

文章编号: 1671-7449(2026)01-0017-09

J. Test Measur. Technol., 2026, 40(1): 17-25.

基于改进辛几何模态分解的滚动轴承故障信号特征提取方法

韩龙*, 陈楚, 王超群

(黑龙江科技大学 电气与控制工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150020)

摘要: 针对滚动轴承故障诊断中振动信号受强噪声干扰导致故障特征难以提取的问题, 提出了一种基于改进辛几何模态分解的特征提取方法。该方法首先计算核心点周围样本的密度, 然后基于密度比率自适应调整半径来对辛几何模态分解获得的初始分量进行聚类分析, 用来解决辛几何模态分解在初始分量重组时的参数敏感问题。通过仿真实验对比, 表明了所提改进的辛几何模态分解法不需要选择参数, 信噪比可达22.9 dB, 去噪效果最好。利用改进的辛几何模态分解法, 短时傅里叶变换时频图对滚动轴承的正常、内圈断裂和外圈断裂故障的振动信号进行了分析, 验证了该方法可以有效地提取滚动轴承特征信息, 与AlexNet算法结合能够实现滚动轴承故障的精确诊断, 正确率最高可达98.53%。

关键词: 滚动轴承; 特征提取; 改进辛几何模态分解; 短时傅里叶变换

中图分类号: TH133.32

文献标识码: A

DOI: 10.62756/csjs.1671-7449.2026008

引用格式: 韩龙, 陈楚, 王超群. 基于改进辛几何模态分解的滚动轴承故障信号特征提取方法[J]. 测试技术学报, 2026, 40(1): 17-25.

HAN Long, CHEN Chu, WANG Chaoqun. Rolling bearing fault feature extraction method based on improved symplectic geometric mode decomposition[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2026, 40(1): 17-25.

Rolling Bearing Fault Feature Extraction Method Based on Improved Symplectic Geometric Mode Decomposition

HAN Long*, CHEN Chu, WANG Chaoqun

(School of Electrical and Control Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin 150020, China)

Abstract: To address the challenge of extracting fault features from vibration signals in rolling bearing fault diagnosis under strong noise interference, an improved feature extraction method based on symplectic geometry modal decomposition (SGMD) is proposed. In this method, the density of samples around core points is calculated, and then the radius based on density ratios is adaptively adjusted to perform cluster analysis on the initial components obtained through SGMD. And this approach is used to resolve the parameter sensitivity issue encountered during initial component recombination in traditional SGMD. Comparative simulation experiments demonstrate that the proposed improved SGMD does not require parameter selection and achieves optimal denoising performance with a signal-to-noise ratio of 22.9 dB. By applying the improved SGMD and short-time Fourier transform time-frequency analysis to vibration signals of normal bearings, inner race faults, and outer race faults, the method is validated to effectively extract the rolling bearing characteristic features. Combining with the AlexNet algorithm, precise fault

【收稿日期】2025-02-19

*【通信作者】韩龙(1978—), 男, 教授, 博士, 主要从事电力设备故障诊断及红外图像处理研究。E-mail: yazhoulong@163.com。

diagnosis with the highest accuracy rate reaching 98.53% is achieved.

Key words: rolling bearing; feature extraction; improved symplectic geometry modal dcomposition; short-time Fourier transform

0 引言

滚动轴承是大多数电力和动力传动装置中最关键的部件之一。有效的轴承故障诊断对于保证电力和动力传动装置的安全和正常运行至关重要^[1]。因此,为了保证系统的安全稳定,有必要对滚动轴承进行实时监测和诊断。然而,由于轴承故障背景噪声强、特征不明显,大大增加了准确识别和提取其故障特征的难度。因此,迫切需要一种合适的信号分析方法对故障信号进行处理,降低噪声、增强故障特征。为了有效抑制噪声信息并提取信号中的有用信息,通常采用信号分解的方法。通过信号分解,可以将复杂的振动信号分解成不同的成分,从而更深入地理解和分析信号的特性^[2-3]。

近年来,学者们提出了各种模态分解方法,包括经典经验模态分解^[4],变分模态分解^[5-7],局部均值分解^[8],集成经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)等。这些方法广泛应用于对轴承故障振动信号的分解与重构,目的是基于特定标准分层剥离原始信号,并重构分离的分量,然后使用这些分量来表征特定范围内的信号。但上述分解方法依然存在一些缺陷,如结果依赖算法参数,受噪声影响鲁棒性较差,对复杂(非正弦)波形分解不准确等^[9]。

辛几何模态分解算法(Symplectic Geometry Mode Decomposition, SGMD)是由潘海洋^[10]提出的一种新型模态分解算法。在SGMD分解过程中,辛几何变换保留了相空间中的结构和几何特性,所以它可以在保证原始信号的本质特征完整性不受破坏的情况下,将原信号进行有效分解,从而分离出信号中包含的噪声。陈志刚等^[11]利用进凝聚算法重新组合初始率几何模态分量(Initial Symplectic Geometric Mode Components, ISGMCs)得到聚类辛几何模态分量(Clustering Symplectic Geometric Modal Component, CSGMCs),并提出峭度值和相关度联合构建评价指标对CSGMCs进行筛选。随后,构建了自卷积神经网络用于故障模式识别,最终达到98.76%的识别率。李加伟等^[12]采用 k 均值聚类方法对分解得到的辛几何分量进行聚类,通过包络谱稀

疏度指标筛选出故障特征明显的聚类辛几何分量,最终经实验验证该方法能够有效提取出滚动轴承故障特征。SGMD算法在信号重构过程中使用周期相似性来评估各个初始分量之间的相关性。但是,基于周期相似性的方法需要相关性阈值和归一化均方误差截止阈值参数,不同的参数会给分解结果带来影响。

针对以上问题,本文提出了一种改进辛几何模态分解方法。该方法首先对原始信号进行辛几何模态分解得到初始辛几何分量,然后,使用自适应邻域半径的基于密度的噪点空间聚类法(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)进行聚类分析,通过合并相应簇类中对应的信号进行重构,最后,分析重构信号实现故障特征提取,解决了SGMD初始分量重组时的参数敏感问题。

1 改进辛几何模态分解理论

1.1 辛几何模态分解

设原信号 $x=\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$,其中, n 为信号长度,对原信号 x 进行相空间重构得到轨迹矩阵 X ^[13],其结构如式(1)所示。

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(d-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_m & x_{m+\tau} & \cdots & x_{m-(d-1)\tau} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$m = n - (d-1)\tau, \quad (2)$$

式中: n 为时间序列的长度; d 为嵌入维度; τ 为延迟时间; m 为轨迹矩阵 X 的行数。

在构成时,轨迹矩阵 X 可以通过嵌入维数 d 和延迟时间 τ 的改变来影响分解效果。

辛几何模态分解采用QR分解方法。QR分解是一种常用的矩阵分解方法^[14],用于将一个矩阵分解为一个正交矩阵 Q 和一个上三角矩阵 R 的乘积。首先,对原始时间序列进行相空间重构,并将得到的轨迹矩阵 X 进行自相关分析,从而得到协方差矩阵 A ,

$$A = X^T X. \quad (3)$$

接着,使用协方差矩阵构造Hamilton矩阵,

$$M = \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & -A^T \end{bmatrix}. \quad (4)$$

然后,构造 Householder 矩阵,

$$H = \begin{bmatrix} Q & 0 \\ 0 & Q \end{bmatrix}. \quad (5)$$

矩阵 H 也是辛几何正交矩阵,之后,构建上三角 Hessenberg 矩阵 $B(b_{ij}=0, i>j+1)$,

$$HMH^T = \begin{bmatrix} Q & 0 \\ 0 & Q \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A & 0 \\ 0 & -A^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Q & 0 \\ 0 & Q \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} QAQ^T & 0 \\ 0 & -QA^TQ^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B & 0 \\ 0 & -B^T \end{bmatrix}. \quad (6)$$

因为矩阵 B 是通过对协方差矩阵 A 进行辛正交矩阵分解得到的,所以, B 矩阵的特征值与 X 特征值的平方相等,即 $\lambda(A) = \lambda(B) = \lambda^2(X)$ 。矩阵 B 的特征值可以计算为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$ 。根据 Hamilton 矩阵的性质,可以得到矩阵 X 的特征值为

$$\sigma_i = \sqrt{\lambda_i} \quad (i=1, 2, \dots, d). \quad (7)$$

将 λ_i 降序排列并选取数值较小的 λ_i 作为噪声,计算这些特征值所对应的特征向量 Q_i ,并联合轨迹矩阵 X 得到构造矩阵 Z ,

$$Z_i = Q_i Q_i^T X^T \quad (i=1, 2, \dots, d). \quad (8)$$

最终, $X_i = Z_i^T$, 即 X 是由 d 个初始特征分量组成的矩阵,表示为

$$X = X_1 + X_2 + \dots + X_d. \quad (9)$$

1.2 分量重构改进

原始时间序列信号经相空间重构和对角矩阵平均化得到了 d 组初始分量。通过重构这些初始分量中周期性相似的初始分量可以进一步压缩数据,降低分解结果的复杂性。此外,重构分量也能更好地反映原始信号的整体特性,以便进一步分析和理解。SGMD 采用的方法为周期相关性匹配,计算步骤如下。

一般来说,排布在前面的信号是和原信号相关性高的信号,因此,使用第一个初始分量 X_1 作为基准来和其余信号进行相关性计算。经过计算后,选取相关性较高的分量进行叠加得到第一个分量 SGC_1 。接着把剩下的信号构成新的矩阵,表示为 G_1 。将 G_1 中的所有信号进行叠加计算得到信号 g_1 , 计算 g_1 的归一化均方误差(Normalized Mean Square Error, NMSE)为

$$NMSE^h = \frac{\sum_{e=1}^n g^h(e)}{\sum_{e=1}^n x(e)}, \quad (10)$$

式中: h 为迭代次数。

通过设定截止阈值的方式来判断合适的截止时间,通常设置为 1%。如果没有达到截止条件,则以 G_1 为新的初始分量矩阵重复上述步骤一直循环至达到截止条件,最终得到的分解信号有 SGC_i 和剩余分量,结果为

$$x(n) = \sum_{h=1}^N SGC^h(n) + g^{(N+1)}(n), \quad (11)$$

式中: N 为已识别的分量数。

在利用辛几何模态分解处理信号时,需要合理设置 NMSE 的截止阈值和相似度阈值。NMSE 的截止阈值选择不当会导致信号的过分解或欠分解。在过分解的情况下,辛几何分量中的故障冲击成分可能变得微弱;而在欠分解的情况下,分量中噪声成分依然明显。相似度阈值不同,可能会导致分量重组的结果不同。

为了避免 SGMD 阈值参数的影响,本文采用调整搜索半径的方法构造了一种基于自适应半径的基于密度的聚类算法(Density-Based Spatial Clustering of Application with Noise, DBSCAN),该方法根据每个数据点 x_i 周围的数据密度来调整 r , 可以使半径 r 随着数据点的密度变化而动态调整,从而更好地适应不同密度分布的数据。具体方法如下:

1) 初始化半径: 为某个数据点设定一个初始半径 r , 这个 r 可以是一个很小的值,后期会对 r 值进行调整;

2) 适应性调整: 根据每个数据点周围数据的密度和周围数据点来调整 r 值, 密度值可通过计算该点邻域内点的数量进行计算,密度计算公式为

$$density(x_i) = \sum_{j=1}^n K(d(x_i, x_j)), \quad (12)$$

式中: x_i 为计算密度的数据点; n 为数据集中的数据点数量; x_j 为数据集中的其他数据点; $d(x_i, x_j)$ 为数据点 x_i 与 x_j 之间的距离; $K(\cdot)$ 为一个核函数,用于对距离进行加权。利用公式计算出待测数据点的密度值之后,使用该点密度值和周围点密度值的比率来动态调整半径,

$$\rho_i = density(x_i) / (density(x_j)) \quad (i \neq j). \quad (13)$$

假设 ρ_i 为数据点 x_i 的密度比率,那么可以使用式(14)来调整搜索半径。

$$R = \frac{r}{\rho_i}, \quad (14)$$

式中: R 为数据点 x_i 调整后的搜索半径; ρ_i 为数据点 x_i 的密度比率, 表示该点的密度与周围点密度的比值。

式(14)的含义为: 如果某个数据点 x_i 的密度比率 ρ_i 较大, 则其调整后的搜索半径 R 将会较小, 从而在密度较高的区域更为集中; 反之, 如果密度比率较小, 则搜索半径 R 会相应增大, 以便在密度较低的区域更广泛地搜索。

3) 圆形领域生成: 按照调整后的 x_i 的半径 r , 以数据点 x_i 为圆心生成一个圆形邻域。

4) 计算圆形邻域的范围, 划定该范围内的所有点为一个聚类。

使用自适应半径的 DBSCAN 算法来对 SGMD 获得的初始分量进行聚类分析, 用来解决 SGMD 在初始分量重组时的参数敏感问题。

为了能够更好地捕捉这些初始分量之间的有效成分, 对长度为 n 的初始分量信号 x 和原信号 X 的相关性作为第一个特征值 $\rho_{(x,X)}$, 计算公式为

$$\rho_{(x,X)} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(X_i - \bar{X})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2}}, \quad (15)$$

式中: $\bar{x}$ 为信号 x 的均值。

在振动信号分析中, 峭度值可以提供有关振动信号频率分布特性的重要信息。峭度值的敏感性取决于信号的频率成分以及信号的分布形态, 尤其适用于检测异常或故障。峭度值的计算公式为

$$k = \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^4 - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}, \quad (16)$$

式中: n 为信号 x 的长度(样本中的数据点数量); x_i 为信号 x 中第 i 个数据点; s 为信号 x 的标准差。

根据相关性 $\rho_{(x,X)}$ 和峭度值 k 构建二维散点图, 使用自适应邻域半径的 DBSCAN 算法进行聚类分析, 得到 d 个簇类结果, 通过合并相应簇类中对应的信号进行重构, 从而确定最终的辛几何分量, 得到重构后的矩阵为

$$Y = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \cdots & Y_{1n} \\ Y_{21} & 1 & \cdots & Y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ Y_{d1} & Y_{d2} & \cdots & Y_{dn} \end{bmatrix}. \quad (17)$$

将重构后的矩阵按行展开, 即得到新的模态分量。

2 仿真信号分析实验

为了验证改进 SGMD 算法的有效性, 构建含噪仿真信号的表达式为

$$\begin{cases} x_1(t) = 2\sin(40\pi t) \times (1 + 0.5\sin(2\pi t)), \\ x_2(t) = 1.2\cos(25t), \\ x(t) = x_1(t) + x_2(t) + \text{Noise}, \end{cases} \quad (18)$$

式中: Noise 为信噪比为 -5 dB 的高斯白噪声。

含噪信号及其各组成分量的时域波形如图 1 所示。

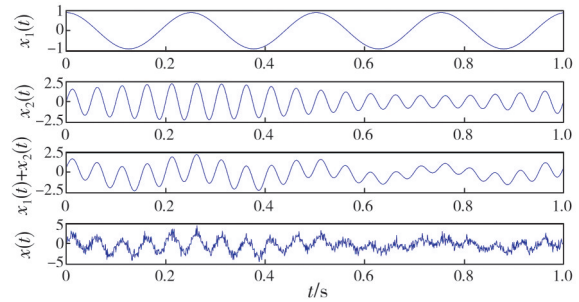


图 1 含噪声混合信号和分信号波形

Fig. 1 Mixed signals with noise and component signal waveforms

EEMD 分解含噪声混合信号 $x(t)$ 的结果如图 2 所示。

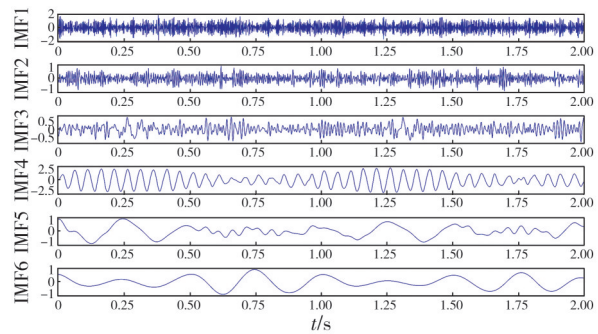


图 2 EEMD 分解结果

Fig. 2 EEMD decomposition results

从图 2 可以看出, EEMD 对于包含高频成分的信号无法精确分解出某些细节, 且依然存在模态混叠现象。图 3 为设置不同相关性阈值和 NMSE 下 SGMD 分解含噪声混合信号 $x(t)$ 的结果。

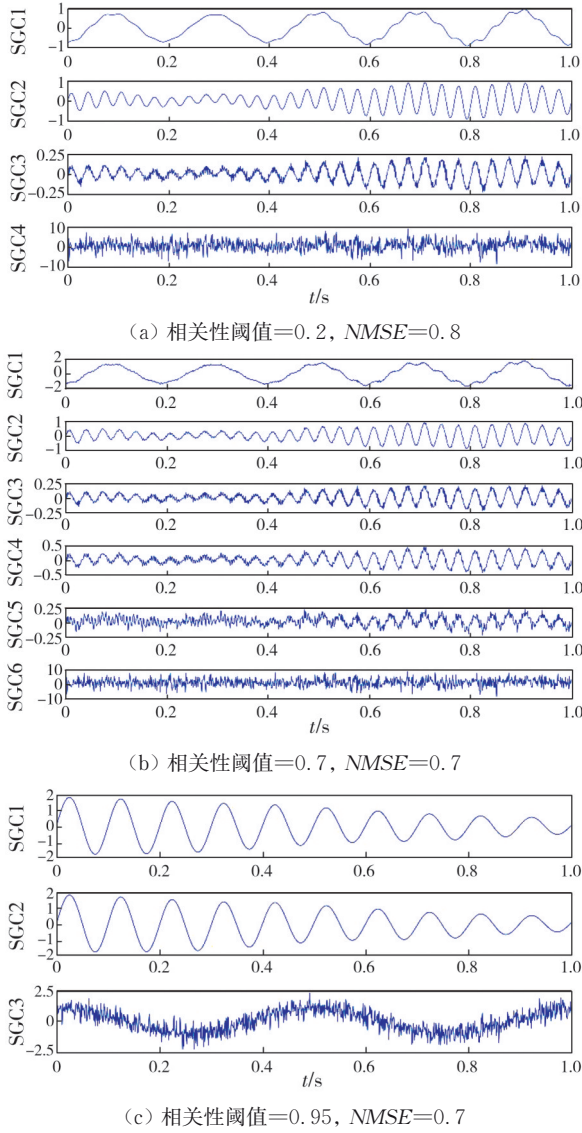


图 3 选取不同相关性阈值和 NMSE 值 SGMD 的分解结果
Fig. 3 Decomposition results for SGMD with different correlation thresholds and NMSE values

从图 3 可以看出, SGMD 因为参数选择的不同会得到不同的分解结果, 但是分解出的结果中没有很好地剥离噪声的影响, 并且如图 3(c) 所示, 当相关性阈值过大时, 无法将噪声与信号完全分离。使用 DBSCAN 和改进后的 DBSCAN 算法的分解结果如图 4 所示。

从图 4 中可以观察到, 选取不同的参数会导致最终得到的结果不同, 设置更小的密度半径结果如图 4(a) 所示, 这样的确能减少噪声点带来的影响, 但是会形成更多的聚类分类, 而设置密度半径过大时, 分解结果如图 4(c) 所示, 信号中的有效分量又会被淹没在噪声中。自适应 DBSCAN 的聚类并不需要手动设置密度半径, 避免了分类结果对于参数的敏感问题, 验证了使用自适应 DBSCAN 方法对

SGMD 初始分量进行聚类分析重构的有效性。

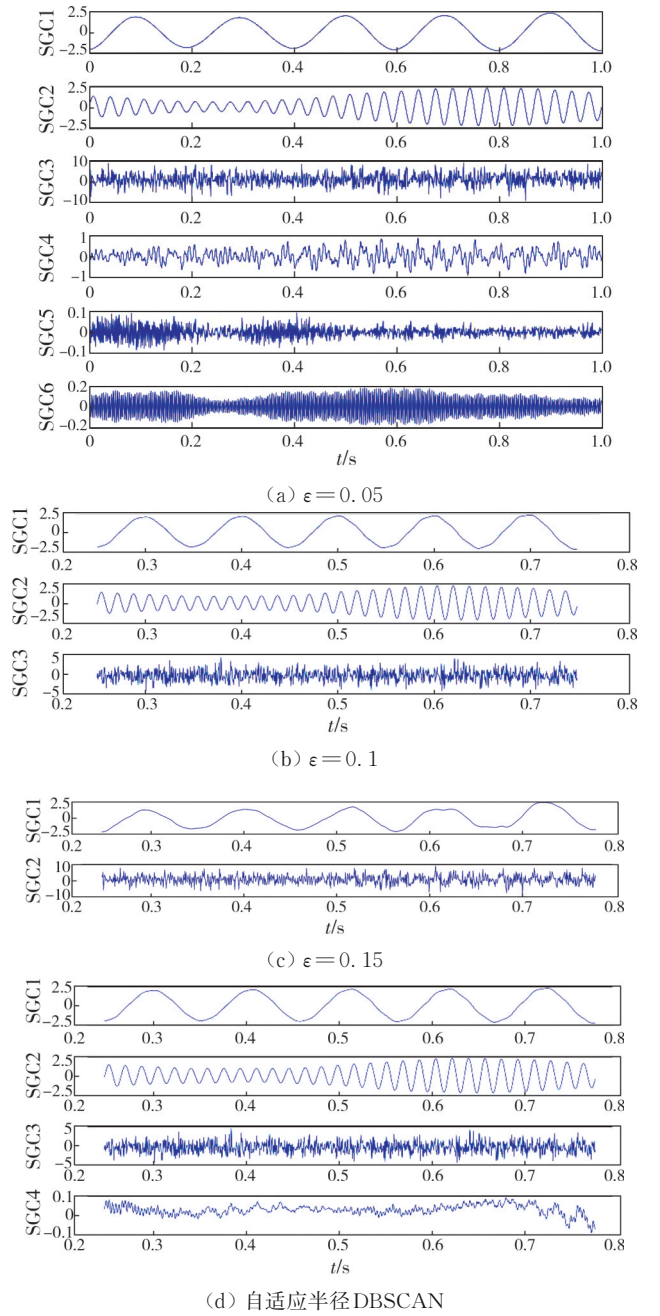


图 4 不同参数的 DBSCAN 算法和自适应 DBSCAN 算法分解结果
Fig. 4 Decomposition results from DBSCAN with varying parameters and adaptive DBSCAN

计算不同相关性阈值的 SGMD 分解重构信号和改进 SGMD 分解重构信号的信噪比, 信噪比计算公式为

$$SNR = 10 \lg(\sigma_x^2 / \sigma_n^2), \quad (19)$$

式中: σ_x 和 σ_n 分别为无噪信号和含噪信号的标准差。

EEMD、不同参数 SGMD 与改进 SGMD 分解得到的信号信噪比如表 1 所示。表 1 中 SGMD 方法列出了 100 组实验的 3 组参数组合。当相关性

阈值设置为0.7, NMSE值为0.7时, 所选参数组合下得到的信号信噪比为最高值; 而当相关性阈值为0.95, NMSE值为0.7时, 所得到的信号信噪比为所有参数组合中的最小值。

表1 不同参数SGMD与改进SGMD分解重构信号的信噪比

Tab. 1 Signal-to-noise ratio of decomposed and reconstructed signals using different parameter SGMD and improved SGMD

方法	相关性阈值	NMSE	SNR/dB
EEMD	—	—	10.62
SGMD	0.2	0.8	11.94
	0.7	0.7	17.22
	0.95	0.7	1.60
改进SGMD	—	—	22.90

从表1中可以看到, 不同参数对SGMD的分解结果影响很大, 并且参数的选取没有规律性。经过改进SGMD分解的信号不需要选择参数, 信噪比最高, 去噪效果最好。

3 实验验证分析

为了进一步验证改进SGMD算法的有效性,

采用实验台获得数据验证改进算法的有效性和优越性, 实验数据来自模拟轴承故障实验平台。模拟实验所用滚动轴承型号为HRB NU2206EM, 在内圈切割一条宽1 mm的裂痕和在外圈加工一个半径0.5 mm的孔来模拟滚动轴承断裂故障。在实验中, 利用恩德福克加速度传感器7 240 C采集加速度振动信号, 电机转速为1 000 r/min, 采样频率为51 200 Hz。模拟轴承故障实验平台如图5所示。

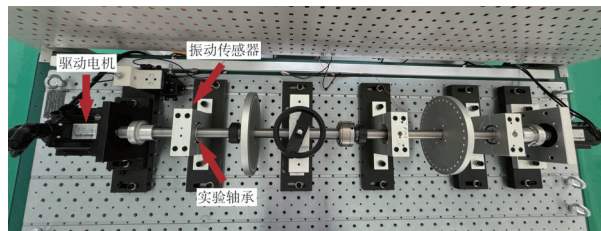


图5 滚动轴承模拟实验平台

Fig. 5 Rolling bearing simulation test platform

实验采集到正常信号、内圈故障信号和外圈故障信号的时域波形如图6所示。

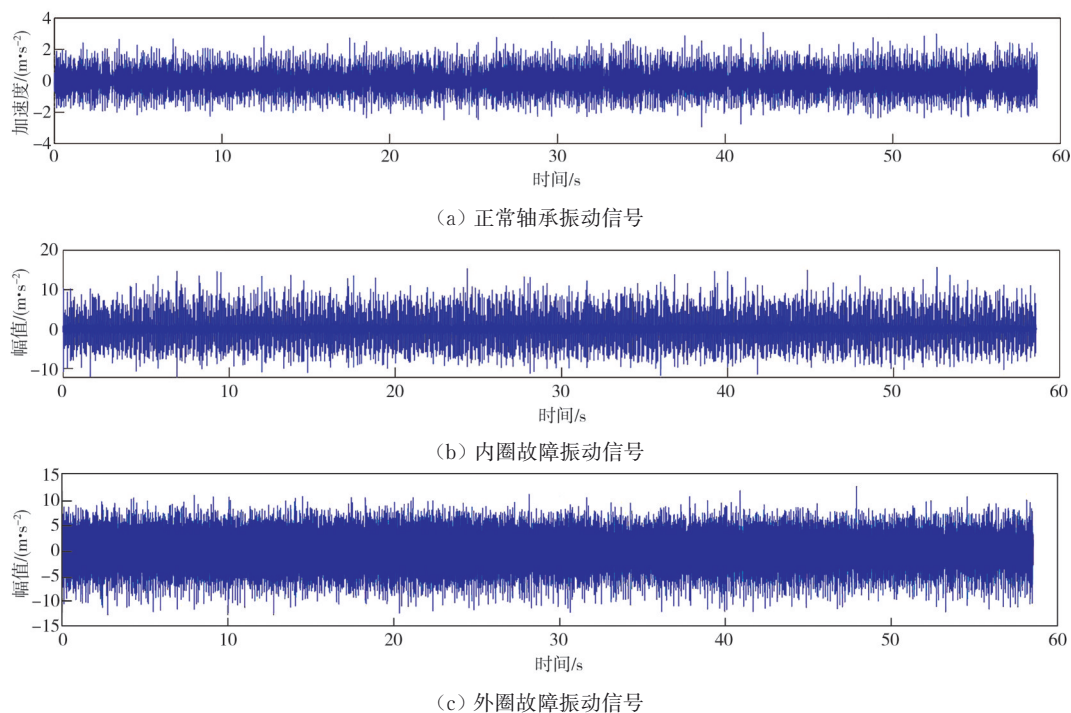


图6 实验信号时域波形图

Fig. 6 Time-domain waveform, spectrum, and envelope spectrum of the experimental signal

当故障信息受到其他信号的干扰, 反映故障特征的冲击信号也会被噪声掩盖。因此, 为了准确诊断轴承故障, 需要对信号进行深入分析, 提取有效的故障特征信息。

将实验采集到的正常、内圈故障、外圈故障的数据进行改进SGMD分解处理后, 通过短时傅

里叶变换生成特征图像。使用Alexnet卷积神经网络进行轴承故障诊断, 选择正常、内圈故障、外圈故障数据各1 484组, 训练集、验证集、测试集的比例为6:2:2。对实验信号进行短时傅里叶变换的图像如图7所示, 对EEMD分解重构信号进行短时傅里叶变换后的图像如图8所示, 对

SGMD分解重构信号进行短时傅里叶变换后的图像如图 9 所示,对改进 SGMD 分解重构信号进行短时傅里叶变换后的图像如图 10 所示。

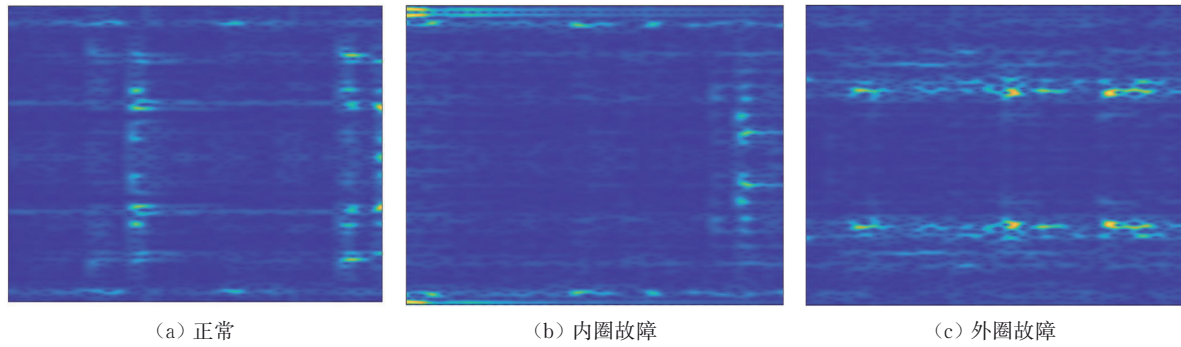


图 7 原信号时频图像

Fig. 7 Time-frequency image of original signal

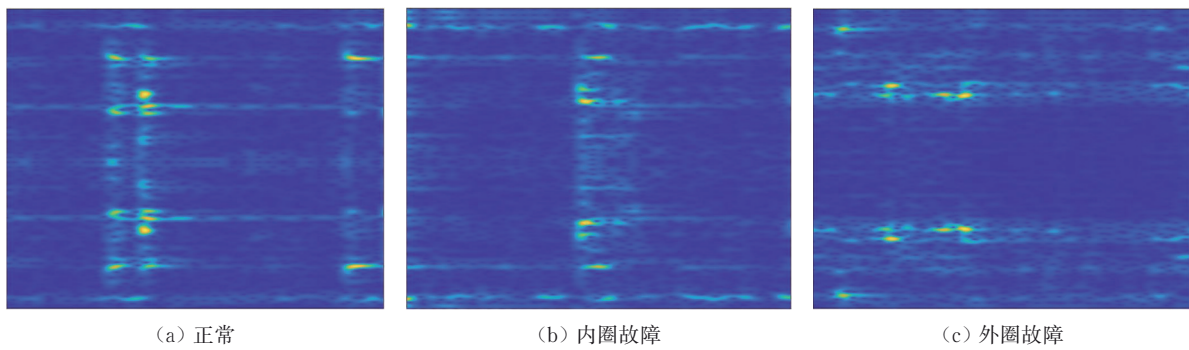


图 8 EEMD 分解重构信号时频图像

Fig. 8 Spectrogram of EEMD-reconstructed signal

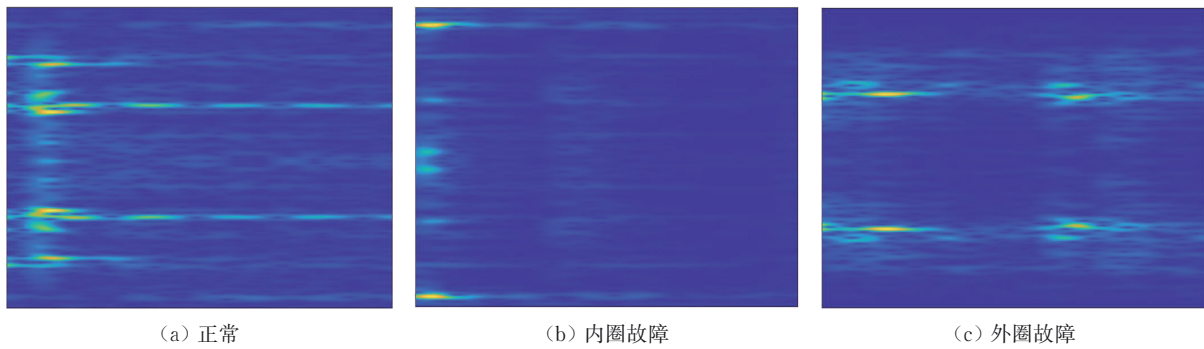


图 9 SGMD 分解重构信号时频图像

Fig. 9 Spectrogram of SGMD-reconstructed signal

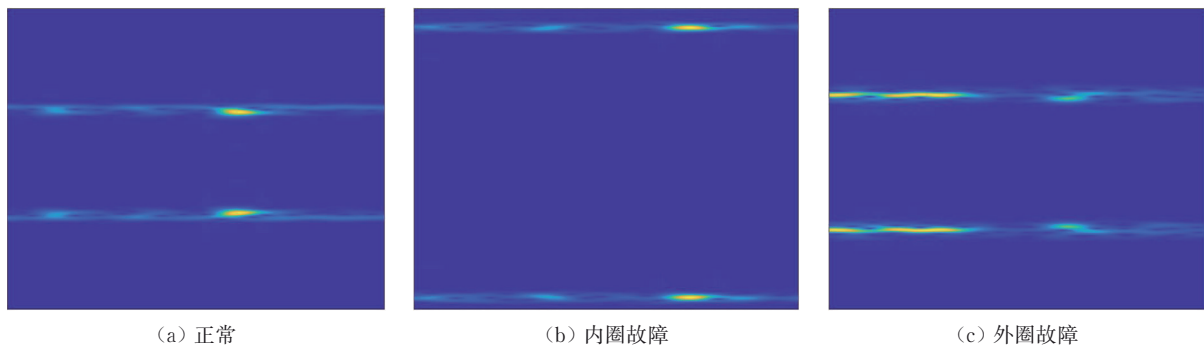
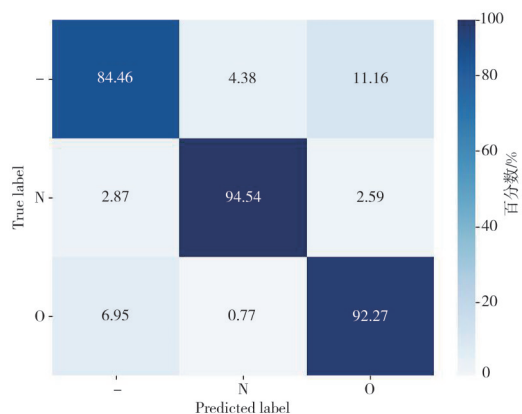


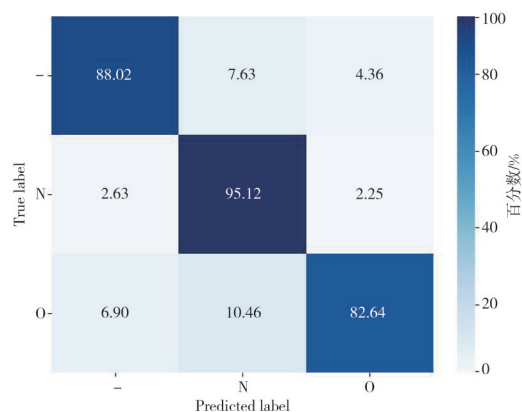
图 10 改进 SGMD 分解重构信号时频图像

Fig. 10 Spectrogram of enhanced SGMD-reconstructed signal

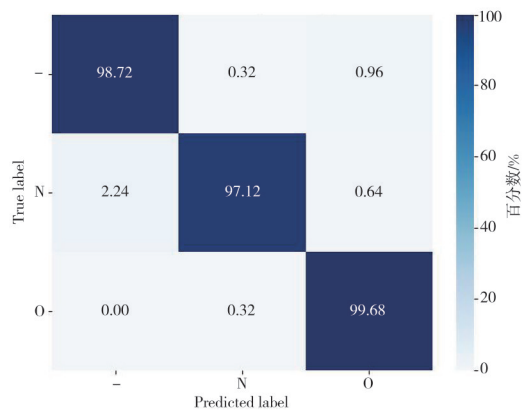
从图 7~图 10 对比中可以看出, 经过改进 SGMD 重构后的信号在短时傅里叶变换处理后, 不仅保留了原始信号的特性, 而且进一步突显了其独特的特征。将不同振动信号预处理方法得到的数据集的训练集和验证集输入 Alexnet 网络训练, 在测试集上进行轴承故障诊断, 实验得到的混淆矩阵如图 11 所示。图 12 为 3 种方法故障诊断结果比较。



(a) EEMD-STFT 分类结果



(b) SGMD-STFT 分类结果



(c) 改进 SGMD-STFT 分类结果

图 11 3 种方法分类结果

Fig. 11 Classification results of three methods

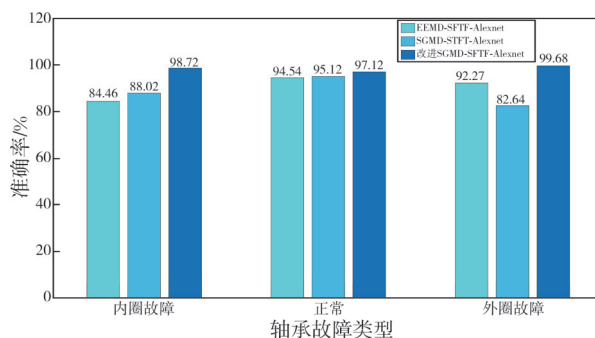


图 12 3 种方法故障诊断结果的比较

Fig. 12 The comparison of fault diagnosis results between the three methods

从图 11 和图 12 中可以看出, 改进 SGMD 分解的信号在故障识别中具有非常高的准确率, 改进 SGMD-STFT-AlexNet 在内圈故障、外圈故障和正常状态的诊断准确率分别达到 98.72%、99.68% 和 97.12%, 并且改进 SGMD-STFT-AlexNet 对各类故障的误判率均显著降低, 整体平均值较 EEMD 和 SGMD 方法提升 14.26% 和 10.16%。其中, 外圈故障的特征可辨识度最优, 相比 SGMD 和 EEMD, 改进 SGMD 在本实验中的各类故障诊断中均具有更高的准确率。实验结果表明, 改进 SGMD 方法能有效地降噪和增强特征, 可准确诊断出轴承故障。

4 结 论

本文提出了一种基于自适应半径 DBSCAN 的改进 SGMD 方法, 主要结论如下:

1) 针对传统 DBSCAN 算法在振动信号中密度阈值固定导致聚类失效的问题, 提出基于密度的自适应邻域半径调整机制, 通过核心点密度分布动态匹配信号特征尺度, 实现故障冲击成分的提取;

2) 针对 SGMD 算法参数敏感性问题, 将自适应 DBSCAN 融入 SGMD 分解框架, 通过核心点邻域密度, 有效克服人工阈值设定的局限性;

3) 对不同位置故障的对比实验结果表明, 所提改进 SGMD 方法与 SGMD 和 EEMD 相比, 结合短时傅里叶变换和 AlexNet 网络故障诊断率更高, 验证了所提方法的有效性。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors declare no relevant conflict of interests.

参考文献

- [1] LIU P J, GUO Z C, HE L, et al. Fault diagnosis method of AC motor rolling bearing based on heterogeneous data fusion of current and infrared image [J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2024, 15(4): 558-570.
- [2] 梁子寅, 刘向东, 卢宗慧, 等. 滚动轴承故障诊断分析方法研究综述[J]. 制造业自动化, 2023, 45(5): 172-175.
LIANG Ziyin, LIU Xiangdong, LU Zonghui, et al. A review of research on rolling bearing fault diagnosis and analysis methods [J]. Manufacturing Automation, 2023, 45(5): 172-175. (in Chinese)
- [3] 朱良玉, 崔倩文, 陶林, 等. 滚动轴承故障定量诊断方法综述[J]. 轴承, 2023(2): 1-11.
ZHU Liangyu, CUI Qianwen, TAO Lin, et al. Review of quantitative diagnosis methods for rolling bearing faults [J]. Bearing, 2023 (2): 1-11. (in Chinese)
- [4] LEI Y, LIN J, HE Z, et al. A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1/2): 108-126.
- [5] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.
- [6] ABDOOS A A. A new intelligent method based on combination of VMD and ELM for short term wind power forecasting[J]. Neurocomputing, 2016, 203: 111-120.
- [7] REHMAN N U, AFTAB H. Multivariate variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(23): 6039-6052.
- [8] LI Y, XU M, WANG R, et al. A fault diagnosis scheme for rolling bearing based on local mean decomposition and improved multiscale fuzzy entropy [J]. Journal of Sound and Vibration, 2016, 360: 277-299.
- [9] 林森, 靳行, 王延翠. 迭代辛几何模态分解的高速列车轴承故障诊断[J]. 振动工程学报, 2020, 33(6): 1324-1331.
- LIN Sen, JIN Hang, WANG Yancui. High speed train bearings fault diagnosis of iteration symplectic geometry mode decomposition [J]. Journal of Vibration Engineering, 2020, 33 (6): 1324-1331. (in Chinese)
- [10] 潘海洋. 基于辛几何模态分解和支持矩阵机的机械故障诊断方法[D]. 长沙: 湖南大学, 2019.
- [11] 陈志刚, 杜小磊, 王衍学. 增强辛几何模态分解和自组织自编码卷积网络的电机轴承工况识别[J]. 振动工程学报, 2022, 35(4): 958-968.
CHEN Zhigang, DU Xiaolei, WANG Yanxue. Motor bearing condition identification of enhanced symplectic geometric mode decomposition and self-organizing auto-encoder convolution network [J]. Journal of Vibration Engineering, 2022, 35 (4): 958-968. (in Chinese)
- [12] 李加伟, 张永祥, 刘树勇, 等. 改进辛几何模态分解的滚动轴承故障特征提取[J]. 机械设计与制造, 2023(10): 81-86.
LI Jiawei, ZHANG Yongxiang, LIU Shuyong, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on improved symplectic geometric modal decomposition [J]. Machinery Design & Manufacture, 2023 (10): 81-86. (in Chinese)
- [13] KUKAVICA I, ROBINSON J C. Distinguishing smooth functions by a finite number of point values, and a version of the Takens embedding theorem [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 2004, 196 (1/2): 45-66.
- [14] 邹红星, 戴琼海, 李衍达, 等. 行(或列)对称矩阵的QR分解[J]. 中国科学(A辑), 2002, 32(9): 842-849.
ZOU Hongxing, DAI Qionghai, LI Yanda, et al. QR decomposition of row (or column) symmetric matrix [J]. Science in China (Ser A), 2002, 32 (9): 842-849. (in Chinese)