

# 基于 ISGMD-CMAE 的滚动轴承 复合故障特征提取方法

李颖<sup>1</sup>, 于家奇<sup>1</sup>, 吴仕虎<sup>2</sup>, 巴鹏<sup>1</sup>, 马小英<sup>1</sup>

(1. 沈阳理工大学 机械工程学院, 沈阳 110159; 2. 天门职业学院 职业技术教育中心, 湖北 天门 431700)

**摘要:** 滚动轴承复合故障信号具有非线性和不确定性的特点, 且信号中含有噪声, 直接提取故障特征存在困难, 为此提出一种基于改进辛几何模态分解 (ISGMD) 和复合多尺度注意熵 (CMAE) 的滚动轴承复合故障特征提取方法 (ISGMD-CMAE)。针对辛几何模态分解 (SGMD) 方法中分解信号分量过多, 导致信号特征过于分散, 无法进行有效提取的问题, 采用聚类算法对信号分量进行处理, 依据相关系数和峭度构成的综合评价指标筛选分量重构信号, 以突出故障特征; 针对多尺度注意熵 (MAE) 方法在提取时序信号过程中会造成信息损失的问题, 采用熵值稳定性较好的 CMAE 方法准确全面地提取故障信号。实验结果表明, 本文提出的 ISGMD-CMAE 方法能够精准地对滚动轴承复合故障特征进行提取, 为滚动轴承故障诊断提供了一种新思路。

**关键词:** 滚动轴承; 故障特征; 辛几何模态分解; 多尺度注意熵

**中图分类号:** TH133.33; TP277 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1003-1251.2025.03.012

## Compound Fault Feature Extraction Method for Rolling Bearing Based on ISGMD-CMAE

LI Ying<sup>1</sup>, YU Jiaqi<sup>1</sup>, WU Shihu<sup>2</sup>, BA Peng<sup>1</sup>, MA Xiaoying<sup>1</sup>

(1. Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China; 2. Tianmen Vocational College, Tianmen 431700, China)

**Abstract:** The compound fault signal of rolling bearings exhibits nonlinear and uncertain characteristics, often accompanied by noise, which makes harder the direct extraction of fault features. To address the challenge of extracting compound fault features in rolling bearings, a novel method is proposed, which integrates improved symplectic geometric mode decomposition (ISGMD) with complex multi-scale attention entropy (CMAE). To address the issue of excessive signal component decomposition in symplectic geometry mode decomposition (SGMD) method, which leads to overly dispersed signal features and hinder effective extraction, clustering algorithms is employed to process the signal components. The components are then filtered and the signal is reconstructed based on a comprehensive evaluation index composed of correlation coefficient and kurtosis, in order to highlight fault features. To solve the problem of information loss during the extraction of time-series signals using multi-scale attention entropy (MAE) method, adopt CMAE method is

收稿日期: 2024-09-01

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51934002); 辽宁省教育厅青年科技人才“育苗”项目 (LJKZ0259); 辽宁省属本科高校基本科研业务费专项资金资助项目 (LJ212410144039)

作者简介: 李颖 (1986—), 女, 副教授, 博士。

adopted, which has better entropy stability, to accurately and comprehensively extract fault signals. Experimental data analysis demonstrates that the ISGMD-CMAE method can effectively extract the compound fault features of rolling bearings, offering an innovative approach in the field of fault feature extraction of rolling bearing.

**Key words:** rolling bearing; fault characteristics; symplectic geometric mode decomposition; multi-scale attention entropy

滚动轴承是机械系统中重要且关键的零部件,通常位于机械结构内部,其发生故障时难以直接诊断,而机械故障中由滚动轴承引起的故障占45%~55%<sup>[1-3]</sup>。全面准确地提取故障信号特征是故障诊断的关键步骤,滚动轴承工作环境复杂、具有多种故障模式,故障信号具有非平稳性且受到复杂的噪声干扰,其故障特征提取较为困难。因此,对滚动轴承复合故障特征提取方法进行深入研究具有重要的理论和现实意义。

熵作为度量时序信号复杂性的重要工具,在故障特征提取领域应用广泛<sup>[4]</sup>。常见的熵有近似熵<sup>[5]</sup>、样本熵<sup>[6]</sup>、排列熵<sup>[7]</sup>、模糊熵<sup>[8]</sup>和样本分位数排列熵<sup>[9]</sup>等。卞东学等<sup>[5]</sup>提出了基于近似熵的轴承故障特征提取方法,但因时序信号复杂,计算量较大,故障特征提取速度过慢。样本熵是对近似熵进行的改进,周付明等<sup>[10]</sup>采用样本熵分析方法成功提取了旋转机械的故障特征,但其故障特征提取速度仍较慢。与样本熵相比,排列熵提取特征效率明显提升,雷沁瑜<sup>[11]</sup>利用排列熵成功提取了滚动轴承的故障特征,但其忽略了时序信号振幅的差异性,提取特征不全面。肖俊青等<sup>[12]</sup>采用模糊熵分析方法准确提取了轴承故障信息,但该方法会造成故障信息的损失,故障特征提取不充分。潘云杰等<sup>[13]</sup>采用平滑先验分析和样本分位数排列熵分析方法提取了滑动轴承故障振动信号特征,但该方法在处理线性或规则性较强的数据时效果欠佳。为解决上述方法存在的问题, Yang 等<sup>[14]</sup>提出了注意熵(AE)分析方法,该方法侧重于信号峰值点间隔的频率分布,具有参数少、提取特征速度快和抗干扰能力强等优点。上述各熵分析方法均从单一尺度进行分析,可能会遗漏时序信号信息。Li 等<sup>[15]</sup>提出了多尺度注意熵(MAE)分析方法,并成功用于往复压缩机的故障诊断,与前述方法相比,MAE方法从多尺度进行分析,一定程度上提高了故障诊断准确率,但该方法在粗粒化过程中也会随着尺度因子的增大,遗漏部分信息,仍无法全面提取时序信号特征,为此本文对MAE进行改进,提出复合多尺度注意熵

(complex multi-scale attention entropy, CMAE)。

在采用CMAE提取故障特征之前需对故障振动信号进行分解,使提取的故障特征能真实反映故障状态。常见的信号分解方法中经验模态分解(EMD)<sup>[16]</sup>、局部均值分解(LMD)<sup>[17]</sup>和集合经验模态分解(EEMD)<sup>[18]</sup>等存在模态混叠现象,干扰分解结果;变分模态分解(VMD)<sup>[19]</sup>方法则需要人为设定模态个数;潘海洋<sup>[20]</sup>提出的辛几何模态分解(SGMD)方法虽可解决模态混叠对分解结果的干扰问题,且能够自主确定有关参数,但该方法分解信号时分量过多,信号特征过于分散,无法进行特征的有效提取<sup>[21]</sup>。因此,本文提出改进的辛几何模态分解(improved symplectic geometric mode decomposition, ISGMD)方法,采用聚类算法对信号分量进行处理,选取相关系数和峭度构成综合评价指标,筛选分量重构信号,以突出故障特征。

本文提出一种基于ISGMD-CMAE的故障特征提取方法,用于提取滚动轴承复合故障信号中的关键信息。首先对原始信号进行预处理,通过ISGMD对滚动轴承的异常振动或声音信号进行分析与转换,以更好地体现其故障特征;然后利用CMAE方法提取故障信号特征;最后通过故障诊断模型对滚动轴承故障进行智能诊断,验证本文ISGMD-CMAE方法的有效性。

## 1 ISGMD方法

采用ISGMD方法进行信号分解的具体步骤如下。

首先根据Takens嵌入定理将采集的一维信号 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  ( $n$ 为故障信号 $\mathbf{x}$ 的数据长度)构造为多维信号矩阵 $\mathbf{X}$ ,即

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+q} & \cdots & x_{1+(d-1)q} \\ x_2 & x_{2+q} & \cdots & x_{2+(d-1)q} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_m & x_{m+q} & \cdots & x_{m+(d-1)q} \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $q$ 为延迟时间,当 $q$ 过大时,会造成时序信

号信息缺失,故取  $q = 1$ ;  $d$  为嵌入维数,其值由式(2)确定<sup>[22]</sup>;  $m$  为矩阵  $X$  的秩,  $m = n - (d - 1)q$ 。

$$d = \begin{cases} n/3, & f_{\max}/f_s < 10^{-3} \\ 1.2 \times (f_s/f_{\max}), & f_{\max}/f_s \geq 10^{-3} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $f_s$  为采样频率;  $f_{\max}$  为信号  $x$  的功率谱密度中最大主峰对应的频率。

然后对矩阵  $X$  进行自相关分析,得到矩阵  $G$ 。

$$G = X^T X \quad (3)$$

因此,Hamilton 矩阵  $J$  可表示为

$$J = \begin{bmatrix} G & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -G^T \end{bmatrix} \quad (4)$$

对式(4)进行辛几何相似变换,令  $Q = J^2$ ,得到含辛几何矩阵  $L$  的表达式为

$$L^T Q L = \begin{bmatrix} N & R \\ \mathbf{0} & N^T \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中:  $N$  为上三角矩阵;  $R$  为一个构造的矩阵,先

构造一个 Householder 矩阵  $P$ ,则  $R = \begin{bmatrix} P & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & P \end{bmatrix}$ ,可证明矩阵  $R$  亦为 Householder 矩阵<sup>[23]</sup>。

若矩阵  $G$  的特征值为  $\lambda_i^{0.5}$  ( $i = 1, 2, \dots, d$ ),则可推知  $N$  的特征值为  $\lambda_i$ ,矩阵  $N$  与  $G$  的特征向量相关,可通过变换将  $N$  映射到  $G$ 。矩阵  $P$  作为中间变量,保留了原始信号特性,对  $G^2$  进行分解可得到特征向量矩阵  $P$ ,由  $P$  的各单分量矩阵  $P_i$  ( $i = 1, 2, \dots, d$ ) 和多维信号矩阵  $X$  计算得到矩阵  $S$ ,其各单分量矩阵  $S_i$  ( $i = 1, 2, \dots, d$ ) 为

$$S_i = P_i^T X^T \quad (6)$$

重构矩阵  $Z$  由单分量矩阵  $Z_i$  ( $i = 1, 2, \dots, d$ ) 组成,  $Z_i$  计算式为

$$Z_i = P_i S_i \quad (7)$$

进一步对  $Z_i$  进行对角平均化处理。矩阵  $Z_i$  中各元素表示为  $Z_{ij}$  ( $1 \leq i \leq d, 1 \leq j \leq m$ ),  $Z^*$  为矩阵  $Z$  的伴随矩阵,  $Z^*$  中各元素表示为  $Z_{ij}^*$ 。若  $m < d$ ,  $Z_{ji}^* = Z_{ij}$ ; 否则,  $Z_{ij}^* = Z_{ji}$ 。经对角平均化处理后得到一维时序信号  $Y_i = (y_1, y_2, \dots, y_k, \dots, y_n)$ ,  $y_k$  表达式为

$$y_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{p=1}^k Z_{p,k-p+1}^*, & 1 \leq k < d^* \\ \frac{1}{d^*} \sum_{p=1}^k Z_{p,k-p+1}^*, & d^* \leq k < m^* \\ \frac{1}{n-k+1} \sum_{p=k-m^*+1}^{n-m^*+1} Z_{p,k-p+1}^*, & m^* \leq k \leq n \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $d^* = \min(m, d)$ ;  $m^* = \max(m, d)$ 。对矩阵  $Z$

各分量进行对角平均化处理,得到  $d$  组初始分量信号  $Y_1, Y_2, \dots, Y_d$ , 分量信号总和  $Y$  为

$$Y = Y_1 + Y_2 + \dots + Y_d \quad (9)$$

通过聚类算法对  $Y$  进行重组:先将  $Y$  视作一个聚类中心  $u_i$  ( $1 \leq i \leq d$ ), 构建聚类集合  $U = (u_1, u_2, \dots, u_d)$ ; 再计算每个聚类对  $(u_i, u_\xi)$  ( $1 \leq \xi \leq d$ ) 的综合相似度,选出综合相似度最大的聚类对,并合并成新的聚类分量,同时合并所对应的分量信号,将分量信号整理为新信号  $Y_a$ , 构建新聚类集合  $U_a = (u_1, u_2, \dots, u_{d-1})$ ; 执行该聚类过程,直至达到指定的分组数量  $e$  为止。在该过程中将数据集划分为  $e$  个不同的簇群,这些簇群对应的辛几何特征表示为  $Y'_h$  ( $1 \leq h \leq e$ ), 则

$$Y' = Y'_1 + Y'_2 + \dots + Y'_e \quad (10)$$

最后通过综合评价指标  $I$  对信号重构分量进行筛选,评价指标  $I$  的计算式为

$$I = g_1 K + g_2 r \quad (11)$$

式中:  $g_1$  和  $g_2$  为比例系数,  $g_1 \in [0, 1]$ ,  $g_2 \in [0, 1]$ ,  $g_1 + g_2 = 1$ ;  $K$  为峭度;  $r$  为相关性系数。  $K$  与  $r$  的计算表达式为

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{\varepsilon=1}^n x_\varepsilon^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{\varepsilon=1}^n x_\varepsilon^2\right)^2} \quad (12)$$

$$r = \frac{\sum_{\varepsilon=1}^n (x_\varepsilon - \bar{x}) \sum_{\varepsilon=1}^n (y_\varepsilon - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{\varepsilon=1}^n (x_\varepsilon - \bar{x})^2 \sum_{\varepsilon=1}^n (y_\varepsilon - \bar{y})^2}} \quad (13)$$

式中:  $y_\varepsilon$  表示  $Y'_h$  中第  $\varepsilon$  个样本的值;  $\bar{x}$  和  $\bar{y}$  分别为  $x$  和  $Y'_h$  中各元素的平均值。

## 2 CMAE 方法

采用 CMAE 方法提取故障信号特征步骤如下。

首先将长度为  $n$  的时序信号分为  $\tau$  个子时序信号,表达式为

$$Y_\tau^\beta = \{x_\beta, x_{\beta+\tau}, x_{\beta+2\tau}, \dots, x_{\beta+\tau[(n-\beta)/\tau]}\} \quad (14)$$

式中:  $\tau$  为尺度因子,取值范围为  $[1, n]$ ;  $Y_\tau^\beta$  为  $\tau$  尺度下第  $\beta$  个子序列信号,  $\beta \in [1, \tau]$ 。

然后将信号中局部峰值点的  $\{\min\text{-min}\}$ 、 $\{\min\text{-max}\}$ 、 $\{\max\text{-min}\}$  和  $\{\max\text{-max}\}$  4 种排布方式定为关键点,确定间隔点种类数目<sup>[23]</sup>, 计算关键点的香农熵  $H_{\min\text{-min}}(x)$ 、 $H_{\min\text{-max}}(x)$ 、 $H_{\max\text{-min}}(x)$  和  $H_{\max\text{-max}}(x)$ 。故障信号  $x$  的香农熵  $H(x)$  计算

公式<sup>[23]</sup>为

$$H(x) = - \sum_{g=1}^b p(x) \log_2 p(x) \quad (15)$$

式中: $p(x)$ 为 $x$ 发生的概率; $b$ 为间隔点种类数目。

将4种关键点的香农熵平均值定义为注意熵(AE),将各子时序信号注意熵的平均值定义为复合注意熵(CAE),各尺度的复合注意熵集定义为复合多尺度注意熵(CMAE)。 $\tau$ 尺度下的复合注意熵CAE( $\tau$ )计算表达式为

$$CAE(\tau) = \frac{1}{\tau} \sum_{\beta=1}^{\tau} AE(Y_{\tau}^{\beta}) \quad (16)$$

式中AE( $Y_{\tau}^{\beta}$ )表示子时序信号 $Y_{\tau}^{\beta}$ 的注意熵。

$\tau=3$ 时CMAE方法的粗粒化处理过程如图1所示,图中 $M$ 为趋近于无穷大的任意整数。MAE方法的粗粒化是在原始时序信号的基础上间隔三个元素( $\tau=3$ 时)选取信号分量,构成新的时序信号;CMAE方法则采用多次粗粒化处理,每次粗粒化后,时序信号序列均向后平移一个单位,以此避免MAE方法在提取时序信号过程中的信息损失问题。

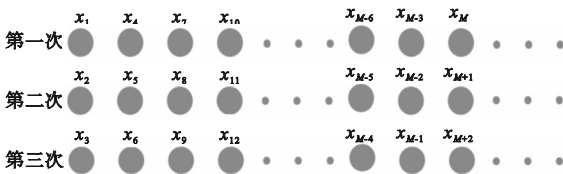


图1  $\tau=3$ 时CMAE方法的粗粒化处理过程

Fig.1 Coarse-graining treatment process of CMAE with  $\tau=3$

### 3 基于ISGMD-CMAE的滚动轴承故障特征提取

#### 3.1 滚动轴承故障数据获取

本文采用的滚动轴承复合故障数据源于XJ-TU-SY滚动轴承试验数据集<sup>[24]</sup>,试验所用平台如图2所示。滚动轴承信号采集系统由两个加速度传感器和一个测试轴承组成。采用双重传感技术进行滚动轴承性能评估,即在轴承的水平轴线和垂直轴线上各部署一个高精度的加速度测量装置,用于捕捉轴承的振动信号,并通过信号采集装置获取振动数据。采样频率 $f_s$ 设置为25.6 kHz,采样时间间隔 $\Delta t$ 设置为60 s,每组数据的采样时间 $t$ 为1.28 s。参与测试的滚动轴承型号为LDK UER204,其基本参数如表1所示。

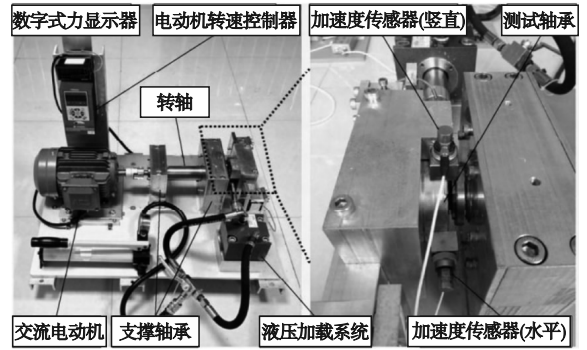


图2 滚动轴承试验台

Fig.2 Rolling bearing test bench

表1 滚动轴承基本参数

Table 1 Basic parameters of rolling bearings

参数	数值
内圈滚动直径 $d_i$ /mm	29.30
外圈滚动直径 $d_o$ /mm	39.80
轴承中径 $D$ /mm	34.55
滚动体直径 $d$ /mm	7.92
滚珠数 $z$ /个	8
接触角 $\alpha$ /( $^\circ$ )	0

本实验选用两种滚动轴承工况:工况1为滚动轴承内圈、外圈出现故障,转速2 100 r/min,径向力12 kN;工况2为内圈、外圈、滚动体及保持架出现故障,转速2 400 r/min,径向力10 kN。

通过理论故障频率计算<sup>[25]</sup>可知:工况1条件下,滚动轴承内圈、外圈理论故障频率分别为 $f_i = 172.09$  Hz、 $f_o = 107.91$  Hz;工况2条件下,内圈、外圈、滚动体及保持架的理论故障频率分别为 $f_i = 196.67$  Hz、 $f_o = 123.33$  Hz、 $f_r = 165.31$  Hz、 $f_c = 15.42$  Hz。

#### 3.2 实验验证

##### 3.2.1 ISGMD-CMAE 特征提取过程

首先通过加速度传感器、信号采集器搭建滚动轴承故障信号采集系统,并采集滚动轴承故障信号;然后采用ISGMD方法对采集的滚动轴承复合故障信号进行分解,得到多个信号分量,并采用综合评价指标对分量进行筛选;再采用CMAE方法计算经过处理后的滚动轴承故障信号CMAE熵值,并构成CMAE特征集;最后采用故障诊断模型进行滚动轴承故障诊断。

##### 3.2.2 滚动轴承复合故障信号分解

图3所示为采用SGMD方法分解滚动轴承内外圈复合故障信号得到的8组信号分量(SGC1~SGC8)时域图。由图3可以看出,信号

噪声较大,无法得到滚动轴承故障信号的周期性

等关键信息。

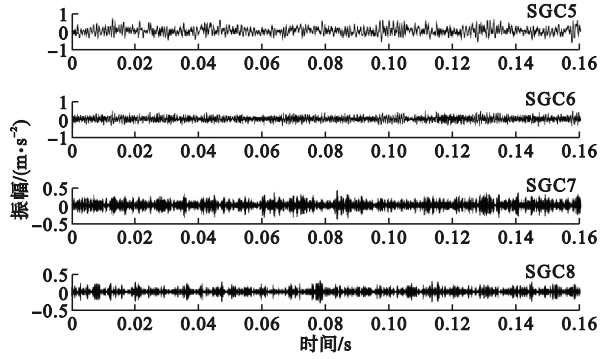
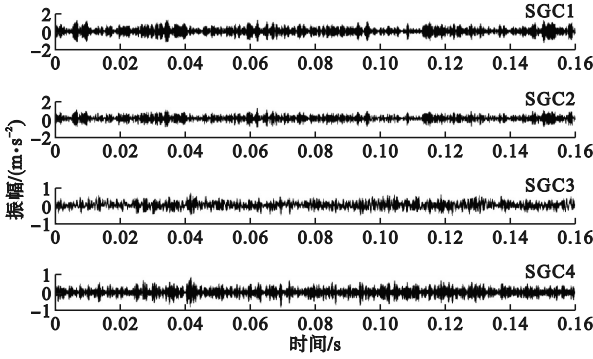


图3 采用 SGMD 方法分解滚动轴承内外圈复合故障信号时各分量的时域图

Fig.3 Time-domain plots of each component when decomposing the composite fault signal of the inner and outer rings of rolling bearings using the SGMD method

为进一步得到滚动轴承内圈和外圈故障的频率,采用包络谱对信号分量进行分析,结果如图4所示。由图4可明显看出:由于分量数目较多,导致各分量所包含的故障特征均较微弱,从中有效

地提取故障信息较为困难。为避免实验结果的偶然性,使用 SGMD 方法处理滚动轴承的内圈、外圈、滚动体和保持架复合故障信号,结果表明,同样无法得到有效信息。

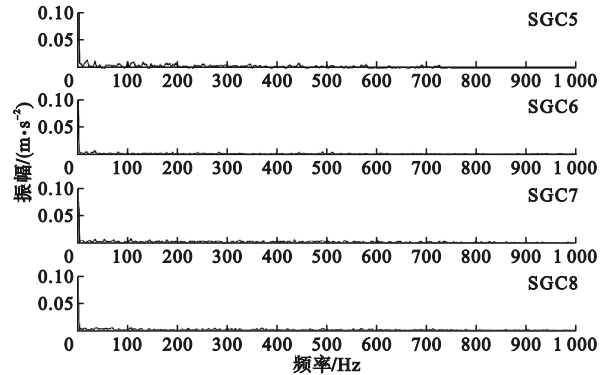
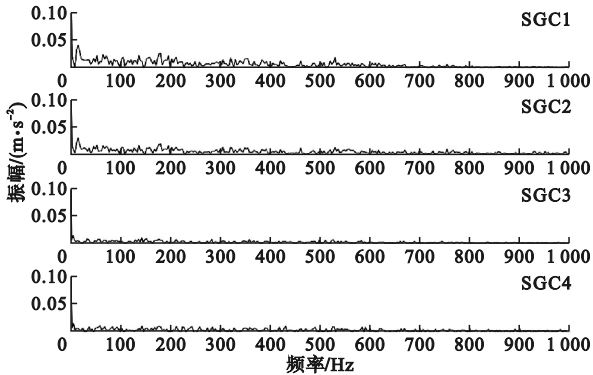


图4 采用 SGMD 方法分解滚动轴承内外圈复合故障信号时各分量的包络谱图

Fig.4 Envelope spectrum plots of each component when decomposing the composite fault signal of the inner and outer rings of rolling bearings using the SGMD method

图5所示为采用 ISGMD 方法分解滚动轴承内外圈复合故障信号时各信号分量 (ISGC1 ~ ISGC5) 的时域图。为更准确地选取信号分量进行重构,计算图5中各信号分量的综合评价指标,结果如表2所示。根据文献[26],并结合所用数据集的特点,选择综合评价指标值最大的前2个分量,即选择 ISGC1 和 ISGC2 重构信号。

滚动轴承内外圈复合故障重构信号的时域图及包络谱图如图6所示。由图6(a)可见,信号冲击振幅明显;由图6(b)可知,滚动轴承内圈故障信号的  $f_i$  和  $1.5f_i$  处具有突出峰值,滚动轴承外圈故障信号的  $f_o$  和  $2f_o$  处具有突出峰值。通过改进 SGMD 方法处理滚动轴承内外圈复合故障信号,能够将其故障特征清晰表征出来。

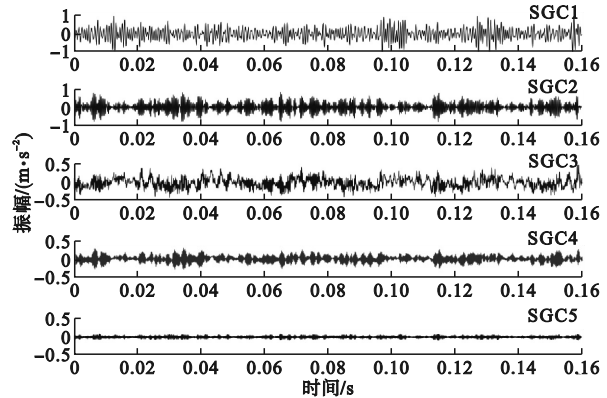


图5 采用 ISGMD 方法分解滚动轴承内外圈复合故障信号时各分量的时域图

Fig.5 Time domain plots of each component when decomposing the composite fault signal of the inner and outer rings of rolling bearings using the ISGMD method

表2 采用 ISGMD 方法分解内外圈复合故障信号时各分量的相关系数和峭度值

Table 2 Correlation coefficients and kurtosis values of each component when decomposing the composite fault signal of the inner and outer rings using the ISGMD method

分量	ISGC1	ISGC2	ISGC3	ISGC4	ISGC5
相关系数	0.724 9	0.784 6	0.665 3	0.461 2	0.164 0
峭度	3.440 7	3.187 3	2.942 3	3.222 9	3.105 6
综合评价指标	1.539 6	1.505 4	1.348 4	1.289 7	1.046 5

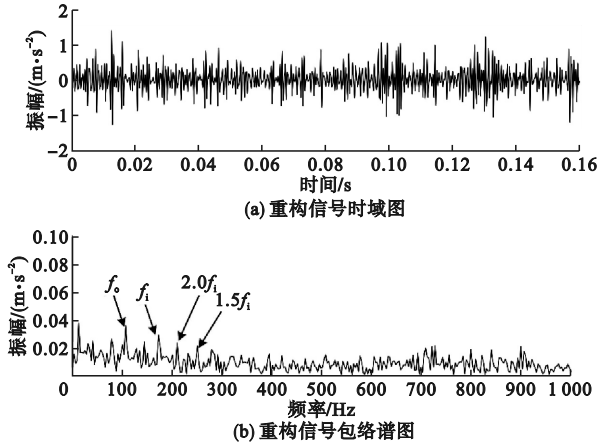


图6 滚动轴承内外圈复合故障重构信号的时域图及包络谱图

Fig. 6 Time domain and envelope spectrum plots of the reconstructed signal for compound faults in the inner and outer rings of rolling bearings

图7所示为采用 ISGMD 方法分解滚动轴承内圈、外圈、滚动体和保持架复合故障信号时各信号分量 (ISGC1 ~ ISGC6) 的时域图。为精准地选取信号分量进行重构, 计算图7中各信号分量的综合评价指标, 结果如表3所示。可见: 在6个信号分量中, ISGC1 和 ISGC2 的相关系数及峭度均较高; ISGC4、ISGC5 和 ISGC6 的峭度虽然较高, 但相关系数较低, 说明这三个分量中存在大量噪声信号。故选用 ISGC1 和 ISGC2 重构信号。

表3 采用 ISGMD 方法分解内圈、外圈、滚动体和保持架复合故障信号时各分量的相关系数和峭度值

Table 3 Correlation coefficients and kurtosis values of each component when decomposing the composite fault signals of the inner ring, outer ring, rolling elements and cage using the ISGMD method

分量	ISGC1	ISGC2	ISGC3	ISGC4	ISGC5	ISGC6
相关系数	0.922 7	0.792 3	0.260 3	0.166 5	0.177 3	0.213 8
峭度	3.119 3	3.392 8	2.792 0	4.082 5	3.838 4	3.000 5
综合评价指标	1.581 7	1.572 5	1.019 8	1.341 3	1.275 6	1.049 8

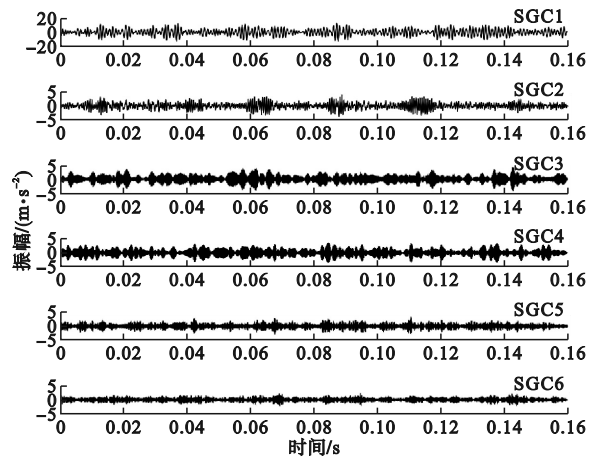


图7 采用 ISGMD 方法分解滚动轴承内圈、外圈、滚动体和保持架复合故障信号时各分量的时域图

Fig. 7 Time-domain plots of each component when decomposing the composite fault signals of the rolling bearing's inner ring, outer ring, rolling elements and cage using the ISGMD method

图8所示为重构信号的时域图及包络谱图。由图8(a)可见, 重构故障信号振幅明显; 由图8(b)可见, 滚动轴承内圈故障频率  $f_i$ 、外圈故障频率  $f_o$ 、滚动体故障频率  $f_r$  及保持架故障频率  $f_c$  均清晰表现出来。

### 3.2.3 滚动轴承复合故障特征提取

使用 MAE 和 CMAE 方法分别提取由 ISGMD 方法处理的滚动轴承内圈、外圈故障信号及复合故障信号特征, 熵值分布如图9所示。由图9(a)可见, 三种故障信号的 MAE 熵值波动性较强, 特征值不稳定, 且熵值谱线存在交叉, 无法对三种故障特征进行有效区分; 与 MAE 方法相比, 图9(b)中三种信号的 CMAE 熵值稳定性更好。为避免实验结果的偶然性, 再次使用上述两种方法提取由 ISGMD 方法处理的滚动轴承内圈、外圈、保持架故障信号及复合故障信号特征, 熵值分布如图10所示。图10(a)中各故障信号的 MAE 熵值具有较强的波动性, 且各故障特征熵值谱线

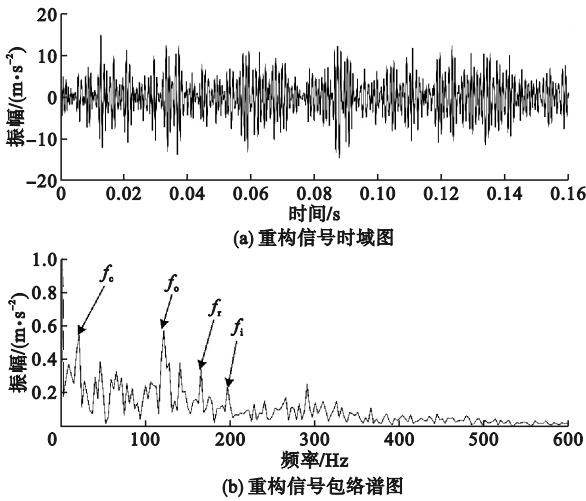


图 8 滚动轴承内圈、外圈、滚动体和保持架复合故障重构信号的时域图及包络谱图

Fig. 8 Time domain and envelope spectrum plots of the reconstructed signal for compound fault signals for the inner ring, outer ring, rolling element and cage of rolling bearings

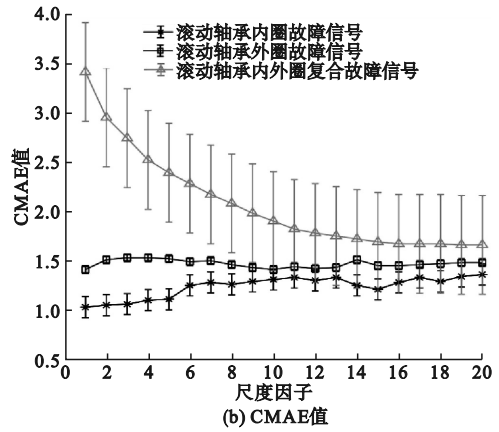
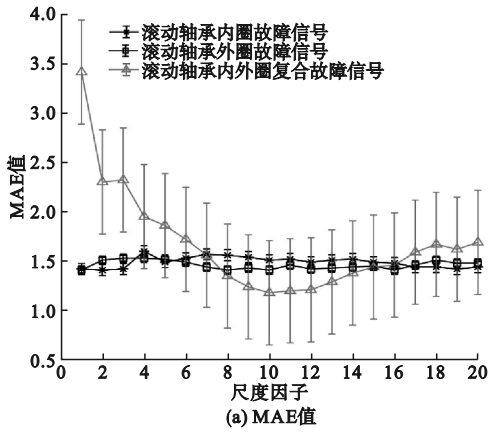


图 9 滚动轴承内圈、外圈及内外圈复合故障信号熵值分布

Fig. 9 Distribution of entropy values of the inner ring, the outer ring and the composite fault signals of rolling bearings

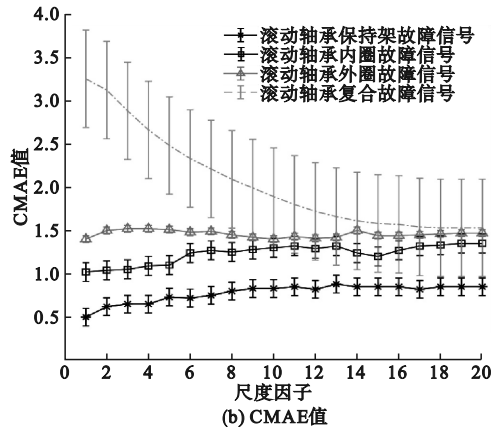
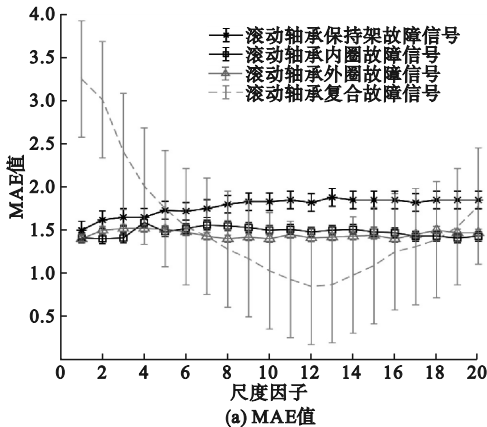


图 10 滚动轴承内圈、外圈、保持架故障信号及复合故障信号熵值分布

Fig. 10 Distribution of entropy values for fault signals of the inner ring, outer ring, cage and composite fault signals of rolling bearings

存在交叉,很难进行区分;图 10(b)中各类故障信号的 CMAE 熵值稳定性较好,易于区分。

### 3.2.4 滚动轴承复合故障智能诊断

使用故障诊断模型对滚动轴承故障进行智能诊断,通过诊断结果进一步验证本文提出故障特征提取方法的有效性。选用鲸鱼优化算法 (WOA)<sup>[27]</sup>与极限学习机相结合 (ELM)<sup>[28]</sup>的故障诊断模型,即 WOA-ELM 模型,在故障特征提取方法不同、故障诊断模型相同的情况下比较实验结果。选择轴承内圈、外圈和保持架的单故障数据,内圈、外圈复合故障数据及所有部件的复合故障数据,每种故障类型各 100 组数据,随机选择 80% 作为训练集,其余 20% 作为测试集。

模型训练完成后,使用测试集进行故障分类。将不同的故障特征提取方法与智能诊断模型相结合,组合为 SGMD-MAE-ELM、SGMD-MAE-WOA-ELM、ISGMD-MAE-WOA-ELM、ISGMD-CMAE-WOA-ELM 四种模型,各模型的诊断结果如图 11 所示。图中故障 1、故障 2 和故障 3 分别表示内圈、

外圈和保持架的单故障,故障4和故障5表示内圈、外圈复合故障和所有部件的复合故障。

对比图 11(a)和图 11(b)的诊断结果可知,ISGMD 方法能够有效处理滚动轴承复合故障信号,模型的故障诊断准确率较 SGMD 方法更高;对比图 11(b)和 11(c)的诊断结果可知,MAE 方法不能全面准确地提取滚动轴承故障特征,导致

模型的故障诊断准确率较低,CMAE 方法较 MAE 方法更优。

为避免实验结果的偶然性,选用其他故障诊断模型进行故障诊断,采用多次重复实验,取平均值作为结果,如表 4 所示。可见,与其他故障特征提取方法相比,本文 ISGMD-CMAE 方法能较好地提取故障特征,提高了故障诊断精度。

输入故障类型	诊断故障类型					准确率/%
	故障1	故障2	故障3	故障4	故障5	
故障1	19	1	0	0	0	95.0%
故障2	1	18	1	0	0	90.0%
故障3	0	3	17	0	0	85.0%
故障4	3	1	0	14	2	70.0%
故障5	0	4	2	1	13	65.0%
	82.6%	66.7%	85.0%	93.3%	86.7%	81.0%
	17.4%	33.3%	15.0%	6.7%	13.3%	19.0%

(a) SGMD-MAE-WOA-ELM模型

输入故障类型	诊断故障类型					准确率/%
	故障1	故障2	故障3	故障4	故障5	
故障1	18	1	1	0	0	90.0%
故障2	1	19	0	0	0	95.0%
故障3	0	1	19	0	0	95.0%
故障4	0	1	0	19	0	95.0%
故障5	0	0	0	0	20	100.0%
	94.7%	86.4%	95.0%	100.0%	100.0%	95.0%
	5.3%	13.6%	5.0%	0.0%	0.0%	5.0%

(b) ISGMD-MAE-WOA-ELM模型

输入故障类型	诊断故障类型					准确率/%
	故障1	故障2	故障3	故障4	故障5	
故障1	20	0	0	0	0	100.0%
故障2	0	20	0	0	0	100.0%
故障3	0	0	20	0	0	100.0%
故障4	0	0	0	20	0	100.0%
故障5	0	0	0	0	20	100.0%
	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%
	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%

(c) ISGMD-CMAE-WOA-ELM模型

图 11 不同智能故障诊断模型的诊断准确率

Fig. 11 Diagnostic accuracy of different intelligent fault diagnosis models

表 4 不同故障诊断模型对比结果

Table 4 Comparison results of different fault diagnosis models

故障诊断模型	诊断准确率/%	故障诊断模型	诊断准确率/%
EMD-MAE-ELM	69.98	SGMD-MAE-WOA-ELM	82.93
VMD-MAE-ELM	71.33	SGMD-CMAE-WOA-ELM	91.19
SGMD-MAE-ELM	80.29	ISGMD-MAE-WOA-ELM	95.66
SGMD-CMAE-ELM	88.58	ISGMD-CMAE-WOA-ELM	99.27

## 4 结论

针对传统滚动轴承复合故障特征提取方法存在信号特征过于分散及信息损失等问题,本文提出了基于 ISGMD-CMAE 的滚动轴承复合故障特征提取方法,主要结论如下。

1) 与较为传统的复合故障信号分解方法相比,本文提出的 ISGMD 方法可减少信号分量数目,能够有效重构信号,使复合故障信号特征更加凸显。

2) 本文提出的 CMAE 方法在提取不同类型的故障特征时,均表现出了较强的熵值稳定性,能够更为全面准确地提取特征。

3) 在故障诊断模型相同的情况下,采用不同的故障特征提取方法进行对比分析,结果表明,本文提出的 ISGMD-CMAE 方法能够较为精准地提取滚动轴承复合故障信号特征,更有利于故障诊断。

## 参考文献 (References):

[1] 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 L Y, CUI Q W, TAO L, et al. Review of quantitative diagnosis methods for rolling bearing faults[J]. Bearing, 2023(2):1-11. (in Chinese)

[2] 胡春生,李国利,赵勇,等. 变工况滚动轴承故障诊断方法综述[J]. 计算机工程与应用,2022,58(18):26-42.

HU C S, LI G L, ZHAO Y, et al. Summary of fault diagnosis methods for rolling bearings under variable working conditions[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(18):26-42. (in Chinese)

[3] 陈鹏. 基于振动信号的滚动轴承故障诊断方法综述[J]. 轴承,2022(6):1-6.

CHEN P. Review on fault diagnosis methods for rolling bearings based on vibration signals[J]. Bearing, 2022(6):1-6. (in Chinese)

[4] 王贡献,张森,胡志辉,等. 基于多尺度均值排列熵和参数优化支持向量机的轴承故障诊断[J]. 振动与冲击,2022,41(1):221-228.

WANG G X, ZHANG M, HU Z H, et al. Bearing fault diagnosis based on multi-scale mean permutation entropy and parametric optimization SVM[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(1):221-228. (in Chinese)

[5] 卞东学,张金萍. 基于 LMD 近似熵和改进 PSO-ELM 的轴承故障诊断[J]. 机床与液压,2023,51(14):227-232.

BIAN D X, ZHANG J P. Bearing fault diagnosis based on LMD approximate entropy and improved PSO-ELM[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2023, 51(14):227-232. (in Chinese)

- nese)
- [6] 封成东,李玥,封成智.基于VMD样本熵和改进极限学习机的滚动轴承故障诊断[J].甘肃农业大学学报,2023,58(2):215-225.  
FENG C D, LI Y, FENG C Z. Bearing failure diagnosis based on VMD sample entropy and improved extreme learning machine[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2023, 58(2):215-225. (in Chinese)
- [7] 谷穗,王红,陈禹州.双树复小波包与自适应排列熵在轴承故障诊断中的应用[J].机械科学与技术,2023,42(7):1021-1028.  
GU S, WANG H, CHEN Y Z. Application of double tree complex wavelet packet and adaptive permutation entropy in bearing fault diagnosis[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(7):1021-1028. (in Chinese)
- [8] YUAN L Y, WANG H Q. Application of hierarchical symbolic fuzzy entropy and sparse Bayesian ELM to bearing fault diagnosis[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023, 37(5):2241-2252.
- [9] 戴洪德,陈强强,戴邵武,等.基于样本分位数排列熵的故障诊断方法[J].振动与冲击,2019,38(23):152-156,170.  
DAI H D, CHEN Q Q, DAI S W, et al. Fault diagnosis method based on sample quantile permutation entropy[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(23):152-156, 170. (in Chinese)
- [10] 周付明,刘武强,杨小强,等.基于精细化改进多尺度快速样本熵的旋转机械故障诊断方法研究[J].机械强度,2023,45(1):1-8.  
ZHOU F M, LIU W Q, YANG X Q, et al. Research on fault diagnosis method of rotating machinery based on refined improved multiscale fast sample entropy[J]. Journal of Mechanical Strength, 2023, 45(1):1-8. (in Chinese)
- [11] 雷沁瑜.基于熵算法的滚动轴承故障诊断研究[D].西安:西安理工大学,2023.
- [12] 肖俊青,金江涛,李春,等.基于CEEMDAN模糊熵CNN轴承故障诊断研究[J].机械强度,2023,45(1):26-33.  
XIAO J Q, JIN J T, LI C, et al. Research on bearing fault diagnosis based on CEEMDAN fuzzy entropy and convolutional neural network[J]. Journal of Mechanical Strength, 2023, 45(1):26-33. (in Chinese)
- [13] 潘亚杰,李颖,王欣威,等.基于SPA和SQPE的往复压缩机滑动轴承故障特征提取方法[J].沈阳理工大学学报,2022,41(4):20-25.  
PAN Y J, LI Y, WANG X W, et al. Fault feature extraction method for reciprocating compressor sliding bearing based on SPA and SQPE[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2022, 41(4):20-25. (in Chinese)
- [14] YANG J W, CHOUDHARY G I, RAHARDJA S, et al. Classification of interbeat interval time-series using attention entropy[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2023, 14(1):321-330.
- [15] LI Y, WU S H, CHEN J W, et al. A fault diagnosis method on GWO-SPA and MAE for fault diagnosis of reciprocating compressors[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2528(1):012037.
- [16] 张延军,杨博.基于EMD与SSA-SVM的轴承故障诊断[J].组合机床与自动化加工技术,2023(8):113-117.  
ZHANG Y J, YANG B. Bearing fault diagnosis based on EMD and SSA-SVM[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2023(8):113-117. (in Chinese)
- [17] 姜云龙,陈志刚,王衍学,等.基于改进的LMD和总变差的滚动轴承故障诊断[J].机床与液压,2022,50(13):181-187.  
JIANG Y L, CHEN Z G, WANG Y X, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on improved LMD and total variation[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2022, 50(13):181-187. (in Chinese)
- [18] 高淑芝,王拳,张义民. EEMD熵特征和t-SNE相结合的滚动轴承故障诊断[J].机械设计与制造,2023(6):229-233.  
GAO S Z, WANG Q, ZHANG Y M. Rolling bearing fault diagnosis combining EEMD entropy feature and t-SNE[J]. Machinery Design & Manufacture, 2023(6):229-233. (in Chinese)
- [19] 魏永合,刘光昕,尹际雄.基于VMD-LSTM的滚动轴承退化状态识别[J].沈阳理工大学学报,2022,41(1):1-6,13.  
WEI Y H, LIU G X, YIN J X. Degradation state identification of rolling bearings based on VMD-LSTM[J]. Journal of Shenyang Ligong University, 2022, 41(1):1-6, 13. (in Chinese)
- [20] 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.
- [21] SHANG H K, ZHAO X Z, LI J W, et al. Partial discharge fault diagnosis in power transformers based on SGMD approximate entropy and optimized BILSTM[J]. Entropy, 2024, 26(7):551.
- [22] 彭雄.基于辛几何模态分解的滚动轴承故障诊断系统研究[D].无锡:江南大学,2023.
- [23] 陈飞,王斌,刘婷,等.基于时移多尺度注意熵和随机森林的水电机组故障诊断[J].水利学报,2022,53(3):358-368,378.  
CHEN F, WANG B, LIU T, et al. Fault diagnosis of hydropower units based on time-shifted multiscale attention entropy and random forest[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022, 53(3):358-368, 378. (in Chinese)
- [24] 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. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets; a tutorial[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16):1-6. (in Chinese)
- [25] 杨颜康.基于时频分析和深度学习的滚动轴承故障诊断及寿命预测方法研究[D].西安:西安理工大学,2024.
- [26] MA P, ZHANG Z, ZHANG H L, et al. Compound fault diagnosis of rolling bearing under variable speed based on generalized demodulation transformation and symplectic geometric mode decomposition[J]. Journal of Vibration and Control, 2023, 29(11/12):2552-2565.
- [27] 吴昊谦.鲸鱼优化算法的改进及应用研究[D].哈尔滨:哈尔滨师范大学,2023.
- [28] 毛美姣,肖文强,陈小告,等.基于CEEMD能量熵与极限学习机的滚动轴承故障诊断方法[J].兵器装备工程学报,2023,44(8):279-285.  
MAO M J, XIAO W Q, CHEN X G, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on CEEMD energy entropy and extreme learning machines[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2023, 44(8):279-285. (in Chinese)