

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.11.006

基于 HRCMFDE、LS、BA-SVM 的 行星齿轮箱故障诊断^{*}

庄 敏¹, 李 革², 范智军³, 孔德成⁴

(1. 杭州科技职业技术学院 智能制造学院, 浙江 杭州 311402; 2. 浙江理工大学 机械与自动控制学院,
浙江 杭州 310018; 3. 河南工业大学 机电工程学院, 河南 郑州 450001;
4. 郑州机械研究所有限公司, 河南 郑州 450052)

摘要:针对行星齿轮箱的特征提取以及故障识别问题,提出了一种基于混合精细复合多尺度波动散布熵(HRCMFDE)特征提取、拉普拉斯分数(LS)特征降维优化和蝙蝠算法优化支持向量机(BA-SVM)故障识别的行星齿轮箱故障诊断方法。首先,提出了一种新的时间序列复杂度测量方法—HRCMFDE(其由 5 种不同粗粒化方式的 RCMFDE 组成,具备更全面和可靠的特征提取性能),用于从振动信号中挖掘出反映行星齿轮箱状态的故障信息,构成初始的混合故障特征;然后,考虑到由 HRCMFDE 组成的故障特征具有较高的维数和冗余,利用 LS 对初始特征进行了优化,生成了低维的敏感特征;最后,利用基于蝙蝠算法优化的支持向量机,对行星齿轮系不同故障特征向量进行了训练和分类,利用真实故障数据集对基于 HRCMFDE、LS、BA-SVM 的方法进行了验证。研究结果表明:利用行星齿轮箱数据集对该方案进行的有效性实验,能够准确地识别出齿轮箱的不同故障,其单次分类的准确率达到 98.13%,多次分类的平均准确率也优于对比方法;该结果验证了基于混合精细复合多尺度波动散布熵特征提取的有效性,采用该方法能够对行星齿轮箱的故障进行诊断。

关键词:特征提取;特征降维优化;故障分类识别;混合精细复合多尺度波动散布熵;拉普拉斯分数;蝙蝠算法优化支持向量机

中图分类号:TH132.425;TH17

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2022)11-1535-09

Fault diagnosis of planetary gearboxes based on HRCMFDE、LS and BA-SVM

ZHUANG Min¹, LI Ge², FAN Zhi-jun³, KONG De-cheng⁴

(1. Intelligent Manufacturing College, Hangzhou Polytechnic, Hangzhou 311402, China;
2. School of Mechanical Engineering and Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;
3. College of Mechanical and Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China;
4. Zhengzhou Machinery Research Institute Co., Ltd., Zhengzhou 450052, China)

Abstract: Aiming at the question of characteristics extraction and fault diagnosis of planetary gearbox, a fault diagnosis solution based on hybrid refined composite multi-scale fluctuation dispersion entropy (HRCMFDE), Laplacian score (LS) and bat algorithm optimized support vector machine (BA-SVM) was raised. Firstly, HRCMFDE, a new time series complexity measurement method, was presented. It was composed of five RCMFDEs with different coarse grained methods, which had more comprehensive and reliable feature extraction performance, and was used to mine the fault information reflecting the state of planetary gearbox from the vibration signal to form the initial mixed fault feature. Then, considering that the fault features composed of HRCMFDE had high dimension and redundancy, Laplacian score

收稿日期:2022-03-16

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51775516,51375459);浙江大学访问学者资助项目(FX2018140)

作者简介:庄敏(1972-),男,福建福州人,硕士,副教授,主要从事智能制造装备技术、机电故障诊断、算法等方面的研究。E-mail: minzhuang001

@163.com

was used to optimize the initial features to generate low-dimensional sensitive features. Finally, bat algorithm optimized support vector machine (BA-SVM) was used to train and classify different fault feature vectors of the planetary gear train, and the methods based on HRCMFDE, LS, and BA-SVM were verified by using the real fault data set. The results show that the effectiveness experiment of the proposed scheme using the planetary gearbox data set can accurately identify the different faults of the gearbox, the accuracy of single classification is 98.13%, the average accuracy of multiple classification is also better than the comparison method. The results verify the effectiveness of the hybrid refined composite multi-scale fluctuation dispersion entropy feature extraction, and can provide a supplementary method for fault diagnosis of planetary gearbox.

Key words: feature extraction; feature dimensionality reduction optimization; fault classification and identification; hybrid refined composite multi-scale fluctuation dispersion entropy (HRCMFDE); Laplacian score (LS); bat algorithm optimized support vector machine (BA-SVM)

0 引 言

行星齿轮箱是旋转机械中的重要组成部件,具有承载能力大和工作平稳的优点,因而被大量用于风力发电机组等具有复杂结构的传动系统中^[1]。

由于工作环境恶劣,齿轮箱易发生各种故障,影响整个机组的可靠性。因此,对行星齿轮箱的故障进行可靠的检测具有十分重要的意义。

行星齿轮箱的故障会导致振动信号中出现周期性的脉冲。因此,通过分析振动信号能够获取表征齿轮箱状态的信息^[2-3]。

由于系统受到机械摩擦和噪声的耦合作用,振动信号呈现非线性特性,线性分析方法无法进行处理^[4]。

随着非线性科学在故障诊断领域的应用,基于熵的指标,如样本熵、排列熵、散布熵^[5]和对应的多尺度熵(multiscale entropy, MSE)等,被广泛用于信号的特征提取。

李怡等人^[6]提出了一种基于自适应噪声完备集合经验模态分解-MSE 的滚动轴承故障诊断方法。刁宁昆等人^[7]开发了一种基于多尺度排列熵的滚动轴承故障检测模型。曲全鹏等人^[8]开发了一种结合变分模态分解和多尺度散布熵(multiscale dispersion entropy, MDE)的柱塞泵故障诊断方法,取得了良好的结果。随后,钱恩丽等人^[9]对 MDE 的粗粒化方法进行了改进,并在考虑了数据波动性的基础上,引入了复合多尺度波动散布熵(composite multiscale fluctuation dispersion entropy, CMFDE),用于单向阀的状态特征提取。GAN Xiong 等人^[10]将 CMFDE 用于轴承的故障特征挖掘。ZHOU Fu-ming 等人^[11-13]对 CMFDE 进行了进一步改进,并提出了精细的 CMFDE (refined CMFDE, RCMFDE),用于液压泵的故障诊断。

然而,CMFDE 或 RCMFDE 的粗粒化处理仅基于数据的均值,对于齿轮箱振动信号,基于数据均值的一阶矩处理还不足以表征时间序列的复杂性^[12]。为此,

SONG Mei-ping 等人^[13]基于均方根的粗粒化处理,实现了信号的多尺度分析,提出了广义精细复合多尺度散布熵,并与传统的精细复合多尺度散布熵进行了比较,结果验证了其优越性。

振动信号通常包含较多的冲击分量和谐波周期分量,成分比较复杂。单一的特征提取指标无法提取出足够的故障特征。

针对这个问题,ROSTAGHI M 等人^[14]提出了一种基于偏斜度、方差和平均值的精细复合广义多尺度散布熵,采用该方法实现了对滚动轴承较为全面的诊断。随后,QIN Ai-song^[15]在此基础上,更加详细地考虑了信号的一阶特征和二阶特征,提出了集成复合多尺度散布熵,并将其与传统的精细复合多尺度散布熵进行了对比,验证了其有效性。

笔者综合上述方法的优点,全面地考虑信号的一阶、二阶和三阶特征,并结合波动散布熵,提出混合精细复合多尺度波动散布熵(HRCMFDE)。其主要原理是将粗粒化处理由均值扩展至均方根值、方差值、根振幅值、最大值和偏斜度,从而提取出更多的故障信息。因此,HRCMFDE 能够从一阶矩(均值(mean)、最小值(min)),二阶矩(均方根(rms)、方根幅值(ra))和三阶矩(偏斜度(sk))来实现信号的特征提取。相比于原始的 RCMFDE, HRCMFDE 能够从信号中挖掘出更全面和更丰富的故障特征,从而可靠地反映信号的故障状态。

在挖掘了故障特征后,需要对故障状态做出检测。显然,由 HRCMFDE 提取的故障特征具有很高的维数,直接利用其进行分类无法获得可靠的分类效果,且严重影响分类效率。

特征选择是一种通过对特征的重要性进行评估的特征降维方法,典型的特征排序方法如 Fisher 分数(fishes score, FS)和拉普拉斯分数(Laplace score, LS)。其中,FS 专注于含标签数据的特征,遗漏了已有特征的局部属性。作为无监督的特征降维方案,LS 保留了 FS 特征的局部保留能力,并采用方差值来表征包含信

息的性能。吉哲等人^[16]将 LS 用于柴油机故障特征的选择和降维,取得了优异的效果。因此,笔者利用 LS 对初始特征进行维数压缩,获得低维的敏感特征^[17]1-8。

目前,常见的故障识别分类器模型包括极限学习机(ELM)和支持向量机(SVM)等。其中,SVM 是一种用于非线性小样本的有监督分类器,其性能稳定且泛化性好,但存在着参数选择的问题。

周付明等人^[18]和阮婉莹等人^[19]分别提出了基于遗传算法和粒子群算法的支持向量机,也取得了不错的分类效果;但遗传算法和粒子群算法易陷入局部最优,搜索能力较弱。

为了提高 SVM 的参数优化精度,笔者引入基于蝙蝠算法的支持向量机(bat algorithm-support vector machine,BA-SVM)分类器,随后将该故障特征输入至 BA-SVM 中,进行故障分类^[20]。

综上所述,笔者提出一种基于 HRCMFDE 特征提取、LS 特征降维优化和 BA-SVM 故障识别的行星齿轮箱故障诊断方法。

首先,笔者利用 HRCMFDE 提取行星齿轮箱振动信号的故障特征;然后,采用 LS 对原始高维特征进行降维和优化,以获得低维的高分辨率特征;最后,利用基于蝙蝠算法优化的支持向量机,对行星齿轮系不同故障特征向量进行训练和分类,利用真实故障数据集对故障诊断方法进行验证。

1 混合精细复合多尺度波动散布熵

1.1 波动散布熵

笔者给定长度为 N 的序列 $x = x_1, x_2, \dots, x_N$,波动散布熵(fluctuation dispersion entropy,FDE)方法描述如下:

(1)使用正态累积分布函数将 $x_j (j = 1, 2, \dots, N)$ 映射到具有从 1 到 $2c - 1$ 的整数索引的 $2c - 1$ 类。

分类后的信号为 z_j ;

(2)在 $z_i^{m,c} = \{z_i^c, z_{i+d}^c, \dots, z_{i+(m-1)d}^c\}, i = 1, 2, \dots, N - (m-1)d$ 的基础上构建时间序列 $z_i^{m,c}$ (式中: m —嵌入维数; d —时间延迟);

(3)每个 $z_i^{m,c}$ 被映射到散布模式 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}, z_i^c = v_0, z_{i+d}^c = v_1, \dots, z_{i+(m-1)d}^c = v_{m-1}$ 。分配给每个向量 $z_i^{m,c}$ 的可能散布模式的数量等于 $(2c - 1)^{m-1}$ 。由于信号 $z_i^{m,c}$ 有 m 个元素,每个元素可以从 $-c + 1$ 到 $c - 1$ 的整数之一;

(4)对于每个散布模式,相对概率为:

$$p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) = \frac{\#\{z_i^{m,c} \text{ has } \pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}\}}{N - (m-1)d} \quad (1)$$

式中: $\#\{z_i^{m,c}\}$ 映射到 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 的数量; $p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$ — $z_i^{m,c}$ 映射到 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 的个数与 $z_i^{m,c}$ 中元素个数的比值。

(5)根据定义,FDE 计算如下:

$$FDE = \sum_{\pi=1}^{(2c-1)^{m-1}} p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \ln p(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \quad (2)$$

1.2 混合精细复合多尺度波动散布熵方法

FDE 仅对信号开展单一尺度的分析,这会遗漏其他尺度上的模式信息。为此,文献[21]开发了多尺度波动散布熵(multiscale fluctuation dispersion entropy, MFDE),通过将原始序列分割为多个粗粒度子序列来实现信号的多尺度分析。精细复合多尺度波动散布熵是在 MFDE 方法的基础上进一步改进,通过将初始数据基于起始点分别为 $[1, \tau]$ 连续地划分成长度为 τ 的片段,并计算其平均值获得 τ 个粗粒度子序列来完成 RCMFDE 的计算。

传统 RCMFDE 是基于数据的均值来进行粗粒度序列的采样,仅考虑了数据的一阶特征。而振动信号由于工况和环境复杂且耦合,信号具有多个阶次的特征,原始的基于均值的粗粒化处理无法提取信号中的多阶特征。因此,笔者提出 HRCMFDE 方法,从均值、最小值,均方根、方根幅值和偏斜度来实现信号的特征提取。相比于 RCMFDE,HRCMFDE 考虑信号中的多阶特征,采用 HRCMFDE 特征提取得更加全面。

HRCMFDE 的原理如下:

(1)对于信号 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$,基于公式来生成粗粒度序列,其中, $1 \leq k \leq \tau, 1 \leq j \leq \lfloor N/\tau \rfloor$;

基于均值的粗粒度时间序列为:

$$z_{k,j}^{(\tau)} |_{\text{mean}} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+k}^{j\tau+k-1} x_i \quad (3)$$

基于均方根值的粗粒度时间序列为:

$$z_{k,j}^{(\tau)} |_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+k}^{j\tau+k-1} x_i^2} \quad (4)$$

基于方根幅值的粗粒度时间序列为:

$$z_{k,j}^{(\tau)} |_{\text{ra}} = \left(\frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+k}^{j\tau+k-1} \sqrt{|x_i|} \right)^2 \quad (5)$$

基于最小值的粗粒度时间序列为:

$$z_{k,j}^{(\tau)} |_{\text{min}} = \min_{(j-1)\tau+k \leq i \leq j\tau+k-1} (x_i) \quad (6)$$

基于偏斜度值的粗粒度时间序列为:

$$z_{k,j}^{(\tau)} |_{\text{skew}} = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+k-1}^{j\tau+k-1} (x_i - \bar{x})^3 \quad (7)$$

式中: τ —尺度因子。

(2)对于每个尺度,RCMFDE 定义为:

$$E_{\text{RCMFDE}} = - \sum_{\pi=1}^{(2c-1)^{m-1}} \bar{P}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \ln \bar{P}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) \quad (8)$$

式中: $\bar{P}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}) = \frac{1}{\tau} \sum_{k=1}^{\tau+1} P_k^{(\tau)}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}); P_k^{(\tau)}(\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}})$ — 散布模式 $\pi_{v_0 v_1 \dots v_{m-1}}$ 在时间序列 $z_{k,j}^{(\tau)}$ 中出现的概率。

(3) 笔者分别对每种粗粒度时间序列执行固定操作,可以得到 τ 个熵值,总共可以得到 $5 * \tau$ 个熵值。HRCMFDE 可以表示如下:

$$HRCMFDE = RCMFDE_{\text{mean}\&\text{rms}\&\text{ra}\&\text{min}\&\text{ske}} \quad (9)$$

HRCMFDE 混合多个形式的 RCMFDE,特征提取的更加完备,避免信息的遗漏,因此更适合用于振动信号的特征提取。

HRCMFDE 的计算流程图,如图 1 所示。

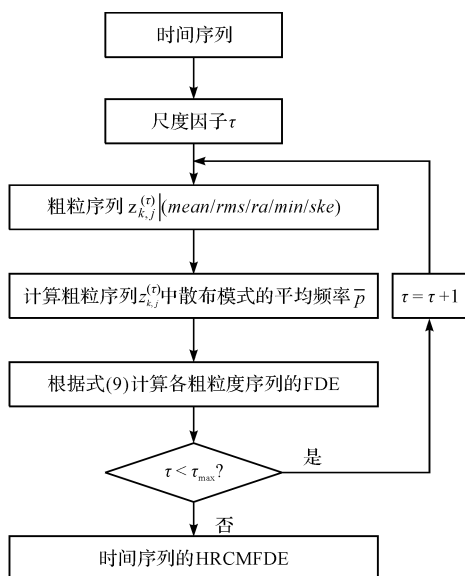


图 1 HRCMFDE 的流程图

在 HRCMFDE 方法中,有 4 个参数需要预先设置,分别是数据长度 N ,嵌入维数 m ,类别数 c 和时间延迟 d 。由于 HRCMFDE 方法中仅是粗粒度处理存在不同,其他方法均相似,因此,不同形式的 RCMFDE 保持相同的参数设置。

根据文献[11]6 的建议,RCMFDE 在嵌入维数 $m=2, c=6; d=1$ 和 $N=4\ 096$ 时能够取得较优异的特征提取性能。此外,由于集成了多种类型的 RCMFDE,特征维数比较大,尺度因子的选择影响特征的数量。

为充分提取故障信息,并减小特征数量,笔者设置尺度因子为 $\tau=15$ 。

2 基于 HRCMFDE、LS 和 BA-SVM 的故障诊断方法

2.1 拉普拉斯分数

HRCMFDE 由多个 RCMFDE 组成,这导致 HRCMFDE

提取的特征具有较高的维数。虽然多个特征能够提供更加全面和完整的信息,但是会引入较多冗余信息,降低分析效率和精度。

为此,笔者引入基于 LS 的特征选择方法,根据各尺度特征的重要性对特征进行重新排序,以获得低维敏感的特征。LS 的原理详见文献[16]3,笔者不再赘述。

2.2 蝙蝠算法优化支持向量机

支持向量机是一种泛化性好,且适用于小样本的分类器。然而,SVM 的核函数 σ 和惩罚系数 C 会严重影响其性能,人为设置参数难以获得 SVM 的最佳性能。因此,笔者采用具有优异全局搜索性能的蝙蝠算法来对 SVM 的参数进行优化,以实现参数的自适应选择。

蝙蝠算法是基于蝙蝠利用声纳系统进行追杀目标和躲避障碍物行为的启发式方法。

利用 BA 方法对 SVM 参数进行优化的详细程序,如图 2 所示。

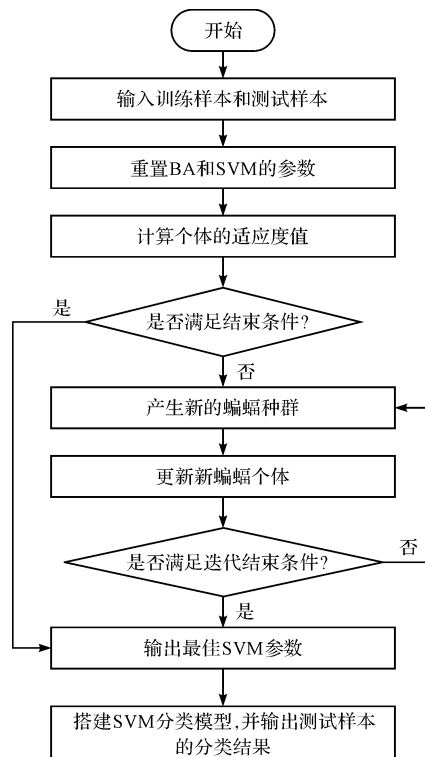


图 2 BA-SVM 的流程图

2.3 HRCMFDE、LS 和 BA-SVM 方法的流程

基于上述理论分析,笔者将 HRCMFDE、LS 和 BA-SVM 相结合,用于齿轮箱的故障诊断,其详细诊断步骤如下:

(1) 采集行星齿轮箱 G 个工况下的振动信号,以长度为 2 048 的滑动窗口进行采样,每种工况获得 M

个互不重叠样本。随机选择 P 组样本用于训练,余下 $M-P$ 组样本用于测试;

(2) 计算每个样本的 HRCMFDE, 每个样本得到 5τ 个熵值,生成初始特征矩阵 $O^{p \times 5 \times \tau}$;

(3) 为了降低特征的维数并减小冗余特征,利用 LS 方法对训练样本和测试样本的特征进行选择,得到低维敏感故障特征;

(4) 将训练样本的敏感特征输入至 BA-SVM 进行训练,随后将完备的 BA-SVM 分类器对测试样本进行故障识别,输出故障工况。

3 齿轮箱数据集实验

3.1 实验平台

为了验证上述故障诊断方案的有效性,笔者利用

PHM 2009 年数据挑战赛的行星齿轮箱数据集进行实验。

实验平台由感应电动机、电磁制动器、齿轮箱和变频控制器组成,如图 3 所示。

3.2 实验及结果分析

该数据是在实验室环境下,采集得到的齿轮箱输入端的振动信号。该数据的详细信息参照文献[22],不同的故障包含行星齿轮箱中的轴承,齿轮和轴故障的复合故障。

笔者以斜齿轮啮合故障进行研究,并基于齿面裂纹(TSC)、齿根断裂(TRF)、轴承外圈故障(BOF)、轴承内圈故障(BIF)、轴承滚动体故障(BBF)、齿轮不平衡(GI)和输入轴不平衡(ISI)等故障。

不同故障类型齿轮如图 4 所示。

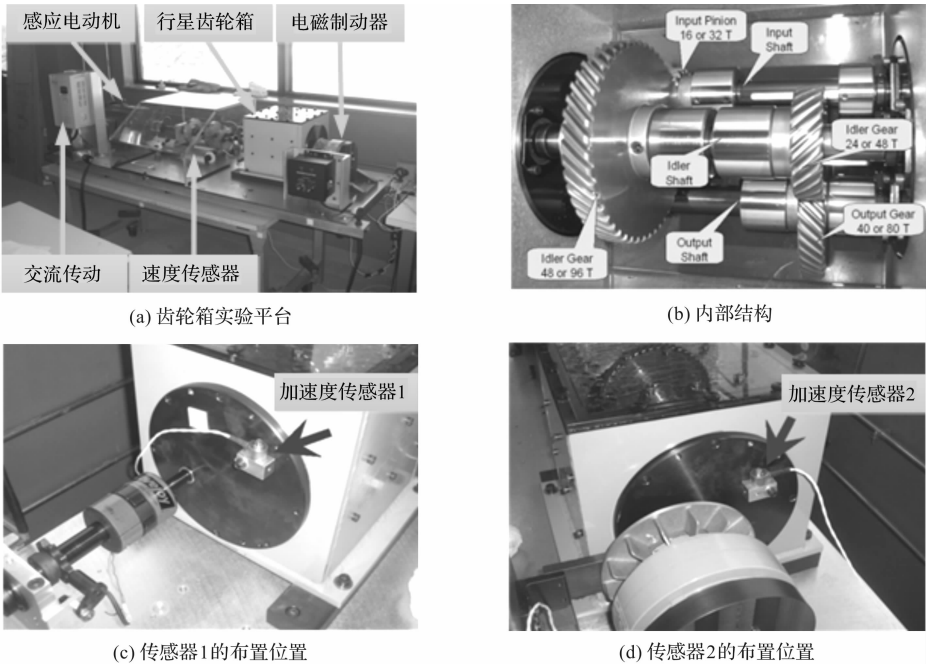


图 3 IEEE PHM 2009 故障实验平台

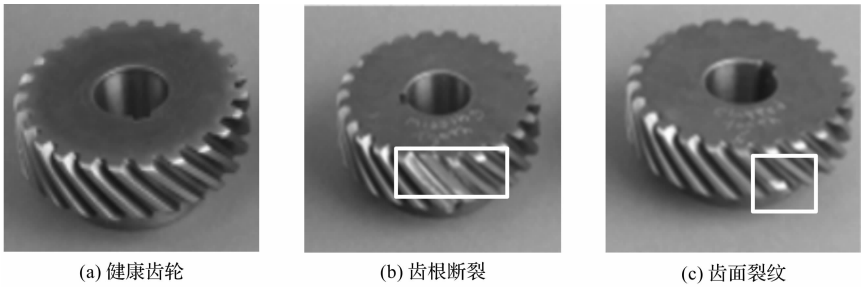


图 4 齿轮不同故障类型

笔者仿真 8 个斜齿轮啮合复合故障工况的结果,分别表示为 G1、G2、G3、G4、G5、G6、G7、G8,不同故障的具体形式如表 1 所示。

实验中,振动信号的采样频率为 66.67 kHz,输入

轴的额定转速为 3 000 r/min,采样时间为 4 s。每个工况的振动信号长度为 266 600 点,实验中将每个工况振动信号分割为 50 个长度为 4 096 的样本。其中 30 组样本作为训练集,20 组样本作为测试集。

表 1 斜齿轮复合故障的类型

缩写		G1	G2	G3	G4	G5	G6	G7	G8
轴	输入	健康	健康	健康	健康	健康	ISI	健康	ISI
	输出	健康	健康	健康	健康	健康	健康	槽磨损	健康
轴承	输入轴-输入端	健康	健康	健康	BBF	BIF	BIF	BIF	健康
	中间轴-输入轴	健康	健康	健康	健康	BBF	BBF	健康	BBF
	输出轴-输入端	健康	健康	健康	健康	BOF	BOF	健康	BOF
	输入轴-输出端	健康	健康	健康	健康	健康	健康	健康	健康
	中间轴-输出端	健康	健康	健康	健康	健康	健康	健康	健康
	输出轴-输出端	健康	健康	健康	健康	健康	健康	健康	健康
齿轮	32T	健康	TSC	健康	健康	TSC	健康	健康	健康
	96T	健康	健康	健康	健康	健康	健康	健康	健康
	48T	健康	GI	GI	GI	GI	健康	健康	健康
	80T	健康	健康	健康	TRF	TRF	TRF	健康	健康

实验数据的详细信息如表 2 所示。

表 2 实验数据的详细信息

故障类型	训练样本	测试样本	分类标签
G1	30	20	1
G2	30	20	2
G3	30	20	3
G4	30	20	4
G5	30	20	5
G6	30	20	6
G7	30	20	7
G8	30	20	8

在不同工况下,齿轮振动信号的时域波形如图 5 所示。

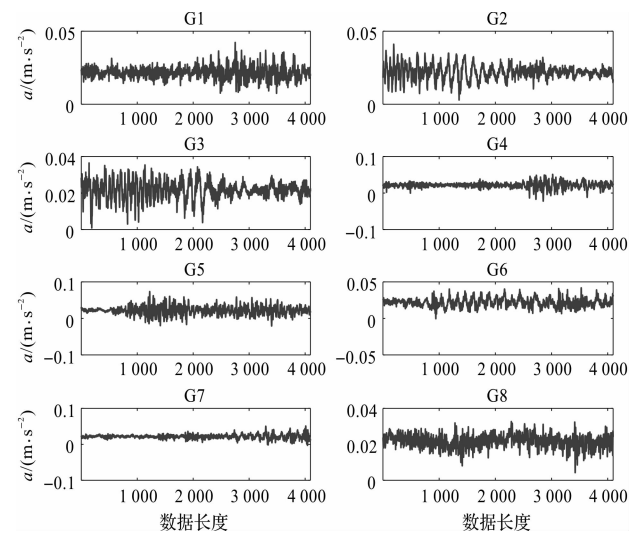


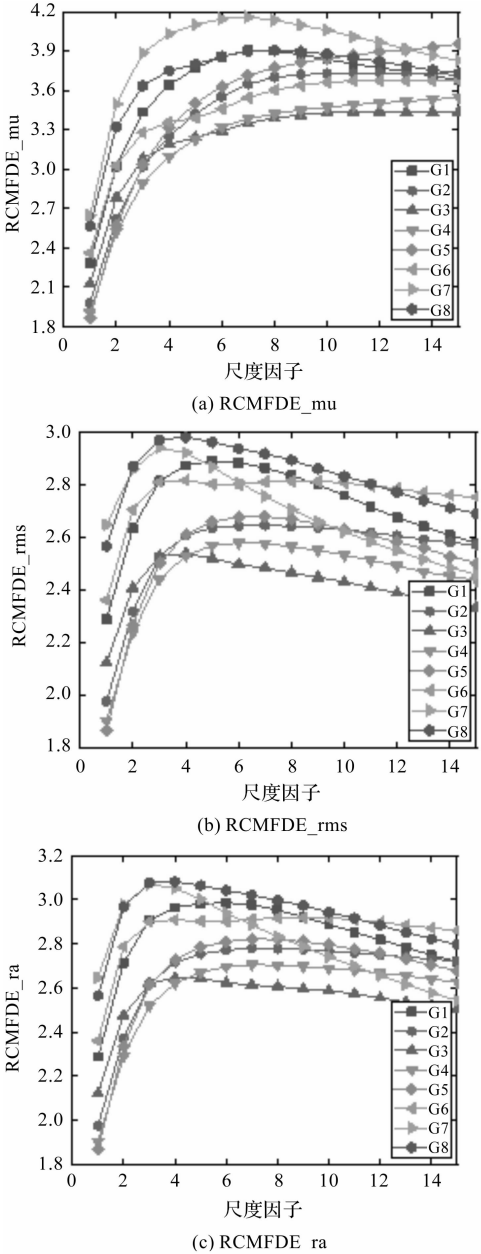
图 5 齿轮箱不同工况振动信号的时域波形

3.2.1 HRCMFDE 特征提取

笔者利用 HRCMFDE 方法提取振动信号中的特征组成初始的特征矩阵。每个工况都由 75 个熵值特征进行描述,即特征矩阵由 5 个不同类型的 RCMFDE 组成。

不同故障状态振动信号的基于均值、均方根值、方

根幅值、最小值和偏斜度粗粒度处理的 RCMFDE,如图 6 所示。



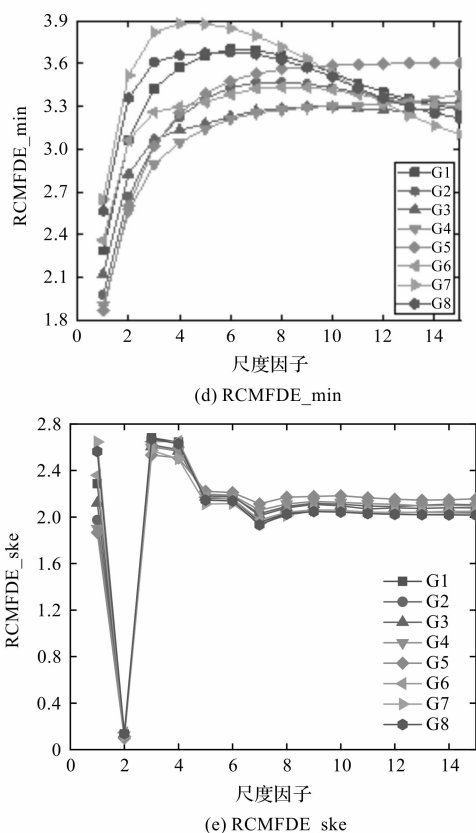


图 6 5 种 RCMFDE 熵值

从图 6 可以发现:不同形式的 RCMFDE 对不同工况具有不同的区分度,如 RCMFDE_ske 无法有效地区分各个工况,即特征的区分度较低;而 RCMFDE_rms 能够较好地区分各个工况。

类似地,其他类型的 RCMFDE 具有比较明显的区分度,即不同类型的 RCMFDE 能够区分不同类型的齿轮箱故障。

通过混合多个形式的 RCMFDE,能够增强特征的提取性能,提供更多有效的信息,避免单一特征提取模型的缺陷。总体来说,基于 HRCMFDE 的方法能够提取出丰富的故障特征。

3.2.2 LS 特征降维优化

随后,笔者利用 LS 对初始高维特征进行选择,以获得高价值故障特征。该处,笔者将新特征的数量设置为 20。

初始的 75 维特征的 LS 排序结果如图 7 所示。

笔者发现:新特征在不同尺度上分布的更加合理,区分度更加明显。可见,通过对原始特征进行合理的特征选择能够增强特征的质量。

3.2.3 BA-SVM 故障识别

笔者选择前 7 个新特征,输入至 BA-SVM 分类器进行故障识别^[23,24]。

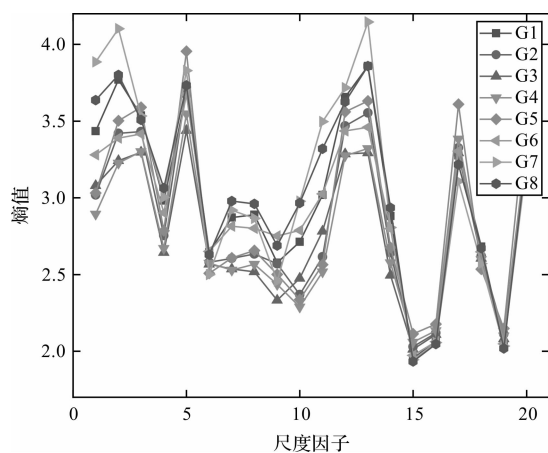


图 7 经过 LS 排序后的新特征分布

测试样本的分类结果如图 8 所示。

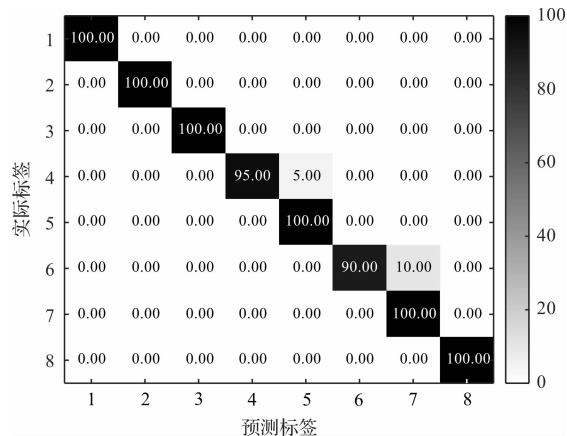


图 8 笔者所提方法识别结果的混淆矩阵

从识别结果可以发现:1 个 G4 样本被误分类为 G5 样本,2 个 G6 样本被错误分类为 G7,总的故障识别准确率为 98.13%,G4 样本的识别准确率为 95%,G6 样本为 90%。

虽然 G4 和 G6 样本出现了样本识别错误的情况,但总体上证明该方法是有用的。

3.3 方法对比分析

3.3.1 HRCMFDE

为了证明 HRCMFDE 方法的优越性,笔者将其与典型的基于均值和均方根的 RCMFDE、精细复合多尺度排列熵(RCMPE)(嵌入维数 $m=5$,时间延迟 $d=1$)、精细复合多尺度散布熵(RCMDE)和精细复合多尺度熵(RCMSE)(嵌入维数 $m=2$,相似容限 $r=0.2$,时间延迟 $d=1$)进行对比。

笔者将由上述 6 种特征提取方法提取的故障特征经过 LS 处理,然后输入至 BA-SVM 进行训练和识别。此外,为了避免随机性和微小的扰动因素对对比结果的干扰,每种方法都重复实验 15 次。

实验结果如图 9 所示。

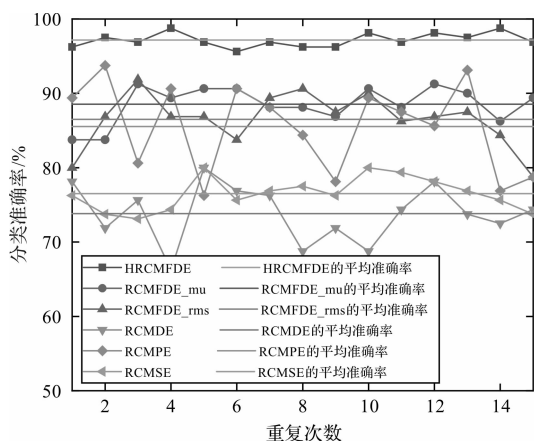


图 9 6 种特征提取方法的 15 次分类结果

笔者发现:基于 HRCMFDE 的方法具有最高的平均分类准确率,且曲线的波动也较小。这表明该方法获得的识别结果非常稳定;其他方法的准确率均明显低于笔者所提方法,并且具有较明显的波动,这说明获得的准确率不稳定,容易出现大量失真的分类结果。

笔者对所提方法与现有方法进行多次实验,结果表明:单一的特征提取指标无法全面地反映振动信号的故障属性,刻画不够细致;笔者所提出的 HRCMFDE 方法通过混合多个基础特征提取模型,具有更加全面和可靠的特征提取能力,优于其他方法。

3.3.2 LS

随后,笔者对特征进行 LS 排序的重要性作研究,将经过 LS 排序后的特征与原始特征的不同数量的特征,输入至 BA-SVM 进行故障分类。

由于特征数量较多,因此,笔者仅对特征数量在 40 个以内的准确率进行计算,其结果如图 10 所示。

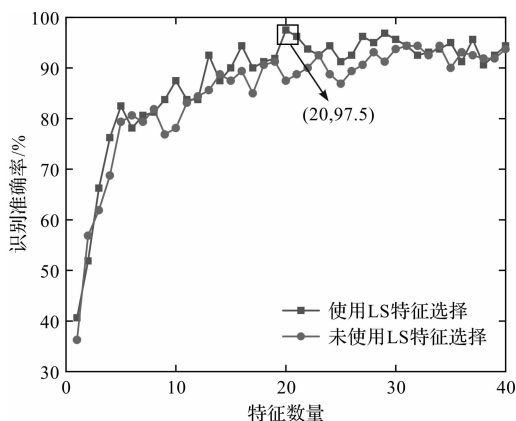


图 10 不同特征数量与识别准确率之间的关系

从图 10 可以发现:对特征进行 LS 排序后的表现优于未经 LS 排序的。当经过 LS 排序后,特征数量为 20 时,准确率达到 97.5%;当特征数量较多或者较少都无法取得较佳的分类准确率(这是因为特征数量较少无法提供足够的信息,导致分类器未获得足够的

有效信息来区分不同工况;特征数量较多会产生冗余特征,影响识别的精度)。

因此,通过对特征数量与识别精度关系的研究,可以看出:对特征进行 LS 排序,能够提升故障识别的精度,并且减少所需特征的数量。

3.3.3 BA-SVM

为了验证 BA-SVM 的优势,笔者利用粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 优化的 SVM (PSO-SVM),遗传算法 (genetic algorithm, GA) 优化的 SVM (GA-SVM) 和未优化的 SVM 进行对比。

笔者将由 HRCMFDE 和 LS 提取的故障特征输入至 4 种分类器进行故障分类,其结果如表 3 所示。

表 3 4 种分类器的性能对比

分类器	误分类数	识别准确率/%	时间/s
SVM	13	91.875	2.153
GA-SVM	9	94.375	4.365
PSO-SVM	5	96.875	5.172
BA-SVM	2	98.75	5.814

从表 3 可以发现:笔者所使用的 BA-SVM 具有最高的分类准确率,另外 3 种分类器的识别准确率均低于 BA-SVM,表明 BA-SVM 具有优越性。虽然,BA-SVM 的分类效率较低,但是能够通过识别准确率进行弥补。

4 结束语

针对行星齿轮箱的特征提取以及故障识别问题,笔者提出了一种基于 HRCMFDE 特征提取、LS 特征降维优化和 BA-SVM 故障识别的行星齿轮箱故障诊断方法;通过齿轮箱故障实验数据,对基于 HRCMFDE、LS、BA-SVM 的方法的有效性进行了验证。

研究结论如下:

(1) HRCMFDE 通过混合多阶次的粗粒化处理,避免了原始的基于单一粗粒化形式的 RCMFDE 容易遗漏数据中关键信息的缺点,可以可靠地从齿轮箱中提取出丰富和高分辨率的故障特征;

(2) 利用 LS 对特征进行了处理能够降低特征的维数,保留主要特征,并且故障识别准确率和效率也优于原始特征;

(3) 采用 BA 方法对 SVM 的核心参数进行了寻优,能够显著地提高故障识别准确率,优于未优化的 SVM、GA-SVM 和 PSO-SVM 分类器模型。

由于混合多个特征提取方法,基于 HRCMFDE、LS、BA-SVM 方法的效率比较低下,需要耗费较多时间。

在后续的研究中,笔者将就特征提取效率提高、模型通用性拓展等方面,开展进一步的相关研究工作。

参考文献 (References):

- [1] 王建国,刘冀韬. LTSA 和深度置信网络的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机械设计与制造,2022(1):5-8.
- [2] 何庆飞,陈小虎,王旭平,等. 基于振动信号的齿轮泵故障诊断[J]. 噪声与振动控制,2019,39(4):195-199,223.
- [3] 李伟明. 大型风机齿轮箱在线监测与故障诊断应用研究[D]. 广州:华南理工大学机械与汽车工程学院,2019.
- [4] FENG Zhi-peng, ZUO Ming-j. Vibration signal models for fault diagnosis of planetary gearboxes[J]. **Journal of Sound and Vibration**,2012,331(22):4919-4939.
- [5] ROSTAGHI M, AZAMI H. Dispersion entropy: A measure for time-series analysis [J]. **IEEE Signal Processing Letters**,2016,23(5):610-614.
- [6] 李 怡,李焕锋,刘自然. 基于 CEEMDAN 多尺度熵和 SSA-SVM 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机电工程,2021,38(5):599-604.
- [7] 刁宁昆,马怀祥,王金师,等. 基于 MPE 与 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 电子测量技术,2021,44(21):44-48.
- [8] 曲全鹏,曲海军,张 强. 基于 VMD-MDE 的柱塞泵磨损故障诊断研究[J]. 机电工程,2021,38(9):1202-1206.
- [9] 钱恩丽,黄国勇,李德宇,等. 基于 CMFDE 的单向阀早期微弱故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报,2021,35(4):169-176.
- [10] GAN Xiong, LU Hong, YANG Guang-you. Fault diagnosis method for rolling bearings based on composite multiscale fluctuation dispersion entropy [J]. **Entropy**, 2019, 21(3):290.
- [11] ZHOU Fu-ming, YANG Xiao-qiang, SHEN Jin-xing, et al. Fault diagnosis of hydraulic pumps using PSO-VMD and refined composite multiscale fluctuation dispersion entropy [J]. **Shock and Vibration**,2020(8):1-13.
- [12] 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.
- [13] SONG Mei-ping, WANG Jin-dong, ZHAO Hai-yang, et al. Bearing failure of reciprocating compressor sub-health recognition based on CAGOA-VMD and GRCMDE [J]. **Advances in Mechanical Engineering**, 2022, 14(3):1217-1240.
- [14] ROSTAGHI M, KHATIBI M M, ASHORY M R, et al. Bearing fault diagnosis using refined composite generalized multiscale dispersion entropy-based skewness and variance and multiclass FCM-ANFIS[J]. **Entropy**, 2021, 23(11):1510.
- [15] QIN Ai-song, MAO Han-ling, HU Qin, et al. Bearing fault diagnosis method based on ensemble composite multiscale dispersion entropy and density peaks clustering[J]. **IEEE Access**,2021(9):24373-24389.
- [16] 吉 哲,傅忠谦. 基于 VMD 和拉普拉斯分值的柴油机故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术,2017(10):129-133,137.
- [17] 彭宅铭,程龙生,詹 君,等. 基于 LS 和 MTS 的两阶段滚动轴承故障特征选择方法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(4):186-193.
- [18] 周付明,申金星,杨小强,等. 基于改进多元多尺度色散熵的齿轮箱多通道振动信号故障诊断[J]. 机械传动,2021,45(4):112-122.
- [19] 阮婉莹,马增强,李亚超. 基于变分模态分解排列熵和粒子群优化支持向量机的滚动轴承故障诊断方法[J]. 济南大学学报:自然科学版,2018,32(4):291-296.
- [20] 吴保林,戚晓利,王振亚,等. 基于改进半监督 LTSA 与 BA-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 轴承,2020(1):48-54.
- [21] AZAMI H, ARNOLD S E, SANEI S, et al. Multiscale fluctuation-based dispersion entropy and its applications to neurological diseases [J]. **IEEE Access**, 2019(7):68718-68733.
- [22] XI Cheng-bo, YANG Guang-you, LIU Lang, et al. A refined composite multivariate multiscale fluctuation dispersion entropy and its application to multivariate signal of rotating machinery[J]. **Entropy**,2021,23(1):128.
- [23] 陆凤清,岳 夏,王亚东,等. 基于 A-VMD 与 CNN 的行星齿轮箱故障诊断方法研究[J]. 机电工程技术,2022,51(7):15-19.
- [24] 李志国,林 彬,高鹏涛,等. 基于 SVD-ITD 和支持向量机的潜水磨碎泵故障诊断[J]. 流体机械,2021,49(10):97-104.

[编辑:全 瑶]

本文引用格式:

庄 敏,李 革,范智军,等. 基于 HRCMFDE、LS、BA-SVM 的行星齿轮箱故障诊断[J]. 机电工程,2022,39(11):1535-1543.

ZHUANG Min, LI Ge, FAN Zhi-jun, et al. Fault diagnosis of planetary gearboxes based on HRCMFDE、LS and BA-SVM[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022,39(11):1535-1543.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>