



航空动力学报
Journal of Aerospace Power
ISSN 1000-8055, CN 11-2297/V

《航空动力学报》网络首发论文

题目: 基于改进复合多尺度样本熵的行星齿轮箱故障诊断
作者: 李伟, 王付广, 王东生
DOI: 10.13224/j.cnki.jasp.20220691
收稿日期: 2022-09-15
网络首发日期: 2023-02-08
引用格式: 李伟, 王付广, 王东生. 基于改进复合多尺度样本熵的行星齿轮箱故障诊断 [J/OL]. 航空动力学报. <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20220691>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于改进复合多尺度样本熵的行星齿轮箱故障诊断

李伟^{1,2}, 王付广¹, 王东生^{1,2}

(1. 铜陵学院 机械工程学院, 铜陵市 244000;

2. 铜陵学院 安徽铜基新材料产业共性技术研究中心, 铜陵市 244000)

摘 要: 针对多尺度样本熵受样本长度影响较大, 且粗粒化过程较粗糙, 易忽略有效信息的不足, 在复合多尺度样本熵的基础上, 以采样点间能量分布作为权重进行粗粒化计算, 提出了改进的复合多尺度样本熵, 并将其应用于行星齿轮箱故障诊断。通过仿真信号研究不同参数和不同噪声特性对改进复合多尺度样本熵算法的影响, 将其与多尺度样本熵、广义多尺度样本熵、复合多尺度样本熵进行对比, 验证了本文改进算法的稳定性。结合变分模态分解、主成份分析和支持向量机对行星齿轮箱实验信号进行故障诊断。对比结果表明: 本文所提方法能够有效地实现不同工况和不同结构行星齿轮箱太阳轮常见故障诊断, 且故障识别率达到 95% 以上, 具有一定的有效性。

关 键 词: 多尺度样本熵; 变分模态分解; 支持向量机; 行星齿轮箱; 故障诊断

中图分类号: V232.8; TH165+.3; TN911.7 **文献标识码:** A

Fault diagnosis of planetary gearbox based on improved composite multi-scale sample entropy

LI Wei^{1,2}, WANG Fuguang¹, WANG Dongsheng^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Tongling University, Tongling 244000, China;

2. Anhui Copper based New Materials Industry Common Technology Research Center, Tongling University, Tongling 244000, China)

Abstract: In view of the fact that the multi-scale sample entropy is greatly affected by the sample length, and the coarse graining process is relatively rough, which easily ignores the shortage of effective information, based on the composite multi-scale sample entropy, the energy distribution between sampling points is used as the weight for coarse graining calculation, and an improved composite multi-scale sample entropy is proposed and applied to the fault diagnosis of planetary gearbox. The influence of different parameters and different noise characteristics on the improved composite multi-scale sample entropy algorithm is studied through simulation signals. The stability of the improved algorithm is verified by comparing it with multi-scale sample entropy, generalized multi-scale sample entropy and composite multi-scale sample entropy. Combined with variational mode decomposition, principal component analysis and support vector machine, the fault diagnosis of planetary gearbox experimental signals is carried out. The comparison results show that the method proposed in this paper can effectively realize the common fault diagnosis of the sun gear of the planetary gearbox under different working conditions and different structures, and the fault identification rate is more than 95%, with certain effectiveness.

Keywords: Multiscale sample entropy; Variational modal decomposition; Support vector machine; Planetary gearbox; Fault diagnosis

收稿日期: 2022-09-15

基金项目: 国家自然科学基金(51205198); 安徽省自然科学基金项目(2008085ME149); 平台建设协同创新项目(GXXT-2022-090); 校级自然科研项目(K21077)。

作者简介: 李伟 (1993-), 男, 安徽省铜陵市人, 讲师, 硕士, 主要从事故障诊断和撞击动力学等方面研究。

行星齿轮箱是常用的传动部件,广泛应用于航空航天、冶金、化工等行业。由于工况不稳定和检修困难,箱内零件易发生故障,影响企业生产,甚至引发安全事故。因此,对行星齿轮箱故障进行诊断具有重要意义。

由于行星齿轮箱结构独特、工况复杂且环境恶劣,导致振动信号耦合情况较为复杂,所以有必要对原始信号进行预处理再提取故障特征。变分模态分解(VMD)算法具有精度高、收敛快和鲁棒性好等特点,适合处理非线性振动信号。但VMD分解结果受惩罚因子和分解层数影响。周怡娜等^[1]利用最小巴氏距离来确定VMD分解层数,并将其用于声波信号有效模态的分解。党建等^[2]利用皮尔逊相关系数法来确定VMD分解层数和惩罚因子,使得风电齿轮箱振动信号有效成分被成功分离。基于此,本文采用皮尔逊相关系数法优化VMD参数,并应用于行星齿轮箱振动信号预处理。

相比于轴承和定轴齿轮箱,行星齿轮箱振动信号中啮合冲击调制和传递路径时变性更加复杂,因此提取行星齿轮箱振动信号故障特征较为困难^[3-4]。样本熵具有对数据长度依赖性小,抗干扰能力强等特点,已广泛应用于振动信号等研究中^[5-6]。杨大为等^[7]提出了结合VMD和样本熵的特征提取方法,并将其与样本熵和集合经验模态分解(EEMD)样本熵对比,实验表明,该方法能有效识别行星齿轮箱断齿故障,且计算效率更高。雷春燕等^[8]将样本熵与VMD相结合应用于轴承早期微弱故障预测。实例验证,与已有时域指标相比,样本熵对早期微弱故障更敏感。刘建昌等^[9]提出了基于参数优化VMD和样本熵特征提取方法。实验表明,该方法能有效提高滚动轴承诊断准确率,且参数优化后的VMD方法提取的故障特征更加丰富。因此,本文结合VMD和样本熵进行特征提取。

但上述熵值仅在单一时间尺度下提取故障信息。针对该问题,COSTA等^[10]结合粗粒化序列提出多尺度样本熵方法(MSE)。MSE同时具备衡量短数据序列复杂性特征

和提取多个时间尺度故障信息的特点,因此适合应用于齿轮箱故障诊断。但实践表明,MSE在特征提取中仍存在以下几点缺陷:

①MSE的熵值估计偏差随粗粒化尺度因子的增大而增大;②MSE粗粒化过程采用去均值的方式,“中和”原始信号的冲击特征影响特征提取,过程较为粗糙,会忽略其他尺度上的有效信息。针对上述不足,郑近德等^[11]采集行星齿轮箱多个方向的振动信号,结合多尺度熵和多维重构理论,提出一种基于多变量多尺度熵的行星齿轮箱故障诊断方法。实验表明,多通道多变量的改进算法能有效提高诊断效果,但该方法特征提取过程复杂且计算量大。董治麟等^[12]提出了一种基于时移时间序列和多尺度熵的特征提取方法。实验表明,改进的多尺度算法提高了熵值的稳定性。王振亚等^[13]提出一种广义精细复合多尺度样本熵的故障特征提取方法。广义精细复合多尺度算法通过增加对应尺度的时间序列,抑制了较大尺度时间序列中有用信息丢失的问题。但也增加无效熵值的出现。另外,该文中复合多尺度算法存在鲁棒性弱和尺度选择困难等问题。针对上述问题,吴守军等^[14]提出了自适应精细复合多尺度熵特征提取方法。实验表明,该方法能有效区分行星变速器的常见故障,且利用特征重合度指标对尺度进行自适应筛选,提高计算效率。上述改进方法均是改善熵值估计偏差随粗粒化尺度因子的增大而增大的问题,但因“中和”原始信号导致忽略有效信息的问题仍未解决。针对上述情况,本文提出改进的复合多尺度样本熵(Improved composite multiscale sample entropy, ICMSE)新算法,并将其应用于行星齿轮箱故障特征提取过程。

基于上述分析,本文提出一种改进复合多尺度样本熵与变分模态分解的行星齿轮箱特征提取方法。利用仿真和实验信号与现有熵值特征对比验证本文改进方法的有效性和优越性。在提取行星齿轮箱振动信号ICMSE后,采用主成份分析(PCA)降低特征值维数^[15-16]。结合支持向量机(SVM)实现故障诊断智能化^[17-18],提出了一种基于

ICMSE、VMD、PCA 和 SVM 的行星齿轮箱故障诊断方法。最后通过仿真和实验验证本文改进方法的有效性和优越性。

1 改进复合多尺度样本熵

1.1 广义多尺度样本熵(GMSE)

GMSE 算法^[1]粗粒化过程采用二阶矩方式,虽改善了传统粗粒化均值处理带来的“中和”冲击特征的不足。但经二阶矩计算后,将时间序列信号转化为对应方差序列,反映原信号的波动情况。因此,GMSE 不是直接评估原信号故障冲击特征。另外,GMSE 算法要求尺度因子大于等于 2,忽略原始信号本身的熵值评估。

1.2 复合多尺度样本熵(CMSE)

CMSE 通过增加对应尺度的时间序列改善了 MSE 熵值偏差随尺度增大而增大的局限性。但 CMSE 算法仍采用原始粗粒化均值处理,影响熵值准确性。CMSE 基本步骤如下:

(1) 对时间序列 $\{x(i), i=1,2,\dots,N\}$, 尺度因子 s , 采用式(1)定义粗粒化序列

$$y_k^{(s)} = \{y_{k,1}^{(s)}, y_{k,2}^{(s)}, \dots, y_{k,N/k}^{(s)}\}, \text{ 即} \quad (1)$$

$$y_{k,j}^{(s)} = \frac{1}{s} \sum_{i=(j-1)s+k}^{js+k-1} x_i \quad (1 \leq j \leq \frac{N}{s}, 1 \leq k \leq s)$$

(2) 对于尺度因子 s , 计算 s 个广义粗粒化序列 $y_k^{(s)}(k=1,2,\dots,s)$ 的样本熵(SE);

(3) 再将 s 个 SE 值的均值视为该尺度因子下的 CMSE, 即

$$\text{CMSE}(x, s, m, r) = \frac{1}{s} \sum_{k=1}^s \text{SE}(y_k^{(s)}, m, r) \quad (2)$$

式中, m 是嵌入维数, r 是相似容限。

1.3 改进复合多尺度样本熵算法

GMSE 和 CMSE 均在 MSE 的基础上做出改进,但仍有不足:(1)GMSE 算法忽略对原始信号本身的熵值评估,且经二阶矩转化后不能直接评估故障冲击特征;(2)CMSE 算法仍采用原始粗粒化均值处理,增加无效熵值的概率,影响熵值准确性。

针对上述不足,本文做出如下改进:(1)

平均同尺度因子下所有粗粒化序列的 n_k^m 和

n_k^{m+1} , 再进行熵值计算,以此降低无效熵值

的影响;(2)以采样点间 (x_1, x_2, \dots, x_s) 能量分布作为系数融合对应时间尺度因子 $(y_k^{(s)})$, 以此最大程度保留原始信号的冲击特征。改进复合多尺度样本熵特征提取方法流程图如图 1 所示。主要计算步骤如下:

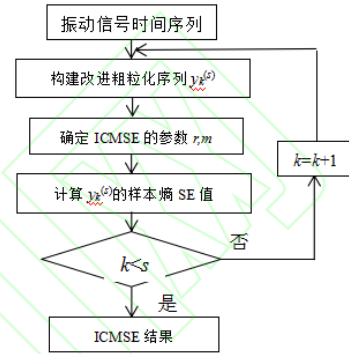


图 1 改进复合多尺度样本熵特征提取流程图

Fig. 1 Flow chart of improved composite multi-scale sample entropy feature extraction

(1) 对时间序列 $\{x(i), i=1,2,\dots,N\}$, 采用下式计算改进复合粗粒化序列

$$y_k^{(s)} = \{y_{k,j_1}^{(s)}, y_{k,j_2}^{(s)}, \dots, y_{k,N/k}^{(s)}\}: \quad (3)$$

$$y_{k,j}^{(s)}(j) = \frac{\sum_{i=(j-1)s+k}^{js+k-1} x_i^2}{\sum_{i=(j-1)s+k}^{js+k-1} |x_i|} \quad (1 \leq j \leq N/s, 1 \leq k \leq s)$$

改进粗粒化序列示意图如图 2 所示。图中以尺度 $s=3$ 为例,首先本文改进粗粒化算法继承了复合多尺度的优势,通过增加对应尺度下时间序列个数来减少因尺度增大而造成的信息遗漏。其次,计算各采样点间能量比值,并以该比值作为融合系数计算粗粒化序列。以此来更直接和最大程度保留原始信号中的冲击特征。

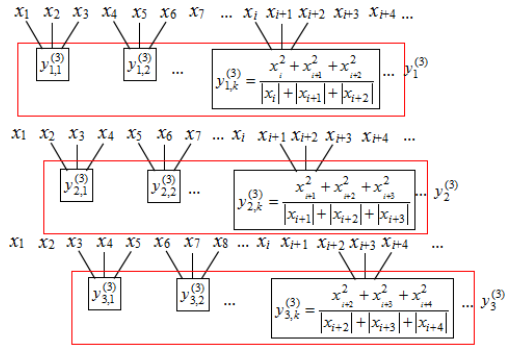


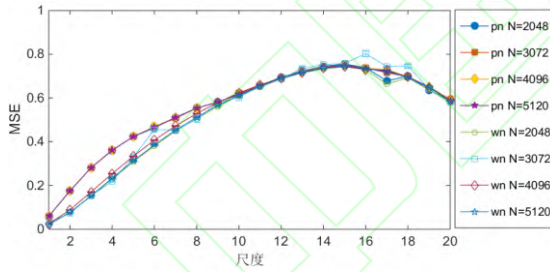
图 2 改进粗粒化示意图

Fig. 2 Schematic Diagram of Improved Coarse Granulation

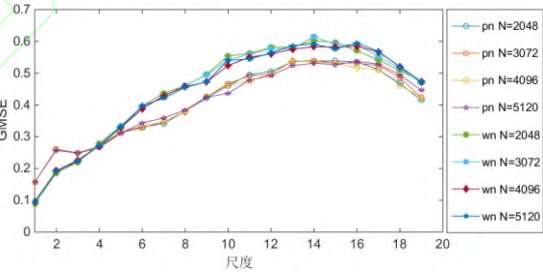
(2) 对尺度因子 s , 分别计算该尺度下每个改进粗粒化序列 $y_k^{(s)}$ 的 m 维及 $m+1$ 维空间向量个数, 定义为 $n_{k,s}^m$, $n_{k,s}^{m+1}$ 。

(3) 在尺度范围内, 计算 $n_{k,s}^m$ 和 $n_{k,s}^{m+1}$ 的平均值 $\overline{n_{k,s}^m}$ 和 $\overline{n_{k,s}^{m+1}}$, 即可得到时间序列 $x(i)$ 在尺度因子为 s 下的 ICMSE 熵值:

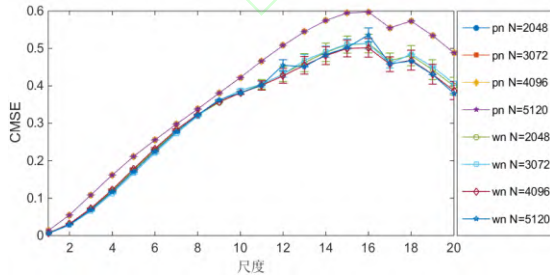
$$\text{ICMSE}(x, s, m, r) = -\ln(\overline{n_{k,s}^{m+1}} / \overline{n_{k,s}^m}) \quad (4)$$



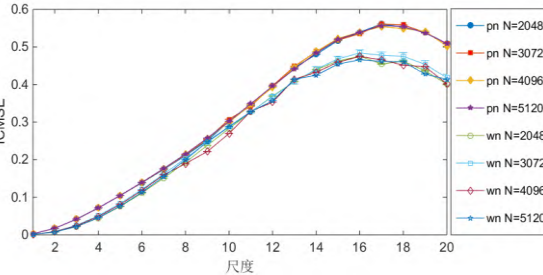
(a) 不同噪声背景下 MSE 分析结果



(b) 不同噪声背景下 GMSE 分析结果



(c) 不同噪声背景下 CMSE 分析结果



(d) 不同噪声背景下 ICMSE 分析结果

图 3 不同噪声背景下, 样本长度 N 对 MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 分析结果影响

Fig. 3 Effect of sample length N on MSE, GMSE, CMSE and ICMSE analysis results under different noise backgrounds

2 参数筛选与分析

为了研究多尺度结构参数对 ICMSE 分析结果的影响, 故选择白噪声和粉噪声两种背景噪声。两种背景噪声都是自然界常见噪音。白噪声是一种随机无规噪声, 功率谱密度为常数, 在较宽频率范围内, 等带宽的频带所含噪声能量相等。而与白噪声相比, 粉噪声功率谱更为复杂, 不同频段内均包含故障信息^[17]。

2.1 样本长度分析

在白噪声(wn)和粉噪声(pn)背景下, 分别截取不同样本长度(N 为 2048、3072、4096 和 5120) 信号各 20 组, 均用于 ICMSE 分析, 并与 MSE、GMSE 和 CMSE 进行对比, 结果如图 3 所示。其中, 设置嵌入维数 $m=2$, 相似容限 $r=0.15SD$ (SD 表示标准差), 最大尺度因子 $s_{\max}=20$ 。

据图 3 可知: (1)在两种不同背景噪声下, MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 熵值变化趋势大致相同, 随着尺度增大而增大。但粉噪声比白噪声复杂, 包含更多模式信息, 因此大部分尺度上粉噪声的 MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 熵值比白噪声大; (2)不同 N 下, MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 曲线均较为接近, 表明数据长度 N 对各算法影响较小, 故本文设置 $N=4096$ 。 (3)在不同噪声背景下, MSE、GMSE 曲线突变情况较为频繁, 而通过复合多尺度算法 CMSE 和 ICMSE 曲线中突变情况被有效抑制。 (4)在白噪声背景下, 与 CMSE 相比, ICMSE 曲线随着尺度增加熵值偏差更小。由此表明, ICMSE 算法具有良好稳定性。

2.2 相似容限分析

在两种噪声背景下, 分别截取不同相似容限 r (r 分别设置为 $0.1SD$ 、 $0.15SD$ 和

$0.2SD$) 信号各 20 组, 均用于 ICMSE 分析, 并与现有算法进行对比, 分析结果如图 4 和图 5 所示。其中, 本节统一设置每种算法的嵌入维数为 2, 数据长度 N 为 4096, 最大尺度因子 $s_{max}=20$ 。

由图 4 和图 5 可见, (1)相似容限 r 对四种算法均有影响, r 值过大或过小均会影响熵值分析, 在合适范围内随 r 值增大, 熵值越小。因此, 本文相似容限 r 设定为 $0.15SD$ 。 (2)相比 MSE 和 GMSE 算法, CMSE 和 ICMSE 在不同相似容限下提取的白噪声和粉噪声熵值曲线波动较小, 且均没有熵值交叉现象, 验证了复合多尺度算法能有效提高熵值分析稳定性。 (3)与 CMSE 相比, ICMSE 波动更小稳定性更好, 进一步验证本文改进方法的优越性。根据上述分析, 设置 ICMSE 算法参数为 $N=4096$, $m=2$, $r=0.15SD$, $s_{max}=20$ 。

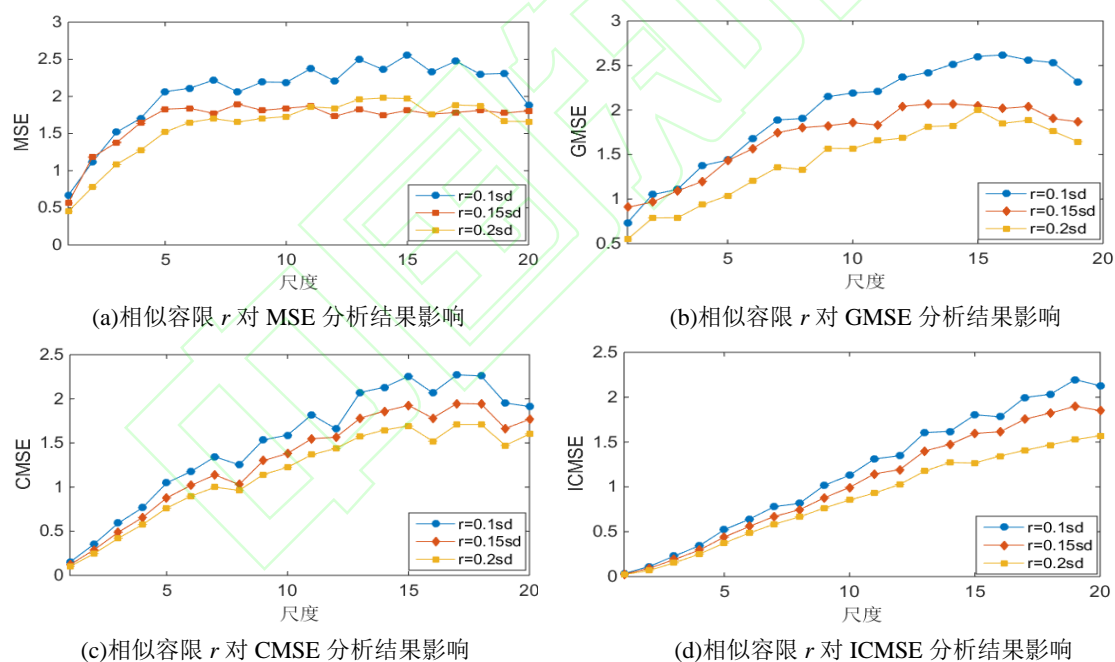


图 4 粉噪声背景下, 不同相似容限 r 对 MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 分析结果影响

Fig. 4 Influence of different similarity tolerance r on MSE, GMSE, CMSE and ICMSE analysis results in the background of powder noise

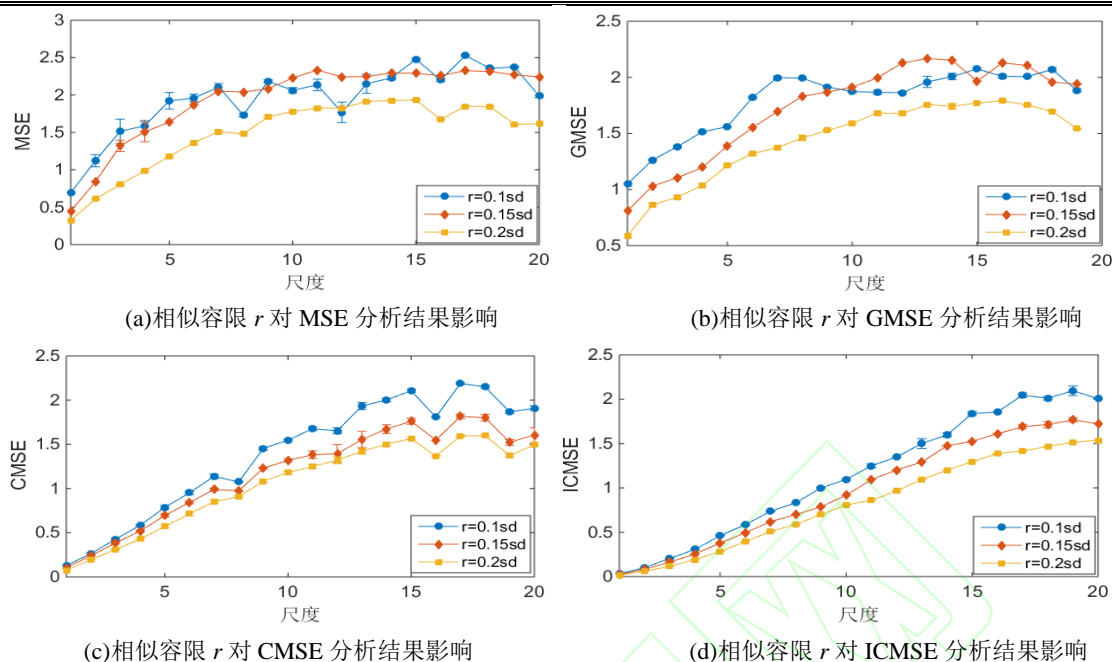


图5 白噪声背景下, 不同相似容限 r 对 MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 分析结果影响

Fig. 5 Influence of different similarity tolerance r on MSE, GMSE, CMSE and ICMSE analysis results under white noise background

3 故障诊断方法

本文将 ICMSE 和 VMD 应用于行星齿轮箱振动信号的故障特征提取, 提出了一种基于 ICMSE、VMD、PCA 和 VMD 的行星齿轮箱故障诊断方法, 流程图如图 6 所示。具体步骤如下:

(1) 信号采集。在同一工况和结构行星齿轮箱下, 按照采样频率 f 分别采集行星齿轮箱太阳轮 P 种故障类型的振动信号各 Q 组, 共计 $P \times Q$ 组信号样本。

(2) 信号分解、筛选和重构。通过皮尔逊相关系数法优化 VMD 算法, 利用优化后算法将样本信号进行分解为若干本征模态分量(imf)。然后, 计算各 imf 与原信号相关系数和欧氏距离, 筛选出表征样本信号特征的有效分量, 并将有效分量组成重构信号。

(3) 特征提取。通过本文改进算法提取重构信号的 ICMSE 值, 组成高维特征集 $A(P \times Q \times s_{max})$ 。考虑多个尺度熵值存在信息冗余的问题, 通过 PCA 对矩阵 A 进行特征降维^[15], 提取其主成份分量, 得到低维故障特征集 $F(P \times Q \times d)$, 其中 d 为提取的主成份个数。

(4) 故障诊断。对每种故障类型随机选取 Q_{train} 组样本信号作为训练样本, 剩余作为测试样本 (Q_{test})。将提取的特征矩阵 F 作为 SVM 的输入参数进行训练和诊断。

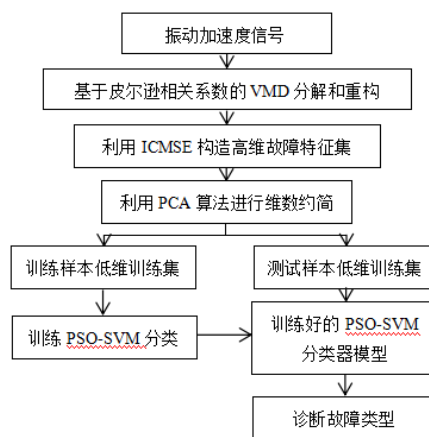


图6 基于 ICMSE 的故障诊断流程图

Fig 6 ICMSE based fault diagnosis flow chart

4 故障诊断实例验证

4.1 实验设计

本文通过动力学仿真试验台(DDS)采集行星齿轮箱不同故障类型的振动信号。实验台如图 7 所示。欲利用实验进一步验证本文所提方法的有效性。



图7 实验台示意图

Fig. 7 Schematic diagram of test bench

DDS 实验台由电机和磁粉制动器提供动力和载荷,行星齿轮箱和定轴齿轮箱相连起传动作用。其中,行星齿轮箱可通过拆卸内部零件实现不同结构(单级和双级)的变换。实验台配置几种常见太阳轮故障,例如:太阳轮磨损、裂纹、断齿、缺齿故障。太阳轮故障零件如图8所示。实验统一设置每种故障采集 20Hz 和 30Hz 两种转速情况。



(a)裂纹故障 (b) 缺齿故障 (c) 磨损故障

图8 太阳轮故障示意图

Fig. 8 fault diagram of sun gear

本文以单级和双级行星齿轮箱太阳轮故障为实验模拟对象,为兼顾太阳轮分布式故障和局部故障,选取太阳轮正常、磨损、裂纹和缺齿故障作为实验内容,研究本文改进方法对不同结构、不同转速下行星齿轮箱太阳轮不同故障类型区分的有效性。

4.2 故障特征提取

对 4.1 节采集到的不同结构行星齿轮箱每种转速工况下各故障类型的振动信号,从任意 t_0 位置开始连续截取长度 N 为 4096 的样本信号 30 组。

以转频 20Hz 单级行星齿轮箱缺齿故障为例。按照文献[2]皮尔逊相关系数法优化 VMD 算法参数(二次惩罚因子 α 和分解维数 K),初步设定 $2 \leq K \leq 8$, $0 \leq \alpha \leq 6000$ 。不同参数下行星齿轮箱皮尔逊相关系数如图9所示。图中曲线排列按照 K 值由 2~8 从下往上排列。

据图9分析, K 值大于 7 时,皮尔逊相关系数无明显变化,表明出现过度分解的情

况。而 K 值小于 5 时,皮尔逊相关系数偏小且无阶跃变化,表明出现欠分解情况。当 $K=6$ 时,曲线出现明显下降,表明有重要分量被分解出来,同时当 $\alpha=1750$ 时,曲线出现阶跃变化。因此,20Hz 转频单级行星齿轮箱缺齿故障最优 VMD 分解参数 $K=6$, $\alpha=1750$ 。

四种太阳轮状态对应的 VMD 算法优化参数如表 1 所示。利用优化后 VMD 算法分解样本信号,根据分解后各 imf 与样本信号间的相关系数和欧氏距离来筛选有效分量。本节以太阳轮缺齿故障为例,缺齿故障信号分解后各 imf 的相关系数和欧氏距离如表 2 所示。最后,根据相关系数由大到小和欧氏距离由小到大的顺序筛选前 3 有效分量。按照第 4 节所述方法步骤分别计算筛选重构后的 MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 值。

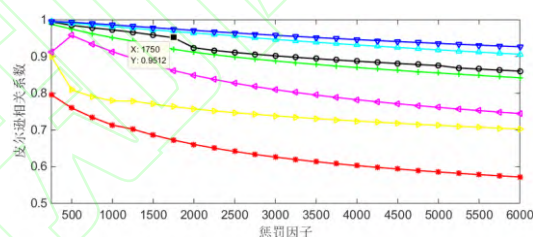


图9 缺齿故障惩罚因子、分解维数与皮尔逊相关系数变化趋势

Fig. 9 Change trend of penalty factor, decomposition dimension and Pearson correlation coefficient in normal state

表1 转频 20Hz 太阳轮常见故障对应 VMD 参数
Tab 1 VMD parameters corresponding to common faults of 20Hz rotating frequency sun gear

算法参数	正常	裂纹	缺齿	磨损
K	4	5	6	6
α	2250	2750	1750	1750

表2 各 imf 与原始信号的相关系数和欧氏距离
Tab 2 Correlation coefficient and Euclidean distance between IMF and original signal

分量	相关系数	欧氏距离
imf_1	0.8153	0.4892
imf_2	0.7703	0.6077
imf_3	0.7033	0.6924
imf_4	0.6567	0.7512
imf_5	0.5614	0.8092

imf_6 0.4756 0.8331

仍以转频 20Hz 单级行星齿轮箱太阳轮常见故障为例。通过 MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 算法提取样本信号熵值特征。取每组信号同一尺度不同序列熵值特征的平均值。不同熵值特征变化趋势如图 10 所示。

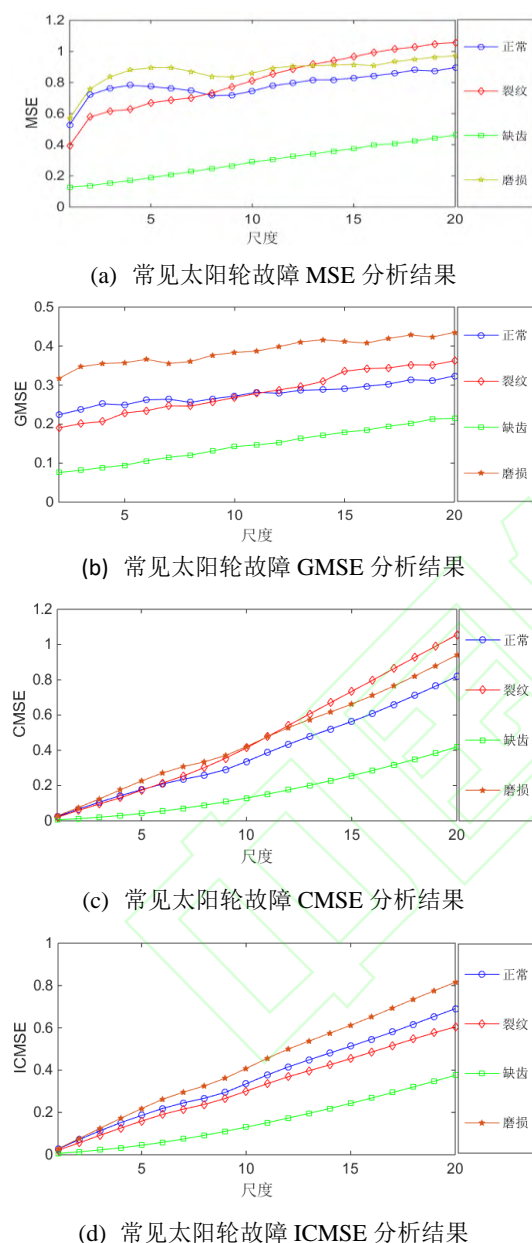


图 10 转速 20Hz 下太阳轮常见故障不同熵值分析
Fig. 10 Analysis of different entropy values of common faults of sun gear at 20Hz speed

根据图 10 可知：(1)MSE、GMSE 和 CMSE 算法对行星齿轮箱太阳轮 4 种类型故障的熵值均值较为接近，且不同故障间存在交叉情况。(2)相比于 MSE 和 GMSE 算法，

CMSE 和 ICMSE 算法在不同尺度上熵值变化更加平滑，并且 ICMSE 算法提取的熵值在大部分尺度下能有效区分四种常见太阳轮故障。表明本文提出的改进方法能够提高熵值特征的稳定性和区分度。

为了验证 ICMSE 特征对不同转速和不同结构行星齿轮箱故障区分的适用性，本文利用 ICMSE 算法分析 30Hz 转速下单级行星齿轮箱太阳轮常见故障和双级行星齿轮箱 20Hz 和 30Hz 转速下太阳轮常见故障的实验数据，结果如图 11~13 所示。

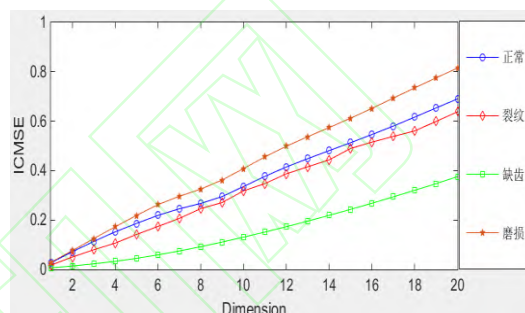


图 11 30Hz 转速下单级行星齿轮箱太阳轮常见故障 ICMSE 分析结果

Fig. 11 ICMSE analysis results of faults of sun gear of single-stage planetary gearbox at 30Hz speed

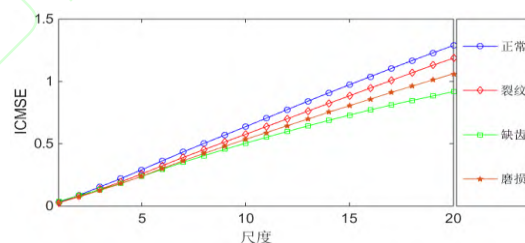


图 12 20Hz 转速下双级行星齿轮箱太阳轮常见故障 ICMSE 分析结果

Fig. 12 ICMSE analysis results of faults of sun gear of two-stage planetary gearbox at 20Hz speed

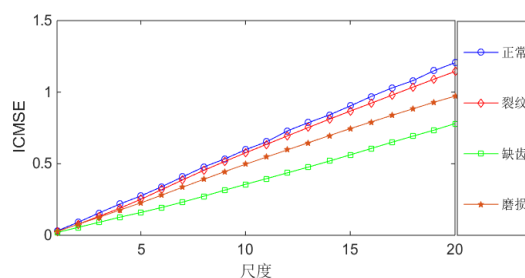


图 13 30Hz 转速下双级行星齿轮箱太阳轮常见故障 ICMSE 分析结果

Fig. 13 ICMSE analysis results of faults of sun gear of

two-stage planetary gearbox at 30Hz speed

由图 11、图 12 和图 13 可见,对于不同结构和不同转速的行星齿轮箱太阳轮常见故障,本文 ICMSE 算法均能提取易于区分的熵值特征且故障特征稳定。

若将 ICMSE 全部特征输入到分类器中进行训练和测试,存在信息冗余,因此需对高维故障特征集进行降维处理。

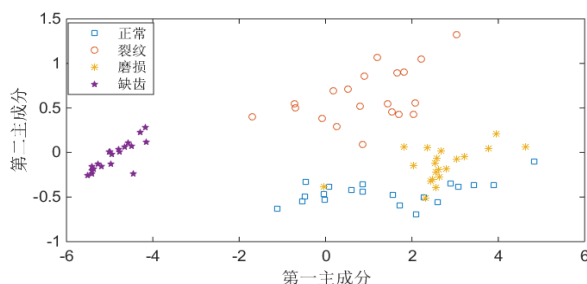


图 14 MSE 特征集降重后第一、二主成份分量

Fig. 14 first and second principal components of MSE

feature set after dimension reduction

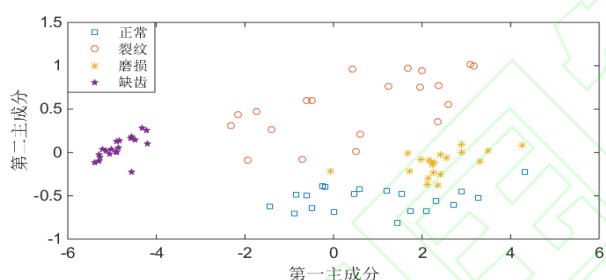


图 16 CMSE 特征集降重后第一、二主成份分量

Fig. 16 first and second principal components of CMSE

feature set after dimension reduction

由图 14~图 17 可见,对比 MSE、GMSE 和 CMSE 特征集降重分布情况,ICMSE 特征集经 PCA 降重后前两个主成份分量能较为清楚区分四种太阳轮故障类型,且类内样本分布较为集中,进一步验证本文 ICMSE 特征的有效性。

4.3 故障诊断模型

为了进一步验证 ICMSE 算法的优越性和本文提出的故障诊断方法的有效性,提取 MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 特征,分别输入到支持向量机(SVM)多故障分类器

本文采用 PCA 对高维特征集进行降维处理。分别对 MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE 四种方法特征集进行降重,结果如图 14~图 17 所示。

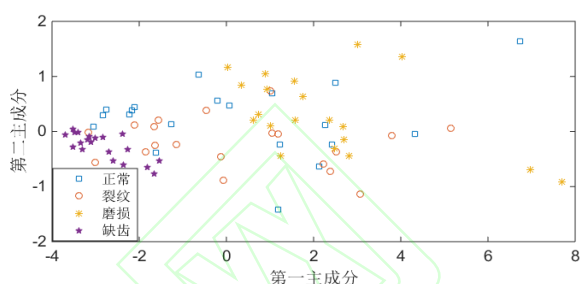


图 15 GMSE 特征集降重后第一、二主成份分量

Fig. 15 first and second principal components of GMSE

feature set after dimension reduction

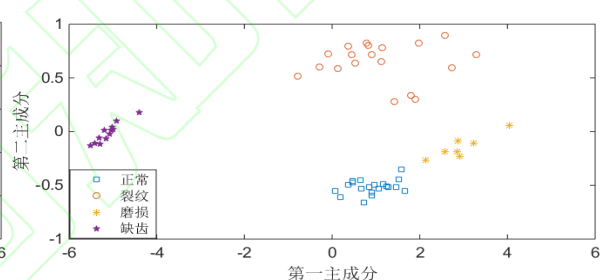


图 17 ICMSE 特征集降重后第一、二主成份分量

Fig. 17 first and second principal components of ICMSE

feature set after dimension reduction

中进行训练与测试。

实验设置四种太阳轮状态,每种状态 40 组样本信号,总计 160 组样本信号。每种故障重复三次随机选取 30 组作为测试集 (Q_{test1} 、 Q_{test2} 、 Q_{test3}),剩余 10 组作为训练集 (Q_{train1} 、 Q_{train2} 、 Q_{train3})。上述三次随机抽样分别计算 MSE、GMSE、CMSE 和 ICMSE,提取结果输入至支持向量机(SVM)^[17-18]中进行训练与测试。不同特征诊断结果对比如表 3 所示。剩余两次随机样本集基于 ICMSE 的诊断结果如表 4 所示。

表 3 支持向量机多故障分类器对 4 种太阳轮故障识别结果(Q_{train1} , Q_{test1})

Tab 3 Recognition results of support vector machine multi fault classifier for four kinds of solar wheel

faults(Q_{train1} , Q_{test1})

特征提取		SVM 多故障分类器对测试样本识别结果(%)				
方法	(c, g)	正常状态识	裂纹故障识	缺齿故障识	磨损故障识	平均故障识

		别率/%	别率/%	别率/%	别率/%	别率/%
MSE	(48.50, 0.57)	80	55	95	90	80
GMSE	(16, 1.5)	90	90	100	55	83.75
CMSE	(27.8, 7.5)	80	90	100	90	90
ICMSE	(62.7, 3.2)	80	100	100	100	95

表4 基于 ICMSE 和 SVM 的识别结果
Tab 4 Recognition results based on ICMSE and SVM

特征提取 方法	随机样本	SVM 多故障分类器对测试样本识别结果(%)					
		(c, g)	正常状态	裂纹故障	缺齿故障	磨损故障	平均故障
			识别率/%	识别率/%	识别率/%	识别率/%	识别率/%
ICMSE	Q_{train2}, Q_{test2}	(67, 4.7)	87	100	100	97	96
	Q_{train3}, Q_{test3}	(48, 6.2)	83	100	100	100	95.75

据表3和表4可知:(1)基于 ICMSE 测试集 SVM 具有最高平均故障识别率,达到 95%。相比于 MSE、GMSE 和 CMSE, ICMSE 平均识别率分别提高 15%、11.25%和 5%。对比结果表明了本文方法的优越性。(2)以 ICMSE 作为 SVM 的输入特征,三次随机抽样组成的样本集诊断结果均较为稳定。由此证明本文故障诊断方法的有效性。

5 结论

本文提出了一种改进的复合多尺度样本熵(ICMSE)算法,克服了粗粒化过程的“中和”现象和样本长度对熵值精度的影响。通过仿真和实验得出以下结论:(1)本文所提方法能有效区分行星齿轮箱太阳轮四种常见故障,且在熵值稳定性和区分度方面均要优于多尺度样本熵、广义多尺度样本熵和复合多尺度样本熵;(2)本文所提方法能有效提取不同转速、不同结构行星齿轮箱太阳轮故障特征,并将其应用于行星齿轮箱故障诊断,具有较高的诊断识别率。

参考文献

[1] 周怡娜,董宏丽,张勇,等.基于 VMD 去噪和散布熵的管道信息特征提取方法[J].吉林大学学报(工学版),2021,52(4): 959-969.
ZHOU Yina, DONG Hongli, ZHANG Yong, et al. Pipeline information feature extraction method based on VMD de-noising and dispersion entropy [J]

Journal of Jilin University (Engineering Edition), 2021, 52(4): 959-969. (in Chinese)
[2] 党建,罗焱,田录林,等.基于优化的 VMD 融合信息熵和 FA-PNN 的风电机组齿轮箱故障诊断[J].太阳能学报,2021,41(1): 198-204.
DANG Jian, LUO Yi, TIAN Lulin, et al. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on optimized VMD fusion information entropy and FA-PNN [J] Journal of Solar Energy, 2021, 41(1): 198-204. (in Chinese)
[3] 雷亚国,何正嘉,林京,等.行星齿轮箱故障诊断技术的研究进展[J].机械工程学报,2011,47(19): 59-67.
LEI Yaguo, HE Zhengjia, LIN Jing, et al. Research progress in fault diagnosis technology of planetary gearbox [J] Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(19): 59-67. (in Chinese)
[4] 冯志鹏,褚福磊.行星齿轮箱齿轮分布式故障振动频谱特征[J].中国电机工程学报,2013,33(2): 118-125.
FENG Zhipeng, CHU Fulei. Frequency spectrum characteristics of distributed fault vibration of planetary gearbox gears [J]. Chinese Journal of Electrical Engineering, 2013, 33(2): 118-125. (in Chinese)

- [5] HAN Minghong, PAN Jiali. A fault diagnosis method combined with LMD, sample entropy and energy ratio for roller bearings[J]. Measurement, 2015, 76(12):7-19.
- [6] WU Huachun, ZHOU jian, XIA Chunhu, et al. Two-dimensional time series sample entropy algorithm: applications to rotor axis orbit feature identification[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 147(2021): 107-123.
- [7] 杨大为, 冯辅周, 赵永东, 等. VMD 样本熵特征提取方法及其在行星变速箱故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2018, 37(16): 198-205.
- YANG Dawei, FENG Fuzhou, ZHAO Yongdong, et al. VMD sample entropy feature extraction method and its application in fault diagnosis of planetary gearbox [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(16): 198-205. (in Chinese)
- [8] 雷春丽, 曹鹏瑶, 崔攀, 等. 样本熵和 VMD 结合的轴承早期故障预测方法[J]. 机械设计与制造, 2022, (6): 300-304.
- LEI Chunli, CAO Pengyao, CUI Pan, et al. Prediction method of bearing early failure based on sample entropy and VMD [J] Mechanical design and manufacturing, 2022, (6): 300-304. (in Chinese)
- [9] 刘建昌, 权贺, 于震, 等. 基于参数优化 VMD 和样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 自动化学报, 2022, 48(3): 808-819.
- LIU Jianchang, QUAN He, YU Zhen, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on parameter optimization VMD and sample entropy [J] Journal of Automation, 2022, 48(3): 808-819. (in Chinese)
- [10] COSTA M, GOLDBERGER A L, PENG C K. Multiscale entropy analysis of complex hysiological time series[J]. Physical Review Letters, 2007, 89(6): 705-708.
- [11] 郑近德, 潘海洋, 张俊, 等. 基于多变量多尺度模糊熵的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 38(6): 187-193.
- ZHENG Jinde, PAN Haiyang, ZHANG Jun, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox based on multivariable multi-scale fuzzy entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(6): 187-193. (in Chinese)
- [12] 董治麟, 郑近德, 潘海洋, 等. 一种时移多尺度排列熵与 ELM 相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(10): 1523-1529.
- DONG Zhilin, ZHENG Jinde, PAN Haiyang, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on time shifted multi-scale permutation entropy and ELM [J] Mechanical Science and Technology, 2021, 40(10): 1523-1529. (in Chinese)
- [13] 王振亚, 姚立刚. 广义精细复合多尺度样本熵与流行学习的滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2020, 31(20): 2463-2471.
- WANG Zhenya, YAO Ligang. Rolling bearing fault diagnosis based on generalized fine composite multi-scale sample entropy and popular learning [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(20): 2463-2471. (in Chinese)
- [14] 吴守军, 陈健, 冯辅周, 等. 改进的熵特征在行星齿轮裂纹故障识别中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(6): 61-68.
- WU Shoujun, CHEN Jian, FENG Fuzhou, et al. Application of improved entropy feature in fault identification of planetary gear crack [J] Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(6): 61-68. (in Chinese)

- [15] 李海平, 赵建民, 张鑫, 等. 行星齿轮箱齿轮磨损故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 38(23): 84-90.
LI Haiping, ZHAO Jianmin, ZHANG Xin, et al. Fault diagnosis of planetary gearbox gear wear [J], Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(23): 84-90. (in Chinese)
- [16] 黄宇斐, 石新发, 贺石中, 等. 一种基于主成分分析与支持向量机的风电齿轮箱故障诊断方法[J]. 热能动力工程, 2022, 37(10): 175-181.
HUANG Yufei, SHI Xinfu, HE Shizhong, et al. A fault diagnosis method for wind power gearbox based on principal component analysis and support vector machine [J] Thermal power engineering, 2022, 37(10): 175-181.
- [17] 郑近德, 刘涛, 孟瑞, 等. 基于广义复合多尺度排列熵与 PCA 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(20): 61-66.
ZHENG Jinde, LIU Tao, MENG Rui, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on generalized composite multi-scale permutation entropy and PCA [J], Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(20): 61-66. (in Chinese)
- [18] 但长林, 李三雁, 张彬. 基于样本熵和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 中国测试, 2020, 46(11): 37-42.
DAN Changlin, LI Sanyan, ZHANG Bin. Research on rolling bearing fault diagnosis method based on sample entropy and SVM [J], Journal of China test, 2020, 46(11): 37-42. (in Chinese)