

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104376

VMD 及 PSO 优化 SVM 的行星齿轮箱故障诊断*

刘秀丽¹ 王 鸽¹ 吴国新¹ 李相杰²

(1. 北京信息科技大学现代测控技术教育部重点实验室 北京 100192;
2. 华锐风电科技(集团)股份有限公司 北京 100000)

摘 要:以故障高发的行星齿轮传动系统为对象,提出基于变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)及粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化支持向量机(support vector machine, SVM)的故障诊断方法。首先,对信号进行 VMD 分解,采用改进小波降噪的方法处理分解后的本征模态分量(IMF),并对处理后的分量进行重构,凸显信号蕴含的信息;然后,对处理后的振动信号进行特征提取,分别提取信号的样本熵和均方根误差,并组成输入矩阵;最后,引入 PSO 优化 SVM 的关键参数,将提取的特征向量输入 PSO-SVM 进行训练和识别。将该方法应用于行星传动试验平台获取的行星轮裂纹故障、太阳轮轮齿故障及行星轮轴承故障信号,通过多维比较,验证了该方法的有效性。

关键词:行星齿轮箱;故障特征凸显;PSO 优化 SVM;适应度函数;样本熵

中图分类号: TH132.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Fault diagnosis method of planetary gear box based on variational modal decomposition and particle swarm optimization support vector machine

Liu Xiuli¹ Wang Ge¹ Wu Guoxin¹ Li Xiangjie²

(1. Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China; 2. Sinovel Wind Power Technology (Group) Co. Ltd., Beijing 100000, China)

Abstract: This paper takes the planetary gear transmission system with high incidence of faults as the object, a fault diagnosis method based on variational mode decomposition (VMD) and particle swarm optimization (PSO) to optimize support vector machine (SVM) is presented. Firstly, the signal is decomposed by VMD, the decomposed components are processed by improved wavelet method, and the processed components are reconstructed to highlight the signal. The weak information of SVM is extracted. Then, the sample entropy and root mean square error of the processed vibration signal are extracted, and the input matrix is formed. Finally, PSO is introduced to optimize the key parameters of SVM, and the extracted eigenvectors are input into PSO-SVM for training and recognition. The method is applied to the planetary gear crack fault, the solar gear tooth fault and the planetary gear bearing fault signal obtained by the planetary transmission test platform. The effectiveness of the method is verified by multi-dimensional comparison.

Keywords: planetary gearbox; variational mode decomposition; particle swarm optimization introduced support vector machine; fitness function; sample entropy

0 引 言

近年来国内外专家学者在行星齿轮箱故障振动信号特征提取及诊断研究方面开展了大量工作。文献[1-4]

针对齿轮箱故障信号的特点对变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)、特征约简及 IHFST 等特征提取方法进行了改进,从而提高了故障诊断结果的可靠性;文献[5]采用深度置信网络智能集成,提高了故障诊断的准确性;文献[6-8]解决了转速波动的问题,并提出了

行星齿轮箱局部故障特征频率的计算公式;文献[9]将行星齿轮箱内部多个啮合“分而治之”,一定程度上解决了振动传递路径复杂性的问题;文献[10-12]采用粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)优化方法以及聚类、ICA 等方法分离提高了信噪比。但是由于行星齿轮箱振动信号较为复杂,如何根据信号的特点有效进行特征提取和故障诊断仍然是研究的热点方向。在故障诊断方面,支持向量机(support vector machine, SVM)^[13-14]已经发展成为有效的机器学习工具。但是 SVM 存在核函数选取依靠经验及需事先确定其关键参数等缺陷,使其优势得不到充分发挥。本文提出 VMD-改进小波的信号处理方法,降低噪声的干扰,凸显信号的特征频率。提取处理后信号的样本熵和均方根误差特征,输入 PSO 优化的 SVM,实验结果表明该方法具有更高的准确性及广泛的适应性。

1 基于 VMD 及 PSO 优化 SVM 的故障诊断方法

1.1 改进小波算法

通过传感器采集的行星齿轮传动系统振动信号为非平稳性、非线性信号,且包含背景噪声,为了达到更好的降噪效果,本文在原有的小波阈值估计方法和阈值函数的基础上进行了改进。

1) 小波阈值函数改进

结合常用阈值函数的优势和存在的缺陷提出了新的阈值函数,用于处理小波分解后的高频系数,改进后的阈值函数表达式如式(1)所示。

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \omega_{j,k} - \lambda t \sqrt{\left(\frac{\lambda}{\omega_{j,k}}\right)^2 + 1} & \omega_{j,k} \geq \lambda \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda \\ \omega_{j,k} + \lambda t \sqrt{\left(\frac{\lambda}{\omega_{j,k}}\right)^2 + 1} & \omega_{j,k} \leq -\lambda \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\omega_{j,k}$ 为小波分解后的高频系数; $\hat{\omega}_{j,k}$ 为经阈值函数处理后的 $\omega_{j,k}$; λ 为进行阈值函数处理时的阈值门限; t 为调节系数, $0 < t \leq 1$, 本文取 $t = 0.618$ 。改进域值函数的函数图形如图 1 所示。

由图 1 可知,本文提出的改进小波阈值函数的曲线连续、无振荡现象且介于硬阈值和软阈值函数曲线之间,由函数曲线可以直观判断改进后的阈值函数走势较为平缓,能够克服硬阈值函数不连续和软阈值函数存在恒定偏差的缺点。综合分析,应用改进阈值函数能提升小波分解时的信号处理效果。

2) 小波阈值估计方法改进

阈值估计方法在小波阈值降噪中有着重要作用,改

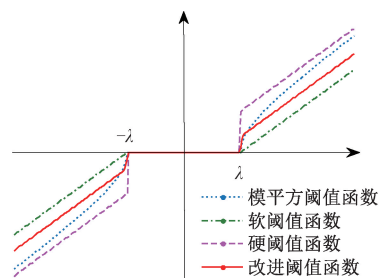


图 1 改进小波阈值函数

Fig. 1 Improved wavelet threshold function

进的小波阈值为:

$$\lambda_j = \frac{\text{median} |\omega_{j,k}|}{0.6745} \sqrt{2 \log(N) / \log(j+1)} \quad (2)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, j$ 为分解尺度。由式(2)可知,本文所改进的阈值估计方法可以根据小波分解后的高频系数确定阈值门限,增加小波分解方法对不同特性的振动信号的适应性,从而提升小波处理效果。改进小波流程如图 2 所示。

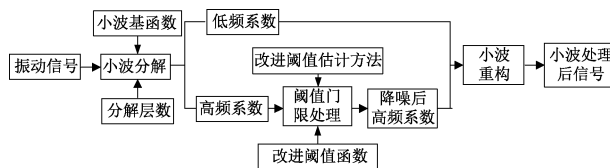


图 2 振动信号小波降噪流程

Fig. 2 Flow of vibration signal wavelet denoising

由图 2 可以看出,小波信号处理效果受 4 个因素的影响,其中小波基函数和分解层数根据待处理信号进行选用,对阈值估计方法和阈值函数的改进则可显著改善小波分解的效果,提高信号处理能力。

1.2 VMD-改进小波信号处理模型

将 VMD 和改进小波方法结合用于振动信号处理^[15],可以充分结合两种信号处理方法的优点,更加有效的提取信号的特征,从而提高故障诊断的准确率。基于 VMD-改进小波信号处理模型如图 3 所示。

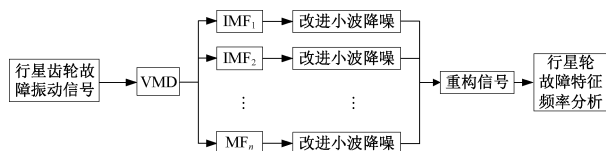


图 3 VMD-改进小波信号处理模型

Fig. 3 VMD-improved wavelet signal processing model

1.3 PSO 优化 SVM

SVM 用于分类时原理是寻找最优分类超平面。给定样本集合 $S = \{(x_i, y_i)_{i=1}^n \mid x_i \in R^N, y_i \in \{-1, 1\}, i =$

$1, 2, \dots, l\}$, 其中 x_i 为样本数据, y_i 为样本类别, 若超平面方程达到最优分离平面标准, 即在最大类间隔的情况下, 可以正确地分离样本, 则将最优分离平面的求解转化为以下目标函数和约束条件。

$$\begin{cases} \min \frac{\|w\|^2}{2} + c \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } \begin{cases} y_i(wx_i + b) \geq 1 \\ c \geq 0 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中: w 为权重; b 为偏差。为了保证分类准确率, 采用松弛因子 $\xi_i \geq 0$, $i \in [1, n]$, c 为惩罚因子。核函数采用 RBF, 其定义式为式(4), 其中 g 为核函数参数。

$$K(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x\|^2 / 2g^2) \quad (4)$$

c 的作用是平衡最大间隔和分类误差, 其值越大代表非线性适应能力越强, 但训练时间越长。 c 值过大则会导致过拟合和 SVM 的泛化能力下降等问题。参数 g 则影响着空间维度的大小。PSO 算法由 Kennedy 等^[16] 于 1995 年提出, 其结构简单且寻优速度较快, 故本文引入 PSO 优化 c 和 g 。具体步骤如下。

1) 初始化种群和 PSO 参数, 初始化参数 $c_1 = 1.5$, $c_2 = 1.7$, 权重系数 $w = 1$, 最大迭代次数 $N = 100$, 种群大小 $M = 20$ 。在 PSO 优化 SVM 时涉及两个关键参数 c 和 g , 因此, 每个粒子在总体中的位置被视为一个编码两个关键参数(c, g)值的向量。

2) 计算每个粒子的适应度, 为了更好地评价粒子质量, 将 SVM 分类精度作为适应度函数, 定义式如式(5)所示。

$$f(pop^i) = 1 - \frac{y_i}{y_c + y_i} \quad (5)$$

式中, y_c 表示正确分类的个数; y_i 表示错误分类的个数。

3) 计算最优粒子及全局最优粒子。

4) 根据式(6)更新粒子的速度和位置。

$$\begin{cases} v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 \lambda_1 [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 \lambda_2 [p_{gd}(t) - x_{id}(t)] \\ x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \end{cases} \quad (6)$$

式中: d 为粒子维度; t 为当前迭代次数; $\lambda_1 \in [0, 1]$, $\lambda_2 \in [0, 1]$; x_{id} 为当前搜索空间中粒子的位置; p_{gd} 为粒子群的历史优化位置; p_{id} 为单个粒子的历史优化位置; v_{id} 为粒子的搜索速度。如果新粒子群的拟合值 $f(pop)$ 优于前一粒子群, 则新粒子群将取代前一粒子群。否则, 保留之前的粒子群以继续更新。

5) 判断是否满足终止条件。如果适应度值在这一点趋于稳定或达到了最大适应度值, 则结束循环并且输出最优粒子位置, 否则返回步骤 2) 继续循环。

1.4 诊断方法及流程

将 VMD-改进小波信号处理方法与 PSO-SVM 的故障

诊断方法相结合, 基于行星齿轮传动系统试验数据的诊断具体步骤如下。

1) 数据采集

按照本文介绍的试验台及设计的试验方案采集 4 种运行状态的振动信号数据。

2) 信号处理

对振动信号 VMD-改进小波处理。

3) 特征提取

确定样本熵参数, 提取处理后信号的样本熵和均方根误差作为特征值组成特征向量。

4) 故障诊断

在每种工况的 100 组特征向量中随机选取 60 组, 用于建立 PSO 优化 SVM 网络模型的训练向量, 剩余 40 组则输入建立好的模型中进行分类识别。

2 试验验证

本文所用行星传动试验平台如图 4 所示。该试验平台主要包括行星齿轮箱、加速度传感器、采集卡、调理电路等。

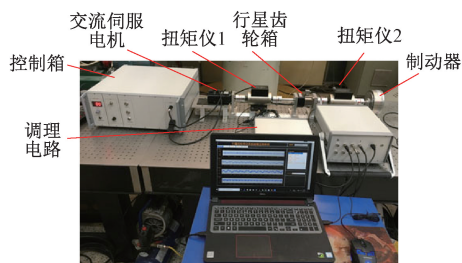


图 4 行星传动试验台

Fig. 4 Planetary transmission test bed

该单级行星齿轮箱型号为 PLF60-L1-7-S2-P2, 其结构简图如图 5 所示。其中行星齿轮箱的输入端和输出端分别是太阳轮和行星架, 行星齿轮箱内齿轮结构参数如表 1 所示。试验采集的轴承故障信号为行星轮轴承滚动体故障信号, 行星轮轴承的结构参数如表 2 所示。

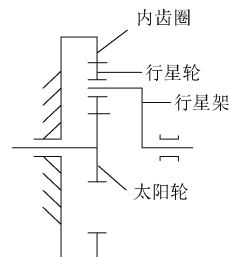


图 5 行星齿轮箱结构示意图

Fig. 5 Schematic diagram of planetary gearbox

表 1 行星齿轮箱内齿轮参数

Table 1 Gear parameters in planetary gearbox			
齿轮	齿数 Z	模数 m	压力角 $\alpha/(^{\circ})$
行星轮	44(3)	0.5	20
太阳轮	18	0.5	20
内齿圈	108	0.5	20

表 2 行星轮轴承参数

Table 2 Planetary gear bearing parameters				
型号	滚动体直径 d/mm	节圆直径 D/mm	滚动体数量	接触角 $\lambda/(^{\circ})$
HK0610	1	8	8	0

根据表 1 的结构参数计算行星齿轮传动系统公式为:

$$i_{\text{IH}} = \frac{Z_r}{Z_s} + 1 = \frac{108}{18} + 1 = 7 \tag{7}$$

本文试验采集稳定运行工况下的行星齿轮传动系统振动信号,采集方案设计如下。

- 1) 采样频率为 15.6 kHz;
- 2) 每段信号采样时间为 5 s;
- 3) 输入转速为 1 020~1 980 r/min,步长 60 r/min;
- 4) 负载转矩为 1 N/m。

表 5 行星轮轴承特征频率

Table 5 Characteristic frequency of planetary gear bearing						
输入转速 ($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	绝对旋转频率		行星轮轴承故障特征频率			
	太阳轮绝对旋转 频率 $f_s^{(r)}/\text{Hz}$	行星架转频 f_{zc}/Hz	内圈 f_i/Hz	外圈 f_o/Hz	滚动体/ b_b/Hz	保持架相对于行星轮轴的 旋转频率 f_g/Hz
1 740	29	4.1	26.8	20.88	23.46	3.35

在行星齿轮故障分析中,加速度传感器测得 Y 方向的行星齿轮故障信号频谱图如图 6 所示。

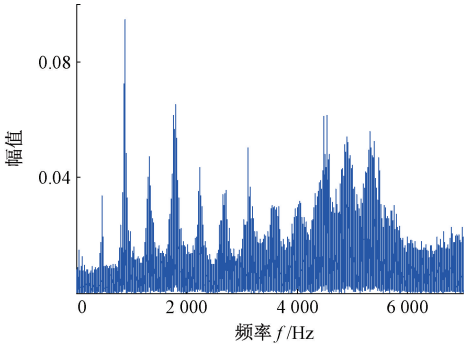


图 6 行星齿轮振动信号频谱图

Fig. 6 Frequency spectrum of planetary gear vibration signals

按照提出的基于 VMD-改进小波算法模型对试验数据进行处理。首先对振动信号进行 VMD 分解,其中参数惩罚因子 $\alpha = 2\ 000$,判别精度 $\varepsilon = 10^{-6}$,均由经验设定。

试验共采集行星轮裂纹故障、太阳轮轮齿故障、正常状态和行星轮轴承滚动体故障 4 种工况下的振动信号。为保证通过试验采集到的振动信号的统计特性,采集各工况的每种输入转速下的 10 组振动信号。

2.1 VMD-改进小波的故障特征凸显

对试验采集到的振动信号数据进行 VMD-改进小波处理,以提高提取特征参数的区分度和故障诊断的效率。由齿轮和行星轮轴承的故障特征频率计算公式及表 1、2 中齿轮和行星轮轴承结构参数进行计算,在输入转速为 1 740 r/min 的情况下行星齿轮传动系统特征频率的计算结果如表 3~5 所示。

表 3 各齿轮转频及啮合频率

Table 3 Rotation frequency and meshing frequency of each gear				
输入转速/ ($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	太阳轮转频 f_{zs}/Hz	行星轮转频 f_{zp}/Hz	行星架转频 f_{zc}/Hz	啮合频率 f_m/Hz
1 740	29	6.0	4.1	447.4

表 4 各齿轮故障特征频率

Table 4 Fault characteristic frequency of each gear			
输入转速/ ($\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$)	太阳轮故障 频率 f_s/Hz	行星轮故障频率 f_p/Hz	内齿圈故障频率 f_c/Hz
1 740	74.6	10.17	12.43

模态个数 $K=4$,设定方法如图 7 所示^[17]。

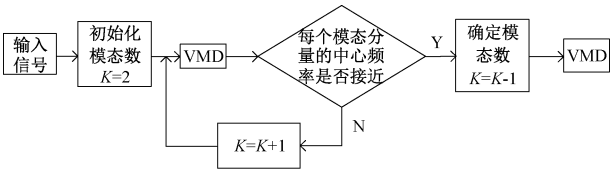


图 7 模态数确定流程示意图

Fig. 7 Schematic diagram of mode number determination process

分解后各模态频域图如图 8 所示。

如图 8 所示,分解后的 4 个模态分量均集中在各自的中心频率周围,且各自的中心频率间隔均匀,没有产生模态混叠。然后用改进小波方法处理各分量,最后重构各分量。最后得到信号的幅值谱如图 9 所示。

由图 9 可以看出,频率为 891 Hz 处的幅值最大,且该特征频率值与啮合频率 2 倍频较为接近,为了凸显行星齿轮传动系统的其他特征频率,以 2 倍啮合频率为中

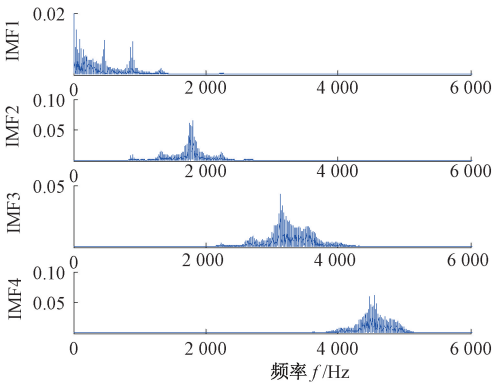


图 8 VMD 分解频谱图
Fig. 8 Spectrum diagram after VMD

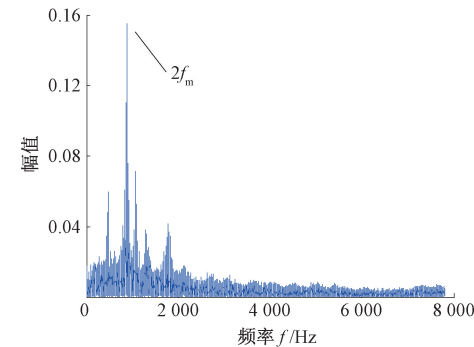


图 9 VMD-改进小波处理后信号幅值谱
Fig. 9 Signal amplitude spectrum obtained by VMD- improved wavelet processing

心进行带宽为 100 Hz 的带通滤波,然后进行希尔伯特解调,图 10 所示为得到的解调谱。

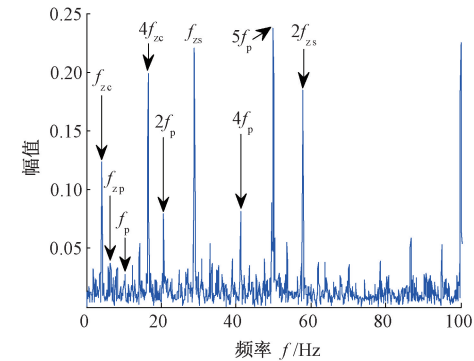


图 10 以 2 倍啮合频率为中心的解调谱
Fig. 10 Demodulation spectrum centered on 2 times meshing frequency

由图 10 可以看出,各特征频率成分均得到凸显,根据理论计算结果结合图 10 可知,该频谱图中的特征频率成分不仅有行星轮、太阳轮、行星架的转频及倍频,而且

行星轮故障频率及倍频也得到凸显,且各特征频率与故障频率与理论分析计算结果一致。

2.2 样本熵特征的提取

样本熵可以表征样本序列的规则度。样本熵计算受到 3 个因素共同影响,分别是数据长度 N 、维数 m 和相似容限 r 。以行星齿轮传动试验台所测振动信号进行样本熵关键参数的确定。计算 VMD-改进小波处理 4 种运行状态振动信号的样本熵,其中行星轮故障信号处理结果如图 11 所示。

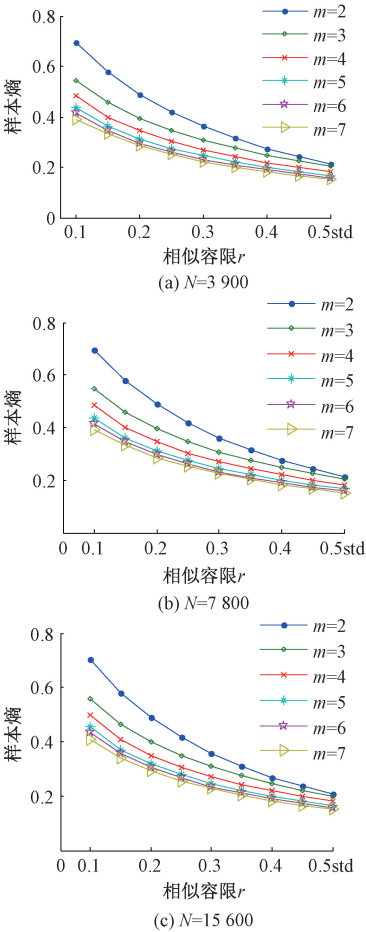


图 11 处理后行星轮故障振动信号样本熵
Fig. 11 Sample entropy of vibration signal of planetary gear fault

通过计算可知, $N=7\,800$ 与 $N=15\,600$ 计算所得样本熵差别较小,考虑到计算效率,本文选择 $N=7\,800$;对于同一故障类型和数据长度,以 $N=7\,800$ 为例,样本熵的值均随着 r 的增大而减小,当 $r=0.25\text{ std}$ 时,随着维数的变化,样本熵的变化程度较小,此时维数对样本熵计算的影响较小,样本熵的值也趋于稳定,因此相似容限 r 的优选 0.25 std 较为合适;当 $r=0.25\text{ std}$, $N=7\,800$ 时,对于不同运行工况下的振动信号, m 为 2 或 3 时计算得到

的样本熵均能够很好的反映时间序列的动态性,且随着 m 的增大,样本熵计算的复杂度增加,综上所述, m 的值选为 2。

2.3 提取特征参数

将采集的每种工况下的数据各截取 100 组,对每组振动信号进行 VMD-改进小波处理,提取处理后信号的样本熵(SE)和均方根误差(RMSE)两种参数作为特征值组成特征向量,特征向量的作用是在使用神经网络进行故障诊断时作为其输入,以进行 4 种运行状态的识别。表 6 为行星轮故障工况下的特征向量 20 组。

表 6 4 种工况下的部分特征向量

Table 6 Eigenvectors of four operating conditions			
运行状态	信号序列	SE	RMSE
行星轮裂纹	1	0.223 1	0.0169 6
	2	0.221 4	0.0168 2
	3	0.202 6	0.0168 3
	4	0.241 4	0.0166 7
	5	0.241 9	0.0163 0
	6	0.213 5	0.0167 2
	7	0.234 1	0.0168 4
	8	0.223 8	0.0166 8
	9	0.212 8	0.0167 7
	10	0.227 5	0.0170 0
	11	0.206 2	0.0165 1
	12	0.220 3	0.0170 0
	13	0.211 6	0.0166 5
	14	0.228 2	0.0168 3
	15	0.255 5	0.0163 4
	16	0.230 5	0.0161 5
	17	0.237 0	0.0164 0
	18	0.228 6	0.0168 1
	19	0.231 1	0.0167 5
	20	0.239 6	0.0169 9

2.4 故障诊断方法验证

PSO 算法优化曲线如图 12 所示。其中,优化后的惩罚因子 c 和核函数参数 g 分别为 2.804 9 和 100。

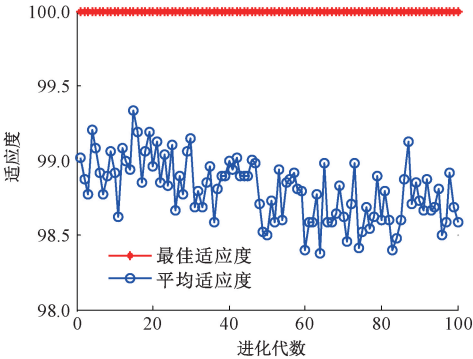


图 12 PSO 算法优化曲线
Fig. 12 PSO optimization curve

PSO 优化 SVM 分类结果如图 13 所示。由图 13 可知,将本文方法应用于实验室中行星齿轮传动系统试验台采集的单一故障类型振动信号进行诊断时,仅有两个样本分类错误,准确率为 98.75%,具有较高的识别精度。

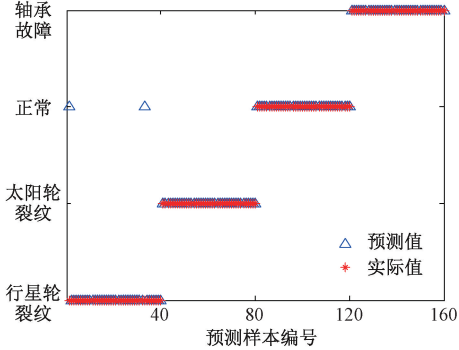


图 13 PSO-SVM 识别结果
Fig. 13 PSO-SVM recognition result

为了验证所提出方法的有效性,分别对特征参数提取方法的正确性和故障诊断方法的合理性进行了验证。

1) 特征参数选择有效性验证

为了证明选用样本熵和均方根误差两种特征值组成特征向量的有效性,特将单独的每种特征值组成的特征向量作为 PSO-SVM 的输入,诊断结果如图 14 及 15 所示。

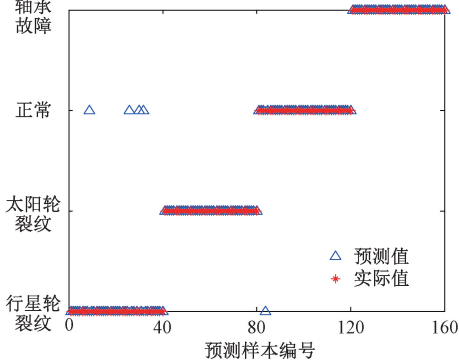


图 14 仅样本熵作为特征向量的识别结果
Fig. 14 The recognition result of only sample entropy as feature vector

由图 14 可知,仅将样本熵作为特征值时,有 5 个样本识别错误,分类准确率为 96.875%,如图 15 所示,将均方根误差作为特征值时,有 4 个样本未被正确识别出,分类准确率为 97.5%,而将两者联合作为特征向量时,故障诊断准确率达到 98.75%,因此,证明了将样本熵和均方根误差共同作为特征向量能够使分类准确率明显提高。

2) 故障诊断方法有效性验证

为了验证 PSO-SVM 在提高故障诊断准确率中的有

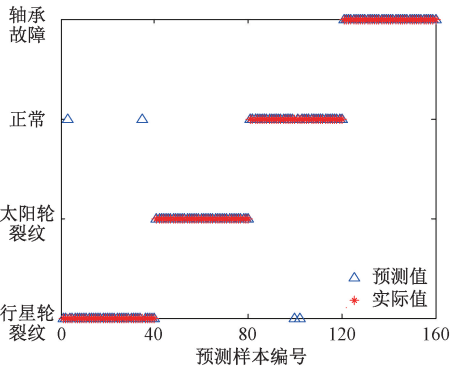


图 15 仅均方根误差作为特征向量的识别结果

Fig. 15 The recognition result of only root mean square error as eigenvector

效性,将提取到的 VMD-改进小波方法处理后信号的样本熵和均方根误差组成特征向量,并将其分别输入到 BPNN、PNN、SVM、GA-SVM、PSO-SVM 进行训练和测试,识别结果如图 16 所示。

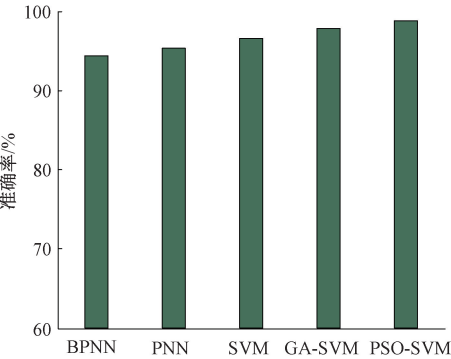


图 16 VMD-改进阈值与各神经网络相结合时的故障识别结果

Fig. 16 Fault identification results when VMD-improved threshold is combined with each neural network

由图 16 可知,BPNN 的分类准确率最低,为 87.5%, PSO-SVM 的分类准确率最高,为 98.75%,验证了 PSO-SVM 分类的有效性。

为了进一步验证该方法的诊断能力,构建文献[18]的多通道卷积神经网络,第 1 个卷积层采用多通道加权融合卷积层,后接池化层和两组卷积池化层,最后接全连接层和分类器层并进行诊断效果对比,如表 7 所示。

表 7 诊断效果对比

Table 7 Comparison of diagnostic results

对比项	本文方法	VMD-MCNN
测试集准确率/%	99.79	99.38
识别时间/s	0.89	0.73

由表 7 可以看出,本文方法尽管在故障识别时间上

稍逊于多通道卷积的方法,但是识别的准确率有所提高。

3 结 论

本文研究了基于参数融合的 PSO-SVM 故障诊断方法并用于行星齿轮传动系统故障状态的识别。利用 PSO 算法优化 SVM 的关键参数,提取处理后信号的样本熵和均方根误差组成两参数输入矩阵输入 PSO-SVM 中进行故障诊断。对比分析诊断结果表明,利用两参数输入矩阵的故障诊断准确率高于一参数输入矩阵,且经 PSO 优化后的 SVM 故障诊断准确率明显提高,能对 4 种工况进行较为准确的识别。

参考文献

[1] LI F H, LI R, TIAN L L, et al. Data-driven time-frequency analysis method based on variational mode decomposition and its application to gear fault diagnosis in variable working conditions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019,116:462-479.

[2] SAUCEDO-DORANTES J J, DELGADO-PRIETO M, OSORNIO-RIOS R A, et al. Diagnosis methodology for identifying gearbox wear based on statistical time feature reduction [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2018,232(15):2711-2722.

[3] LI Y B, LI G Y, YANG Y T, et al. A fault diagnosis scheme for planetary gearboxes using adaptive multi-scale morphology filter and modified hierarchical permutation entropy[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018,105:319-337.

[4] WANG L M, SHAO Y M. Crack fault classification for planetary gearbox based on feature selection technique and K-means clustering method[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering,2018,31(1):4.

[5] WANG X, QIN Y, ZHANG A B. An intelligent fault diagnosis approach for planetary gearboxes based on deep belief networks and uniformed features [J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems,2018,34(6):3619-3634.

[6] ZHANG M, WANG K S, WEI D, et al. Amplitudes of characteristic frequencies for fault diagnosis of planetary gearbox[J]. Journal of Sound and Vibration,2018,432:119-132.

[7] 冯志鹏,赵镭镭,褚福磊. 行星齿轮箱齿轮局部故障振动频谱特征[J]. 中国电机工程学报,2013,33(5):119-127.

FENG ZH P, ZHAO L L, CHU F L. Vibration spectrum characteristics of local fault of planetary gearbox gear [J]. Chinese Proceedings of the CSEE, 2013, 33(5):

- 118-125.
- [8] 冯志鹏,褚福磊,左明健.行星齿轮箱振动故障诊断方法[M].北京:科学出版社,2015.
- FENG ZH P, CHU F L, ZUO M J. Vibration fault diagnosis method of planetary gearbox [M]. Beijing: Science Press, 2015.
- [9] 雷亚国,汤伟,孔德同,等.基于传动机理分析的行星齿轮箱振动信号仿真及其故障诊断[J].机械工程学报,2014,50(17):61-68.
- LEI Y G, TANG W, KONG D T. Vibration signal simulation and fault diagnosis of planetary gearbox based on transmission mechanism analysis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50 (17): 61-68.
- [10] 尚雪梅,徐远纲. PSO 优化的最大峭度熵反褶积齿轮箱故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2020,34(7):64-72.
- SHANG X M, XU Y G. PSO optimized maximum kurtosis entropy deduction gearbox fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (7): 64-72.
- [11] 王梓齐,刘长良,刘帅.基于集成 NSET 和模糊软聚类的风电机组齿轮箱状态监测[J].仪器仪表学报,2019,40(7):138-146.
- WANG Z Q, LIU CH L, LIU SH. Condition monitoring of wind turbine gearbox based on integrated NSET and fuzzy soft clustering [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 138-146.
- [12] 孟玲霞,徐小力,蒋章雷,等.风电机组齿轮箱早期故障预警方法研究[J].仪器仪表学报,2016,37(12):2758-2765.
- MENG L X, XU X L, JIANG ZH L, et al. Research on early fault early warning method of wind turbine gearbox [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(12): 2758-2765.
- [13] YAN X A, JIA M P. A novel optimized SVM classification algorithm with multi-domain feature and its application to fault diagnosis of rolling bearing [J]. Neurocomputing, 2018, 313: 47-64.
- [14] ZHAO H S, GAO Y F, LIU H H, et al. Fault diagnosis of wind turbine bearing based on stochastic subspace identification and multi-kernel support vector machine[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2019, 7(2): 350-356.
- [15] 何巍,袁亮,章翔峰.改进小波去噪-Teager 算子的齿轮微弱故障提取方法[J].振动.测试与诊断,2018,38(1):155-161,212-213.
- HE W, YUAN L, ZHANG X Y. An improved wavelet denoising -teager operator method for gear weak fault extraction [J]. Vibration. Testing and Diagnosis, 2018, 38(1): 155-161, 212-213.
- [16] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1995:1942-1948.
- [17] 刘秀丽,徐小力,吴国新,等.基于变分模态分解的故障弱信息提取方法[J].华中科技大学学报,2020,48(7):117-121.
- LIU X L, XU X L, WU G X, et al. Fault weak information extraction method based on variational mode decomposition [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology, 2020, 48(7): 117-121.
- [18] 叶壮,余建波,基于多通道加权卷积神经网络的齿轮箱振动信号特征提取, [J]. 机械工程学报,2021,57(1):110-120.
- YE ZH, YU J B. Feature extraction of gearbox vibration signals based on multi-channels weighted convolutional neural network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(1): 110-120.

作者简介



刘秀丽,2016 年于北京理工大学获得工学博士学位。现为北京信息科技大学机电测控教育部重点实验室助理研究员,主要研究方向为机电系统测控技术及应用。

E-mail: liuxiulilw@163.com

Liu Xiuli received her Ph. D. degree in 2016 from Beijing Institute of Technology, now she is a research assistant in the Key Laboratory of Modern Measurement and Control Technology of Ministry of Education, Beijing Information Science and Technology University. Her main research interests include measurement and control technology and application of electromechanical system.