

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104146

# 基于 SVD-VMD 和 SVM 滚动轴承故障诊断方法\*

陈剑<sup>1,2</sup> 阚东<sup>1</sup> 孙太华<sup>1</sup> 张磊<sup>1</sup>

(1. 合肥工业大学噪声振动研究所 合肥 230009; 2. 安徽省汽车 NVH 技术研究中心 合肥 230009)

**摘要:**针对故障滚动轴承振动信号中含有干扰信号,难以准确提取出故障信息,提出了一种基于奇异值分解(SVD)、变分模态分解(VMD)、和支持向量机(SVM)的滚动轴承故障诊断方法。首先利用奇异值分解对信号进行处理,根据奇异值峰度差分谱来确定分解后重构矩阵的有效阶数,然后根据该有效阶数重构信号,对重构后的信号进行VMD分解,根据上述有效阶数确定分解的本征模态函数(IMF)分量的个数,从分解后的IMF分量中提取故障特征参数,将其作为支持向量机的输入参数进行故障诊断。最后采用合肥工业大学轴承试验机进行验证,并与直接进VMD分解及基于带通滤波器信号去噪的故障诊断方法进行对比,结果表明该方法能有效识别滚动轴承的故障类型,可用于滚动轴承故障诊断。

**关键词:**故障诊断;奇异值峰度差分谱;变分模态分解;故障特征提取;信号降噪

**中图分类号:** TP206 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Rolling bearing fault diagnosis method based on SVD-VMD and SVM

Chen Jian<sup>1,2</sup> Kan Dong<sup>1</sup> Sun Taihua<sup>1</sup> Zhang Lei<sup>1</sup>

(1. Institute of Sound and Vibration Research, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Automotive NVH Engineering &amp; Technology Research Center Anhui Province, Hefei 230009, China)

**Abstract:** Vibration signals of fault rolling bearings contain interference signals, which makes it difficult to extract fault information accurately. In this paper, a fault diagnosis method for fault rolling bearings was proposed based on singular value decomposition (SVD), variational mode decomposition (VMD) and support vector machine (SVM). First, the singular value decomposition was used to process the signal, and the effective order of the reconstructed matrix was determined according to the kurtosis difference spectrum of the singular value. Then, the reconstructed signal was reconstructed according to the effective order, and the VMD decomposition was performed on the reconstructed signal. The number of the decomposed intrinsic mode function (IMF) components was determined according to the above effective order. From the IMF component of the decomposed to extract the fault characteristic parameters, as the input parameters of support vector machine (SVM) to fault diagnosis. Finally validated bearing tester adopts Hefei university of technology, and directly into the decomposition of VMD and band-pass filter signal denoising based fault diagnosis method is compared, the results show that the method can effectively identify roller bearing fault type and can also be used for rolling bearing fault diagnosis.

**Keywords:** fault diagnosis; singular value kurtosis difference spectrum; variational mode decomposition; fault feature extraction; signal noise reduction

## 0 引言

滚动轴承在现代机械设备中应用十分广泛,滚动轴承的健康状态对机电设备的性能、稳定性和使用寿命有

巨大影响,在现代机械中,由于滚动轴承故障而引起的机械故障约占总体故障的30%。若其发生故障将影响设备的正常工作,造成巨大的经济损失甚至人员伤亡。在实际生产过程中做好滚动轴承的状态监测与故障诊断,对于提高机械设备的使用效率和减少故障的发生具有重要

意义。

由于旋转机械工况复杂,采集的振动信号含有大量噪声以及混叠多种频率成分,所以过滤噪声信号以及有效的特征提取成为滚动轴承故障诊断的关键。

近年来,许多学者在轴承故障诊断上做了大量的研究工作。闫鹏程等<sup>[1]</sup>提出了一种基于经验模态分解(EMD)与奇异值分解(SVD)的机械振动系统故障形分析诊断方法,可以有效识别系统状态和细微故障差别。文成等<sup>[2]</sup>提出一种 SVD 和改进 EMD 相结合的信号分析新方法,在滚动轴承故障诊断中效果很好。朱丹等<sup>[3]</sup>提出了出了基于奇异值分解改进(multipoint optimal minimum entropy deconvolution adjusted, MOMEDA)的轴承故障诊断方法实现高速列车齿轮箱轴承故障的诊断,故障诊断效果优于互补经验模态分解方法。Dragomiretskiy 等<sup>[4]</sup>提出自适应分解信号的变分模态分解(VMD),实现了不同频率成分的有效分离。张莹等<sup>[5]</sup>提出一种基于改进 SVD 及参数优化 VMD 的轴承故障诊断方法,可有效地实现轴承早期故障诊断,具有一定的可靠性和实用性。

VMD 处理信号前需要设定分量个数  $K$ ,也就是 VMD 分解层数即  $K$  个 IMF 分量, $K$  值的准确判别对信号分解后的模态影响至关重要, $K$  值偏小导致某个分量模态无法识别, $K$  值偏大导致模态混叠。文献[6]依据自己的主观经验来确定  $K$  值,不够严谨。文献[7-8]通过求解各个分解信号的谱相关系数来确定 VMD 的分解层数,但是谱相关系数的阈值需要人为来指定,对于某些谱相关系数接近的本征模态分解(IMF)分量无法准确的确定该阈值。

上述方法是基于主观经验和人为设定阈值等来确定 VMD 分解层数,本文基于以上分析提出一种基于 SVD-VMD 与支持向量机(SVM)相结合的滚动轴承故障诊断方法,本文的改进点在于通过奇异值分解得出奇异值矩阵,然后通过奇异值峰度差分谱,来确定 VMD 分解层数,避免了人为设定阈值的误差。该方法的优点在于通过奇异值峰度差分谱的图像来确定信号与噪声的分界线,同过该分界线对应的奇异值阶次就是所需要的 VMD 分解层数,避免了人为选取参数或阈值的误差。该方法流程为通过奇异值分解来确定 VMD 分解需要设定的分量个数,提取特征参数,用支持向量机进行故障诊断。通过对试验台的故障数据进行分析表明了该方法的准确性和有效性。

## 1 基本理论

### 1.1 奇异值分解降噪原理

线性代数中的特征分解是将矩阵分解为由其特征值和特征向量表示的矩阵之积的方法,不过这种方法对可

对角化矩阵才可以施以特征分解,奇异值分解则是特征分解在任意矩阵上的推广。在信号处理、统计学等领域有重要应用<sup>[9-11]</sup>。

取一个长度为  $N$  的信号序列  $F_N$ ,设正整数  $L$  为滑动窗口的长度,通常信号序列长度选取为 2 的整数倍,所以设置滑动窗口的长度  $L$  为  $N/2$ 。将该窗口逐位嵌入原信号序列可以构成  $(N/2+1)$  个向量。其中第  $i$  个向量为:

$$X_i = [f_i, f_{i+1}, \dots, f_{i-1+N/2}] \quad (1)$$

该轨迹矩阵是 Hankel 矩阵,可以表示为:

$$X_{m \times n} = \begin{bmatrix} f_1 & f_2 & \dots & f_{N/2} \\ f_2 & f_3 & \dots & f_{N/2+1} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_{N/2+1} & f_{N/2+2} & \dots & f_N \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$X_{m \times n} = D_{m \times n} + W_{m \times n} \quad (3)$$

其中,  $D_{m \times n}$  为有用信号的分量,  $W_{m \times n}$  为噪声信号分量。

Hankel 矩阵的特点是下一行的矢量比上一行的矢量滞后一个数据点。对矩阵  $X$  进行奇异值分解,即把上述矩阵分解为如下形式:

$$X = U \Sigma V^T \quad (4)$$

其中,  $U$ 、 $V$  均为正交矩阵,  $\Sigma$  仅在主对角线上有值。一般的  $\Sigma$  有如下形式:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{m \times n} \quad (5)$$

其中,  $\sigma$  是矩阵  $H$  的奇异值,在对正常信号处理时保留前面  $K$  个有效的奇异值,将其他奇异值置为 0,再利用奇异值分解的逆过程得到重构矩阵  $H$ 。将依据相空间重构的方法进行逆变换,最后得到降噪后的故障信号。奇异值能够代表这个矩阵的信息。当奇异值越大时,它代表的信息越多。因此,本文取前面若干个最大的奇异值,就可以保留数据本身的特征,并且滤除一定的噪声。

### 1.2 基于 SVD 改进的 IVMD 方法

原始的 VMD 算法是将原始信号放入变分模型进行分解,通过计算得到各个 IMF 分量。变分模型的构建如下:1)对每个模态函数  $u_k(t)$ ,经 Hilbert 变换得到解析信号;2)通过增加指数项  $e^{-j\omega_k t}$  调节每个模态的预估中心频率,将各模态的频谱变换到基带上;3)采用高斯平滑估计解析信号的带宽,得到变分约束模型,如式(6)。

$$\begin{cases} \min_{|u_k|, |\omega_k|} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t.} \quad \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (6)$$

同时,VMD 算法加入二次惩罚因子  $\alpha$  和拉格朗日乘

法算子  $\lambda$ , 将式(6)构建成无约束问题, 其增广的拉格朗日表达式如式(7)。

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (7)$$

利用交替方向乘子法迭代更新式(7)的鞍点, 就可获得模态分量  $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$  和中心频率  $\omega_k^{n+1}(\omega)$  的表达式, 进而得到变分模型的最优解<sup>[12]</sup>。

VMD 的不足之处是分解层数由经验确定, 得到的 IMF 分量会包含噪声, 本文提出了基于 SVD 改进的 VMD 方法。利用奇异值分解对信号进行降噪处理, 根据奇异值峰度差分谱确定奇异值分解后重构矩阵的有效阶数, 然后根据该有效阶数重构信号, 对重构后的信号进行 VMD 分解, 根据上述的有效阶数确定 VMD 的分解层数, 对分解后的 IMF 分量进行筛选, 从筛选后的信号中提取故障特征参数。

峰值对信号的冲击特性非常敏感, 当滚动轴承发生局部故障时, 振动信号会出现冲击特性, 因此峰度可以作为选择有效奇异值的依据。

峰度可以表示为:

$$k = \frac{E(x(t) - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (8)$$

式中:  $x(t)$  为前  $t$  个奇异值;  $\mu$  为前  $t$  个奇异值的平均值;  $\sigma$  为前  $t$  个奇异值的标准差。本文选取了奇异值峰度差分谱来确定奇异值分解后重构矩阵的有效阶数。

奇异值峰度差分谱法原理如下, 根据奇异值峰度分布曲线, 计算相邻两个阶次峰度值的差, 根据该差值得出奇异值峰度差分谱序列。

$$p(i) = dk(i+1) - dk(i) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

$p(i)$  组成的序列称为奇异值峰度差分谱, 当相邻两个重构信号的峰度值相差较大时, 在整个差分谱中必然会出现一个显著峰值, 即峰度值的突变点。突变点不仅反映了重构信号含有丰富的故障冲击特征, 而且表明信号的性质发生了根本性的变化, 这也是有用信号与噪声信号之间转换的自然反映。因此, 可以通过选择信号奇异值峰度差分谱峰值对应奇异值阶数重构信号来实现有用信号与噪声的最佳分离。

根据有效阶数对信号进行重构, 对重构后的信号进行 VMD 分解, 由于 VMD 分解是将不同成分的信号分解为各个独立的 IMF 分量, 在上述的方法中, 通过对根据信号重构后的矩阵进行奇异值分解, 得出了该信号中有效的奇异值阶数, 所以分解层数即上述的奇异值有效阶数。

### 1.3 SVM 原理

SVM 是一种基于核学习的模式识别方法。SVM 是一种二类分类模型, 其基本模型定义为特征空间上的间

隔最大的下线性分类器。从处理的数据类型而言, 支持向量机可以分为两类, 线性支持向量机和非线性支持向量机。由于滚动轴承故障特征数据为非线性数据, 所以仅讨论非线性支持向量机构建分类模型<sup>[13-14]</sup>。

非线性 SVM 的构建步骤为首先通过一个合适的核函数, 将原始数据映射到一个高维特征空间中, 使训练样本在高维特征空间内线性可分, 从而可以在高维特征空间中, 设计线性 SVM, 来解决原始空间中的线性不可分问题。与其他传统分类方法相比, SVM 具有稀疏性, 由于轴承故障诊断为一多分类问题, 对于这类问题, SVM 通过构建多个二分类器实现多分类。

## 2 基于 SVD-VMD 和 SVM 滚动轴承故障诊断方法

基于 SVD-VMD 和 SVM 滚动轴承故障诊断方法是本文提出的一种滚动轴承故障诊断方法, 其中 SVD-VMD 是滤除噪声、提取出与故障信号相关的特征分量, SVM 用来分辨不同种类的故障。该方法流程如图 1 所示。

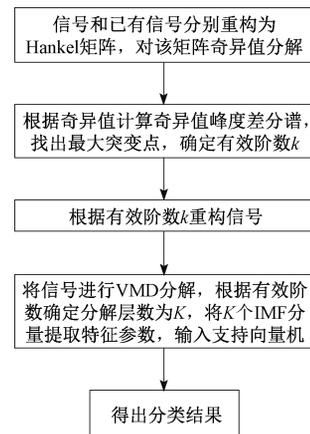


图 1 SVD-VMD 故障诊断流程

Fig. 1 SVD-VMD fault diagnosis flow

1) 将已知的各个故障种类的信号和待测信号进行重构, 得到 Hankel 矩阵, 对每个矩阵进行奇异值分解。

2) 对每个进行奇异值分解之后的矩阵用奇异值峰度差分谱进行处理, 通过奇异值差分谱图像区分信号与噪声的分界得出奇异值分解的有效阶数, 同时根据该有效阶数来确定 VMD 分解的层数。

3) 根据上述的有效阶数重构信号, 将有效阶数之后的阶数置为 0, 进行奇异值分解的逆变换, 得到奇异值分解后的重构信号。

4) 对奇异值分解后的重构信号进行 VMD 分解, 分解层数即有效阶数。将分解后的各个 IMF 分量提取特征

参数,本文选用常用的时域特征参数:平均值、方差、峰值、均方根、波峰因子、裕度因子、脉冲系数、形状系数、偏度、峭度共 10 个特征参数。

5) 将已知的各个故障种类信号的特征参数矩阵和待测信号的特征参数矩阵作为输入参数,通过 SVM 判断该待测信号属于何类故障信号,完成诊断。

### 3 实验数据分析

#### 3.1 数据来源

实验数据来源于合肥工业大学轴承试验机测得轴承故障振动数据。实验装置如图 2 所示。试验轴承为单列圆柱滚子轴承,型号为内圈可拆 NU1010EM 和外圈可拆 N1010EM,以方便使用激光打标机和线切割加工出轴承故障损伤点。轴承故障类型不仅有内圈、外圈、滚动体的单点损伤,还包括了多点损伤以及复合型故障损伤,总计 9 种故障类型如表 1 所示。



图 2 轴承信号采集试验装置

Fig. 2 Bearing signal acquisition test device

表 1 滚动轴承故障类型

Table 1 Fault types of rolling bearing

轴承型号	故障模式	损伤点大小及个数
NU1010EM	正常轴承	0
NU1010EM	内圈单点故障	$9 \times 0.2 \text{ mm}^{-1}$ 处
NU1010EM	内圈多点故障	$9 \times 0.2 \text{ mm}^{-3}$ 处
N1010EM	外圈单点故障	$9 \times 0.2 \text{ mm}^{-1}$ 处
N1010EM	滚动体单点故障	$9 \times 0.2 \text{ mm}^{-1}$ 处
N1010EM	滚动体多点故障	$9 \times 0.2 \text{ mm}^{-3}$ 处
NU1010EM	内圈滚子复合型故障	$9 \times 0.2 \text{ mm}^{-1}$ 处
NU1010EM	内圈滚子复合型故障	$9 \times 0.2 \text{ mm}^{-2}$ 处
N1010EM	外圈滚子复合型故障	$9 \times 0.2 \text{ mm}^{-1}$ 处
N1010EM	外圈滚子复合型故障	$9 \times 0.2 \text{ mm}^{-2}$ 处

试验数据利用 LMS Testlab 软件进行采集,采样频率为 20.48 kHz,测试了以上 9 种故障类型以及正常状态下的滚动轴承在 2 kN 载荷转速为 3 000 r/min 稳定转速工况下的振动信号数据。

#### 3.2 数据分析

选取 2 kN 载荷转速为 3 000 r/min 稳定转速工况下滚动体单点故障数据进行处理来说明本文的方法。原信号时域波形如图 3 所示。首先对信号进行奇异值分解,得到奇异值差分谱结果如图 4 所示。

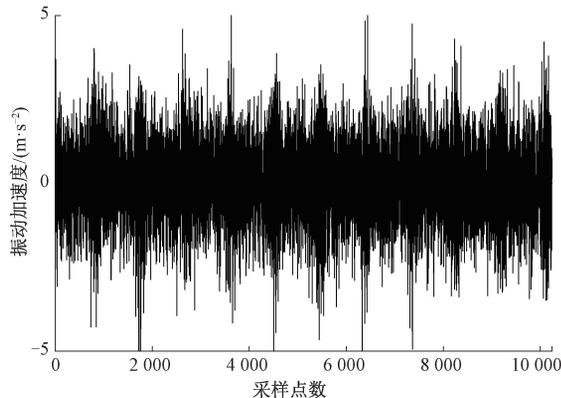


图 3 原信号时域波形

Fig. 3 Time domain waveform of original signal

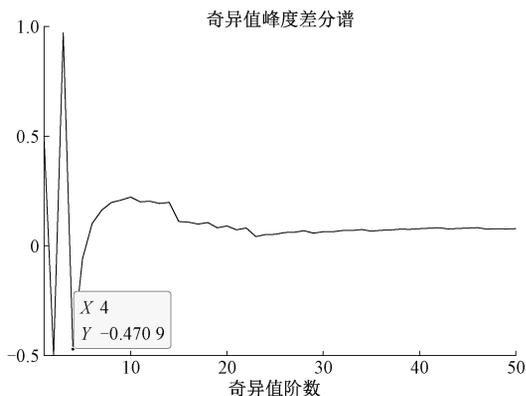


图 4 奇异值峰度差分谱法

Fig. 4 Singular value energy difference spectrum method

从图 4 可以看出在  $K < 4$  时,奇异值峰度处于一个较大波动范围,此时可以认为这些阶次对应的奇异值为有用信号。在  $K = 4$  时,奇异值峰度为  $-0.4709$ ,可以认为该阶次奇异值为有用信号和噪声信号分界线。在  $K > 4$  时奇异值峰度趋向于 0,可以认为此阶次以后的奇异值对应的信号为噪声信号。因此根据奇异值峰度差分谱,得到的该信号奇异值分解阶数为  $K = 4$ 。

运用 SVD 方法对该信号进行降噪,将奇异值阶数  $K > 4$  的奇异值全部置 0,将信号进行重构。降噪后的信号时域波形如图 5 所示。

对 SVD 处理后的信号进行 VMD 分解,VMD 分解层数即为上述求得奇异值阶数  $K = 4$ ;得到的 4 个 IMF 分量如图 6 所示。

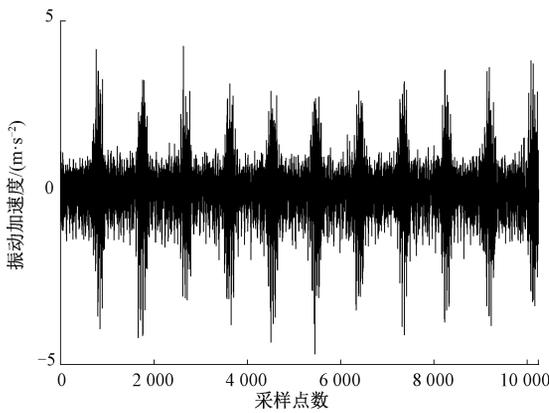


图 5 原信号降噪后的时域波形

Fig. 5 Time domain waveform of original signal after noise reduction

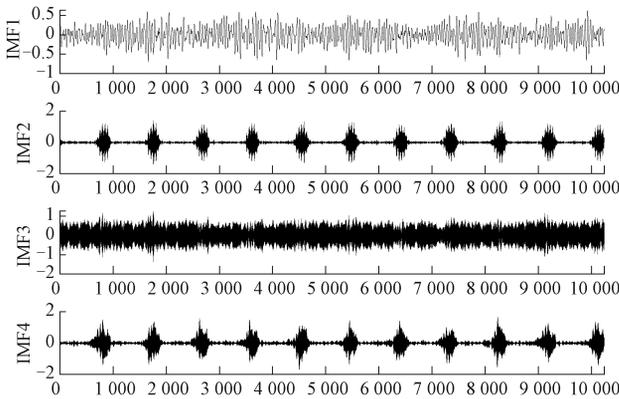


图 6 SVD-VMD 分解的各 IMF 分量

Fig. 6 IMF components of SVD-VMD decomposition

根据分解结果提取出时域特征参数：平均值、方差、峰值、均方根、波峰因子、裕度因子、脉冲系数、形状系数、偏度、峭度共 10 个特征参数用于故障诊断。各类别代号对应的故障类别如表 2 所示，将各类别故障的特征参数合并为数据集。

表 2 各类别代号对应故障类别表

Table 2 Parameters of rolling bearing fault

类别代号	故障类别
类别 1	正常轴承
类别 2	内圈单点故障
类别 3	内圈多点故障
类别 4	外圈单点故障
类别 5	滚动体单点故障
类别 6	滚动体多点故障
类别 7	内圈滚子单点型故障
类别 8	内圈滚子多点型故障
类别 9	外圈滚子单点型故障
类别 10	外圈滚子多点型故障

将上述数据集输入 SVM, 进行故障诊断。将不进行 SVD 降噪的信号, 即直接对原始信号进行 VMD 分解后提取特征参数诊断结果如图 7 所示。

类别 1	0.95	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 2	0.00	0.93	0.07	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 3	0.00	0.00	0.90	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 4	0.00	0.00	0.04	0.88	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 5	0.00	0.00	0.00	0.11	0.85	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.98	0.00	0.00	0.00
类别 8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.00	0.95	0.00	0.00
类别 9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	0.00	0.00	0.00	0.87	0.00
类别 10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.95

图 7 基于 VMD 的故障诊断方法结果

Fig. 7 Fault diagnosis method based on VMD

滚动轴承的元件出现故障时, 缺陷部位会产生特定频率的冲击信号, 该特征频率与轴承的基本参数和转速有关, 是对轴承进行故障诊断的重要判据。假定滚动轴承各部件表面之间无打滑, 可以通过各运动部件理论故障特征频率计算公式得出某类故障对应的特征频率。运用传统的滤波方法对该信号进行处理, 设定一个带通滤波器, 允许故障特征频率 1 倍频到 5 倍频通过, 进行滤波, 将滤波结果, 进行 VMD 分解, 将分解结果提取特征参数进行故障诊断, 结果如图 8 所示。

类别 1	0.96	0.00	0.02	0.00	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 2	0.01	0.92	0.00	0.00	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.02
类别 3	0.00	0.01	0.91	0.00	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 4	0.00	0.00	0.00	0.90	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.88	0.00	0.07	0.00	0.00	0.05
类别 6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
类别 7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.97	0.00	0.00	0.00
类别 8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.00	0.00	0.93	0.00	0.00
类别 9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.00	0.00	0.00	0.92	0.00
类别 10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00

图 8 基于带通滤波器信号去噪的故障诊断方法结果

Fig. 8 Fault diagnosis method based on band pass filter signal denoising

将 SVD-VMD 的故障诊断方法的诊断结果同样用混淆矩阵形式表示如图 9 所示。从图 9 可以看出基于 SVD-VMD 的故障诊断方法要优于基于 VMD 的故障诊断方法, 本文方法也同样优于基于带通滤波器的去噪方法。基于 VMD 的故障诊断方法各类别故障识别准确率平均

为 92.6%，基于带通滤波器的信号去噪及 VMD 故障诊断方法各类别故障识别准确率平均为 93.9%，基于 SVD-VMD 的故障诊断方法识别故障准确率平均为 99%。可以得出，本文所提出方法识别故障的准确率相较于上述两种方法有所提高。

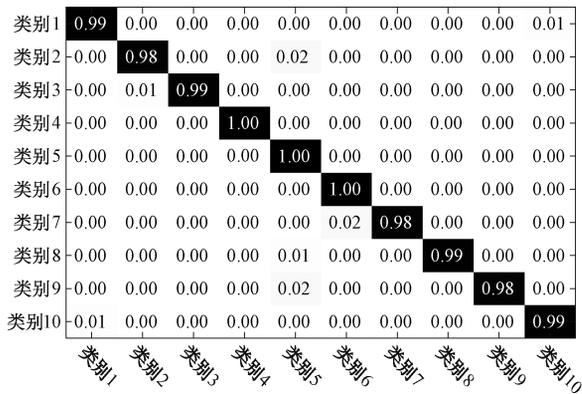


图9 基于 SVD-VMD 的故障诊断方法结果

Fig.9 Fault diagnosis method based on SVD-VMD

### 4 结 论

本文提出了一种基于 SVD-VMD 的滚动轴承故障诊断方法，通过 SVD 分解达到降噪目的，同时运用 SVD 分解来确定 VMD 分解层数，避免了人为设定分解层数的误差，在此基础上运用支持向量机对待分类的滚动轴承信号数据进行处理，实现滚动轴承的故障诊断及分类，通过实验数据分析并与其他方法相对比验证了该方法的有效性和优越性。

### 参考文献

[ 1 ] 闫鹏程,孙华刚,毛向东,等.基于 EMD 与 SVD 的齿轮箱分形诊断方法研究[J].电子测量与仪器学报,2012,26(5):404-412.  
YAN P CH, SUN H G, MAO X D, et al. Research on fractal diagnosis method of gearbox based on EMD and SVD[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2012,26(5):404-412.

[ 2 ] 文成,周传德.基于 SVD 与改进 EMD 的滚动轴承故障诊断[J].机械科学与技术,2014,33(5):706-710.  
WEN CH,ZHOU CH D. Rolling bearing fault diagnosis based on SVD and Improved EMD [J]. Mechanical Science and Technology,2014,33(5):706-710.

[ 3 ] 朱丹,苏燕辰,燕春光.基于 SVD-MOMEDA 的高速列车齿轮箱轴承故障诊断[J].机车电传动,2020(2):144-148,152.  
ZHU D, SU Y CH, YAN CH G, Fault diagnosis of gearbox bearing of high speed train based on SVD-MOMEDA [J]. Electric Drive for Locomotives,

2020(2):144-148,152.

[ 4 ] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[ 5 ] 张莹,殷红,彭珍瑞.基于改进 SVD 及参数优化 VMD 的轴承故障诊断[J].噪声与振动控制,2020,40(1):51-58.  
ZHANG Y, YIN H, PENG ZH R. Bearing fault diagnosis based on improved SVD and parameter optimized VMD[J]. Noise and Vibration Control,2020,40(1):51-58.

[ 6 ] ABDOOS A A. Detection of current transformer saturation based on variational mode decomposition analysis [J]. Transmission & Distribution, 2016, 10(11):2658-2669.

[ 7 ] 陈剑,庄学凯,吕伍佺,等.基于 IVMD 和马田系统的滚动轴承故障检测方法[J].计量学报,2019,40(6):1083-1087.  
CHEN J, ZHUANG X K, LYU W Y, et al. Fault diagnosis of rolling bearing using mahalanobis-taguchi system based on IVMD [J]. Acta Metrologica Sinica, 2019, 40(6): 1083-1087.

[ 8 ] 汤杰,陈剑,杨斌.基于 IVMD 的单通道盲源分离方法及其应用[J].组合机床与自动化加工技术,2018(7):25-30.  
TANG J, CHEN J, YANG B. Single-channel blind source separation based on IVMD and its applications [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2018 (7): 25-30.

[ 9 ] 周福成,唐贵基,何玉灵.基于改进 VMD 的风电齿轮箱不平衡故障特征提取[J].振动与冲击,2020,39(5):170-176.  
ZHOU F CH, TANG G J, HE Y L. Feature extraction of wind turbine gearbox unbalance fault based on improved VMD[J]. Journal of Vibration and Shock,2020,39(5):170-176.

[ 10 ] 黄竞楠,王少红,马超.基于 SVD-EEMD 和 BP 神经网络的滚动轴承故障诊断[J].北京信息科技大学学报(自然科学版),2019,34(2):69-74.  
HUANG J N, WANG SH H, MA CH. Rolling bearing fault diagnosis based on SVD-EEMD and BP neural network[J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University,2019,34(2):69-74.

[ 11 ] 张立国,康乐,金梅,等.一种基于 EEMD-SVD 和 FCM 的轴承故障诊断方法[J].计量学报,2016,37(1):67-70.  
ZHANG L G, KANG L, JIN M, et al. A bearing fault diagnosis method based on EEMD-SVD and FCM [J].

Acta Metrologica Sinica, 2016, 37(1):67-70.

[12] 张淑清,邢婷婷,何红梅,等. 基于 VMD 及广义分形维数矩阵的滚动轴承故障诊断[J]. 计量学报, 2017, 38(4): 439-443.

ZHANG SH Q, XING T T, HE H M, et al. Bearing fault diagnosis method based on VMD and generalized fractal dimension matrix[J]. Acta Metrologica, 2017, 38(4): 439-443.

[13] 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 CH L, LI S Y, ZHANG B. Research on rolling bearing fault diagnosis method based on sample entropy and SVM [J]. China Measurement & Test, 2020, 46(11):37-42.

[14] 谢志谦,孙虎儿,刘乐,等. 基于 CEEMDAN 样本熵与 SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2017(3):96-100.

XIE ZH Q, SUN H ER, LIU L, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on CEEMDAN sample entropy and

SVM [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2017(3):96-100.

### 作者简介



**陈剑**,现为合肥工业大学教授、博士研究生导师,主要研究方向为汽车 NVH 与 CAE、机械低噪声设计、机械故障诊断。

E-mail: hfgd8216@126.com

**Chen Jian** is a professor and Ph. D. supervision at Hefei University of Technology.

His main research interests include automobile NVH and CAE, low-noise design of mechanical product and fault diagnosis of machinery.



**阚东**,现为合肥工业大学硕士研究生,主要研究方向为机械故障诊断与机器学习。

E-mail: 547746015@qq.com

**Kan Dong** is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research

interests include mechanical fault diagnosis and machine learning.