

## 基于双树复小波包变换和 SVM 的 滚动轴承故障诊断方法

胥永刚, 孟志鹏, 陆 明

(北京工业大学 机械工程与应用电子技术学院  
先进制造技术北京市重点实验室, 北京 100124)

**摘 要:** 针对滚动轴承故障振动信号的非平稳性和现实中难以获得大量典型故障样本的情况, 提出一种基于双树复小波包变换和支持向量机(SVM)的故障诊断方法. 首先通过双树复小波包变换将非平稳的振动信号分解得到不同频带的分量; 然后对每个分量求其能量并归一化处理; 最后将从各个频带分量中提取的能量特征参数作为支持向量机的输入来识别滚动轴承的故障类型. 对试验台模拟信号(包括滚动轴承的正常状态、外圈裂纹故障、内圈裂纹故障和滚动体点蚀故障)的分析表明: 该方法对所测试验信号的故障识别率达到 99.5%, 对比传统小波包变换与 SVM 结合的方法, 故障识别率的准确度更高.

**关 键 词:** 故障诊断; 滚动轴承; 双树复小波包变换; 支持向量机; 故障识别

**中图分类号:** V231.92; TH133.3; TH165

**文献标志码:** A

## Fault diagnosis method of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet packet transform and SVM

XU Yong-gang, MENG Zhi-peng, LU Ming

(Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology of Beijing,  
College of Mechanical Engineering and Applied Electronics Technology,  
Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** For the problem of non-stationary signals of rolling bearing and the difficulty to get a large number of typical fault samples in practice, a fault diagnosis method was proposed based on dual-tree complex wavelet packet transform and support vector machine (SVM). Firstly, the non-stationary fault vibration signal was decomposed into several different frequency band components through dual-tree complex wavelet packet transform; secondly, normalization processing was made from the energy of each component. Finally, the energy characteristics parameters of each frequency band component were taken as input of the SVM to identify the fault type of rolling bearing. The analog signals of experiments, containing normal condition of the rolling bearing, crack fault of bearing outer ring, crack fault of bearing inner ring and pitting fault of bearing rolling element, were analyzed and the fault recognition rate reaches 99.5%. The proposed method can identify the working state and fault type of rolling bearing accurately and effectively, as compared with the method of combining traditional wavelet packet transform with SVM.

**收稿日期:** 2012-11-27

**基金项目:** 国家自然科学基金(51075009); 北京市优秀人才培养资助计划(2011D005015000006);

北京市教委科研计划(KM201310005013); 北京市属高等学校青年拔尖人才培育计划; 北京工业大学基础研究基金

**作者简介:** 胥永刚(1975—), 男, 河北定州人, 副教授, 博士, 主要从事机电设备故障诊断学方面的研究.

**Key words:** fault diagnosis; roller bearing; dual-tree complex wavelet packet transform; support vector machine (SVM); fault identification

在机电设备中,滚动轴承是最关键的零部件之一,滚动轴承的工作状态将影响整个设备的运行状况.滚动轴承故障是引起机电设备发生故障最主要的原因之一<sup>[1]</sup>,尤其针对一些航空航天类机械以及连续运行的机械设备,滚动轴承的故障诊断具有很重要的实际意义.故障诊断过程包括故障信息的获取、故障特征信息的提取和状态识别三个部分.其中故障特征信息的提取和状态识别是两个关键环节<sup>[2]</sup>.

实际工况中,所测取的滚动轴承振动信号常含有较强的背景噪声,同时呈现出典型的非平稳特性,从而给滚动轴承故障特征信息的提取带来了困难.双树复小波包变换<sup>[3]</sup>作为一种新型的信号处理方法,具有近似平移不变性等诸多优良性质,目前在很多领域都有相关应用,如图像处理<sup>[4]</sup>、语音信号处理<sup>[5]</sup>、设备故障诊断<sup>[6-8]</sup>等.

目前,在故障诊断的状态识别中常用的是基于人工神经网络分类器的模式识别方法,人工神经网络具有较强自组织、自学习能力和线性模式分类性能的优点.但是人工神经网络需要大量的典型故障数据样本或经验知识<sup>[9-10]</sup>,而在工程实际中,很难获得大量的典型故障数据样本.支持向量机<sup>[11]</sup>是一种基于结构风险最小化原理的机器学习技术,通常适合作为小样本分类器,现在广泛

地应用在故障诊断的状态识别中<sup>[12]</sup>.

文中提出一种将双树复小波包变换和支持向量机相结合的滚动轴承故障诊断方法.利用双树复小波包变换分解得到不同频带的分量,以不同频带分量的能量特征参数作为支持向量机的输入参数来识别故障类型.通过对滚动轴承的正常状态、外圈裂纹故障、内圈裂纹故障和滚动体点蚀故障的试验信号的分析表明,该方法可以有效的识别滚动轴承故障的状态信息.

## 1 双树复小波包变换

双树复小波变换<sup>[13-14]</sup>同传统离散小波变换一样,没有对高频部分细分.故提出双树复小波包变换(dual-tree complex wavelet packet transform, DT-CWPT)<sup>[3]</sup>,提高了信号整个频段的频率分辨率,同时减少了信号有效信息的丢失.DT-CWPT是由两个平行且使用不同的低通和高通滤波器的离散小波包变换构成,可分别看作实部树和虚部树,这样在分解和重构过程中可形成信息互补<sup>[15]</sup>.如图1所示为DT-CWPT两层分解和重构过程示意图.图中, $x(t)$ 表示原始信号; $\hat{x}(t)$ 表示表示重构信号;first\_1表示实部树两行的滤波器组; $f_{1-1}$ 表示高通滤波器; $f_{1-0}$ 表示低通滤波器;first\_2表示虚部树的滤波器组; $f_{2-1}$ 表示高通滤波器; $f_{2-0}$ 表示低通滤波器; $h_1, h_0$ 表示第2

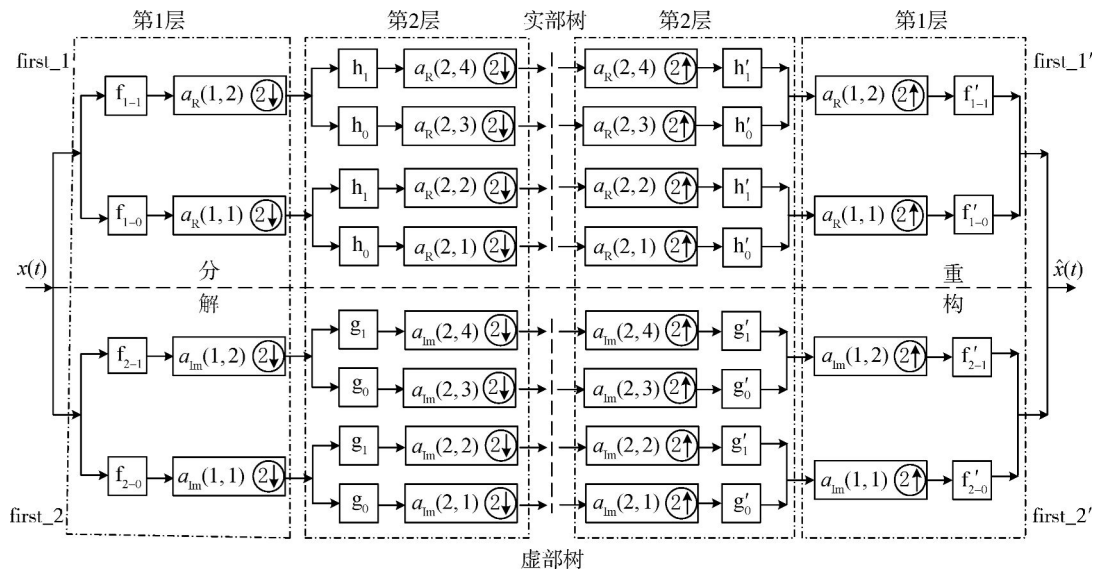


图1 DT-CWPT 的分解和重构过程

Fig. 1 Decomposition and reconstruction process of DT-CWPT

层实部树分解的滤波器;  $g_1, g_0$  表示第 2 层虚部树分解的滤波器;  $a_R(1,2), a_R(1,1)$  表示实部树第 1 层分解后的分量;  $a_{Im}(1,2), a_{Im}(1,1)$  表示虚部树第 1 层分解后的分量;  $a_R(2,4), \dots, a_R(2,1)$  表示实部树第 2 层分解后的分量;  $a_{Im}(2,4), \dots, a_{Im}(2,1)$  表示虚部树第 2 层分解后的分量; 同理, 有“'”的各种量为重构过程使用的滤波器的量. 对信号进行 DT-CWPT 分解与重构的详细过程见文献[16].

## 2 支持向量机

支持向量机的主要思想如图 2 所示, 五角星表示一类样本, 圆圈表示二类样本,  $H$  表示分类线,  $H_1, H_2$  为平行于分类线的直线, 同时也经过各类样本中距离分类线最近的样本, 分类线之间的距离称为分类间隔. 其中分类线可将两类样本正确分开(达到训练错误率为 0), 而最优分类线是可以使分类间隔最大的情况.

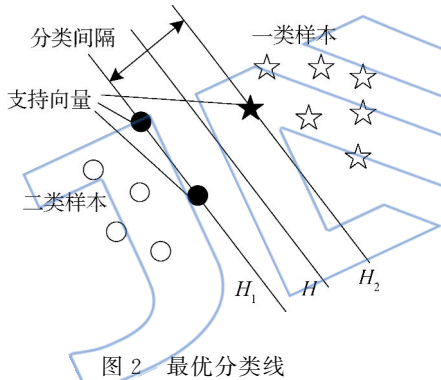


图 2 最优分类线

假设分类线的平面方程为

$$\omega \cdot x + b = 0 \quad (1)$$

对其归一化处理, 使得线性可分的样本集  $(x_i, y_i), (i=1, 2, \dots, n), x \in \mathbf{R}^d, y \in \{1, -1\}$  满足如下分类定义:

$$y_i(\omega \cdot x_i + b) \geq 1 \quad (2)$$

此时分类间隔为  $2/\|\omega\|$ , 间隔最大相当于  $\|\omega\|^2$  最小. 当满足式(2), 同时使  $\|\omega\|^2/2$  最小的分类线即为最优分类线, 而  $H_1$  和  $H_2$  上的训练样本点则为支持向量.

支持向量机最初是针对二值分类问题提出来的, 而要对滚动轴承故障类型进行识别, 必然要求是多分类问题识别, 故将多分类问题分解为二值分类问题进行 SVM 训练<sup>[17-18]</sup>. 即每次 SVM 将其中一类的数据作为一个类别, 其余的数据划分为

另一个类别, 类似于二分树的结构如图 3 所示.

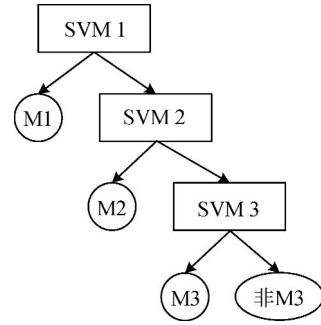


图 3 二分树多分类器结构图

Fig. 3 Structure diagram of binary tree classifiers

## 3 基于双树复小波包变换和 SVM 的故障诊断方法

利用双树复小波包分解得到各频带分量的能量, 归一化处理后作为支持向量机的输入参数进行故障模式识别. 该方法的流程如图 4 所示, 具体步骤如下:

1) 对滚动轴承正常状态、外圈裂纹故障、内圈裂纹故障和滚动体点蚀故障的 4 种模式, 按一定的采样频率, 分别进行  $N$  次采样, 共获得  $4N$  个振动信号作为样本.

2) 对每一种状态下的每个振动信号进行双树复小波包分解, 分解层数为  $m$ , 得到  $2^m$  个不同频带的分量.

3) 计算每个频带分量的能量, 为了便于分析和处理, 将其归一化处理. 设

$$E = \sum_{i=1}^{2^m} E_i \quad (9)$$

$$E' = [E_1/E, \dots, E_i/E, \dots, E_{2^m}/E] \quad (10)$$

式中  $E'$  作为支持向量机的输入.

4) 建立 4 个支持向量机组成多分类器, 将滚动轴承各状态模式的各个频带分量的能量特征参数作为支持向量机的输入参数进行训练.

5) 采集测试信号, 按上述步骤 2) 至步骤 4) 得到特征向量, 将其作为 SVM 的输入, 利用 SVM 分类器的输出进行滚动轴承状态识别和故障诊断.

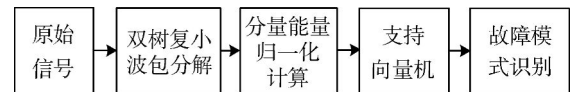


图 4 基于双树复小波包变换和 SVM 的故障识别方法流程

Fig. 4 Flow chart of fault diagnosis method based on DT-CWPT and SVM

#### 4 滚动轴承试验分析

该试验系统由滚动轴承故障试验台、振动信号数据采集仪、压电式加速度传感器、计算机组成,图 5 为滚动轴承故障试验台。将正常和有故障轴承安装在试验台上,进行振动信号的采集。其中传感器垂直安装在试验台末端轴承座上。

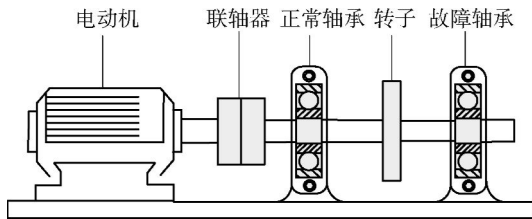


图 5 滚动轴承故障试验台

Fig. 5 Rolling bearing fault test rig

试验中,滚动轴承型号为 6307,采样频率为 15360 Hz,电动机转速为 1496 r/min,采样点数是 8192,试验分别模拟了试验台末端轴承正常状态、外圈裂纹故障、内圈裂纹故障和滚动体点蚀故障 4 种模式的状态。其中内、外圈裂纹故障是利用线切割技术分别在轴承内圈和外圈加工了一条宽为 0.5 mm,深为 0.5 mm 的槽来模拟。滚动体点蚀故障是在轴承一个滚动体上加工了一个直径为 2 mm,深为 0.1 mm 的小凹坑来模拟。

以外圈裂纹故障为例,原始信号的波形及频谱如图 6 所示。

利用双树复小波包变换进行三层分解,得到

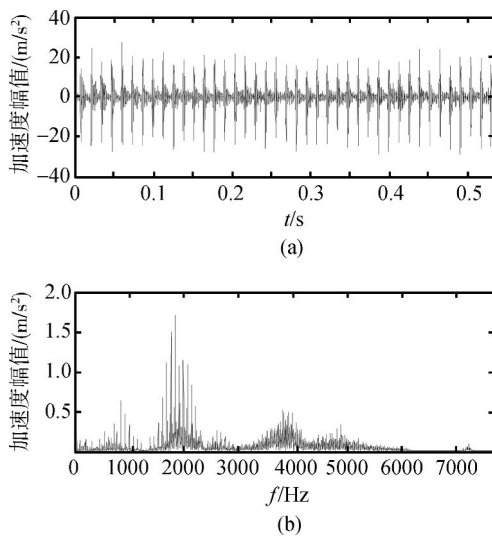


图 6 外圈裂纹故障波形和频谱

Fig. 6 Waveform and spectrum of crack fault of outer ring

8 个加速度幅值分量  $a_{31} \sim a_{38}$ , 求其频谱如图 7 所示。图 8 为三层传统离散小波包分解(DWPT)后得到的频谱(采用 db3 小波), 可以看出双树复小波包变换还存在着一定的频率混叠和能量泄漏, 但是对比分析, 双树复小波包变换较传统离散小波包变换已经有较为明显的改善。

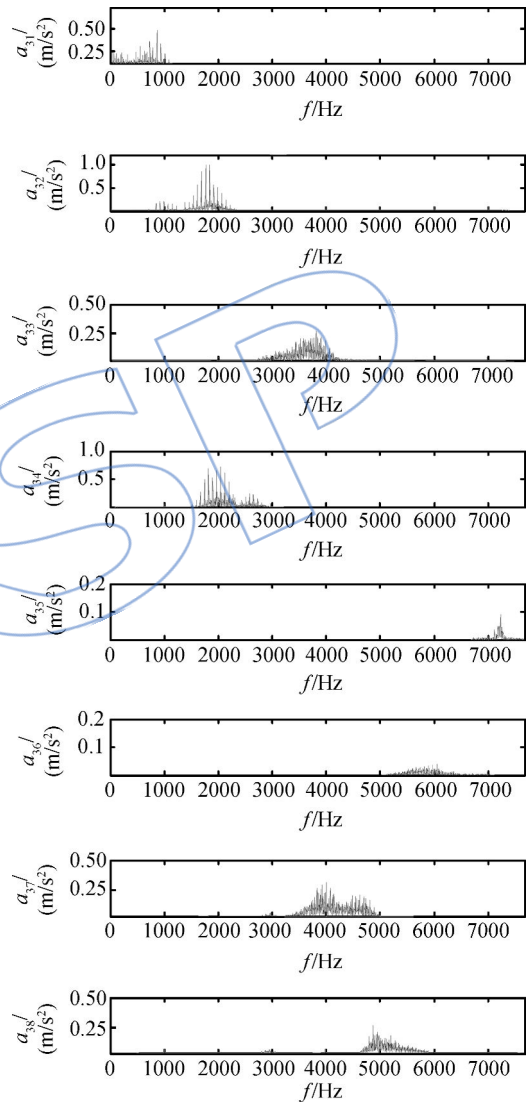


图 7 双树复小波包变换分解后分量的频谱

Fig. 7 Spectrum of components decomposed by DT-CWPT

对轴承每种状态信号都取 50 组, 利用双树复小波包变换进行三层分解得到 8 个分量, 对其求能量并归一化处理。图 9 为正常轴承信号与三种故障轴承信号各频带所占能量比例的柱状图形比较。将  $4 \times 50$  组数据按上述处理所得结果作为支持向量机的输入参数进行故障模式识别。

本文要识别滚动轴承的正常状态、外圈裂纹故障、内圈裂纹故障和滚动体点蚀故障 4 种状态,

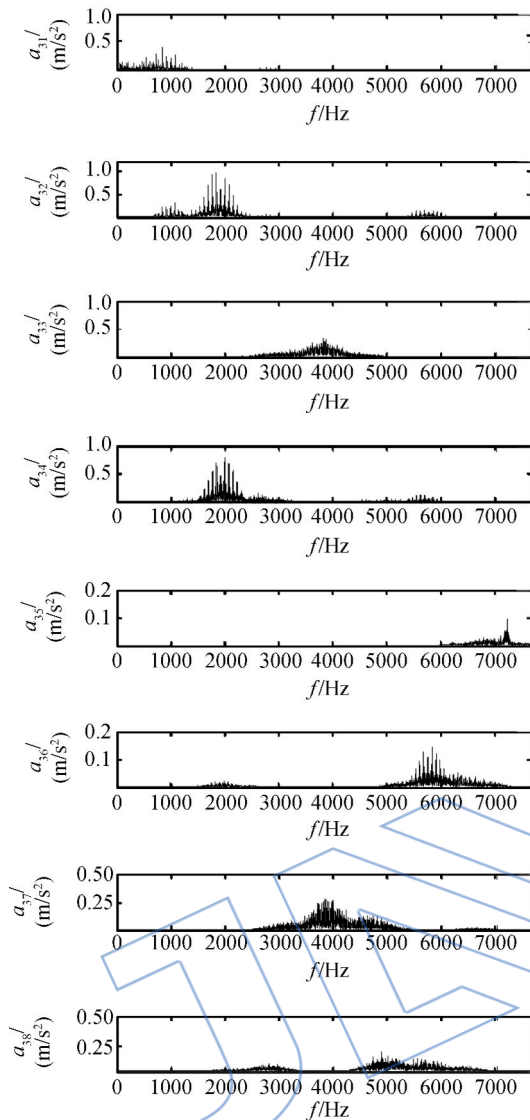
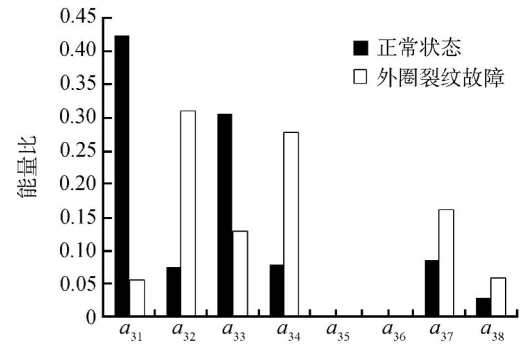
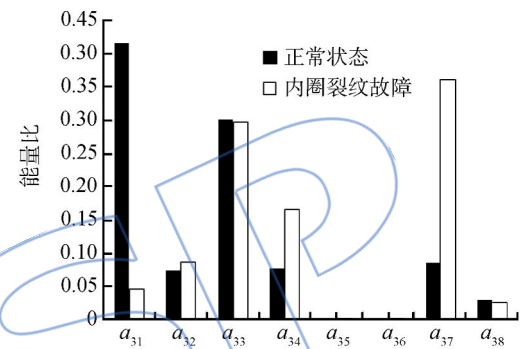


图8 传统离散小波包变换分解后分量的频谱  
Fig.8 Spectrum of components decomposed by DWPT

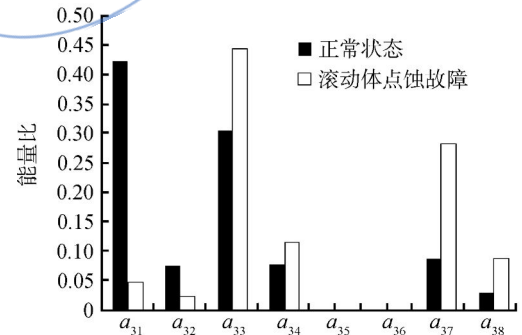
故需要建立4个支持向量机的多分类器,4个分类器均采用的是“rbf”核函数.由SVM 1分类器识别正常状态和故障状态,正常状态输出(+1)标识,故障状态输出(-1)标识.对于故障状态的信号,再由SVM 2分类器区分故障类型,本文设定SVM 2区分轴承外圈裂纹故障和非外圈裂纹故障,即轴承外圈裂纹故障输出(+1)标识,其他故障类型输出(-1)标识.同理对于其他类型故障的信号用SVM 3区分轴承内圈裂纹故障和其他类型故障(不包括轴承外圈裂纹故障、轴承内圈裂纹故障),轴承内圈裂纹故障输出(+1),其余输出(-1).最后利用SVM 4识别轴承滚动体点蚀故障和除本文包括的4种已知状态外的其他未知状态,即轴承滚动体点蚀故障输出(+1),其他未知



(a) 正常状态与外圈裂纹故障对比



(b) 正常状态与内圈裂纹故障对比



(c) 正常状态与滚动体点蚀故障对比

图9 正常轴承与故障轴承的能量比

Fig.9 Ratio of energy of normal bearing and fault bearing

状态输出(-1).通过这种二分逐层识别的方法即可将信号的状态和故障准确识别.

由于文章篇幅所限,表1只列出每种状态的三组信号,即 $4 \times 3$ 组的轴承信号进行故障识别测试.由表可以看出,经过多分类SVM输出判断轴承状态与测试信号一致,表明基于双树复小波包变换和SVM的故障诊断方法可以有效地识别滚动轴承的工作状态和故障类型.

表2为本文方法和传统小波、小波包变换与SVM结合的对比如,小波和小波包都采用db3小波进行三层分解,这样传统小波处理后就只有

表 1 双树复小波包变换和 SVM 的滚动轴承故障识别  
Table 1 Rolling bearing fault identification by DT-CWPT and SVM

| 状态      | $E_1/E$ | $E_2/E$ | $E_3/E$ | $E_4/E$ | $E_5/E$ | $E_6/E$ | $E_7/E$ | $E_8/E$ | SVM | SVM | SVM | SVM   |
|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|-----|-----|-----|-------|
|         |         |         |         |         |         |         |         |         | 1   | 2   | 3   | 4     |
| 正常状态    | 0.4063  | 0.0789  | 0.3334  | 0.0843  | 0.0002  | 0.0006  | 0.0673  | 0.0290  | +1  |     |     | 正确    |
|         | 0.3857  | 0.0710  | 0.3480  | 0.0863  | 0.0001  | 0.0006  | 0.0688  | 0.0394  | +1  |     |     | 正确    |
|         | 0.3922  | 0.0712  | 0.3121  | 0.101   | 0.0002  | 0.0007  | 0.08154 | 0.0409  | +1  |     |     | 正确    |
| 外圈裂纹故障  | 0.0424  | 0.2990  | 0.1622  | 0.2411  | 0.0012  | 0.0016  | 0.1929  | 0.0596  | -1  | +1  |     | 正确    |
|         | 0.0469  | 0.3013  | 0.1700  | 0.2485  | 0.0012  | 0.0015  | 0.1781  | 0.0525  | -1  | +1  |     | 正确    |
|         | 0.0408  | 0.3009  | 0.1590  | 0.2473  | 0.0014  | 0.0019  | 0.1707  | 0.0640  | -1  | +1  |     | 正确    |
| 内圈裂纹故障  | 0.0603  | 0.0955  | 0.3448  | 0.1784  | 0.0009  | 0.0010  | 0.2949  | 0.0243  | -1  | -1  | +1  | 正确    |
|         | 0.1065  | 0.0714  | 0.3744  | 0.1882  | 0.0008  | 0.0010  | 0.2434  | 0.0144  | -1  | -1  | +1  | 正确    |
|         | 0.0826  | 0.0789  | 0.3467  | 0.1622  | 0.0011  | 0.0013  | 0.3069  | 0.0204  | -1  | -1  | +1  | 正确    |
| 滚动体点蚀故障 | 0.0202  | 0.0110  | 0.4442  | 0.0920  | 0.0015  | 0.0015  | 0.3233  | 0.1062  | -1  | -1  | -1  | +1 正确 |
|         | 0.0366  | 0.0125  | 0.4318  | 0.0878  | 0.0005  | 0.0014  | 0.3214  | 0.1080  | -1  | -1  | -1  | +1 正确 |
|         | 0.0343  | 0.0201  | 0.4486  | 0.1152  | 0.0015  | 0.0012  | 0.2958  | 0.0834  | -1  | -1  | -1  | +1 正确 |

表 2 不同方法对比分析  
Table 2 Comparative analysis of different methods

|       | DT-CWPT+<br>SVM | 传统小波+<br>SVM | 传统小波包+<br>SVM |
|-------|-----------------|--------------|---------------|
| 正确率/% | 99.5            | 95           | 98.5          |

4 个分量. 对轴承每种状态的 50 组信号进行故障识别(共  $4 \times 50$  组), 由表可以看出, 将 DT-CWPT 与 SVM 结合的故障诊断方法故障识别率较高.

## 5 结 论

本文研究了 DT-CWPT 和 SVM 结合的故障诊断方法, 通过对滚动轴承正常状态、外圈裂纹故障、内圈裂纹故障和滚动体点蚀故障 4 种模式的分析结果验证了该方法可以有效地识别滚动轴承的工作状态和故障类型.

1) 利用 DT-CWPT 的优良特性, 可将故障信号进行分解, 得到不同频段的信号分量.

2) SVM 建立的多分类器可以对滚动轴承不同状态进行准确识别.

3) 本文将 DT-CWPT 和 SVM 结合, 应用在滚动轴承故障诊断中, 对轴承的正常状态和故障类型进行了准确的判断.

## 参考文献:

[1] 褚福磊, 彭志科, 冯志鹏, 等. 机械故障诊断中的现代信号

处理方法[M]. 北京: 科学出版社, 2009.

[2] 程军圣, 于德介, 杨宇. 基于 EMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2006, 21(3): 575-580.

CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. Fault diagnosis of roller bearings based on EMD and SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(3): 575-580. (in Chinese)

[3] Bayram I, Selesnick I W. On the dual-tree complex wavelet packet and m-band transforms[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6): 2298-2310.

[4] 翟振兴. 基于小波变换的信号去噪研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010.

ZHAI Zhenxing. Study on signal denoising based on wavelet transform [D]. Chongqing: Chongqing University, 2010. (in Chinese)

[5] 王娜, 郑德忠, 刘永红. 双树复小波包变换语音增强新算法[J]. 传感技术学报, 2009, 22(7): 983-987.

WANG Na, ZHENG Dezhong, LIU Yonghong. New method for speech enhancement based on dual-tree complex wavelet packet transform[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2009, 22(7): 983-987. (in Chinese)

[6] 吴定海, 张培林, 任国全, 等. 基于双树复小波包的发动机振动信号特征提取研究[J]. 振动与冲击, 2010, 29(4): 160-164.

WU Dinghai, ZHANG Peilin, REN Guoquan, et al. Feature extraction of an engine vibration signal based on dual-tree wavelet package transformation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2010, 29(4): 160-164. (in Chinese)

[7] 吴定海, 张培林, 张英堂, 等. 基于时频奇异谱和 RVM 的柴油机故障诊断研究[J]. 机械强度, 2011, 33(3): 317-323.

- WU Dinghai, ZHANG Peilin, ZHANG Yingtang, et al. Study on diesel engine faults diagnosis based on time frequency singular value spectrum and RVM[J]. Journal of Mechanical Strength, 2011, 33(3): 317-323. (in Chinese)
- [8] 李辉, 郑海起, 唐力伟. 基于改进双树复小波变换的轴承多故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2013, 33(1): 53-59.
- LI Hui, ZHENG Haiqi, TANG Liwei. Bearing multi-faults diagnosis based on improved dual-tree complex wavelet transform[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2013, 33(1): 53-59. (in Chinese)
- [9] KONG Fansen, CHEN Ruheng. A combined method for triplex pump fault diagnosis based on wavelet transform, fuzzy logic and neuro-networks[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(1): 161-168.
- [10] Samanta B. Artificial neural networks and genetic algorithms for gear fault detection[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2004, 18(5): 1273-1282.
- [11] Vapnik V N. Statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1998.
- [12] 艾延廷, 费成巍. 转子振动故障的小波能谱熵 SVM 诊断方法[J]. 航空动力学报, 2011, 26(8): 1830-1835.
- AI Yanting, FEI Chengwei. Rotor vibration fault diagnosis method based on wavelet energy spectrum entropy and SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(8): 1830-1835. (in Chinese)
- [13] Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform: a new technique for shift invariance and directional filters[J]. Digital Signal Processing Workshop, 1998, 98(1): 2-5.
- [14] Selesnick I W, Baraniuk R G, Kingsbury N G. The dual-tree complex wavelet transform[J]. Digital Signal Processing Magazine, 2005, 22(6): 123-151.
- [15] 何正嘉, 袁静, 訾艳阳. 机械故障诊断的内积变换原理与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [16] 胥永刚, 孟志鹏, 陆明. 基于双树复小波包变换的滚动轴承故障诊断[J]. 农业工程学报, 2013, 29(10): 49-56.
- XU Yonggang, MENG Zhipeng, LU Ming. Fault diagnosis of rolling bearing based on dual-tree complex wavelet packet transform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2013, 29(10): 49-56. (in Chinese)
- [17] 沈志熙, 黄席樾, 马笑潇. 基于 EMD 和支持向量机的柴油机故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2010, 30(1): 19-22.
- SHEN Zhixi, HUANG Xiyue, MA Xiaoxiao. Fault diagnosis of diesel engine based on empirical mode decomposition and support vector machine[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2010, 30(1): 19-22. (in Chinese)
- [18] 杨宇, 王欢欢, 程军圣, 等. 基于 LMD 的包络谱特征值在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2012, 27(5): 1153-1158.
- YANG Yu, WANG Huanhuan, CHENG Junsheng, et al. Application of envelope spectrum characteristics based on LMD to roller bearing fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(5): 1153-1158. (in Chinese)