

改进共空间模式与多源特征融合的 轴承智能诊断方法

张龙, 刘皓阳, 张号, 李祖鑫

(华东交通大学轨道交通基础设施性能监测与保障国家重点实验室, 330013, 南昌)

摘要: 针对传统方法难以有效提取滚动轴承的故障特征,以及单向振动信号易存在故障信息丢失等问题,将共空间模式(CSP)算法引入滚动轴承故障诊断领域,提出了一种改进共空间模式(MCSP)算法与多源特征融合的轴承智能诊断方法。首先,利用CSP算法将轴承3个方向的振动信号进行数据层与特征层的深度融合,充分提取故障信息的同时缩短了数据处理时间;然后,采用子类空间滤波器集合策略改进决策层,构建最优空间滤波器,有效提取轴承不同健康状态的空域特征;最后,通过支持向量机(SVM)实现不同故障类型及程度的识别。使用SLIET轴承公开数据集和实验室轴承数据集进行验证,结果表明:与未改进共空间模式方法相比,改进后的方法在2个数据集上的轴承平均识别准确率均达到99%以上,且分别提升了3.04%和6.26%,平均耗时均在0.1 s以下,验证了所提方法具有更好的故障识别准确率和运行效率。

关键词: 共空间模式;多源特征融合;故障诊断;特征提取;支持向量机

中图分类号: TH13 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202308013 **文章编号:** 0253-987X(2023)08-0127-11

Intelligent Bearing Fault Diagnosis Using Modified Common Spatial Pattern and Multi-Source Feature Fusion

ZHANG Long, LIU Haoyang, ZHANG Hao, LI Zuxin

(State Key Laboratory of Performance Monitoring Protecting of Rail Transit Infrastructure,

East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: The common spatial pattern (CSP) algorithm is modified and introduced into the field of diagnosing rolling bearing faults in order to address the issues that the traditional method faces a challenge in effectively extracting the features of rolling bearing fault features and the single-direction vibration signal is susceptible to missing fault information. An intelligent diagnosis method for rolling bearings with a modified common spatial pattern (MCSP) algorithm and multi-source feature fusion is proposed. Firstly, CSP is used to combine three-direction vibration signals of bearings at the data and feature levels, realizing full extraction of fault information while shortening data processing time. Then, the strategy of subclass spatial filter ensemble is improved at the decision level to construct the optimal spatial filter, so as to effectively extract the space domain features under different bearing health states. Finally, a support vector machine (SVM) is utilized to identify faults of various types and degrees. A bearing dataset of the labora-

tory and a publicly available one from SLIET and are used for test verification. The results show that, compared with the CSP approach, the proposed method improves the average recognition accuracy of bearing faults by 3.04% and 6.26% for both datasets, respectively. It achieves an average recognition accuracy of over 99% and an average time of less than 0.1s. This verifies the proposed method has better fault identification accuracy and running efficiency.

Keywords: common spatial pattern; multi-source feature fusion; fault diagnosis; feature extraction; support vector machine

滚动轴承作为旋转机械中不可或缺的元件,通常被当作动力传输装置应用在航天工业、医疗器械、电力设备等领域^[1-2]。然而,恶劣的环境和复杂的工作条件导致其在运行中极易发生故障,从而影响整个机械系统的稳定性、可靠性以及安全性^[3]。随着人工智能与机器学习的发展,轴承故障诊断由传统的先验化已逐步转向智能化^[4]。智能诊断的过程主要包括特征提取和故障识别,其中特征提取的好坏将直接影响故障识别的准确率^[5]。

由于振动信号能够有效反应滚动轴承的不同健康状态,因此许多基于振动信号的特征提取技术被广泛应用,如时域统计特征(TFDS)^[6]、快速傅里叶变换(FFT)^[7]、变分模态分解(VMD)^[8]等。然而,上述方法存在易受工况影响、时频域局部化以及模态混叠等缺陷,故难以应用在工程实际中。

共空间模式(CSP)作为一种能够有效提取脑电(EEG)信号特征的二分类算法,已在脑机接口(BCI)领域中脱颖而出^[9-10]。Liang等^[11]将CSP提取的EEG信号特征输入支持矩阵机(SMM),用来实现右手与右脚运动想象任务的二分类。Chakraborty等^[12]将EEG信号的相位和幅值信息加入CSP目标函数中对算法进行改进,解决了传统CSP算法容易忽略相位信息的问题。Zhang等^[13]引入迁移学习的思想,提出了子带目标对齐共空间模式(SBTACSP)方法,解决了EEG信号跨域分类识别准确率低的问题,其过程是先将EEG信号分解为多个频段并对齐源域与目标域,然后利用最大相关最小冗余(mRMR)筛选CSP算法提取的特征,最后结合线性判别分析法(LDA)实现左手和右手跨域分类。由于振动信号与EEG信号都具有非线性和非平稳性特征,所以CSP算法具有处理轴承非线性振动信号的能力。然而上述方法都是对原有CSP算法进行改进,因此不能应用于多分类问题。

目前,传统特征提取方法仅能实现对传感器采集的单向振动信号进行分析,未能充分考虑不同方向的振动信号特性,因此可能会造成故障信息丢失。

与单向传感器相比,多向传感器采集的信号能够包含互补的故障信息^[14]。近年来,多向传感器信息融合方法已经广泛应用于通信技术、目标追踪、图像处理等领域^[15-17]。根据融合层不同,可分为数据层融合、特征层融合以及决策层融合^[18]。数据层融合是在原始信号的基础上进行数据组合。Ruiz-Cárcel等^[19]利用规范变量分析算法(CVA)拼接不同方向的数据,实现了大型多相流设备的故障预测。Azamfar等^[20]将多向传感器的原始频域数据堆叠,实现了齿轮的故障诊断。特征层融合是在特征空间上进行,通过降低输入数据的维数,将高维特征向量合并成低维的主向量。Wang等^[21]提出采用核主成分分析(KPCA)方法来实现多源振动信号的特征融合,并使用支持向量机(SVM)预测了刀具的磨损程度。周付明等^[22]利用改进的多元层次波动色散熵(MMHFDE)方法提取多源振动信号特征,将其输入粒子群优化核极限学习机(PSO-ELM)进行轴承的故障诊断。然而,无论是数据层融合还是特征层融合,都无法在特征提取的同时将多源振动信号充分融合。至于决策层融合,可通过一对一(OVO)^[23]和一对余(OVR)^[24]等扩展方法实现,但是前者计算复杂度大,后者精确度较差,都很难满足实际工程应用的需求。

针对上述问题,本文提出了一种改进共空间模式(MCSP)与多源特征融合的轴承智能诊断方法,将CSP的诊断方式进行改进并引入滚动轴承故障诊断领域。首先,考虑到单向传感器采集的振动信号会造成故障信息缺失,通过CSP结合多向传感器采集3个方向的振动信号,将其在数据层和特征层进行振动信号的深度融合,在缩短处理数据时间的同时有效提取故障信息。其次,对于决策层采用子类空间滤波器集合策略,构建最优空间滤波器进行空域特征提取,减少了计算复杂度且有利于后续故障诊断模型的建立。最后,利用提取的空域特征训练SVM模型,实现了滚动轴承不同故障类型及程度的识别。

1 MCSP 诊断算法

1.1 CSP 算法

传统的 CSP 算法作为处理二分类运动想象任务的一种空域特征提取方法,已被广泛应用于 EEG 信号的处理与分类中。CSP 算法的核心思想是通过监督的方法,利用矩阵对角化在不同通道中创建公共空间滤波器,使不同类别的方差差异最大化,从而获得较高判别程度的特征向量^[25]。

其具体的数学原理推导流程如下,以二分类为例,首先计算不同通道下二类样本的协方差矩阵

$$\mathbf{B}_1 = \frac{\mathbf{C}_1 \mathbf{C}_1^T}{\text{tr}(\mathbf{C}_1 \mathbf{C}_1^T)} \quad (1)$$

$$\mathbf{B}_2 = \frac{\mathbf{C}_2 \mathbf{C}_2^T}{\text{tr}(\mathbf{C}_2 \mathbf{C}_2^T)} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{C}_2$ 和 $\mathbf{B}_1$ 、 $\mathbf{B}_2$ 分别为二类原始数据与协方差矩阵, $\mathbf{C}_1$ 、 $\mathbf{C}_2 \in \mathbf{R}^{N \times T}$, N 、 T 分别为通道数与样本点数; $\text{tr}(\mathbf{C})$ 为矩阵 $\mathbf{C}$ 的迹。

总体平均协方差矩阵可写为

$$\mathbf{B} = \bar{\mathbf{B}}_1 + \bar{\mathbf{B}}_2 \quad (3)$$

式中: $\bar{\mathbf{B}}$ 为平均协方差矩阵。

协方差矩阵 $\mathbf{B}$ 的特征值分解与白化处理可以表示为

$$\mathbf{B} = \mathbf{U} \boldsymbol{\lambda} \mathbf{U}^T \quad (4)$$

$$\mathbf{P} = \sqrt{\boldsymbol{\lambda}^{-1}} \mathbf{U}^T \quad (5)$$

式中: $\mathbf{U}$ 与 $\boldsymbol{\lambda}$ 分别为得到的特征向量与特征值; $\mathbf{P}$ 为特征经过降序排列的白化矩阵。

对协方差矩阵 $\mathbf{B}_1$ 和 $\mathbf{B}_2$ 进行变换,得到转换矩阵

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{P} \mathbf{B}_1 \mathbf{P}^T \quad (6)$$

$$\mathbf{S}_2 = \mathbf{P} \mathbf{B}_2 \mathbf{P}^T \quad (7)$$

对 $\mathbf{S}_1$ 和 $\mathbf{S}_2$ 做主分量分解,得到

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{M} \boldsymbol{\Lambda}_1 \mathbf{M}^T \quad (8)$$

$$\mathbf{S}_2 = \mathbf{M} \boldsymbol{\Lambda}_2 \mathbf{M}^T \quad (9)$$

式中: $\mathbf{M}$ 为特征向量矩阵。

由式(6)~(9)可得: $\lambda_1 + \lambda_2 = \mathbf{E}$, 其中 $\mathbf{E}$ 为单位矩阵。显而易见,当 $\mathbf{S}_2$ 取得最大特征时, $\mathbf{S}_1$ 相应地取得最小特征;反之亦然。由此得到区分度最优的特征之后,进一步可以得到投影矩阵

$$\mathbf{W} = (\mathbf{M}^T \mathbf{P})^T \quad (10)$$

最后,将原始数据矩阵 $\mathbf{C}_1$ 和 $\mathbf{C}_2$ 经过投影矩阵 $\mathbf{W}$ 进行空间过滤后,可得到过滤后的特征矩阵和空域特征为

$$\mathbf{Y}_1 = \mathbf{W} \mathbf{C}_1 \quad (11)$$

$$\mathbf{Y}_2 = \mathbf{W} \mathbf{C}_2 \quad (12)$$

$$f_1 = \ln \left(\frac{\text{var}(\mathbf{Y}_1)}{\sum_k \text{var}(\mathbf{Y}_1)} \right) \quad (13)$$

$$f_2 = \ln \left(\frac{\text{var}(\mathbf{Y}_2)}{\sum_k \text{var}(\mathbf{Y}_2)} \right) \quad (14)$$

式中: $\mathbf{Y}_1$ 和 $\mathbf{Y}_2$ 为过滤后的特征矩阵; f_1 和 f_2 为空域特征; k 为所选的特征数量; $\text{var}(\mathbf{Y})$ 为矩阵的方差。

1.2 基于 MCSP 与 SVM 的滚动轴承故障诊断

CSP 算法已被证实为一种高效的 EEG 信号特征提取方法,可以通过最大化两类数据之间的方差以实现二分类问题^[26]。然而,实际工程应用中对于多任务的需求依然广泛存在。因此,如何能有效地将其扩展到多分类,仍是一个值得研究的问题。目前,处理多分类问题的扩展方法主要包括:联合近似对角化(JAD)法、OVO 法和 OVR 法。

对于 JAD 扩展方法,其基本思路是对不同类别协方差矩阵进行对角化。Jafarifarmand 等^[27] 通过 JAD 改进 CSP 算法,并结合自适应神经模糊分类器实现了左手、右手、双脚以及舌头运动想象任务的四分类。然而,当一个类别的特征值最大化时,JAD 方法无法保证与其他类别的特征值区分程度能达到最大化,因此会导致后续模型识别准确率低、泛化性能差等问题。

对于 OVO 和 OVR 扩展方法,其基本思路是将一个多分类任务转换为多个二分类任务,然后综合训练得到的相应分类器进行预测。如图 1 所示,对于含有 m 类的数据集 $\mathbf{Z} = \{\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_m\}$,若采用 OVO 扩展方法,则每次选中两类数据并分别赋予正、反二类标签,通过训练可以得到数量为 $m(m-1)/2$ 的分类器,最后经过所有分类器判别后投票选择分类属性。然而,OVR 扩展方法则是选择一类数据赋予正类标签,剩余所有数据赋予反类标签,将每类数据依次重复上述步骤,可以得到数量为 m 的分类器,然后选择置信度最大的类别标签作为最终的分类属性。通过上述分析可知,OVO 法在进行多类别分析时,分类器较多且测试时间较长。与 OVO 法相比,OVR 法的分类器较少且测试时间较短,但却存在训练时间成本较大和识别准确率较低的问题。

对于含有 m 类振动信号的数据集 $\mathbf{Z}$,其算法诊断流程如图 2 所示,总共分为 6 个步骤:①依次选择其中一类数据给定正类标签,剩余的 $m-1$ 类数据给定反类标签;②计算所有正、反类协方差矩阵,获得总体平均协方差矩阵 $\bar{\mathbf{B}} = [\bar{\mathbf{B}}_1, \bar{\mathbf{B}}_2, \dots, \bar{\mathbf{B}}_m]$;③分

别对每类平均协方差矩阵进行特征值分解与白化处理,根据式(6)~(9)分别得到数量为 m 的子类空间滤波器;④将不同类别的子类空间滤波器按顺序排列,使之组合成为一个最优空间滤波器 $W=[W_1, W_2, \dots, W_m]$;⑤将采集的多源振动信号输入最优空间滤波器 W 中,经过空间滤波后将会获得关于不同类别区分程度最高的特征向量矩阵 $T=[T_1, T_2, \dots, T_m]$;⑥为了量化特征提取效果,仅需结合一个分类模型便可实现滚动轴承不同故障类型与程度的诊断。本文选择的 SVM 分类器为一种广义线性分类器,通过监督学习可以实现分类问题^[28],具有计算简单、运行稳定、鲁棒性强以及全局优化性能好等优点^[29],在减少模型计算复杂度的同时能够提升模型的精度。

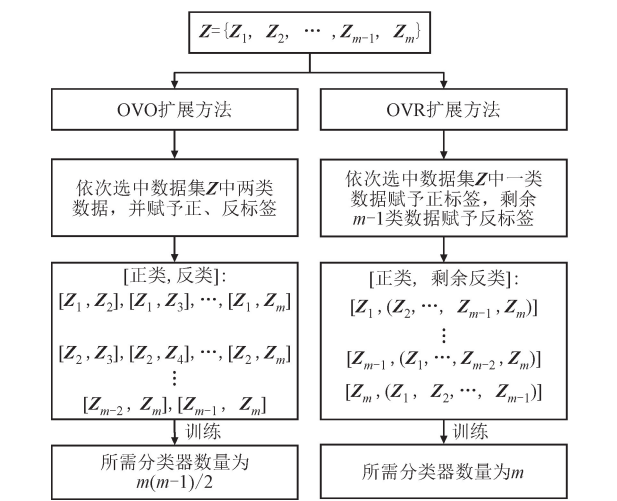


图 1 OVO 和 OVR 多分类策略扩展方法流程
Fig. 1 OVO and OVR multi classification strategy

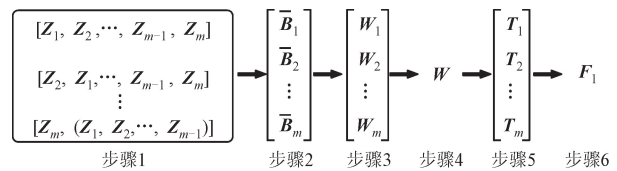


图 2 MCSP 算法诊断流程
Fig. 2 Flow chart of MCSP algorithm diagnosis

2 采用改进共空间模式与多源特征融合的智能诊断方法

本文所提的基于改进共空间模式与多源特征融合的轴承智能诊断流程如图 3 所示。
(1)传感器依次采集滚动轴承在 X 、 Y 和 Z (水平径向、垂直径向、轴向)方向不同健康状态的振动

信号,构成多源振动数据 D 。
(2)采用 MCSP 算法对多源振动数据 D 构建一个最优空间滤波器 W ,有效提取空域特征矩阵 T ,随机划分 70% 的特征向量作为训练集,30% 的特征向量作为测试集。
(3)将训练集特征输入 SVM 训练模型,其中惩罚参数 c 与核函数 g 分别设置为 2 和 0.125。
(4)将测试集特征输入已训练 SVM 模型中,实现滚动轴承智能诊断。

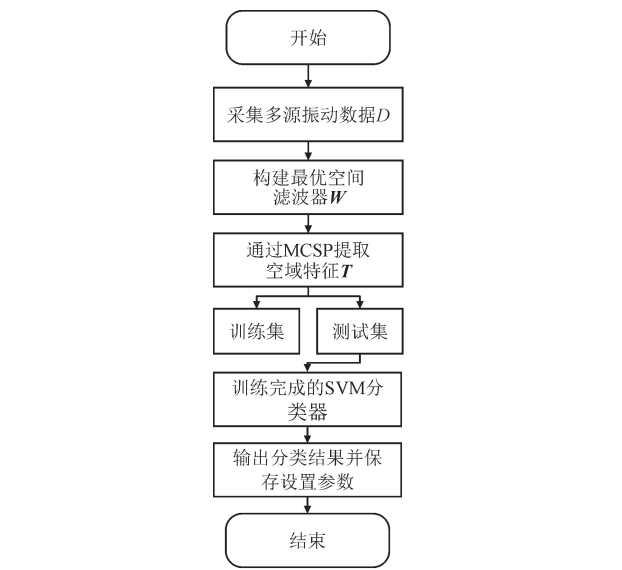


图 3 改进共空间模式与多源特征融合的轴承智能诊断方法流程
Fig. 3 Flow chart of the method proposed in this paper

3 试验验证与分析

本节通过圣朗格瓦尔工程技术学院(SLIET)轴承公开数据集^[30]和实验室轴承数据集对滚动轴承进行故障诊断分析,验证所提方法的有效性。

3.1 采用 SLIET 轴承公开数据集的故障诊断试验

为了验证所提方法的有效性,采用 SLIET 轴承公开数据集开展故障诊断试验。SLIET 滚动轴承试验台如图 4 所示,该试验台由交流电机、三向加速度传感器、接近传感器以及滚动轴承组成。试验采用型号为 NU205E 的滚动轴承,多源振动信号由三向加速度传感器分别从 X 、 Y 和 Z 方向测得,采样频率 F_s 为 70 kHz,转速为 2 050 r/min,径向负载为 200 N。设置内圈故障、外圈故障、滚动体故障等 3 种故障状态,每种状态分别对应由轻到重 4 种故障程度,将包括正常在内共计 13 种不同的健康状态依次编号为 1-13,如表 1 所示。

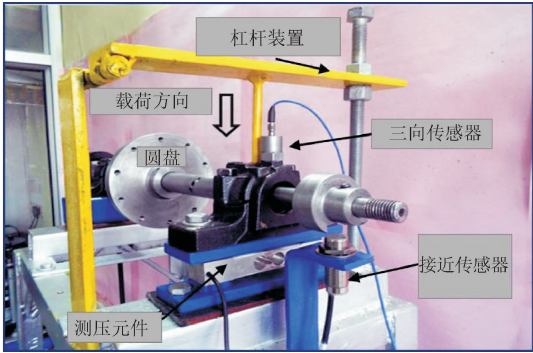


图 4 SLIET 滚动轴承试验台

Fig. 4 SLIET rolling bearing test bench

表 1 SLIET 轴承试验台数据集描述

Table 1 Dataset description of SLIET bearing test bench

轴承状态	故障宽度 /mm	训练样本 数量	测试样本 数量	编号
正常	0	70	30	1
内圈故障 1	0.43	70	30	2
内圈故障 2	1.01	70	30	3
内圈故障 3	1.56	70	30	4
内圈故障 4	2.03	70	30	5
外圈故障 1	0.42	70	30	6
外圈故障 2	0.86	70	30	7
外圈故障 3	1.55	70	30	8
外圈故障 4	1.97	70	30	9
滚动体故障 1	0.49	70	30	10
滚动体故障 2	1.16	70	30	11
滚动体故障 3	1.73	70	30	12
滚动体故障 4	2.12	70	30	13

3.1.1 单次离散试验分析

分别从 3 个方向采集滚动轴承 13 种不同健康状态共计 39 组振动信号的时域图,如图 5 所示。每种状态选取长度为 1 200 点的样本 100 组,随机选择其中 70 组作为训练集样本,剩余 30 组作为测试集样本。13 种不同的健康状态共计 1 300 个样本,其中 910 个训练集样本,390 个测试集样本,分别提取其在 X、Y 和 Z 方向的 MCSP 特征,得到大小分别为 910×39 的训练集特征矩阵和 390×39 的测试集特征矩阵。将训练集特征矩阵输入到 SVM 模型中进行训练,再将测试集特征矩阵输入到训练后的 SVM 模型。

单次运行结果如图 6 所示。从混淆矩阵图可得,单次的故障识别准确率为 100%,初步验证了所提方法能够有效识别滚动轴承的不同故障类型与程度。

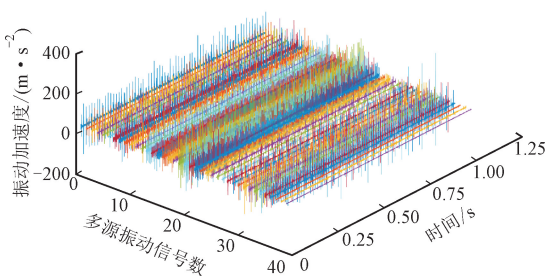


图 5 不同健康状态振动信号时域图

Fig. 5 Time domain diagram of vibration signals under different health conditions

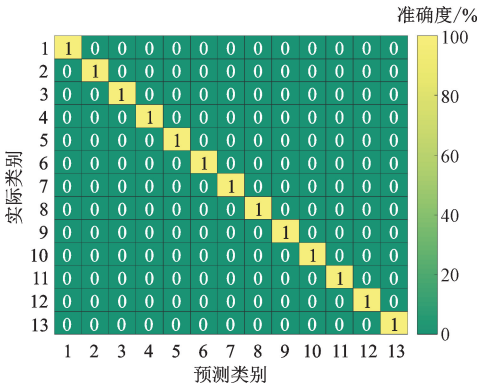


图 6 滚动轴承单次离散试验分类混淆矩阵

Fig. 6 Rolling bearing classification confusion matrix

为了进一步证明所提方法的优越性,继续开展试验分析,对比了不同方向的振动信号、不同特征提取方法以及不同分类器的测试结果。为避免存在偶然性,试验均随机进行 10 次取平均值。

3.1.2 不同方向振动信号分析

采用 MCSP 算法分别对 X、Y、Z 单一方向以及 XY、XZ 和 YZ 组合方向的振动信号提取特征,通过 SVM 模型进行故障识别,得到平均识别准确率如表 2 所示。

表 2 本文所提 MCSP 方法对不同方向振动信号的平均识别准确率

Table 2 Average recognition accuracy of vibration signals in different directions under MCSP method is this paper

方向	识别准确率/%			平均
	最大值	最小值	平均值	耗时/s
X	99.74	97.14	98.87	0.027 8
Y	93.28	90.51	91.63	0.035 7
Z	97.43	95.38	96.07	0.035 1
XY	99.74	98.33	99.29	0.046 4
XZ	100.00	98.97	99.56	0.054 4
YZ	99.74	97.43	99.15	0.053 4
XYZ	100.00	99.74	99.92	0.087 6

可以看出,采用单向振动信号提取特征得到的识别准确率受所选方向影响较大,具有一定的偶然性。相比于单向振动信号,双向振动信号的提取特征可以增加识别准确率,但仍未达到最优。而采用本文所提方法可以充分利用 3 个方向的数据,同时在数据层和特征层将振动信号深度融合,克服了上述缺点,虽然增加了所耗时间,但也在可接受范围内取得了最高的平均识别准确率。

3.1.3 不同特征提取方法分析

分别采用 MCSP、峭度(Ku)、均方根值(RMS)、多尺度符号动力学熵(MSDE)、多尺度样本熵(MSE)和多尺度排列熵(MPE)等 6 种方法对 3 个方向的振动信号提取特征,为了直观展示不同特征提取方法的能力,采

用 t 分布-随机邻近嵌入(t -SNE)算法进行特征可视化。

采用不同特征提取方法获得的特征可视化效果差异明显,如图 7 所示。由图可见,Ku 和 RMS 方法提取的特征属于传统的时域特征,不能充分提取非线性振动信号所含的故障信息,所以特征之间有较大重叠部分;相比于时域特征,MSE、MSDE 和 MPE 方法能够通过不同尺度衡量非线性振动信号的复杂度,但存在不同尺度之间熵值偏差较大等缺陷,特征之间区分度较低;而 MCSP 方法通过构建最优空间滤波器对振动信号进行空域滤波,使不同类别方差差异最大化,从而克服了上述缺点,使得不同特征之间重叠较小,特征区分度最高。由此可见,本文所提 MCSP 方法提取的特征性能最为优越。

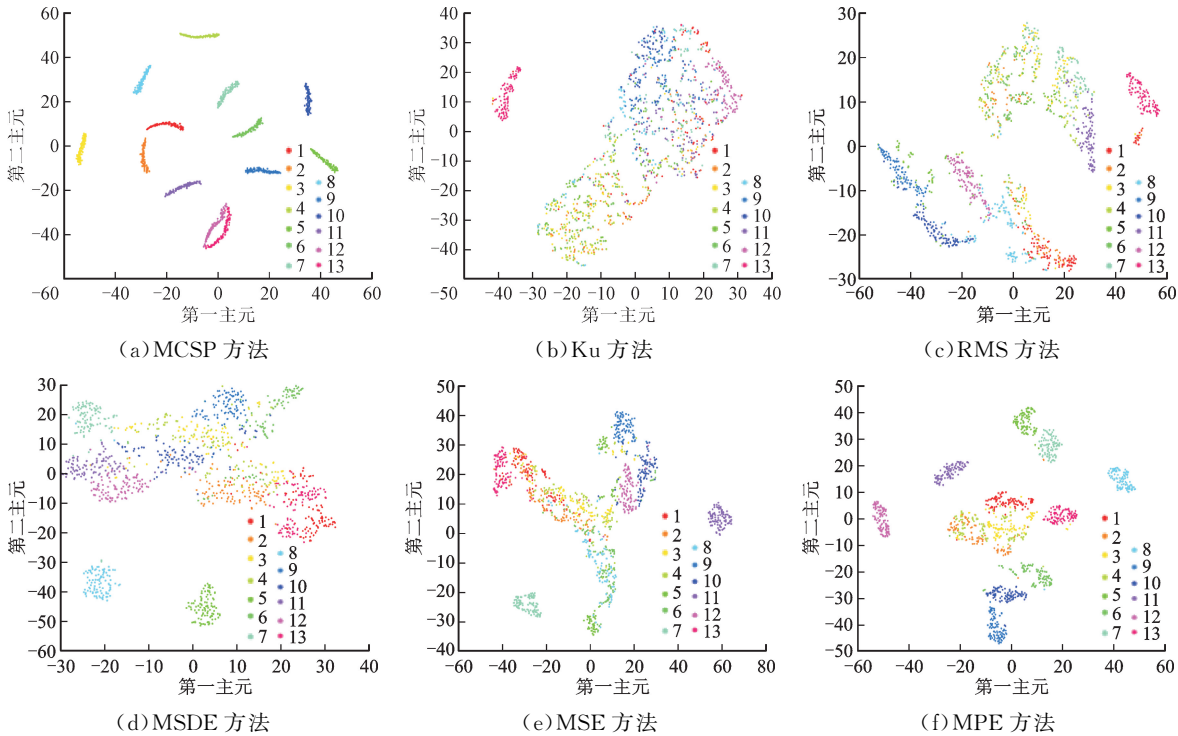


图 7 不同特征提取方法的可视化故障特征对比

Fig. 7 Visualization diagram of different features

3.1.4 不同分类器分析

通过上述分析,可以看出经过 MCSP 算法提取的特征之间仍有较小部分重叠。采用不同分类器结合的方式,可以得到不同模型之间故障识别准确率,达到量化特征提取效果的目的。将传统 CSP 和 MCSP 算法分别结合 SVM 进行比较,得到 10 次试验下的平均识别准确率,如图 8 所示。由图可见,采用 MCSP 与 SVM 相结合方法,试验的准确率为 99.92%,采用 CSP 与 SVM 相结合的方法,试验的平均识别准确率为 96.88%,前者相较于后者方法,平均识别准确率提升了 3.04%,证明本文所提方法能够增加模型识别的

稳定性,进而提高了故障识别准确率。

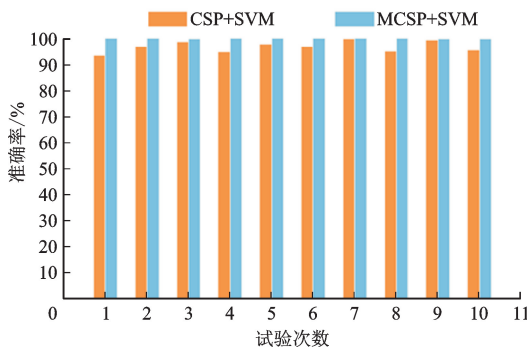


图 8 不同分类器识别方法准确率对比

Fig. 8 Comparison of recognition accuracy of different methods

接着,采用 MCSP 算法分别对 3 个方向的振动信号提取特征,并结合 SVM、极限学习机(ELM)、反向传播神经网络(BP)、径向基函数神经网络(RBF)、随机森林(RF)和卷积神经网络(CNN)等方法开展故障识别,其诊断结果如表 3 所示。

表 3 不同分类器平均识别准确率
Table 3 Average recognition accuracy of different classifiers

分类器	识别准确率/%			平均 耗时/s
	最大值	最小值	平均值	
MCSP+ELM	94.36	91.54	93.18	0.083 7
MCSP+BP	99.48	97.44	98.54	8.421 7
MCSP+RBF	100.00	97.94	98.79	0.463 3
MCSP+RF	98.97	96.92	97.74	6.755 2
MCSP+CNN	98.59	97.72	97.44	28.261 5
MCSP+SVM	100.00	99.74	99.92	0.087 6

由表 3 可以看出,采用 MCSP 结合 BP、RF、CNN 的方法都可以取得较高的平均识别准确率,但平均耗时较长。虽然 MCSP 结合 ELM 的方法具有较高的运行效率,但是平均识别准确率较低。与其它分类器相比,本文所提 MCSP+SVM 方法可以在耗时较短的同时达到最高的平均识别准确率,具有明显的优势。

3.2 采用实验室轴承数据集的故障诊断试验

为了验证所提方法有效性,采用实验室轴承数据集开展故障诊断试验。

实验室搭建的滚动轴承试验台如图 9 所示,该试验台由驱动电机、皮带轮、三向加速度传感器、螺旋加载机构以及试验轴承等组成。本次试验采用型号为 NU205EM 的滚动轴承,在 150 kg 负载条件下采集 X、Y 和 Z 方向的振动信号,采样频率 F_s 为 12 kHz,转速为 1 300 r/min,设置内圈故障、外圈故障、

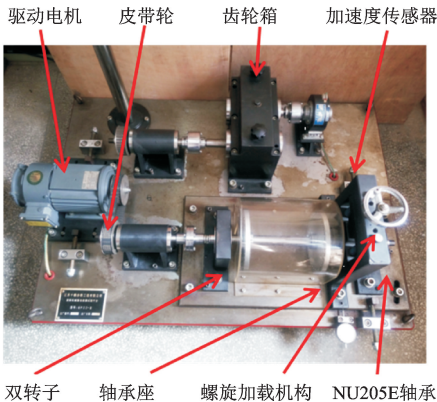


图 9 实验室滚动轴承试验台

Fig. 9 Laboratory rolling bearing test bench

滚动体故障等 3 种故障状态,每种状态分别对应由轻到重 3 种故障程度,将包括正常在内共计 10 种不同的健康状态依次编号为 1-10,如表 4 所示。

表 4 实验室轴承试验台数据集描述
Table 4 Dataset description of laboratory bearing test bench

轴承状态	故障宽度 /mm	训练样本 数量	测试样本 数量	编号
正常	0	70	30	1
内圈故障 1	0.5	70	30	2
内圈故障 2	1.0	70	30	3
内圈故障 3	2.0	70	30	4
外圈故障 1	0.5	70	30	5
外圈故障 2	1.0	70	30	6
外圈故障 3	2.0	70	30	7
滚动体故障 1	0.5	70	30	8
滚动体故障 2	1.0	70	30	9
滚动体故障 3	2.0	70	30	10

3.2.1 单次离散试验分析

分别从 3 个方向采集滚动轴承 10 种不同健康状态,共计 30 组振动信号的时域图如图 10 所示。每种状态选取长度为 1 200 点的样本 100 组,随机选择其中 70 组作为训练集样本,剩余 30 组作为测试集样本。10 种不同的健康状态共计 1 000 个样本,其中 700 个训练集样本,300 个测试集样本,分别提取其在 X、Y 和 Z 方向的 MCSP 特征,得到大小分别为 700×39 的训练集特征矩阵和 300×39 的测试集特征矩阵。将训练集特征矩阵输入到 SVM 模型中进行训练,再将测试集特征矩阵输入到训练后的 SVM 模型。

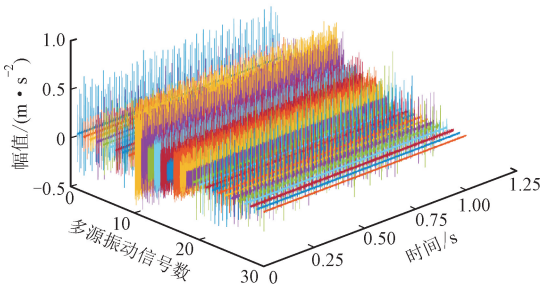


图 10 不同健康状态振动信号时域图

Fig. 10 Time domain diagram of vibration signals under different health conditions

单次试验运行结果如图 11 所示,可以发现 2 个样本发生误判,分别是将滚动体故障 1 与故障 3 相互错分;而对于其它状态的故障识别,准确率则均达到 100%,总体识别准确率达到了 99.33%,初步

验证了所提方法能够有效识别滚动轴承的不同故障类型与程度。

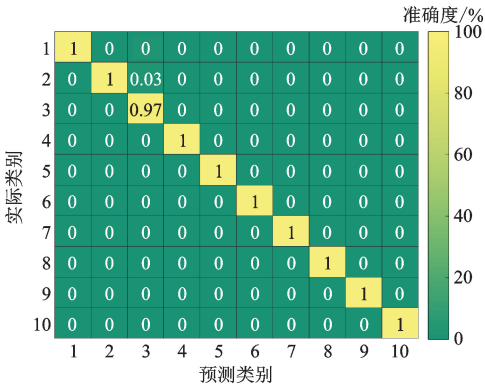


图 11 滚动轴承单次离散试验分类混淆矩阵
Fig. 11 Rolling bearing classification confusion matrix

同样地，针对不同方向振动信号、不同特征提取方法以及不同类型分类器，均随机开展了 10 次试验取其平均值。

3.2.2 不同方向的振动信号分析

采用 MCSP 算法分别对 X、Y、Z、XY、XZ 和 YZ 方向的振动信号提取特征，通过 SVM 模型进行故障识别，结果如表 5 所示。可以看出，采用单向振动信号提取特征得到的平均识别准确率较低，均在 90% 以下。采用不同方向组成双向振动信号得到的最高与最低平均识别准确率之间相差 6.23%，受所选方向

影响较大，具有一定的偶然性。而本文方法可以融合 3 个方向的振动信号，互补所缺的故障信息，提高了识别准确率，与单次离散试验所得结论相吻合。

表 5 本文所提 MCSP 方法对不同方向振动信号的平均识别准确率

方向	识别准确率/%			平均
	最大值	最小值	平均值	耗时/s
X	82.33	78.00	81.26	0.033 5
Y	92.33	87.33	89.96	0.028 3
Z	83.00	76.00	80.07	0.033 9
XY	99.67	98.00	98.79	0.041 8
XZ	97.33	95.00	95.96	0.049 4
YZ	95.33	91.33	92.56	0.043 5
XYZ	100.00	99.00	99.53	0.057 1

3.2.3 不同特征提取方法分析

分别采用 MCSP、Ku、RMS、MSDE、MSE、MPE 对振动信号提取特征，通过 *t*-SNE 进行特征可视化，如图 12 所示。由图 12 可以看出，采用 MCSP 方法提取的不同健康状态特征之间重叠部分较小，特征区分度最高，而其他特征提取方法均有较大的重叠部分，特征之间区分度较低。

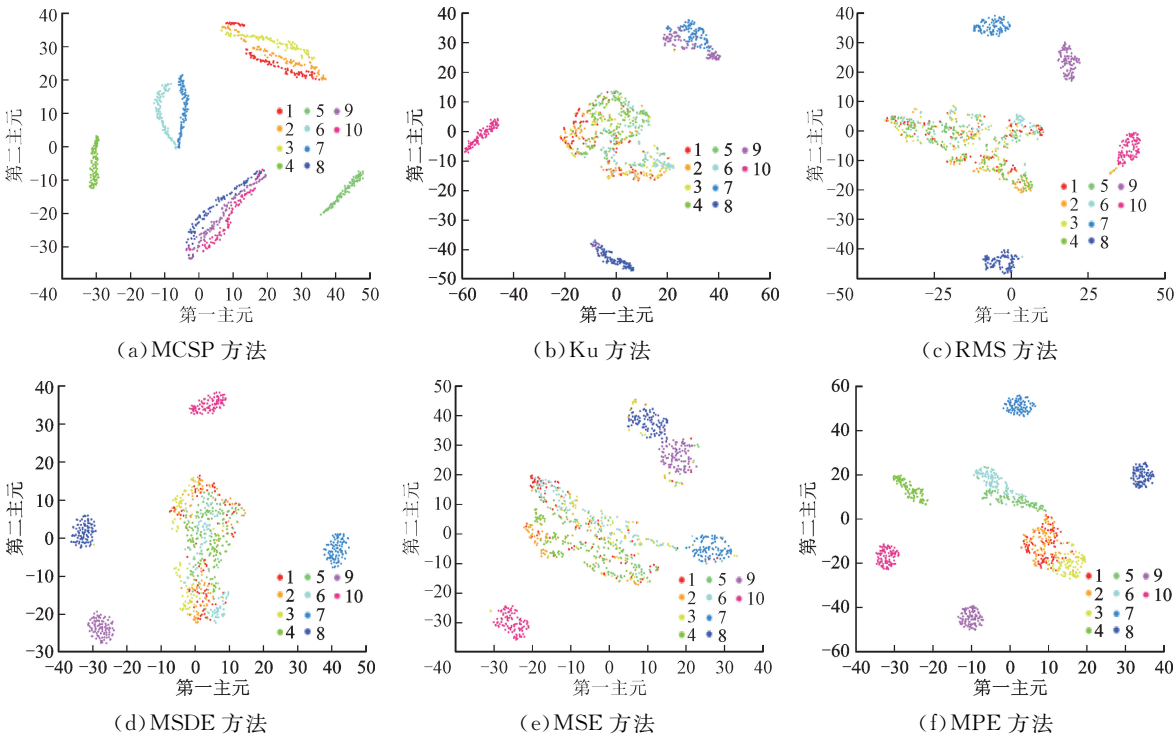


图 12 不同特征提取方法可视化特征对比

Fig. 12 Visualization diagram of different features

3.2.4 不同类型分类器分析

由上述分析可见,经过 MCSP 算法提取的特征之间仍有重叠的部分。为了通过数据量化特征提取效果,将传统 CSP、MCSP 算法分别与 SVM 相结合后进行比较,得到 10 次试验下的平均识别准确率,如图 13 所示。

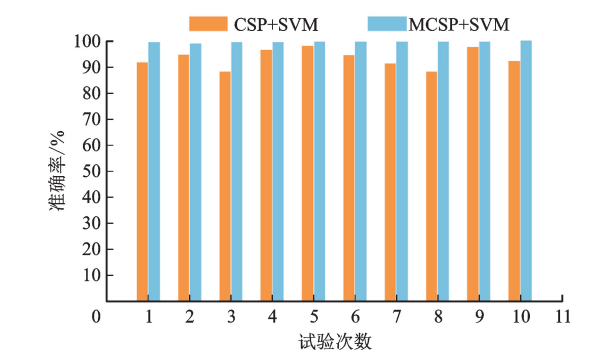


图 13 不同方法识别准确率对比
Fig. 13 Comparison of recognition accuracy of different methods

可以看出,采用传统 CSP 和 SVM 相结合方法获得的平均识别准确率为 93.27%,而采用 MCSP 和 SVM 相结合方法得到的平均识别准确率为 99.53%,较前者提高了 6.26%,证实了本文方法能够增加模型识别的稳定性以及提高故障识别准确率。

在此基础上,采用 MCSP 算法对 3 个方向的振动信号提取特征,并结合 SVM、ELM、BP、RBF、RF 和 CNN 等分类器进行故障识别,其诊断结果如表 6 所示。

表 6 不同分类器平均识别准确率
Table 6 Average recognition accuracy of different classifiers

分类器	识别准确率/%			平均 耗时/s
	最大值	最小值	平均值	
MCSP+ELM	97.67	96.00	96.47	0.025 3
MCSP+BP	99.33	96.67	97.97	2.217 5
MCSP+RBF	99.67	98.00	98.73	0.211 4
MCSP+RF	98.33	95.00	96.80	5.354 5
MCSP+CNN	96.67	94.67	96.50	17.165 8
MCSP+SVM	100.00	99.00	99.53	0.057 1

由表 6 可见,本文方法与将 MCSP 与 ELM、BP、RBF、RF、CNN 等分类器相结合的方法相比,平均识别准确率分别提升了 3.06%、1.56%、0.8%、2.73%和 3.03%,而平均耗时仅为 0.057 1 s,与单次离散试验所得结论相符合,再一次验证了本文方法可以有效实现滚动轴承不同故障类型及程度的识别。

4 结 论

针对传统方法难以有效地提取滚动轴承振动信号特征以及单向振动信号易丢失故障信息等问题,将 CSP 算法的诊断方式进行改进并引入到滚动轴承故障诊断领域,提出了一种将 MCSP 算法与多源特征深度融合的轴承智能诊断方法,所得结论如下:

(1)将 CSP 算法与多向传感器采集的振动信号相结合,同时在数据层和特征层将 3 个方向的振动信号深度融合,缩短了数据处理时间。采用子类空间滤波器集合策略,对决策层进行改进,构建了最优空间滤波器以实现空域特征提取,减少计算复杂度的同时提升了诊断模型的精度。将空域特征输入已训练 SVM 模型,能够精准识别滚动轴承的不同故障类型及程度。通过 SLIET 滚动轴承公开数据集和实验室滚动轴承数据集试验,验证了本文方法的有效性。

(2)通过 2 组试验对比了不同方向振动信号、不同特征提取方法以及不同类型分类器的测试结果,表明相较于单向、双向振动信号,本文方法可以减少所选方向对结果偶然性的影响,提升了故障平均识别准确率;与 Ku、RMS、MSDE、MSE、MPE 等特征提取方法相比,MCSP 算法克服了常用时域以及非线性特征的缺点,可以使不同类别差异最大化,特征重叠区间最小,区分度最高;相比于将 MCSP 与 ELM、BP、RBF、RF 和 CNN 等分类器结合的方法,本文方法可以在耗时较短的同时达到最高的故障识别准确率。

参考文献:

[1] WANG Zhijian, ZHOU Jie, DU Wenhua, et al. Bearing fault diagnosis method based on adaptive maximum cyclostationarity blind deconvolution [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 162: 108018.

[2] 齐咏生,白宇,高胜利,等. 基于改进的数据融合滚动轴承故障诊断 [J]. 铁道学报, 2022, 44(10): 24-32.

QI Yongsheng, BAI Yu, GAO Shengli, et al. Fault diagnosis of rolling bearing based on improved data fusion [J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(10): 24-32.

[3] LYU Pin, ZHANG Kewei, YU Wenbing, et al. A novel RSG-based intelligent bearing fault diagnosis method for motors in high-noise industrial environment [J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 52: 101564.

[4] WANG Daichao, LI Yibin, SONG Yan, et al. Bearing

- fault diagnosis method based on complementary feature extraction and fusion of multisensor data [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-10.
- [5] 张龙, 张号, 周建民, 等. 采用显式动力学的轴承性能退化评估指标构建 [J]. *西安交通大学学报*, 2022, 56(8): 11-21.
- ZHANG Long, ZHANG Hao, ZHOU Jianmin, et al. Construction of bearing performance degradation assessment indicator using explicit dynamics [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2022, 56(8): 11-21.
- [6] HELMI H, FOROUZANTABAR A. Rolling bearing fault detection of electric motor using time domain and frequency domain features extraction and ANFIS [J]. *IET Electric Power Applications*, 2019, 13(5): 662-669.
- [7] MAJALI A, MULAY A, IYENGAR V, et al. Fault identification and remaining useful life prediction of bearings using Poincare maps, fast Fourier transform and convolutional neural networks [J]. *Mathematical Models in Engineering*, 2022, 8(1): 1-14.
- [8] 鄢小安, 贾民平. 基于参数自适应特征模态分解的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(10): 252-259.
- YAN Xiaolan, JIA Minping. A rolling bearing fault diagnosis method based on parameter-adaptive feature mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(10): 252-259.
- [9] ZHANG Yuan, GUO Yao, YANG Po, et al. Epilepsy seizure prediction on EEG using common spatial pattern and convolutional neural network [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2020, 24(2): 465-474.
- [10] 付荣荣, 隋佳新, 刘冲, 等. 基于共空间模式和均匀流形投影的运动想象脑电信号识别方法 [J]. *计量学报*, 2022, 43(8): 1103-1108.
- FU Rongrong, SUI Jiaxin, LIU Chong, et al. Recognition of motor imagery electroencephalogram signal based on common spatial pattern and UMAP [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2022, 43(8): 1103-1108.
- [11] LIANG Shuang, HANG Wenlong, YIN Mingbo, et al. Deep EEG feature learning via stacking common spatial pattern and support matrix machine [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2022, 74: 103531.
- [12] CHAKRABORTY B, GHOSH L, KONAR A. Designing phase-sensitive common spatial pattern filter to improve brain-computer interfacing [J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2020, 67(7): 2064-2072.
- [13] ZHANG Ananxiong, SHE Qingshan, CHEN Yun, et al. Sub-band target alignment common spatial pattern in brain-computer interface [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2021, 207: 106150.
- [14] 董绍江, 裴雪武, 吴文亮, 等. 基于多层降噪技术及改进卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法 [J]. *机械工程学报*, 2021, 57(1): 148-156.
- DONG Shaojiang, PEI Xuewu, WU Wenliang, et al. Rolling bearing fault diagnosis method based on multi-layer noise reduction technology and improved convolutional neural network [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2021, 57(1): 148-156.
- [15] QU Lingzhi, LIU Hui, HUANG Keju, et al. Specific emitter identification based on multi-domain feature fusion and integrated learning [J]. *Symmetry*, 2021, 13(8): 1481.
- [16] 韩晓微, 王雨薇, 谢英红, 等. 基于双相关滤波器的多通道尺度自适应目标跟踪 [J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(11): 73-81.
- HAN Xiaowei, WANG Yuwei, XIE Yinghong, et al. Multi-channel scale adaptive target tracking based on double correlation filter [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(11): 73-81.
- [17] 李树涛, 李聪好, 康旭东. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望 [J]. *遥感学报*, 2021, 25(1): 148-166.
- LI Shutao, LI Congyu, KANG Xudong. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(1): 148-166.
- [18] CHEN Zhuyun, LI Weihua. Multisensor feature fusion for bearing fault diagnosis using sparse autoencoder and deep belief network [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(7): 1693-1702.
- [19] RUIZ-CÁRCEL C, LAO L, CAO Y, et al. Canonical variate analysis for performance degradation under faulty conditions [J]. *Control Engineering Practice*, 2016, 54: 70-80.
- [20] AZAMFAR M, SINGH J, BRAVO-IMAZ I, et al. Multisensor data fusion for gearbox fault diagnosis using 2-D convolutional neural network and motor current signature analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 144: 106861.
- [21] WANG Jinjiang, XIE Junyao, ZHAO Rui, et al. Multisensory fusion based virtual tool wear sensing for ubiquitous manufacturing [J]. *Robotics and Computer-*

- Integrated Manufacturing, 2017, 45: 47-58.
- [22] 周付明, 杨小强, 申金星, 等. 改进多元层次波动色散熵及其在滚动轴承故障诊断中的应用 [J]. 振动与冲击, 2021, 40(22): 167-174.
- ZHOU Fuming, YANG Xiaoqiang, SHEN Jinxing, et al. Modified multivariate hierarchical fluctuation dispersion entropy and its application to the fault diagnosis of rolling bearings [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(22): 167-174.
- [23] ZHOU Hongsen, ZHANG Guolong. Motor imagery EEG-based control of intelligent wheelchair using deep belief network coupled with OVO-CSP algorithm [C]//2019 3rd International Conference on Data Science and Business Analytics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 391-397.
- [24] KUMAR S, REDDY T K, ARORA V, et al. Formulating divergence framework for multiclass motor imagery EEG brain computer interface [C]//ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 1344-1348.
- [25] 王迪, 陶庆, 张小栋, 等. 采用改进共空间模式算法的四类表情辅助脑电信号识别方法 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(12): 136-143.
- WANG Di, TAO Qing, ZHANG Xiaodong, et al. Recognition of four-class facial expression electroencephalogram data using improved common spatial pattern algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(12): 136-143.
- [26] JIANG Xinyu, GU Xiao, MEI Zhenning, et al. A modified common spatial pattern algorithm customized for feature dimensionality reduction in fNIRS-Based BCIs [C]//2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 5073-5076.
- [27] JAFARIFARMAND A, BADAMCHIZADEH M A. Real-time multiclass motor imagery brain-computer interface by modified common spatial patterns and adaptive neuro-fuzzy classifier [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 57: 101749.
- [28] KOKLU M, UNLERSEN M F, OZKAN I A, et al. A CNN-SVM study based on selected deep features for grapevine leaves classification [J]. Measurement, 2022, 188: 110425.
- [29] 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. An application of improved entropy feature in crack fault identification of planetary gear [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(6): 61-68.
- [30] KUMAR A, ZHOU Yuqing, GANDHI C P, et al. Bearing defect size assessment using wavelet transform based deep convolutional neural network (DCNN) [J]. Alexandria Engineering Journal, 2020, 59(2): 999-1012.

(编辑 李慧敏 刘杨)