基于复合多尺度加权反向模糊散布熵和增强t分布随机邻域嵌入的滚动轴承退化评估

王晓龙* 伏元雷 罗文宇 宫兆岩 刘徐祎昊 焦 健 郭 睿
华北电力大学机械工程系，保定，071000

摘要：针对滚动轴承早期退化时刻难以准确检测的问题，提出了一种基于复合多尺度加权反向模糊散布熵（CMWRFDE）和增强t分布随机邻域嵌入（ATSNE）的退化状态评估模型。对采集到的振动信号利用CMWRFDE算法提取多尺度退化特征，然后利用ATSNE算法对提取到的多尺度特征进行压缩降维，构造出能准确表示滚动轴承性能变化的综合特性指标，最后通过切比雪夫不等式健康阈值策略得到滚动轴承的性能退化评估结果。结果表明，该模型能够准确描述滚动轴承性能退化规律，及时捕捉到初始退化时刻，从而实现对滚动轴承性能退化状态的准确评估。

关键词：退化状态评估；复合多尺度加权反向模糊散布熵；增强t分布随机邻域嵌入
中图分类号：TH17；TH133.33
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.09.006 **开放科学（资源服务）标识码（OSID）**：

Degradation Assessment of Rolling Bearings Based on CMWRFDE and ATSNE

WANG Xiaolong* FU Yuanlei LUO Wenyu GONG Zhaoyan LIU Xuyihao JIAO Jian GUO Rui
Department of Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Baoding, Hebei, 071000

Abstract: To address the problem of accurately detecting the early degradation moment of rolling bearings, a degradation state assessment model was proposed based on CMWRFDE and ATSNE. First, the CMWRFDE algorithm was utilized to extract multi-scale degradation features from the collected vibration signals. Then, the ATSNE algorithm was employed to compress and reduce the dimensionality of the extracted multi-scale features, constructing a comprehensive characteristic indicator that accurately represents the performance changes of the rolling bearing. Finally, the performance degradation assessment result of the rolling bearing was obtained through a health threshold strategy based on Chebyshev's inequality. The results demonstrate that the proposed model accurately characterizes the performance degradation trend of rolling bearings, promptly detects the initial degradation moment, and enables precise assessment of the bearing's degradation state.

Key words: degradation state assessment; composite multi-scale weighted reverse fuzzy dispersion entropy (CMWRFDE); augmented t-distributed stochastic neighborhood embedding(ATSNE)

0 引言

滚动轴承是风电机组主轴、齿轮箱、发电机中广泛应用的关键部件，其性能直接影响风电机组的运行稳定性与可靠性[1]。开展滚动轴承的退化评估研究，准确捕捉其全寿命周期内的初始退化点，对保障风电机组安全稳定运行、优化运维策略并降低整体运维成本具有重要意义。本文以发电机中的深沟球轴承为研究对象，该类轴承运行过程中转速较高、受载复杂，其早期退化特征微弱且易被强背景噪声淹没，难以实现准确退化评估。

近年来，学者们针对滚动轴承运行退化评估展开了大量研究。程立等[2]提出一种基于改进模糊熵和灰关系的滚动轴承性能退化评估模型，但该模型对数据质量要求较高，且在处理高维数据时计算复杂度较大。尹爱军等[3]提出一种同步抽取变换与复小波结构相似性指数的滚动轴承性能退化评估模型，但该模型易受到复小波系数影响，稳定性较差。朱文昌等[4]提出一种基于随机矩阵理论和主成分分析融合的滚动轴承性能退化评估模型，但该模型流程繁琐，难以应用于实际工程。

滚动轴承的服役过程中振动信号具有显著的

收稿日期：2025-10-27
基金项目：国家自然科学基金（52005180）；河北省自然科学基金（E2025502001）；中央高校基本科研业务费专项资金（2025MS133）；国家级大学生创新创业训练计划（202510079022）

非线性非平稳特性[5]，因此斜率熵[6]、样本熵[7]、模糊熵[8]、散布熵[9]等理论相继被用于轴承的特征提取，但上述算法各有其局限性。为进一步提升性能，ROSTAGHI等[10]引入隶属度函数对散布熵进行模糊化处理，提出了一种模糊散布熵(fuzzy dispersion entropy，FDE)。在FDE基础上，通过多尺度粗粒化有效捕捉信号在多个尺度下的复杂度信息[11]，得到了复合多尺度模糊散布熵(composite multiscale fuzzy dispersion entropy，CMFDE)，但CMFDE本身未考虑信号局部波动的重要性，无法精准捕捉滚动轴承信号变化剧烈区域。为此，本文引入局部方差加权机制，并且采用反向熵计算框架，通过模式概率分布与均匀分布之间差异的平方和代替传统熵计算，提出了一种新颖的复合多尺度加权反向模糊散布熵(composite multi-scale weighted reverse fuzzy dispersion entropy，CMWRFDE)，旨在增强算法的局部动态敏感性，强化对模式分布非均匀性的动态捕捉能力，提高算法的特征表示能力。

为了构建有效的退化指标，需要对CMWRFDE提取的多尺度退化特征进行融合，为此，本文尝试将t-SNE(t-distributed stochastic neighbor embedding)引入多尺度退化特征的融合过程中。然而，t-SNE使用欧氏距离作为默认的距离度量方法[12]，当数据具有非线性关系或不同特征尺度差异较大时，欧氏距离无法充分描述数据的复杂结构。针对这一问题，本文设计了增强核欧氏距离用于t-SNE，提出了一种增强t分布随机邻域嵌入(augmented t-distributed stochastic neighbor embedding，ATSNE)算法，旨在有效表征高维特征空间中的数据结构，提高t-SNE算法对多尺度退化特征的融合效果。

为了实现对滚动轴承性能退化过程的准确评估，本文将CMWRFDE与ATSNE两种算法进行融合，构造了滚动轴承退化状态评估模型。

1 CMWRFDE算法

1.1 CMFDE基本理论

CMFDE在FDE的基础上引入了复合粗粒化处理(图1)，通过构建并融合多尺度序列的熵值，有效揭示了振动信号时间序列中的动态结构与复杂信息，能够从多个尺度上提取振动信号的特征，具体理论如下[13]。

1)给定时间序列 $Y=\{Y_1,Y_2,Y_3,\cdots,Y_N\}$，对时间序列 Y 进行标准化处理以消除数据的均值和方差的影响，标准化后的序列表达式为

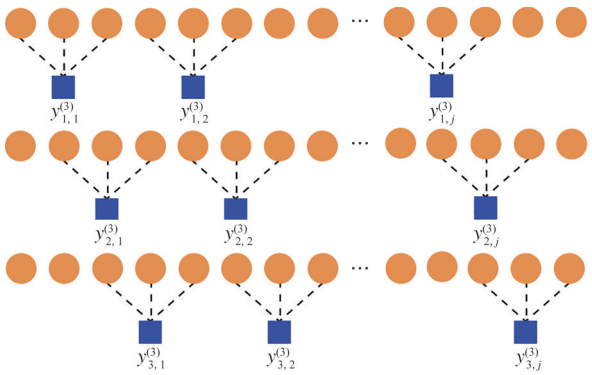


图1 复合粗粒化原理图

Fig.1 Composite coarse graining schematic diagram

$$Y=\frac{Y-\mu_Y}{\sigma_Y} \tag{1}$$

式中：μ_Y、σ_Y 分别为时间序列 Y 的均值和标准差。

2)对标准化后的 Y 进行多尺度分解，生成不同尺度下的粗粒化序列 $y_{k,j}^{(s)}$，表达式为

$$y_{k,j}^{(s)}=\frac{1}{s}\sum_{i=(j-1)s+k}^{js+k-1}y_i \tag{2}$$

$$1\leqslant j\leqslant\frac{Y-k}{s}+1\qquad 1\leqslant k\leqslant Y-s+1$$

式中：s 为尺度因子；j 为时间索引；k 为原始时间索引。

3)映射粗粒化序列到分类序列 $z^{(c)}$ 第 i 个元素中，表达式为

$$z_i^{(c)}=cy_{k,j}^{(s)}+0.5 \tag{3}$$

式中：c 为类数。

4)对时间序列 $z^{(c)}$ 进行模糊化处理：将数据划分为 c 个模糊集，分别建立模糊隶属函数 M_k，用 $\mu_{M_k}(z_i^{(c)})$ 表示 $z_i^{(c)}$ 对第 k 类的隶属程度。首个模糊集使用梯形隶属度函数，中间 $c-2$ 个模糊集使用三角隶属度函数，最后一个模糊集根据 $\mu_{M_k}(z_i^{(c)})$ 的值进行特殊处理：如果 $\mu_{M_k}(z_i^{(c)})>c$，则隶属度为1；如果 $c-1<\mu_{M_k}(z_i^{(c)})\leqslant c$，则隶属度为线性变化 $\mu_{M_k}(z_i^{(c)})-c+1$；其他情况，隶属度为0。

5)计算嵌入向量：

$$\boldsymbol{z}_j^{m,c}=(z_j^{(c)},z_{j+d}^{(c)},\cdots,z_{j+(m-1)d}^{(c)}) \tag{4}$$

式中：m 为嵌入维度；d 为时间延迟。

6)计算 $\boldsymbol{z}_j^{m,c}$ 映射到模式 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$ 的模糊隶属度：

$$\mu_{\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}}(\boldsymbol{z}_j^{m,c})=\prod_{i=0}^{m-1}\mu_{M_{v_i}}(z_{j+id}^{(c)}) \tag{5}$$

7)计算 $\boldsymbol{z}_j^{m,c}$ 映射到 $\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}$ 的模糊隶属度之和除以 $\boldsymbol{z}_j^{m,c}$ 的总个数所得概率：

$$p=\frac{\sum_{j=1}^{N-(m-1)d}\mu_{\pi_{v_0v_1\cdots v_{m-1}}}(\boldsymbol{z}_j^{m,c})}{N-(m-1)d} \tag{6}$$

8)计算模糊散布熵：

$$E_{\mathrm{FDE}}=-\sum_{\pi=1}^{c_m}p\ln p \tag{7}$$

式中：c^m为所有可能模式的数量。

9)对每个尺度因子s，计算复合多尺度模糊散布熵：

$$E_{\mathrm{CMFDE}}=\frac{1}{s}\sum_{k=1}^{s}E_{\mathrm{FDE}} \tag{8}$$

1.2　CMWRFDE实现原理

由于滚动轴承的振动信号十分复杂，背景噪声干扰严重，CMFDE本身未考虑信号局部波动的重要性，无法精准捕捉滚动轴承信号变化剧烈区域，且CMFDE基于香农熵对接近均匀分布的微小概率变化响应不足，因此难以有效捕捉细微规律性增强的特征。为了解决上述问题，本文提出CMWRFDE算法，具体实现原理如下：

1)引入局部方差权重因子，通过式(4)重构计算后，对每个嵌入维度的子序列计算加权值，对方差较大的子序列赋予较大的加权值。对每个嵌入维度提取对应的隶属度，并计算加权值：

$$w_j=var(x_{j:j+(m-1)d}) \tag{9}$$

式中：$var(\cdot)$为方差；$x_{j:j+(m-1)d}$为时间延迟d下第j个嵌入子序列。

2)修正后的隶属度函数表达式为

$$\mu^w(z_j^{m,c})=\mu(z_j^{m,c})+w_j\delta(\mu(z_j^{m,c})) \tag{10}$$

式中：$\delta(\cdot)$为隶属度激活指示函数，隶属度值非零则为1，否则为0；w_j为局部方差权重因子。

3)计算每个模式的概率，表达式为

$$p=\frac{\sum_{j=1}^{N-(m-1)d}\mu^w(z_j^{m,c})}{N-(m-1)d} \tag{11}$$

4)计算模式概率与均匀分布的差异平方来定义熵值，得到加权反向模糊散布熵(weighted reverse fuzzy dispersion，WRFDE)，表达式为

$$E_{\mathrm{WRFDE}}=\sum_{\pi=1}^{c_m}\left(p-\frac{1}{c_m}\right)^2 \tag{12}$$

5)对于每个尺度下的粗粒化序列，执行WRFDE的计算过程，得到该尺度下的WRFDE。对于每个尺度级别$s_c=1,2,\cdots,k$，计算该尺度级别下的CMWRFDE，表达式为

$$E_{\mathrm{CMWRFDE}}=\frac{1}{s}\sum_{k=1}^{s}E_{\mathrm{WRFDE}} \tag{13}$$

基于上述计算过程，通过引入局部方差权重机制，赋予波动较大的区域更高的权重，提高了对轴承故障的瞬态特征敏感度；采用反向熵计算框架，以模式概率分布与均匀分布之间差异的平方和直接量化实际分布与均匀状态的偏离程度，值越大表示模式越集中，信号规律性越强，使熵值直接反应信号的结构性变化，即使在轴承退化导致振动模式趋于集中时仍能实现精准状态评估。CMWRFDE改善了CMFDE在特征提取时敏感性和鲁棒性上的不足，使其能够有效提取滚动轴承退化过程中的多尺度特征，为退化状态评估提供高区分度的指标。

1.3　CMWRFDE抗噪性能分析

为了验证CMWRFDE提取滚动轴承特征时的抗噪性，构造滚动轴承不同信噪比下局部损伤仿真信号[14]：

$$u(t)=\sum_{l=1}^{L}\exp(-2\pi\omega_{\mathrm{n}}\zeta t)\sin(2\pi\omega_{\mathrm{n}}t)(t-lT)+n(t) \tag{14}$$

其中：L为冲击次数；固有频率ω_{n}为2800 Hz；阻尼系数ζ为0.05；损伤特征周期T为0.02 s；$n(t)$为白噪声；t为时间；采样频率为25.6 kHz。

设置仿真信号信噪比为5、10、15、20dB，不同信噪比条件下仿真信号时域波形如图2所示。分别计算不同信噪比下仿真信号的复合多尺度斜率熵(composite multiscale slope entropy，CMSE)、CMFDE及CMWRFDE并进行归一化处理，设置3种算法的参数相同：嵌入维数m取4，类数c取3，尺度因子s取1～20。通过比较不同信噪比下熵值曲线间的趋势相似性来比较抗噪性能，曲线间的趋势性越相似，表明噪声对熵值提取结果的影响越小，抗噪性能越好。不同信噪比下各算法熵值曲线见图3。为进一步评估CMWRFDE的抗噪性能，利用不同信噪比下信号曲线间的相关系数作为评价指标，相关系数指标越大表明所得曲线间的趋势性越相似。分别计算各信噪比(5、10、15dB)与最高信噪比(20dB)所得仿真信号熵值曲线间的相关系数指标，结果如图4所示。CMWRFDE在不同程度噪声干扰下的相关系数均要高于CMSE与CMFDE方法，表明本文提出的算法具有良好的抗噪性能。

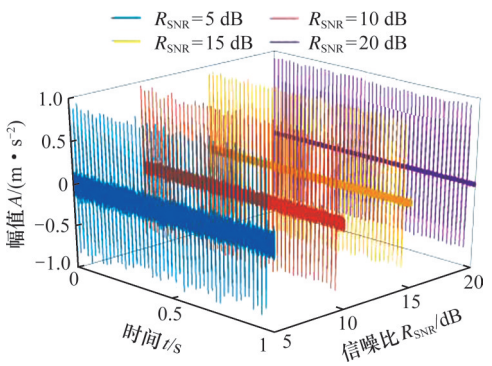
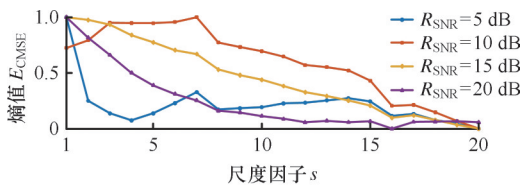


图2　不同信噪比下的仿真信号时域波形

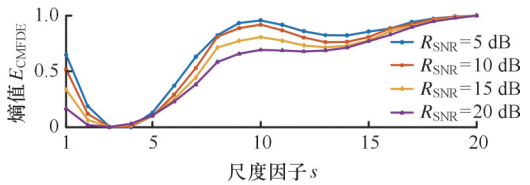
Fig.2　Time domain waveforms of simulated signals under different signal to noise ratios

1.4　CMWRFDE损伤敏感性分析

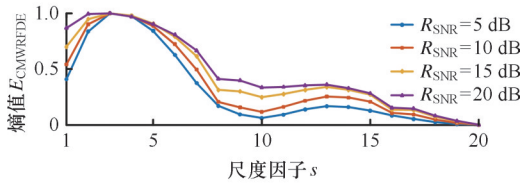
为了验证CMWRFDE在检测损伤变化敏感性方面的优势，构造周期冲击信号[15]：



(a)不同信噪比下CMSE熵值曲线



(b)不同信噪比下CMFDE熵值曲线



(c)不同信噪比下CMWRFDE熵值曲线

图3 不同信噪比下各算法的熵值曲线

Fig.3 Entropy curves of different algorithms under various signal to noise ratios

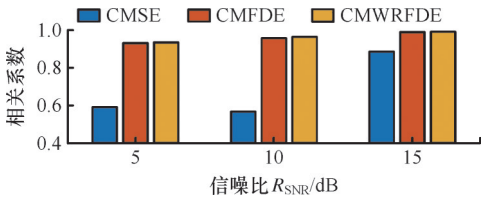


图4 不同信噪比下各算法的相关系数

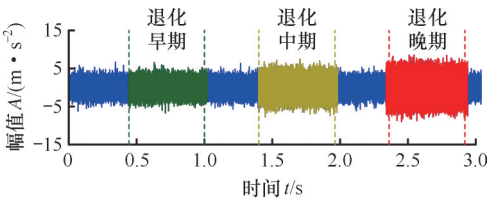
Fig.4 Correlation coefficients of different algorithms under various signal to noise ratios

$$g(t)=A\exp(-\zeta\omega_n t)\sin\omega_n\sqrt{1-\zeta^2}t \tag{15}$$

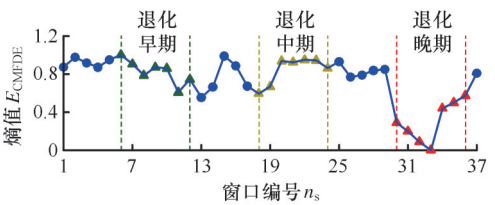
$$s(t)=\sum_{l=1}^{L}g(t-lT)+n(t) \tag{16}$$

其中：固有频率 ω_n 为2800 Hz；阻尼系数 ζ 为0.05；损伤特征周期 T 为0.02 s；当 $0.44<t<1$ 时损伤冲击幅度 $A=1$，$1.4<t<1.961.96$ 时 $A=2.5$，$2.36<t<2.92$ 时 $A=4$；采样频率为25.6 kHz。

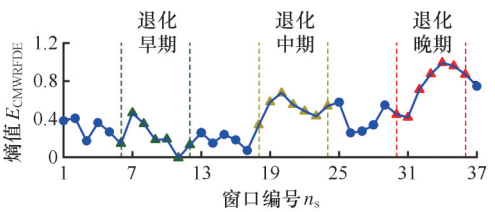
损伤信号由多个阻尼振荡冲击组成，每个冲击的幅度根据其发生的时间有所不同。仿真信号共包含77 824个样本点，其时域波形如图5a所示。将信号分割为多个窗口，每个窗口的长度为4096个样本点，滑动步长为2048个样本点。发生振荡冲击的窗口编号为6～12，18～24，30～36，振荡冲击程度依次增强，模拟滚动轴承退化过程中的退化早期、中期、晚期。计算每个窗口的CMFDE和CMWRFDE并将得到的熵值进行归一化处理，本文设置两种算法的参数相同：嵌入维数 m 取4，类数 c 取3，尺度因子 s 取10。通过比较正常窗口与损伤窗口的差异度来判断两种算法对于损伤的敏感性，对比结果如图5b、图5c所示。CMFDE的退化早期窗口与退化中期窗口的差异不够明显，对信号的早期损伤敏感度较差，曲线趋势性较差，且正常状态与损伤状态差异不明显，无法区分正常窗口和损伤窗口。CMWRFDE曲线在正常窗口与损伤窗口差异更明显，对信号的不同损伤程度更加敏感，能够更明显地区分信号损伤程度。



(a)仿真信号时域波形



(b)CMFDE损伤敏感度检测曲线



(c)CMWRFDE损伤敏感度检测曲线

图5 不同算法损伤变化敏感性对比图

Fig.5 Comparison of damage variation sensitivity among different algorithms

2 t-SNE算法

2.1 t-SNE基本理论

t-SNE在SNE的基础上将不对称的条件概率重构为对称的联合概率分布，同时在低维空间采用自由度为1的t分布替代高斯分布；通过保持数据点之间的局部相似性，将高维数据映射到低维空间，并通过梯度下降最小化高、低维分布间的K-L散度，能够有效对多尺度特征进行融合。具体理论如下[16]。

1)计算高维数据间的欧氏距离：

$$d(\boldsymbol{X},\boldsymbol{Y})=\sqrt{\sum_{b=1}^{B}(x_i-y_i)^2} \tag{17}$$

式中：x_i、y_i 分别为 B 维空间向量 $\boldsymbol{X}$ 和 $\boldsymbol{Y}$ 的第 i 个元素。

2)使用高斯核函数将距离转换为相似度，并使用t分布核函数计算低维数据点间的相似度：

$$P_{ij}=\frac{\exp\left(-\frac{\left|x_i-x_j\right|^2}{2\gamma^2}\right)}{\sum_{k\neq l}\exp\left(-\frac{\left|x_i-x_j\right|^2}{2\gamma^2}\right)} \tag{18}$$

$$Q_{ij}=\frac{\left(1+\frac{\left|y_i-y_j\right|^2}{2\gamma^2}\right)^{-1}}{\sum_{k\neq l}\left(1+\frac{\left|y_i-y_j\right|^2}{2\gamma^2}\right)^{-1}} \tag{19}$$

式中：P_{ij}为数据点x_i和x_j在高维空间中的相似度；Q_{ij}为数据点y_i和y_j在低维空间点中的相似度；γ为高斯核函数的带宽参数。

3)最小化高维和低维空间概率分布间的K-L散度，找到最佳低维嵌入[17]，使得低维空间点反映高维空间点的相似性，表达式为

$$KL(P/\!/Q)=\sum_{i\neq j}P_{ij}\ln\left(\frac{P_{ij}}{Q_{ij}}\right) \tag{20}$$

2.2　ATSNE实现原理

由于t-SNE算法使用欧氏距离作为默认的距离度量方法，当数据具有非线性关系或不同特征尺度差异较大时，欧氏距离无法充分描述数据的复杂结构[18]。为了解决上述问题，本文提出ATSNE算法，具体实现原理如下：

1)通过式(17)计算欧氏距离后，将其映射到相似度空间，表达式为

$$\Phi(d_{ij})=\exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2}\right) \tag{21}$$

式中：$\Phi(\cdot)$为高斯核函数。

2)计算增强核欧氏距离：

$$D(x_i,x_j)=\left|1-\exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2}\right)\right| \tag{22}$$

3)使用高斯核函数将距离转换为相似度P_{ij}：

$$P_{ij}=\frac{\exp\left(-D(x_i,x_j)^2/(2\gamma_i^2)\right)}{\sum_{k\neq l}\exp\left(-D(x_i,x_j)^2/(2\gamma_i^2)\right)} \tag{23}$$

式中：γ_i为第i个数据点高斯核函数的带宽参数。

通过式(19)计算低维数据点间的相似度Q_{ij}。

4)通过式(20)最小化高维和低维空间概率分布间的K-L散度，找到最佳低维嵌入。

基于上述计算过程，通过高斯核函数对欧氏距离进行非线性映射，设计了一种增强核欧氏距离来替代原有的欧氏距离度量，将原始距离映射到高维核空间，提高了对复杂特征的区分度。

3　滚动轴承性能退化评估流程

本文构造了基于CMWRFDE和ATSNE的滚动轴承性能退化评估模型，并且将降维所得结果结合切比雪夫健康阈值策略，得到滚动轴承性能退化评估曲线。实现流程如图6所示。具体步骤如下。

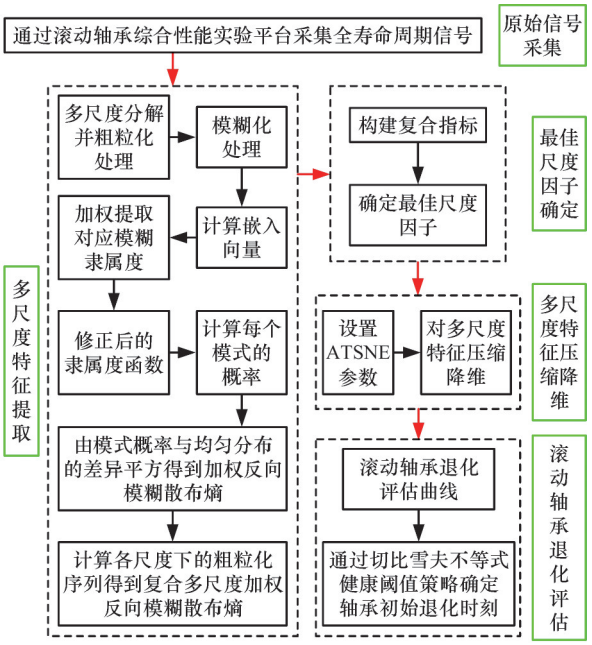


图6　滚动轴承退化评估流程

Fig.6　Assessment process of rolling bearing degradation

1)原始信号采集。通过滚动轴承综合性能实验台开展全寿命加速疲劳实验，并将采集的振动信号数据用于退化评估。

2)多尺度特征提取。利用CMWRFDE提取滚动轴承退化特征，其中尺度因子取值过小难以充分表征轴承内在特性，取值过大会显著增大运算量。经过实验验证并结合文献[19]设置CMWRFDE参数：嵌入维数$m=4$，时间延迟$d=1$，类数$c=3$，数据点数$N=8192$，尺度因子$s=30$。

3)最佳尺度因子确定。分别从鲁棒性、相关性和单调性三方面[20]综合评价CMWRFDE各个尺度特征的性能，采用0.7∶0.18∶0.12的权重比例构建复合评价指标。将第一尺度至当前尺度的累积均值作为评价指标，选取复合评价指标最大值对应的尺度为最佳尺度因子。

4)多尺度特征压缩降维。将提取的多尺度特征利用ATSNE算法进行降维，目标维数$N_u=1$，放大系数$E=2$，困惑度参数$H=60$，学习率$L=115$。

5)滚动轴承的退化评估。滚动轴承安装初期处于健康状态，监测数据特征较为平稳，当滚动轴承出现初期损伤时，监测数据也随之发生变动。取滚动轴承运行初期的平稳监测信号作为健康基准样本，对压缩降维所得结果进行移动平均平滑处理[21]，根据切比雪夫不等式定理[22]：

$$P\{|Y-u|<\varepsilon\}\geqslant 1-\sigma^2/\varepsilon^2$$

式中：u与σ分别为对应样本的均值与标准差；ε为任意正数。令$\varepsilon=3\sigma$，则数据分布在均值$\pm3\sigma$内的概率为88.89%。当退化指标超过该区间时，轴承退化状态有可能已发生变化。由此可得健康阈值的表达式为

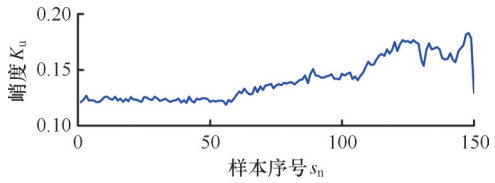
$$T_h=u\pm3\sigma$$

为了能及时准确捕捉到轴承初始退化时刻，当退化指标首次超过健康阈值时，将其标记为候选异常点，若该点之后连续两个点均超过阈值，则判定该候选异常点为初始退化点。通过结合切比雪夫健康阈值策略，得到滚动轴承全寿命周期的性能退化曲线。

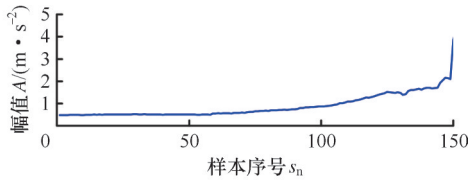
4 实例验证

为验证本文所提模型的有效性，采用XJTU-SY滚动轴承加速寿命试验数据集进行验证[23]。实验所用轴承为LDK UER204，信号的采样频率为25.6 kHz，每隔1 min采集1组样本，每次采样时长为1.28 s，每组样本包含32 768个数据点。该数据集包含3种不同工况下的轴承全寿命数据，每个工况包含5个轴承。本文选取第1类工况下3号轴承外圈损伤数据集作为分析对象。

为评估轴承退化状态，尝试选用应用广泛的均方根和线性峭度，结果如图7所示。线性峭度曲线存在许多波动，难以真实刻画滚动轴承的退化过程。均方根指标变化幅度小，对早期微弱故障不敏感，难以反映滚动轴承性能退化过程所经历的不同阶段。



(a)线性峭度波动曲线



(b)均方根波动曲线

图7 线性峭度与均方根波动曲线

Fig.7 Linear kurtosis and root mean square fluctuation curves

采用本文提出的退化评估模型对滚动轴承进行分析。首先利用CMWRFDE算法提取多尺度退化特征，并做Z-score标准化处理，各尺度因子的退化特征提取结果见图8。从单调性、鲁棒性和相关性几方面综合评价CMWRFDE各尺度特征的性能，由图9可知，最佳尺度因子为22。

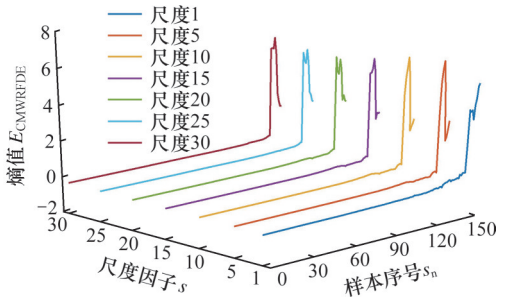


图8 不同尺度因子下CMWRFDE提取结果

Fig.8 CMWRFDE extraction results across multiple scale factors

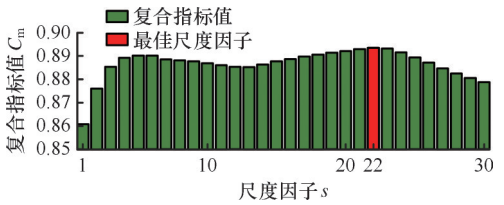


图9 各尺度因子下复合指标均值

Fig.9 Average value of composite index across different scale factors

利用CMWRFDE算法提取全寿命周期数据的22个尺度退化特征，并使用ATSNE算法进行降维处理，目标维数为1维。选取滚动轴承运行初期的平稳监测信号作为健康基准样本，将压缩降维所得结果结合切比雪夫健康阈值策略，得到滚动轴承全寿命周期的退化状态曲线，能够对初始退化时刻进行及时判定。如图10所示，所得的退化曲线在初始阶段比较平稳，轴承处于正常运行状态；在58点时，退化指标连续两个点超过阈值，判断此时轴承开始出现退化；超过58点后曲线进入快速上升阶段，而后进入一段波动上升的平缓期；随后曲线再次进入快速上升阶段，表明轴承已经进入严重退化阶段，直至轴承完全失效。总体来看，采用本文所提退化评估模型得到的退化指标能够准确反映滚动轴承的全寿命退化过程。

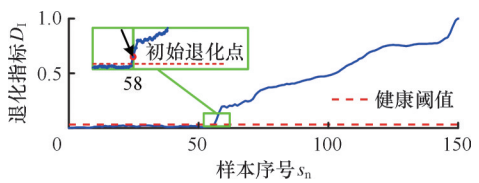


图10 退化状态曲线

Fig.10 The degradation state curve

为验证本文模型捕捉轴承初始退化时刻的有效性，利用最大二阶循环平稳盲解卷积(CYCBD)算法对初始退化点对应的第58组信号样本进行分析。图11为所得解卷积信号的波形及包络谱。在图11b中可以清楚识别出，外圈损伤特征频率f_c=107.9 Hz，表明第58组信号样本出现

了初始退化。该结论与本文模型结果完全一致，验证了本文所提退化评估模型的准确性。

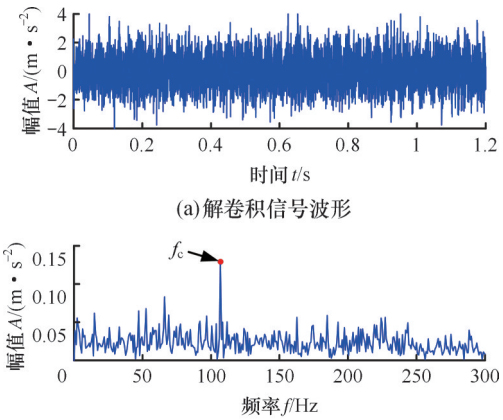


图11　第58组样本CYCBD分析结果

Fig.11　CYCBD analysis results of the 58th sample

为了验证本文模型的优越性，选取3种退化评估模型与本文模型进行对比分析。对比模型1为CMFDE结合t-SNE的退化评估模型，对比模型2为CMSE结合ATSNE的退化评估模型，对比模型3为复合多尺度排列熵(CMPE)结合稀疏主成分分析(SPCA)的退化评估模型。3种模型的退化曲线如图12所示，不同模型退化状态评估结果对比如表1所示。可以看出，模型1和模型3曲线稳定性较差，单调性不强，且存在延迟报警现象。而对比模型2虽然单调性和稳定性较好，但同样存在延迟报警和对早期微弱损伤不够敏感的问题。因此，3种对比模型

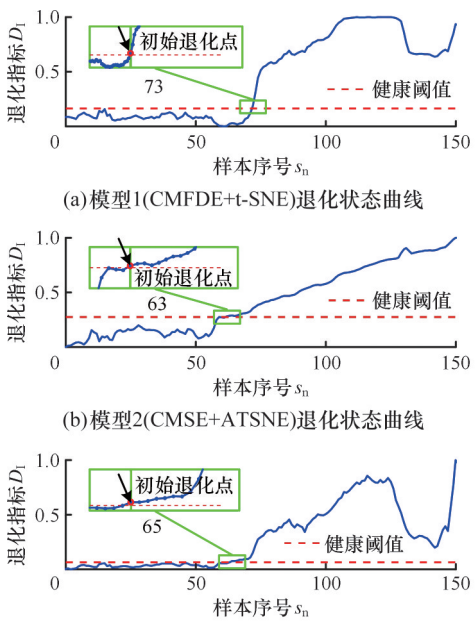


图12　不同模型退化评估结果

Fig.12　Degradation assessment results of different models

表1　不同模型退化状态评估结果对比

Tab.1　The comparison of degradation assessment results of different models

模型	初始退化点	是否误报、延报	是否持续报警
CMFDE+t-SNE	73	是	否
CMSE+ATSNE	63	是	否
CMPE+SPCA	65	是	否
CMWRFDE+ATSNE	58	否	否

所得到的退化状态曲线均无法准确识别滚动轴承的初始退化时刻，难以准确反映滚动轴承性能退化状态的变化趋势。

5　结论

1)相较于现有的熵值特征提取算法，本文提出的CMWRFDE算法改善了CMFDE在敏感性和鲁棒性上的不足，能准确提取滚动轴承的多尺度退化特征。

2)相较于t-SNE算法，本文所提ATSNE算法通过引入增强核欧氏距离，获得了稳定的综合特性指标，能够准确反映滚动轴承状态退化进程。

3)本文提出的模型能够在滚动轴承初始退化时刻作出预警，并且能够准确跟踪其性能退化规律，与当前广泛的退化评估模型相比，本文所提模型效果更好，对实际工程应用有一定参考价值。

参考文献：

[1]　李继猛，王泽，史清心，等. 基于图正则化约束频域组稀疏模型的风电机组滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程，2024，35(11)：1909-1919.
LI Jimeng，WANG Ze，SHI Qingxin，et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis of Wind Turbines Based on Frequency Domain Group Sparse Model with Graph Regularization Constraints[J]. China Mechanical Engineering，2024，35(11)：1909-1919.

[2]　程立，马文锁，夏新涛，等. 基于改进模糊熵和灰关系的滚动轴承性能退化评估[J]. 机械传动，2022，46(1)：56-64.
CHENG Li，MA Wensuo，XIA Xintao，et al. Performance Degradation Evaluation of Rolling Bearing Based on Improved Fuzzy Entropy and Grey Relation[J]. Journal of Mechanical Transmission，2022，46(1)：56-64.

[3]　尹爱军，张智禹，李海珠. 同步抽取变换与复小波结构相似性指数的滚动轴承性能退化评估[J]. 振动与冲击，2020，39(6)：205-209.
YIN Aijun，ZHANG Zhiyu，LI Haizhu. Rolling Bearing Performance Degradation Assessment Based on the Synchroextracting Transform and Complex Wavelet Structural Similarity Index [J]. Journal of Vibration and Shock，2020，39(6)：205-209.

[4]　朱文昌，罗梦婷，倪广县，等. 随机矩阵理论和主成分分析融合的滚动轴承性能退化评估方法[J]. 西安交通大学学报，2021，55(2)：55-63.
ZHU Wenchang，LUO Mengting，NI Guangxian，et al. An Evaluation Method for Rolling Bearing Performance Degradation Combining Random Matrix Theory and Princi-

pal Component Analysis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(2): 55-63.
[5] 杨旭，张涛，李玉梅，等. ISSA优化SVM的电机滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术，2023，46(15)：186-192.
YANG Xu, ZHANG Tao, LI Yumei, et al. ISSA Optimizes SVM's Motor Rolling Bearing Fault Diagnosis[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(15): 186-192.
[6] 周照翔，占春连. 基于优化VMD与斜率熵的目标辐射噪声特征提取方法[J]. 科学技术与工程，2024，24(28)：12188-12199.
ZHOU Zhaoxiang, ZHAN Chunlian. Feature Extraction Method for Target Radiated Noise Based on Optimized VMD and Slope Entropy[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(28): 12188-12199.
[7] WANG Chaojie. A Sample Entropy Inspired Affinity Propagation Method for Bearing Fault Signal Classification [J]. Digital Signal Processing, 2020, 102: 102740.
[8] 崔星，陈静，孙婧琪，等. 基于ICEEMDAN多尺度模糊熵和MVO-KELM的变压器绕组铁心机械故障诊断[J]. 电机与控制应用，2023，50(10)：81-90.
CUI Xing, CHEN Jing, SUN Jingqi, et al. Mechanical Fault Diagnosis for Transformer Winding Core Based on ICEEMDAN Multi-scale Fuzzy Entropy and MVO-KELM [J]. Electric Machines & Control Application, 2023, 50(10): 81-90.
[9] YAN Xiaoan, LIU Ying, HUANG Dongsheng, et al. A New Approach to Health Condition Identification of Rolling Bearing Using Hierarchical Dispersion Entropy and Improved Laplacian Score[J]. Structural Health Monitoring, 2021, 20(3): 1169-1195.
[10] ROSTAGHI M, KHATIBI M M, ASHORY M R, et al. Fuzzy Dispersion Entropy: a Nonlinear Measure for Signal Analysis[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2022, 30(9): 3785-3796.
[11] ROSTAGHI M, KHATIBI M M, ASHORY M R, et al. Refined Composite Multiscale Fuzzy Dispersion Entropy and Its Applications to Bearing Fault Diagnosis [J]. Entropy, 2023, 25(11): 1494.
[12] SHI Sha, XU Yefei, XU Xiaoyang, et al. A Preprocessing Manifold Learning Strategy Based on T-distributed Stochastic Neighbor Embedding[J]. Entropy, 2023, 25(7): 1065.
[13] TAN Hongchuang, XIE Suchao, LIU Runda, et al. Bearing Fault Identification Based on Stacking Modified Composite Multiscale Dispersion Entropy and Optimised Support Vector Machine[J]. Measurement, 2021, 186: 110180.
[14] 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.
[15] 赵一楠，剡昌锋，孟佳东，等. 自适应窗口旋转优化短时傅里叶变换的变转速滚动轴承故障诊断[J]. 振动工程学报，2024，37(6)：1064-1076.
ZHAO Yinan, YAN Changfeng, MENG Jiadong, et al. Fault Diagnosis of Rolling Bearings under Variable Speed Conditions Based on Adaptive Window Rotation Optimization Short-time Fourier Transform[J]. Journal of Vibration Engineering, 2024, 37(6): 1064-1076.
[16] 高原，邓艾东，范永胜，等. 基于MFCC和MDE-SVDD的滚动轴承音频信号异常检测方法[J]. 动力工程学报，2024，44(2)：277-283.
GAO Yuan, DENG Aidong, FAN Yongsheng, et al. Anomaly Detection Method for Acoustic Signal of Rolling Bearing Based on MFCC and MDE-SVDD[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2024, 44(2): 277-283.
[17] 徐统，王红军，宋智勇，等. 基于K-L散度的VMD瞬时能量与PNN的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报，2019，33(8)：117-123.
XU Tong, WANG Hongjun, SONG Zhiyong, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis Using VMD Energy Feature and PNN Based on Kullback-Leibler Divergence[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(8): 117-123.
[18] 宗子杨，何军，宦海，等. 基于欧式距离对偶的对抗性无监督域适应算法研究[J]. 电子测量技术，2023，46(14)：95-101.
ZONG Ziyang, HE Jun, HUAN Hai, et al. Learning on the Euclidean Discrepancy Dual for Unsupervised Domain Adaptation [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(14): 95-101.
[19] LI Yuxing, LIU Yang, GAO Xiang. Fuzzy Dispersion Entropy-based Lempel-Ziv Complexity and Its Multiscale Version for Measuring the Complexity of Time Series[J]. Applied Acoustics, 2025, 233: 110620.
[20] WU Jun, WU Chaoyong, CAO Shuai, 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.
[21] 薛斌，许忠斌，王鹏飞，等. 基于相关向量回归和轨迹相似度分析的滚珠丝杠轴承剩余使用寿命预测[J]. 轴承，2025(5)：60-70.
XUE Bin, XU Zhongbin, WANG Pengfei, et al. Remaining Useful Life Prediction of Ball Screw Bearings Based on Relevance Vector Regression and Trajectory Similarity Analysis[J]. Bearing, 2025(5): 60-70.
[22] 裴雪武，董绍江，方能炜，等. 动态调整灰色关联分析方法在轴承早期退化在线识别中的应用[J]. 仪器仪表学报，2023，44(5)：61-70.
PEI Xuewu, DONG Shaojiang, FANG Nengwei, et al. A Dynamically Adjustment Grey Incidence Analysis Method and Its Application to Online Recognition of Early Degradation of Bearing [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 61-70.
[23] 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.

（编辑　王旻玥）

作者简介：王晓龙*（通信作者），男，1989年生，博士、副教授。研究方向为风电机组状态监测及故障诊断。E-mail：wangxiaolong0312@126.com。

本文引用格式：

王晓龙，伏元雷，罗文宇，等. 基于复合多尺度加权反向模糊散布熵和增强t分布随机邻域嵌入的滚动轴承退化评估[J]. 中国机械工程，2026，37(9)：2133-2140.

WANG Xiaolong, FU Yuanlei, LUO Wenyu, et al. Degradation Assessment of Rolling Bearings Based on CMWRFDE and ATSNE[J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(9): 2133-2140.