

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2022.03.006

基于 VMD-SVD 和 SVM 的旋转 机械故障诊断研究*

张燕霞, 户文刚

(甘肃交通职业技术学院 机电工程系, 甘肃 兰州 730070)

摘要: 旋转机械的振动信号具有非线性、非平稳特点, 同时其早期的微弱故障信号易受噪声的干扰, 因此在故障诊断中难以提取其故障特征, 识别其故障类型, 针对这一问题, 提出了一种基于变分模态分解(VMD)-奇异值分解(SVD)和支持向量机(SVM)的旋转机械故障诊断方法。首先, 对原始振动信号进行了VMD分解, 并得到了其若干个分量信号; 然后, 对各分量信号进行了信号重构, 应用SVD提取了其重构信号的奇异值特征向量; 最后, 将其特征向量输入SVM进行了故障诊断, 利用双跨度转子故障模拟实验台实测数据验证了该方法的有效性。研究表明: 基于VMD-SVD方法得到的模态分量(IMF)矩阵的奇异值表现出很好的稳定性, 在三维特征散点图中表现出很好的可分性; 在变工况和不同转速下, 与其他组合方法相比, 该方法具有更高的识别准确率, 平均分类识别率分别达到了95.96%、95.95%, 可以有效地辨识出轴承等旋转机械的故障类型。

关键词: 变分模态分解; 奇异值分解; 支持向量机; 故障诊断

中图分类号: TH133; TH17

文献标识码: A

文章编号: 1001-4551(2022)03-0324-06

Fault diagnosis of rotating machinery based on VMD-SVD and SVM

ZHANG Yan-xia, HU Wen-gang

(Department of Mechanical and Electrical Engineering, Gansu Transportation Vocational & Technical College, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Rotating machinery vibration signals had nonlinear and non-stationary characteristics, and the early weak fault signals were easily disturbed by noise and difficult to be extracted fault features and identified fault types in fault diagnosis. Aiming at these problems, a method for fault diagnosis of rotating machinery based on variational modal decomposition (VMD), singular value decomposition (SVD) and support vector machine (SVM) was proposed. First, the original vibration signal was decomposed by variational modal decomposition to obtain several component signals. Then, the signal was reconstructed for each component signal, and the singular value feature vector of the reconstructed signal was extracted using singular value decomposition (SVD). Finally, these extracted feature vectors were inputted to the support vector machine (SVM) for pattern training and the test set was used to complete the fault diagnosis. The effectiveness of the proposed method was verified by the measured experimental data of the double-span rotor fault simulation experimental platform. The experimental results show that the singular values of the intrinsic modal function (IMF) component matrix obtained based on the VMD-SVD method show good stability, and show good separability in the three-dimensional characteristic scatter plot. Under variable working conditions and different speeds, the proposed method has a higher recognition accuracy rate than other combined methods, and the average classification recognition rate reaches 95.96% and 95.95% respectively, which can effectively identify the type of bearing fault.

Key words: variational modal decomposition (VMD); singular value decomposition (SVD); support vector machine (SVM); fault diagnosis

0 引 言

旋转机械是石油、化工、电力等企业广泛应用的

设备,其安全可靠的运行对保障人员安全和提高经济效益、社会效益都有重要意义。因此,对保证设备安全运行而言,研究旋转机械的故障诊断方法意义重大^[1,2]。

收稿日期:2021-08-10

基金项目:甘肃省高等学校创新基金资助项目(2021B-456)

作者简介:张燕霞(1976-),女,甘肃民勤人,硕士,副教授,主要从事机电一体化方面的研究。E-mail:364860488@qq.com

旋转机械在运行过程中,其振动信号往往包含着丰富的状态信息。从运行的振动信号中提取基于时域、频域或时频的故障指标,作为旋转机械故障诊断的特征向量,以此来对故障进行辨识,是目前被广泛采用的故障诊断方法。

旋转机械运行的振动信号往往表现出非线性、非平稳特点,并且其早期的微弱故障信号易受噪声干扰,而难以被提取和识别。因此,如何有效地提取其早期微弱故障特征,准确地辨识其故障,对于设备的运行状态监测及故障早期预判等具有重要意义^[3]。

在面对复杂的非线性和非平稳振动信号时,采用典型的振动信号分析方法,如傅里叶变换、小波变换、Wigner分布等,都存在各自的局限性^[4]。

为解决传统振动信号分析方法的缺陷,更有效地应对复杂振动信号,自适应非线性和非平稳振动信号处理方法相继被提了出来。HUANG N E 等人^[5,6]提出了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法;但是 EMD 本身存在着模态混叠与端点效应,还存在着过包络、欠包络以及依赖于插值方法的选择等问题。SMITH S J^[7]提出了局部均值分解(local mean decomposition, LMD)方法,但 LMD 也存在着计算量大、平滑次数最优确定等问题。WU Z H 等人^[8]提出了集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)方法;但 EEMD 也有自身的缺陷,其中、低频会产生模态混叠现象。GILLES J^[9]提出了经验小波变换(empirical wavelet transform, EWT)方法;但 EWT 在面对复杂频谱时,存在过切分问题。DRAGOMIRETSKIY K 等人^[10,11]提出了变分模态分解(VMD)方法。VMD 是一种新的自适应信号分解方法,在近些年中广泛应用,它从低到高对信号频率排序,使信号自适应分解成多个模态分量(IMF),在处理非线性、非平稳信号能取得理想的效果。该方法克服了 EMD 等方法存在的模态混叠现象、噪声敏感问题,同时避免了递归模型的缺陷。

奇异值分解(SVD)^[12,13]是一种矩阵正交变换算法,其通过正交分解将原矩阵转化为一个对角阵,得到可以表征原矩阵物理特性的特征,且所得奇异值具有极好的不变性和稳定性,将它与 VMD 结合,可以提取振动信号的有效特征。

传统的故障识别方法主要有两类,即 k 近邻分类器(k-nearest neighbor classifier, KNN)^[14]、神经网络(artificial neural network, ANN)^[15]。这些方法在故障诊断方面的应用颇多。

KNN 简单、易懂,在处理分类问题时对异常值不敏

感,分类准确度高;但是 KNN 无法给出数据的内在含义,同时计算复杂度高,无法处理样本不平衡问题^[16]。

ANN 具有较强的自学能力,以及较强的自适应性和非线性逼近能力;但是 ANN 同时也存在着参数优化难、在故障样本数量有限的情况下出现过学习等缺点。

在现实故障诊断中,故障样本数目往往是有限的,因此需要能够克服小样本问题的分类器。而支持向量机(SVM)作为经典的分类算法,是在统计学习理论基础上发展起来的学习方法,它克服了 ANN 收敛速度慢和过学习的问题,在解决非线性、小样本、高维问题以及局部极值等问题中存在诸多优势,因此,特别适合于解决机械设备故障诊断中的小样本问题^[17]。

基于上述分析,笔者将变分模态分解(VMD)方法及奇异值分解(SVD)方法与支持向量机(SVM)相结合,提出一种基于 VMD-SVD 和支持向量机的旋转机械故障诊断方法。

1 算法原理简介

1.1 变分模态分解

变分模态分解(VMD)是 DRAGOMIRETSKIY K 等人于 2014 年提出的一种新的非线性、非平稳信号的自适应分解计算方法;其首先预设分解个数 K 值,通过寻找变分模型最优解,以此来确定各模态分量相关中心频率和带宽,最终将原始信号自适应地分解成 K 个模态分量(IMF)。

假定一原始信号 $x(t)$,通过 VMD 分解为 K 个离散模态分量 $u_k(t)$, $k=1,2,\dots,K$ 。

算法的具体步骤如下:

(1)对每一个模态分量 $u_k(t)$ 应用 Hilbert 变换获取其单边谱:

$$S_k = \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \quad (1)$$

式中: $\delta(t)$ —脉冲函数。

(2)将每个模态分量 $u_k(t)$ 频谱转移到到相应基频带:

$$S_{fk} = \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

式中: ω_k — $u_k(t)$ 的中心频率。

(3)通过对各模态分量 $u_k(t)$ 解调信号的高斯平滑方式估算各模态分量的带宽,构造约束变分模型:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k(t)\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^K u_k(t) = x(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: ∂_t —对 t 求偏导; $\| \cdot \|_2^2$ — L^2 范数。

为了求解上述变分问题,笔者引入惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 λ ,从而将约束问题转变为无约束的问题,得到扩展的 Lagrange 表达式为:

$$L(\{u_k(t)\}, \{\omega_k\}, \lambda(t)) =$$

$$\alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 +$$

$$\left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + [\lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t)] \quad (4)$$

然后,笔者采用乘法算子交替迭代更新 u_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 、 λ^{n+1} ,以此来求取扩展 Lagrange 表达式的“鞍点”,直至满足迭代停止条件:

$$\sum_k \left(\frac{\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\|u_k^n\|_2^2} \right) < \varepsilon \quad (5)$$

式中: ε —求解精度。

求解过程中的单个变量更新表达式如下:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) =$$

$$\frac{\hat{x}(\omega) - \sum_{i=1}^{k-1} \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i=k+1}^K \hat{u}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}^n(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (6)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (7)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau(\hat{x}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)) \quad (8)$$

式中: n —正整数; \wedge —傅里叶变换; τ —保真系数或者噪声容限参数。

最后,笔者根据实际信号的频域特性进行信号频带的自适应分割,原始信号被分解成 K 个有限带宽值的 IMF 分量。

1.2 奇异值分解

奇异值分解是线性代数中的一种矩阵分解方法,在信号处理、统计分析等领域已得到了广泛应用。

利用 VMD 的 IMF 分量构造特征矩阵 A :

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中: $m = K, n = N, N$ —原始信号的采样点数。

对任意 $m \times n$ 阶矩阵 A 进行奇异值分解可以得到

$$A = UDV^T \quad (10)$$

式中: U, V — $m \times m$ 和 $n \times n$ 阶正交矩阵,其中矩阵秩为 $r (r \leq \min(m, n))$; D —对角矩阵,其中对角元素为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r (r = \min(m, n))$,即矩阵 A 的奇异值且

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r \geq 0。$$

对角矩阵 D 为:

$$D = \begin{bmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

2 基于 VMD-SVD 和 SVM 的故障诊断方法

该方法通过 VMD 对信号进行分解,得到 K 个 IMF 分量,再对各分量信号进行信号重构,以 SVD 的奇异值特征序列作为 SVM 特征输入向量,以此来进行故障识别。

具体的故障诊断步骤如下:

- (1) 按照一定采样频率采集转子不同状态振动信号;
- (2) 利用 VMD 方法对各状态信号进行分解,得到一系列 IMF 分量;
- (3) 对各 IMF 分量进行重构,得到 IMF 分量特征矩阵,矩阵每行代表一个 IMF 分量;
- (4) 利用 SVD 分解得到奇异值,用奇异值构造特征向量;
- (5) 将特征向量输入 SVM 分类器,实现故障类型诊断。

基于 VMD-SVD 和 SVM 的故障诊断原理图如图 1 所示。

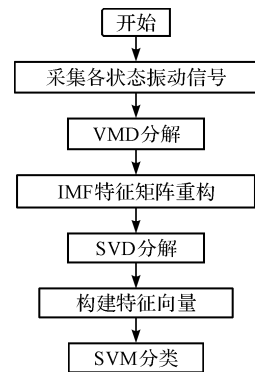


图 1 故障诊断流程图

3 实验验证

3.1 数据来源

此处笔者采用双跨度转子故障模拟实验台来进行实验验证。

双跨转子实验台如图 2 所示。

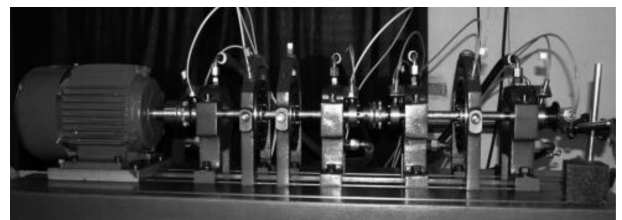


图 2 双跨转子实验台

笔者用电涡流传感器采集轴承松动、动静碰磨、质量不平衡、轴系不对中4种状态的振动信号各80组。其中,50组作为训练样本,30组作为测试样本。

试验过程中,控制转子转速为2 800 r/min,采样频率为5 000 Hz。

3.2 VMD和SVD特征提取

因篇幅所限,笔者选取质量不平衡信号其中一组信号进行VMD分解。

根据文献[11]636-637,笔者设定 $K=7$,得到了质量不平衡信号VMD分解结果,如图3所示。

从图3可看出,原始信号被分解成7个IMF分量。

笔者将VMD分解得到的7个IMF分量重构成特征矩阵,然后利用奇异值分解对特征矩阵进行奇异值分解,并提取奇异值特征向量;随机选取4种故障状态信号各50组进行VMD和SVD分解分析。

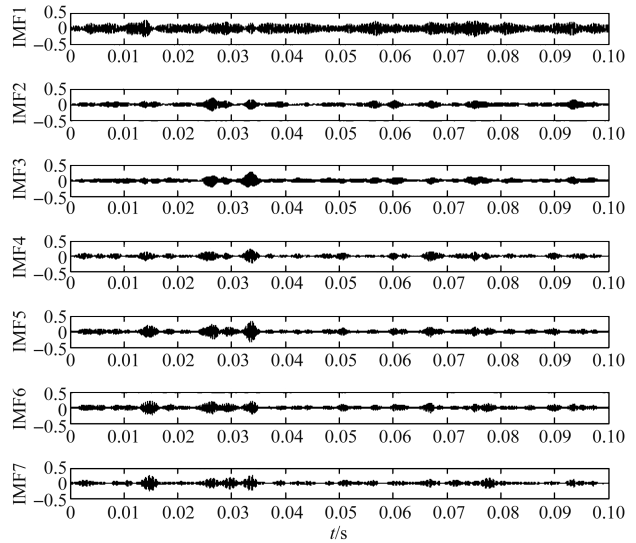


图3 质量不平衡信号VMD分解结果

此处提取的奇异值特征向量如表1所示。

表1 奇异值特征向量

类别	序号	奇异值特征向量						
轴承松动	1	262.63	245.44	220.69	184.53	136.61	101.77	68.95
	2	260.99	244.36	220.23	183.68	134.72	105.28	66.86
	3	270.04	246.78	223.41	185.27	138.16	102.38	70.14
	...							
	49	266.78	242.95	221.58	182.65	132.09	102.15	67.56
50	259.87	240.56	218.88	181.18	133.02	100.86	64.32	
动静碰磨	1	221.37	196.75	162.28	130.79	108.25	73.34	54.48
	2	221.65	195.69	163.22	133.21	106.54	74.22	55.06
	3	224.04	198.25	163.72	132.43	111.26	76.61	58.24
	...							
	49	220.76	196.03	159.59	130.28	106.76	71.92	54.08
50	222.48	197.26	161.35	132.82	108.37	73.71	55.35	
质量不平衡	1	332.24	305.17	274.01	238.21	194.25	133.47	96.36
	2	329.89	302.12	273.15	235.26	193.67	132.28	94.84
	3	331.38	303.50	270.62	235.92	194.06	133.13	91.07
	...							
	49	330.74	305.03	272.37	236.16	195.11	131.84	95.58
50	332.42	304.69	274.04	237.21	194.36	133.54	97.33	
轴系不对中	1	197.28	177.35	146.77	121.45	93.06	68.49	43.26
	2	201.23	180.28	149.36	122.21	95.62	71.36	40.64
	3	199.32	177.82	145.43	120.43	93.39	69.05	40.27
	...							
	49	197.65	172.36	145.06	118.85	92.28	68.42	43.08
50	196.47	175.43	144.55	120.04	93.17	66.88	41.22	

从表1中可以看出,4种故障状态的IMF分量特征矩阵的奇异值大小都逐渐减小,并且每类故障的同一个IMF分量特征矩阵的奇异值大小基本差别不大,表现出很好的稳定性,表明利用VMD和SVD来提取故障辨识的特征向量是可行的。

为了验证该方法所提取特征的优越性,在上述定

性分析的基础上,笔者进一步借助模式识别,以此来对故障信号进行定量识别,并将其识别效果与其他方法进行比较。

为了能直观地表达所提取的特征,笔者选取4种不同故障类型的前3个的奇异值特征,绘制三维散点图,如图4所示。

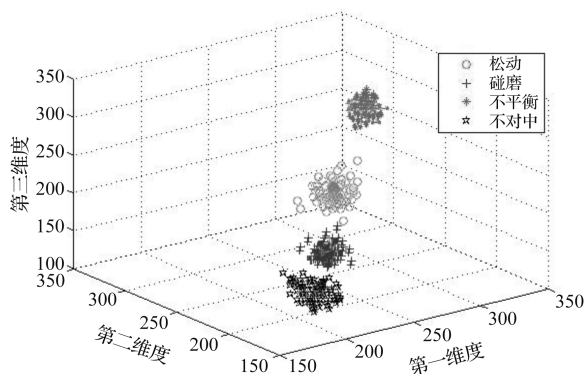


图 4 不同故障类型的奇异值特征图

从图 4 中可以看出,滚动轴承的各故障状态的三维特征分布具有很好的可分性。

由此可见,基于 VMD 和 SVD 提取特征并进行滚动轴承故障诊断是可行的。

表 2 分类识别结果对比

类别	EMD-SVM	LMD-SVM	VMD-SVM	EMD-SVD-SVM		
				LMD-SVD-SVM	VMD-SVD-SVM	分类准确率/(%)
轴承松动	84.08	86.42	89.60	90.78	91.42	96.86
动静碰磨	80.96	85.26	88.79	91.33	90.83	95.17
质量不平衡	83.57	85.86	90.05	90.41	92.20	95.42
轴系不对中	85.26	87.11	89.96	92.05	91.59	96.33
平均识别率	83.47	86.16	89.60	91.14	91.51	95.95

从表 2 中可以看出:

(1) 基于 EMD 和 LMD 的分类识别率总体低于基于 VMD 的故障类型识别率;

(2) 单一的 EMD-SVM、LMD-SVM、VMD-SVM 故障分类识别率低于 EMD-SVD-SVM、LMD-SVD-SVM、VMD-SVD-SVM;

(3) 将 SVD 奇异值特征作为 SVM 分类器特征输入的故障诊断效果良好,故障类型分类识别率都高于 90%。

3.3.2 不同转速下的识别精度

接下来,笔者验证不同转速下,基于 VMD-SVD 和 SVM 方法的故障分类能力。笔者分别在 2 800 r/min、3 200 r/min、3 600 r/min、4 000 r/min 几种采样转速下,对 4 种故障状态进行了验证,其分类识别率如表 3 所示。

表 3 不同转速下分类识别率

转速/ (r · min ⁻¹)	分类识别率/(%)			
	轴承松动	动静碰磨	质量不平衡	轴系不对中
2 800	97.64	96.48	96.23	97.37
3 200	98.03	94.72	95.50	96.75
3 600	96.48	95.23	94.06	95.14
4 000	95.30	94.26	95.88	96.05

从表 3 中看出,在不同的采样转速下,基于 VMD-SVD 和 SVM 的故障状态辨识精度最低高达 94.72,表

3.3 基于 VMD-SVD 和 SVM 的故障分类

支持向量机(SVM)是典型的机器学习算法之一,在样本数据有限的情况下,可以有效地挖掘数据的内在信息。此处,笔者利用遗传算法确定 SVM 的最优参数。其中,核函数选取 RBF 核函数,核参数 $r = 2.25$, 惩罚参数 $C = 2.36$ 。

笔者随机选取各故障状态振动信号 60 组组成训练集并训练 SVM 分类模型,然后将剩下的各 30 组测试集输入到训练好的分类器中,测试 4 种故障状态的识别率。

3.3.1 VMD 和 SVD 特征提取验证

为了验证该方法的有效性和优越性,笔者将该方法与 EMD-SVD-SVM、LMD-SVD-SVM、EMD-SVM、LMD-SVM、VMD-SVM、VMD-SVD-SVM 进行了对比。

分类识别结果对比情况如表 2 所示。

现出良好的识别效果和识别稳定性。

3.3.3 变工况下的识别精度

为了进一步验证基于 VMD-SVD 和 SVM 方法在变工况下故障辨识的性能,笔者分别在 2 800 r/min, 2 800 r/min ~ 3 000 r/min, 3 000 r/min, 3 000 r/min ~ 3 200 r/min 的波动转速下进行验证。

在变工况下,其分类识别率如图 5 所示。

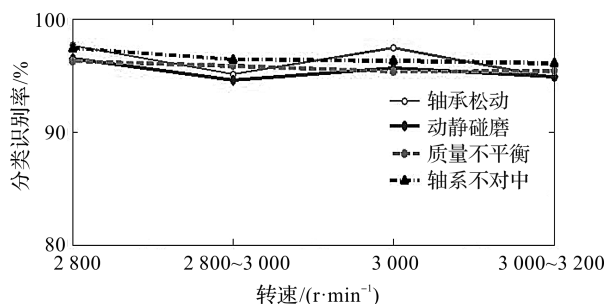


图 5 在变工况下分类识别率

图 5 表明,在波动转速下,该方法仍具有较高的识别精度,4 种故障类型的识别率最低均超过 94.55%,4 种故障类型所有数据的综合识别率高达 95.96%。

由此可见,基于 VMD-SVD 和 SVM 故障诊断方法具有可行性。

3.3.4 与其他分类器的辨识精度对比

为了验证该方法的故障辨识精度的优越性,笔者

将其与KNN、BP的分类准确率进行了对比,得到不同分类器的分类准确率结果,如图6所示。

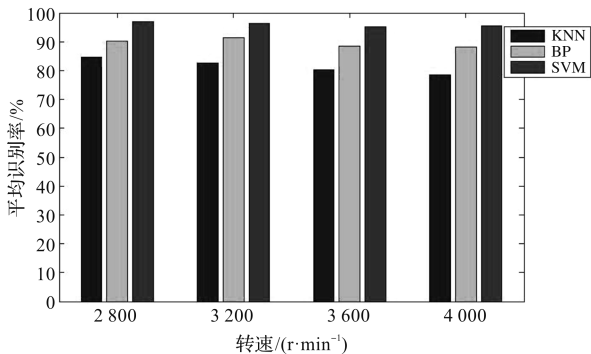


图6 不同分类器的分类准确率

从图6中可以看出,在不同转速下,SVM的分类准确率均高于KNN和BP网络分类方式,并且一直保持稳定。

4 结束语

旋转机械的振动信号往往表现出非线性、非平稳特点,且伴有噪声干扰,为了提取早期微弱信号中的有效信息及故障辨识,笔者提出了一种基于变分模态分解、奇异值分解和支持向量机相结合的故障诊断方法。该方法采用VMD分解方式,将原始振动信号分解为 K 个IMF分量,并对各IMF分量进行VMD分解,以此来构造奇异值特征向量,作为分类器模型训练的依据;最后,采用一双跨转子故障模拟实验台,对该方法的可行性和有效性进行了验证。

研究结果表明:

(1)基于VMD-SVD进行特征提取方法是可行的,其在故障分类中表现出良好的可分性,高于传统单一的特征提取方法;

(2)在不同转速及变工况下,该方法的分类识别率高,稳定性好;

(3)相比于传统的KNN、BP网络分类器,该方法具有更高的识别率,可以有效识别出转子的故障状态。

由于VMD分解个数(K 值)以及SVM中核参数的选取直接影响最终的分类结果,在下一步的工作中,笔者将就如何有效地选取这些参数值做进一步的研究。

参考文献(References):

- [1] 王国彪,何正嘉,陈雪峰,等.机械故障诊断基础研究“何去何从”[J].机械工程学报,2013,49(1):63-72.
- [2] 赵荣珍,李霖蒲,邓林峰.EWT多尺度排列熵与GG聚类的轴承故障辨识方法[J].振动.测试与诊断,2019,39(2):416-423.
- [3] 陈是扞,彭志科,周鹏.信号分解及其在机械故障诊断中的应用研究综述[J].机械工程学报,2020,56(17):91-107.
- [4] 宋秀,尉宇.基于短时分数阶傅里叶变换的异步电机转子断条故障诊断[J].武汉科技大学学报,2016,39(2):145-149.
- [5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceeding of the Royal Society A*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [6] 谷玉海,朱腾腾,饶文军,等.基于EMD二值化图像和CNN的滚动轴承故障诊断[J].振动.测试与诊断,2021,41(1):105-113.
- [7] SMITH S J. The local mean decomposition and its application to EEG perception data [J]. *Journal of the Royal Society Interface*, 2005, 2(5): 443-454.
- [8] WU Z H, HUANG N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. *Proc R Soc Lond A*, 2004, 11(6): 1597-1611.
- [9] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [10] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [11] 程珩,励文艳,权龙,等.基于VMD-MDE和ELM的柱塞泵微弱故障诊断[J].振动.测试与诊断,2020,40(4):635-642.
- [12] 唐贵基,李楠楠,王晓龙.综合改进奇异谱分解和奇异值分解的齿轮故障特征提取方法[J].中国机械工程,2020,31(24):2988-2996.
- [13] 侯平智,张明,徐晓滨,等.基于K近邻证据融合的故障诊断方法[J].控制与决策,2017,32(10):1767-1774.
- [14] 杨赛昭,向往,张峻樑,等.基于神经网络的架空柔性直流电网故障检测方法[J].中国电机工程学报,2019,39(15):4416-4430.
- [15] 李雅欣,侯慧娟,张立静,等.近邻成分分析和k近邻学习融合的变压器不平衡样本故障诊断[J].高压技术,2021,47(2):472-479.
- [16] 程铁栋,吴义文,罗小燕,等.基于EWT_Hankel_SVD的矿山微震信号特征提取及分类方法[J].仪器仪表学报,2019,40(6):181-191.
- [17] 邵阳,武建文,马速良,等.用于高压断路器机械故障诊断的AM-Relieff特征选择下集成SVM方法[J].中国电机工程学报,2021,41(8):2890-2901.

[编辑:李辉]

本文引用格式:

张燕霞,户文刚.基于VMD-SVD和SVM的旋转机械故障诊断研究[J].机电工程,2022,39(3):324-329.

ZHANG Yan-xia, HU Wen-gang. Fault diagnosis of rotating machinery based on VMD-SVD and SVM [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2022, 39(3): 324-329.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>