新生长速度。

种群的持续更新旨在不断生成更优的权重组合，并在每一次迭代中重复该优化过程，直至达到设定的最大迭代次数。在整个进化过程中，适应度值最高的个体对应的位置即为全局最优的权重配置。最后，将最优权重赋予相应的优选特征，即可构建能够表征滚动轴承健康状态的HI。

4 试验验证

4.1 滚动轴承加速疲劳寿命试验

为了验证所提方法对滚动轴承健康状态评估的有效性及其可行性，采用XJTU-SY数据中心的滚动轴承试验数据为研究对象进行分析，试验平台如图4所示。

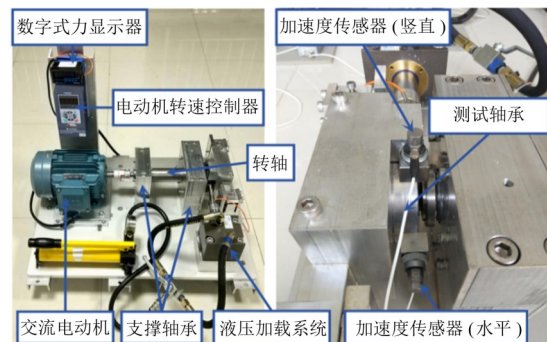


图4 轴承加速寿命试验台

Fig. 4 Bearing accelerated life test rig

该平台由测试轴承、加速度传感器、交流电动机、电动机转速控制器、支撑轴承、转轴和液压加载系统等组成。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; 转速由交流电动机的转速控制器调节; 使用DT9837便携式动态信号采集器采集振动信号; 两个PCB352C33单向加速度传感器分别通过磁座固定于测试轴承的水平和竖直方向上。待测轴承为LDK UER204滚动轴承, 其综合参数如表1所示。

表1 LDK UER204滚动轴承参数

Tab. 1 Specifications of LDK UER204 rolling bearing

参数	数值	参数	数值
内圈滚道直径/mm	29.3	滚珠直径/mm	7.92
外圈滚道直径/mm	39.8	滚珠个数	8
轴承中径/mm	34.55	接触角/(°)	0
基本额定动载荷/N	12 820	基本额定静载荷/kN	6.65

试验中设置采样频率为25.6 kHz, 每间隔1 min保存1.28 s数据。加速寿命试验工况及全寿命周期振动数据信息如表2所示, 其失效形式如图5所示。已有研究表明, 该数据能够较完整地反映滚动轴承退化过程, 是开展健康状态评估与寿命预测研究的典型数据来源^[16]。

表2 滚动轴承加速寿命试验工况及数据集信息

Tab. 2 Operating conditions and dataset information of rolling bearing accelerated life tests

数据集	转速/(r/min)	径向力/kN	样本总数	实际寿命	失效位置
Bearing 1_1	2 100	12	123	2h3min	外圈

4.2 健康指标性能验证

从滚动轴承的原始振动信号中提取了均方根、均值、峰度、偏度、基尼指数、平滑指数、波形因子和裕度因子8种特征。为避免量纲差异的影响, 采用最大-最小标准化进行归一化处理, 其演化趋势如图6所示。



图5 轴承外圈失效

Fig. 5 Outer ring failure of bearing

图6给出了多个特征在滚动轴承全寿命周期中呈现出的不同退化趋势, 从多个层面揭示了不同的性能退化细节。这些特征在寿命周期的不同阶段表现

出明显的动态变化规律, 有的在早期阶段变化不明显、趋于平稳, 有的在后期呈现出快速恶化的趋势。通过对比分析可以发现, 某些特征具有较好的早期退化识别能力, 而另一些特征则更适合用于性能退化加剧阶段的监测与判别。由此可见, 单一特征往往难以全面反映轴承的健康状态, 亟须通过多特征融合的方式构建更加稳定、可靠的健康指标, 以提升全寿命周期健康评估的准确性和鲁棒性。

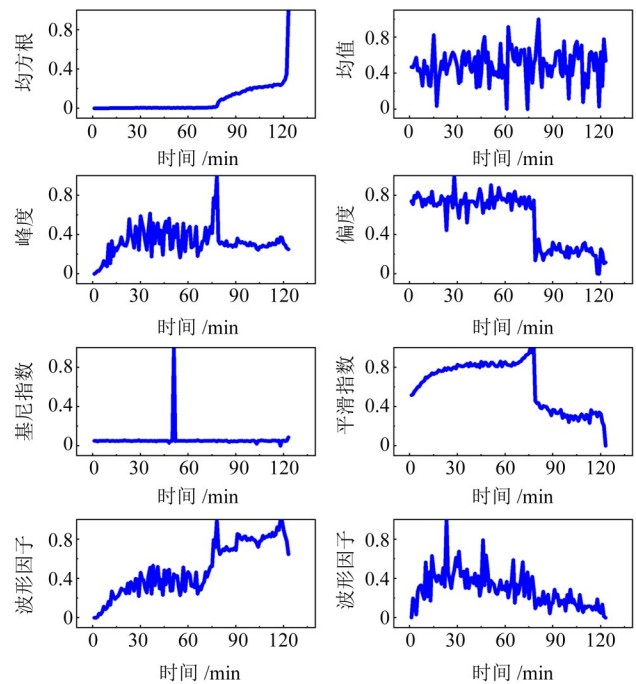


图6 多特征演化趋势

Fig. 6 Evolution trends of multiple features

计算振动特征的相关性、单调性、可预测性及鲁棒性指标值, 各评价指标的得分情况如表3所示。

表3 各振动特征的相关性、单调性、可预测性及鲁棒性指标值

Tab. 3 Indicator values of correlation, monotonicity, prognosability, and robustness for vibration features

HI	相关性	单调性	可预测性	鲁棒性
均方根	0.805 8	0.798 0	0.936 5	0.510 1
均值	0.058 7	0.203 0	0.145 6	0.852 6
峰度	0.128 3	0.106 4	0.147 1	0.851 6
偏度	0.884 3	0.333 3	0.896 2	0.575 3
基尼指数	0.729 2	0.267 9	0.832 6	0.698 2
平滑指数	0.016 2	0.133 8	0.931 5	0.619 9
波形因子	0.910 2	0.667 9	0.786 0	0.620 0
裕度因子	0.604 6	0.103 6	0.216 7	0.618 4

基于熵权法构建线性加权综合评价指标, 各评价指标的权重分配情况如表4所示。综合评价指标值越大, 表明富含更多信息量, 对综合评价的贡献也更显著。各特征的综合评价指标得分如图7所示。

由图7可知, 8个特征对应的综合评价指标得分按降序排列依次为: 均方根、波形因子、偏度、基尼

表4 各度量指标对应的权重

Tab.4 Weights corresponding to each evaluation metric

度量指标	相关性	单调性	可预测性	鲁棒性
权重	0.275 0	0.194 9	0.317 3	0.212 8

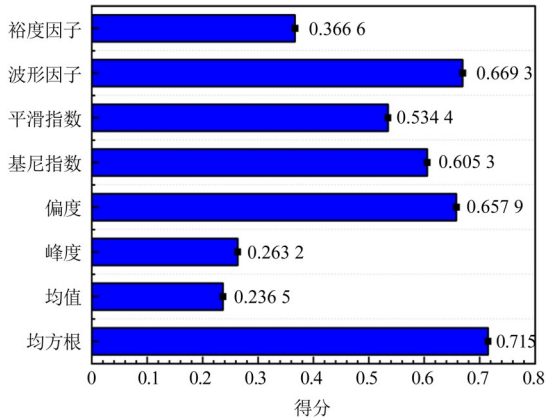


图7 各特征的综合评价指标得分

Fig. 7 Comprehensive evaluation scores of each feature

指数、平滑指数、裕度因子、峰度及均值。其中，均方根、波形因子、偏度的综合评价指数最高，表明这3个特征在反映滚动轴承健康状态方面更具优势，后续选择这3个特征优选特征作为特征融合的基础。

提取3个优选特征构成的HI，即均方根、波形因子及偏度，分别如图8(a)、图8(b)和图8(c)所示。利用IVY算法自适应融合这3个优选特征，构建融合HI，如图8(d)所示。其中，IVY算法参数设置为：种群数量60，最大迭代次数100，种群搜索空间的上下界统一设置为[0, 1]。从图8可以看出，尽管4种方法均能有效区分滚动轴承全寿命周期的各个退化阶段，包括健康期、退化期和失稳期，但在损伤识别的灵敏度上存在差异。特别是以均方根值为基础的HI在第一退化阶段的损伤拐点识别显得不够突出；而以偏度为基础的HI则在第二退化阶段的损伤拐点识别上表现不足。从滚动轴承性能退化趋势上来看，通过波形因子和偏度构建的HI未能展现出轴承退化过程固有的单调特性。相比之下，采用IVY融合构建的HI不仅能够及时准确地检测出全寿命周期内的关键演化拐点，且有效捕捉了退化过程中的近似单调趋势，进一步提升了PDA的准确性与可靠性。这是因为IVY的动态平衡搜索使得融合结果在跨工况、跨阶段的统计一致性上更优，构建的HI对噪声与局部异常具有更强的抑制能力。图9所示为种群的适应度演化过程评估。由图9可知，第36次迭代时达到收敛，成功识别出全局最优解。

为客观评估与对比各HI的性能，需首先确定其性能退化的起始时刻。本文采用基于 3σ 准则的自适应识别方法^{[14][12]}，在各HI序列的稳定段建立统计基准，计算均值 μ 与标准差 σ ，并设定阈值 $T_{\text{阈}}=\mu+3\sigma$ ；

当HI值连续超出该阈值时，判定该点为早期退化点；进而，为完整界定退化历程，将振幅值达到 $20g$ 以上并出现显著加速度波动的状态^[19]判定为最终失效状态。此外，为凸显所提方法的优势，还引入了典型相关分析(Canonical Correlation Analysis, CCA)和自编码器(Autoencoder, AE)等主流特征融合方法进行对比，其生成的HI如图10所示。

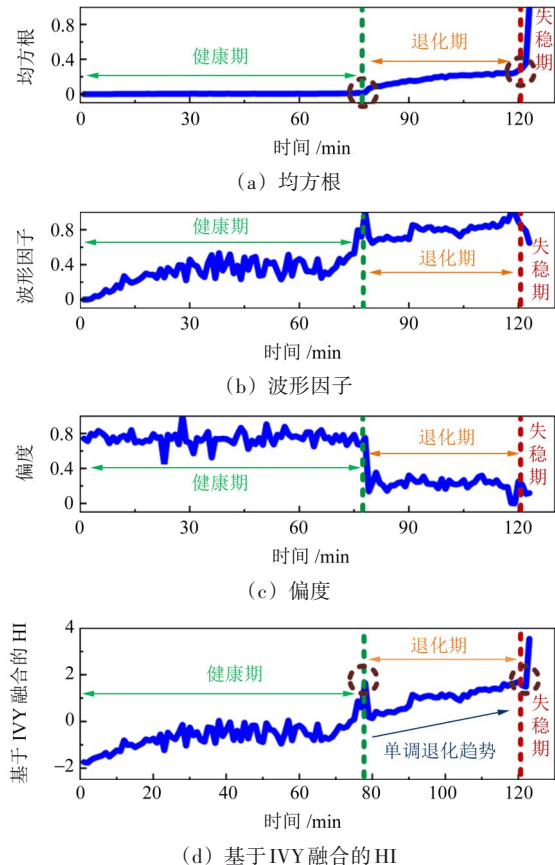


图8 优选特征及基于IVY的自适应特征融合构成的HI

Fig. 8 HI constructed using optimal features and IVY-based adaptive fusion

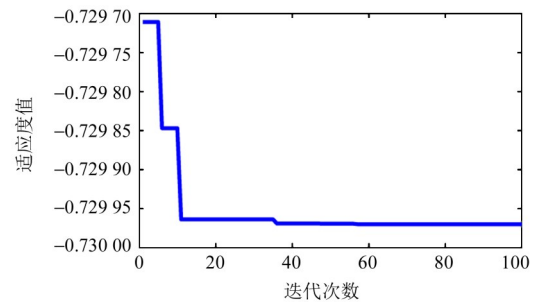


图9 最优种群适应度收敛迭代曲线

Fig. 9 Fitness evaluation iteration curve of the optimal population

图10中，基于AE和CCA方法融合的HI均未体现退化过程的单调性，且基于AE融合方法在第2阶段的退化拐点识别上显示出较低的敏感性。

为验证所构建的HI在相关性、单调性、可预测性和鲁棒性等优越性，计算单独使用优选特征构建的HI，以及通过IVY进行特征融合构成的HI在各项

评估指标上的值, 结果如表5所示。表中CEI为综合评价指数, 即为Comprehensive Evaluation Index。

由表5可知, 基于IVY构建的HI在单调性指标上略低于通过均方根构建的HI, 但在相关性、可预测性、鲁棒性及综合评价指标上均表现出最佳性能。说明通过IVY特征融合构建的HI能够更全面、准确地反映滚动轴承的健康状态。

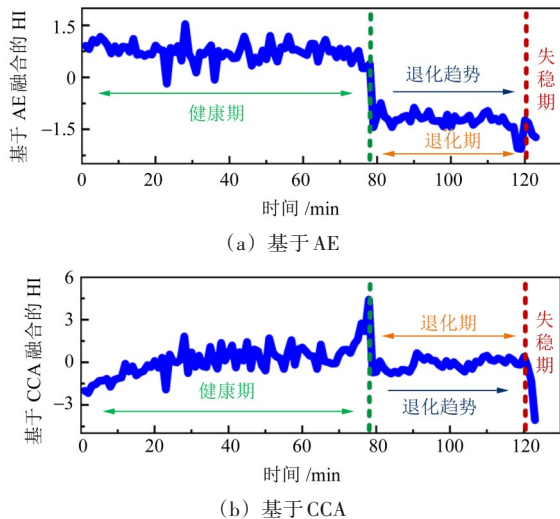


图10 自适应特征融合方法

Fig. 10 Adaptive feature fusion methods

表5 优选特征及基于IVY融合的HI评估结果比较

Tab.5 Comparison of evaluation results for optimal features and IVY-based fused HIs

HI	相关性	单调性	可预测性	鲁棒性	CEI
均方根	0.805 8	0.798 0	0.936 5	0.510 1	0.715 0
波形因子	0.910 2	0.667 9	0.786 0	0.620 0	0.669 3
偏度	0.884 3	0.333 3	0.896 2	0.575 3	0.657 9
所提方法	0.921 2	0.782 4	0.994 2	0.627 3	0.733 8

5 结论

基于XJTU-SY提供的全寿命周期数据, 采用基于IVY的自适应特征融合方法对滚动轴承的退化性能进行研究, 得出以下主要结论:

1) 将IVY算法引入HI构建后, 其动态权重搜索机制能够在特征维度间建立性能演化一致性映射, 使HI对振动能量累积、接触刚度变化以及摩擦界面状态波动等物理现象表现出更敏锐的响应能力, 因而对退化阶段的趋势转折与性能突变点呈现出更早的响应特性, 显著提升了性能演化阶段识别的时效性与可靠性。

2) 对比单一特征构建的HI, IVY融合HI呈现出更强的近似单调性, 原因在于融合过程在统计意义上等效抑制了局部冲击、载荷扰动及装配误差引发的短时振动漂移, 减少了非退化因素对趋势演化的干扰, 使HI更符合轴承服役期由微观疲劳累积到宏观性能衰减的单向演化机理, 为剩余寿命预测提

供了具有物理一致性的输入基础。

3) 在相关性、可预测性和鲁棒性等关键指标上, IVY融合HI取得最优表现, 主要得益于融合过程中形成了退化特征间的信息互补与结构冗余缓冲机制, 能够在噪声干扰与多阶段退化区间内保持趋势稳定, 进而保证健康状态表征的连续性与可解释性, 为复杂工况下的预测性维护与工程部署奠定了基础。

虽然本文提出的方法目前主要应用于滚动轴承的性能退化评估, 但该方法同样适用于其他具有相似损伤演化机制的滚动体轴承, 包括圆柱滚子轴承、滚针轴承等。本研究仍存在进一步拓展空间: 一方面, 该方法主要面向渐进式劣化过程, 对于突发性损伤、强冲击载荷引起的瞬态退化过程尚未建立完备表征机制; 另一方面, 在极端噪声环境下, IVY融合优化存在局部收敛风险, 可能对融合权重计算产生扰动, 导致HI在个别阶段出现趋势波动。因此, 未来将从模型鲁棒性增强、噪声自适应约束策略、物理机理先验引入这3个方向展开研究, 以进一步提升方法在复杂工况条件下的适用性与稳定性。

参 考 文 献

- [1] 钟建华, 黄聪, 钟舜聪, 等. 基于t-SNE降维方法的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 机械强度, 2024, 46(4): 969-976.
ZHONG Jianhua, HUANG Cong, ZHONG Shuncong, et al. Remaining useful life of rolling bearing based on t-SNE[J]. Journal of Mechanical Strength, 2024, 46(4): 969-976.
- [2] 李浩燃, 刘德平. 基于参数优化VMD和改进GoogLeNet的滚动轴承故障诊断[J]. 机械传动, 2025, 49(1): 163-170.
LI Haoran, LIU Deping. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter optimized VMD and improved GoogLeNet[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2025, 49(1): 163-170.
- [3] 宁少慧, 张少鹏, 武煜坤, 等. 基于M-YOLO网络的滚动轴承故障诊断模型[J]. 机械传动, 2025, 49(4): 147-155.
NING Shaohui, ZHANG Shaopeng, WU Yukun, et al. Fault diagnosis model of rolling bearings based on the M-YOLO network[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2025, 49(4): 147-155.
- [4] ZHANG Y X, XU Y, XIE G S, et al. A novel performance prediction method for harmonic reducers based on the trend-enhanced Fisher's discriminant ratio-Wiener process[J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(1): 016133.
- [5] 陈东楠, 胡昌华, 郑建飞, 等. 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, 46(9): 1816-1828.
CHEN Dongnan, HU Changhua, ZHENG Jianfei, et al. Adaptive division method of bearing degradation stages based on a new health indicator[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2025, 46(9): 1816-1828.
- [6] 李名洪, 张林鎰, 邱朝洁, 等. 基于DCAE-AM的轴承健康指标构建[J]. 轴承, 2026(1): 111-119.
LI Minghong, ZHANG Linxuan, QIU Chaojie, et al. Construction of bearing health indicator based on DCAE-AM[J]. Bearing, 2026(1): 111-119.
- [7] YANG B Y, LIU R N, ZIO E. Remaining useful life prediction based on a double-convolutional neural network architecture[J].

- IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(12): 9521-9530.
- [8] 范乐贤, 刘淑杰, 张洪潮. 综合多阶段退化和多不确定轴承剩余寿命预测[J]. 现代机械, 2022(6): 33-39.
FAN Lexian, LIU Shujie, ZHANG Hongchao. Prediction of remaining useful life of bearing based on multistage degradation and multi-variability[J]. Modern Machinery, 2022(6): 33-39.
- [9] SHI L, SU S H, WANG W Q, et al. Bearing fault diagnosis method based on deep learning and health state division[J]. Applied Sciences, 2023, 13(13): 7424.
- [10] 姜苗, 向阳, 魏建红. 基于迁移学习的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45(4): 665-673.
JIANG Miao, XIANG Yang, WEI Jianhong. Prediction of the remaining service life of a rolling bearing based on transfer learning[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(4): 665-673.
- [11] YANG F, HABIBULLAH M S, SHEN Y. Remaining useful life prediction of induction motors using nonlinear degradation of health index [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 148: 107183.
- [12] BAI R, NOMAN K, YANG Y, et al. Towards trustworthy remaining useful life prediction through multi-source information fusion and a novel LSTM-DAU model [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 245: 110047.
- [13] WEI S M, LIU X R, SHI H, et al. Remaining useful life prediction of high-dimensional kernel density estimation with adaptive relative density window width considering multisource information fusion[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(5): 6548-6563.
- [14] ZHANG Y X, XU Y, WANG T F, et al. Towards harmonic reducer performance degradation assessment *via* acoustic emission and micro-vibration information fusion [J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2025, 13(6): 431.
- [15] GHASEMI M, ZARE M, TROJOVSKÝ P, et al. Optimization based on the smart behavior of plants with its engineering applications: ivy algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 295: 111850.
- [16] 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 Yaguo, HAN Tianyu, WANG Biao, et al. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: a tutorial[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 1-6.
- [17] 张熠鑫, 徐洋, 王腾飞, 等. 声发射-微振动特征融合的谐波减速器性能退化评估[J]. 振动与冲击, 2025, 44(19): 281-287.
ZHANG Yixin, XU Yang, WANG Tengfei, et al. Performance degradation assessment of harmonic reducer based on acoustic emission-micro vibration feature fusion [J]. Journal of Vibration and Shock, 2025, 44(19): 281-287.
- [18] 蔡玉林, 黄诗冰, 徐剑波, 等. 基于常春藤算法优化机器学习模型预测边坡稳定性的研究[J/OL]. 金属矿山, 1-11 [2026-02-05].
<https://link.cnki.net/urlid/34.1055.td.20250313.1653.002>.
CAI Y L, HUANG SH B, XU J B, et al. Research on optimizing machine learning algorithms for slope stability prediction based on the Ivy algorithm [J/OL]. Metal Mine, 1-11. [2026-02-05].
<https://link.cnki.net/urlid/34.1055.td.20250313.1653.002>.
- [19] 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.

An optimized feature fusion method for performance degradation assessment of rolling bearings

CHEN Dong¹ ZHANG Anshe¹ DU Chengjie^{2,3}

(1. Binzhou Science and Technology Innovation Development Research Institute, Binzhou 256600, China)

(2. School of Textile Science and Engineering, Shaoxing University, Shaoxing 312000, China)

(3. Zhejiang Sub-center of National Carbon Fiber Engineering Technology Research Center, Shaoxing University, Shaoxing 312000, China)

Abstract: [Objective] To address the challenge of insufficiently capturing critical degradation information in the performance degradation assessment (PDA) of rotating machinery components such as rolling bearings, this study proposes an adaptive optimized feature fusion method based on the Ivy algorithm (IVY). The aim is to construct a health indicator (HI) that more accurately reflects the health status of rolling bearings. [Methods] Firstly, multidimensional features were extracted from vibration signals collected throughout the full lifecycle of rolling bearings, and the correlation, monotonicity, prognosability, and robustness were quantitatively analyzed. Secondly, the entropy weighting method was employed to linearly weight these indicators to construct a composite evaluation index, from which higher-scoring features were selected as the preferred set. Finally, the IVY algorithm was applied to adaptively fuse the selected features, yielding the ultimate HI. [Results] Test results demonstrate that the constructed HI can precisely capture the critical evolutionary turning points during the entire lifecycle of rolling bearings. Compared with single-feature-based indicators, the proposed HI exhibits superior performance in correlation, prognosability, and robustness, thereby verifying the effectiveness and reliability of the proposed method for health assessment and preventive maintenance of rolling bearings.

Key words: Rolling bearings; Performance degradation assessment; Ivy algorithm; Adaptive optimized feature fusion; Health indicator

(编辑: 刘欢欢)