

基于变分模态分解的轴承振动特征提取方法

石坤举, 朱文华, 蔡 宝, 吴 镒

(上海第二工业大学工程训练中心, 上海 201209)

摘 要: 设备运转的状态信息能够通过振动信号实时反映出来, 然而由于信号中混杂了大量背景噪声等干扰信息, 使得信号分解技术成为关注的重点之一。变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD) 克服了传统自适应信号分解方法的不足, 分解出的信号消除了端点效应和模态混叠等失真现象, 具有抗噪干扰能力强、计算速度快等优点。针对 VMD 模态 K 数难以选取的问题, 以信号主频率个数作为 K 的选择依据, 然后结合信息熵测度, 提出了一种新的振动信号提取方法, 剔除干扰信息, 便于故障类型的查找。仿真和轴承实验表明了该方法的有效性和可行性。

关键词: 变分模态分解; 信息熵; 滚动轴承; 特征提取

中图分类号: TP 206

文献标志码: A

0 引言

机械故障诊断即通过传感器获得的信息判断、预测设备的工作状态, 是实现视情维修和保障生产安全的技术。设备运转过程中的振动信息时刻反映着设备状态, 蕴含着大量的状态信息。随着传感技术的发展, 获得的振动信号愈加精细的同时大量无关信息也被一同获取。有效的状态信号往往湮没在环境噪声等干扰信息中。信号自适应分解技术由于摆脱了如傅里叶分析^[1]、小波分析^[2]等固定基分解的缺陷, 在复杂不规则信号处理中取得了较好的效果。但经典自适应信号分解方法如 EMD(经验模态分解)、LMD(局部均值分解) 等存在模态混叠、端点效应等缺陷^[3]。随后, 虽有学者对传统自适应分解方法做出改进^[4], 但仍没有摆脱经典自适应方法的分解思想。2013 年由 Dragomiretskiy 等提出^[5] 的变分模态分解 (VMD) 方法, 克服了传统信号自适应分解方法的不足^[6], 将信号分解转化为变分问题, 通过寻求该问题的最优解, 实现信号的自适应分解。该算法被应用于电气故障诊断、地震信号处理和机械故障诊断^[7-8] 等领域, 取得了较好的效果。相对于经典自适应分解不需要输入参数的特点, 在进行 VMD 前需要确定模态数 K , 且模态数直接决定了

分解的准确性, 能否选出正确的 K 值是 VMD 信号分解的关键。频率是分析信号最基本、最常用的指标之一, 通过频谱分析可以明确复杂信号中主要的运动形式, 即振动信号的振动模态。故本文以振动信号中能量较大的频谱数目作为 K 值选取的依据, 进行 VMD 分解, 将复杂信号进行分解。信息熵是对信息量的定量描述指标, 是从总体意义上表征信号含有有效信息多少的一个量, 也是信源输出信息的不确定性和时间发生的随机性的量度^[9-10]。基于此, 采用信息熵来定量描述设备不同状态下振动信号中所含信息的大小, 并以此作为判定故障类型的依据。

本文首先用仿真信号将 EMD 和 VMD 进行对比分析, 然后将滚动轴承振动信号进行频谱分析, 根据信号较大能量频谱个数确定模态数 K , 然后将信号进行 VMD 分解, 选取与原信号关联度最大的子信号, 最后计算出该子信号的信息熵, 欲为滚动轴承信号特征提取提供一条解决途径。

1 基本原理

1.1 VMD 方法

变分模态分解能够将信号 $U(t)$ 分解为一系列

收稿日期: 2017-09-25

通信作者: 石坤举 (1984-), 男, 河北邢台人, 工程师, 博士, 主要研究方向为设备状态监测与故障诊断、虚拟现实。

E-mail: kjshi@sspu.edu.cn。

基金项目: 上海第二工业大学校基金项目 (A01GY17EX16) 资助

的子信号(模态),并在分解过程中有一定的稀疏性。与 EMD 方法所采用的反复迭代筛分获得子信号的方法不同,VMD 法在变分框架内处理信号,通过求取约束变分模型的最优解来自适应地获得子信号。其中,每个子信号的带宽和频率中心在迭代求解变分模型的过程中不断更新,最终实现信号频带的自适应划分,得到若干窄带子分量。若将原始信号 $U(t)$ 分解为 K 个子分量信号,则

$$\min_{\{u_k\},\{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \sum_k u_k = f \quad (2)$$

是 $U(t)$ 的约束变分模型表达式。式中: $\{u_k\} := \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$, $\{\omega_k\} := \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ 分别是分解的 K 个子分量及其频率中心。

为求取式(1)、(2)约束变分问题的最优解,引入增广形式的 Lagrange 函数,即

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = a \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\sigma(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (3)$$

式中: a 为惩罚因子; λ 为拉格朗日算子。

采用乘法算子交替方向法(alternate direction method of multipliers, ADMM)解决以上变分问题,通过交替更新 u_k 、 ω_k 和 λ 寻求扩展拉格朗日表达式的鞍点。最终得到各模态的频域更新和中心频率的更新:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2a(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

1.2 信息熵

熵是表达复杂性程度的物理量,通信信号的复杂程度可用信息熵来定量表示。设备振动信号蕴含着大量设备状态信息,将信息熵用于振动信号所含信息的量化表达可间接判断设备的设备运行状况。

信息熵的计算公式如下^[11]:

$$H(x) = E \left[\log \frac{1}{P(a_i)} \right] = - \sum_{i=1}^n P(a_i) \log P(a_i) \quad (6)$$

式中, $P(a_i)$ 表示第 a_i 个时间发生的概率。

2 多谐波信号的 VMD 分解

采用式(7)的多谐波仿真信号,进行 K 值估计。首先用 EMD 进行分解,得到 5 层 IMF 分量。由图 1 可以看出,EMD 较好地复现了多谐波信号中 $x(t)$ 的谐波分量。对 $x(t)$ 进行频谱分析,结果如图 2 所示。由图 2 可见 3 个能量较大的频率成分,本文将除主要频率成分之外的能量较小的频率归结为 1 个模态。因此在 VMD 中,模态数的选取为最大频率成分个数加 1。对于多谐波信号 ($K = 4$):

$$x(t) = \sin(2\pi t) + 4 \sin(8\pi t) + 8 \sin(16\pi t) \quad (7)$$

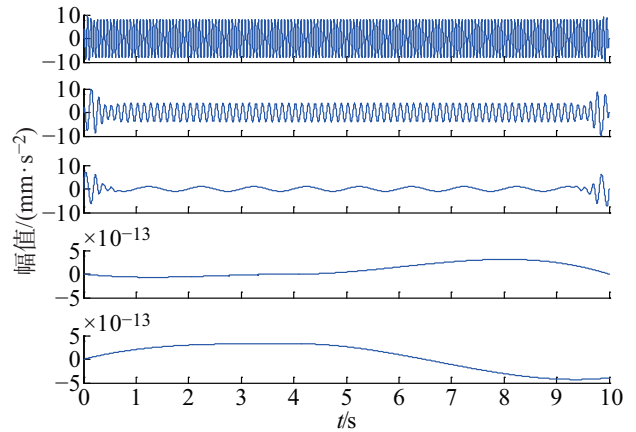


图1 多谐波信号 EMD 分解图

Fig. 1 Decomposition of multi-component frequency signal based on EMD

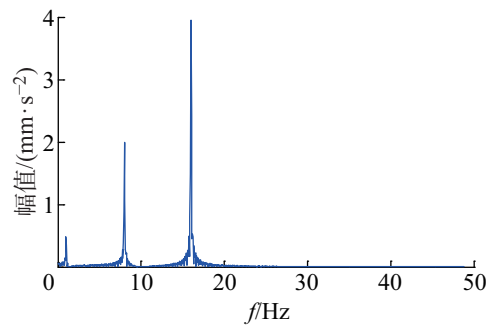


图2 多谐波信号频谱图

Fig. 2 Spectrum of multi-component frequency signal

图 3 所示为 VMD 的分解结果,由图可见 VMD 除端点受到干扰外,分解效果优于 EMD。

为进一步说明 VMD 的分解效果,将信号 $x(t)$ 加入随机噪声,图 4 所示为 EMD 的分解结果,由于

噪声干扰了 EMD 中极值的选取,造成分解层数增加,分解出的信号出现了失真。

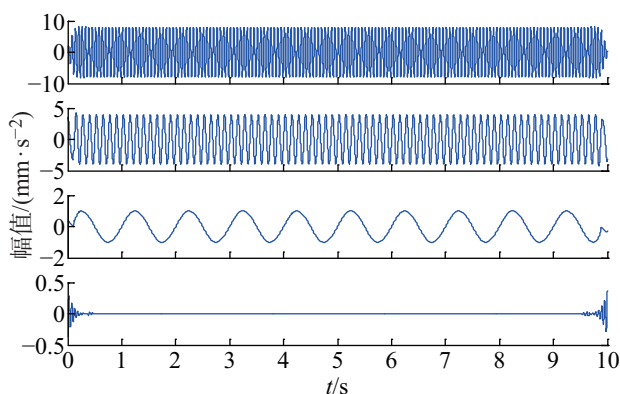


图3 多谐波信号 VMD 分解图

Fig. 3 Decomposition of multi-component frequency signal based on VMD

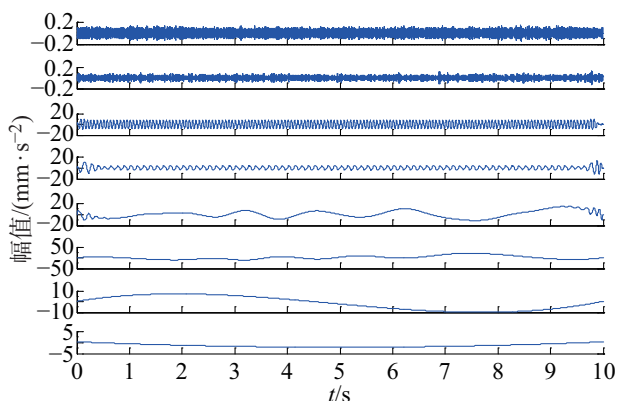


图4 含噪声多谐波信号 EMD 分解图

Fig. 4 Decomposition of multi-component frequency signal containing noise based on EMD

在使用 VMD 之前,对含噪声信号进行频谱分析,结果如图 5 所示。主要频率个数仍为 3 个,故选取 $K = 4$,进行 VMD 分解。

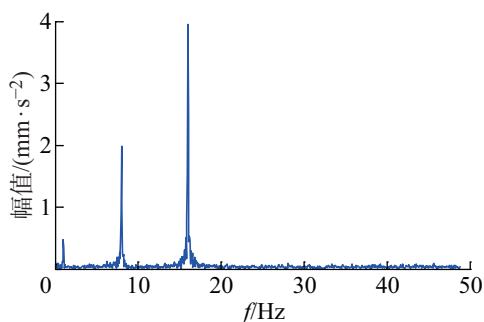


图5 含噪声多谐波信号频谱图

Fig. 5 Spectrum of multi-component frequency signal containing noise

由图 6 可知, VMD 可以较好地将噪声分解到最后 1 个模态中,分解层数可控,分解效果优于 EMD。

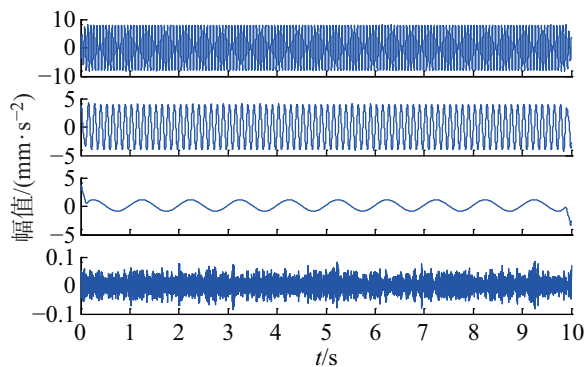


图6 含噪声多谐波信号 VMD 分解图

Fig. 6 Decomposition of multi-component frequency signal containing noise based on VMD

3 IE-VMD 轴承特征提取方法构建

由仿真实验可知, VMD 能够较好地将信号中的主要频率成分信号分解出来,本节设计的轴承振动信号特征提取方法的主要思路为:振动信号通过 VMD 分解为一系列子信号后,选取与原信号所含信息量最大的子信号进行信息熵测度定量评价,依据评价不同,试图将轴承的 4 种工作状态进行区分。具体做法是:① 对轴承信号进行频谱分析,确定信号主要频率个数;② 用 VMD 将信号进行分解,将分解后的子信号逐一与原信号进行比对,找到与原信号信息最为一致的子信号;③ 对该信号进行信息熵测度计算。其计算步骤如下:

(1) 确定 VMD 的分解层数。对信号 $x(t)$ 进行频谱分析,从频谱图中找到频率能量集中的频带个数 n ,作为 VMD 分解中分解模态个数 K 的选择依据。

(2) 获取子信号 S_i 。对信号 $x(t)$ 进行 VMD 分解,获得一系列子信号 S_i ,其中 $0 < i \leq n + 1$ 。

(3) 构造信号相关系数矩阵。计算每个子信号 S_i 与原信号 $x(t)$ 的相关系数 m ,组成 $1 \times n$ 的相关系数向量 M 。

(4) 计算信息熵特征。从 M 中找到最大值对应的子信号,计算该子信号的信息熵。

4 实验与分析

本文选用西储大学电气工程实验室提供的滚动轴承振动数据进行研究,以验证本方法的有效性。选取 SKF6203 轴承型转速在 1 750 r/min 下的正常、滚动体故障、外圈故障、内圈故障 4 种振动信号进行分析。

图7~10分别为对不同类型的信号进行频谱分析得到的频谱图, 目的是找到各频谱图中主要频率的数目, 作为VMD分解层数的依据。由第2节分析可知, 分解层数为主要频率数目加1, 故这4类信号的VMD分解层数分别为6层、8层、5层和4层。

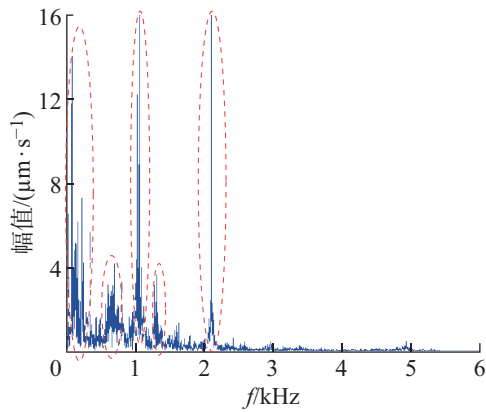


图7 轴承正常振动信号频谱图

Fig. 7 Vibration signal spectrum of normal bearing

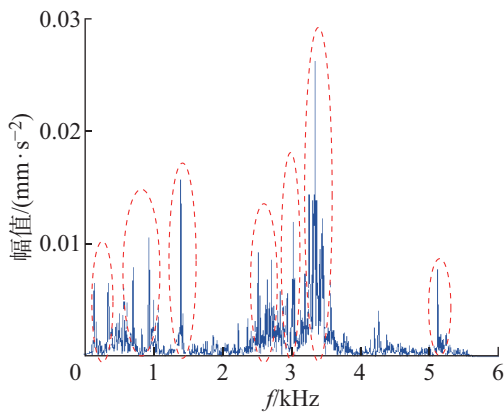


图8 滚动体故障信号频谱图

Fig. 8 Vibration signal spectrum of ball fault

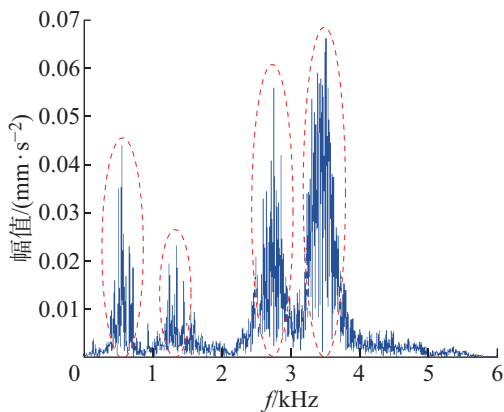


图9 外圈故障频谱图

Fig. 9 Vibration signal spectrum of outer race fault

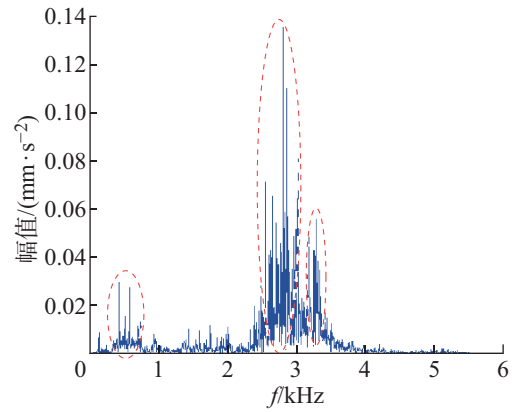


图10 内圈故障频谱图

Fig. 10 Vibration signal spectrum of inner race fault

将轴承4种工作状态下的振动信号以2 000个采样点为1组, 共计使用40组, 分别进行VMD分解。将分解后的子信号与原信号进行相似程度分析(各组最大相关系数见图11~14)。

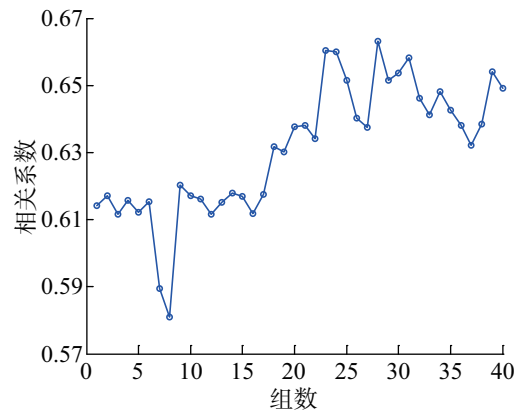


图11 正常信号最大相关系数变化图

Fig. 11 The maximum correlation coefficient of normal bearing

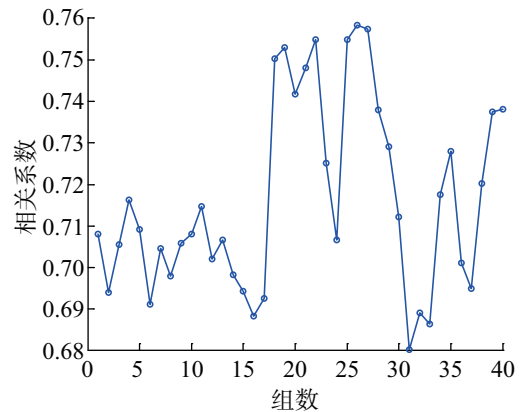


图12 滚动体故障信号最大相关系数变化图

Fig. 12 The maximum correlation coefficient of ball fault

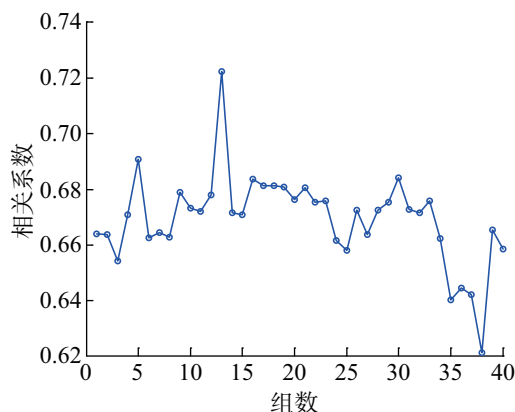


图 13 外圈故障信号最大相关系数变化图
Fig. 13 The maximum correlation coefficient of outer race fault

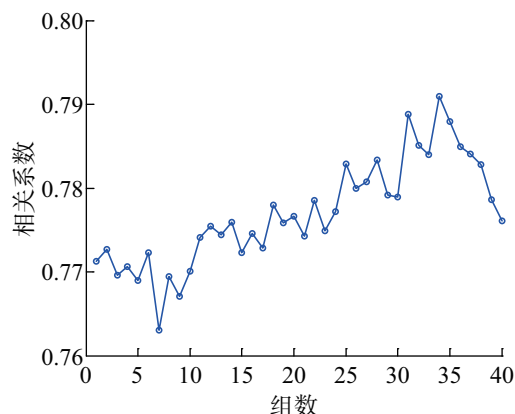


图 14 内圈故障信号最大相关系数变化图
Fig. 14 The maximum correlation coefficient of inner race fault

选取相似系数最大时对应的子信号共计 40 组, 进行信息熵计算, 结果见图 15, 可知同一运行状态上信息熵整体波动较小, 能够较好地地区分轴承的不同运行状态。

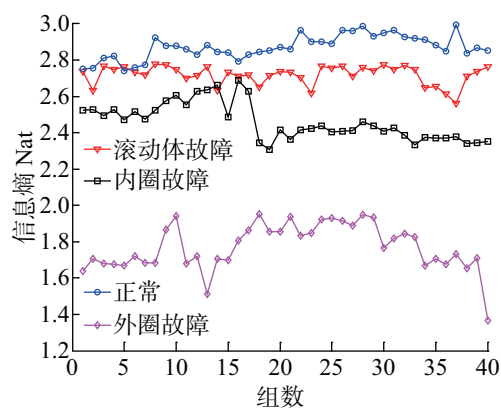


图 15 不同运行状态下的信息熵
Fig. 15 Information entropy under different operating conditions

5 结 论

本文提出以信号频谱分析中较大能量频率的个数作为 VMD 的输入, 为模态数 K 值的选择提供了依据。并通过多谐波信号与 EMD 分解效果进行了对比。将其应用于轴承故障识别, 选取与原始信号最为接近的 VMD 子信号, 然后使用信息熵测度对子信号进行区分。实验结果表明, 综合使用信息熵与 VMD 分解能够提取出原信号的故障敏感信息, 能够对不同故障的轴承加以区分。该方法为设备振动信号的特征提取问题提供了一条解决路径。

参考文献:

- [1] 张国瑞, 王旭元, 郭文斌. 基于傅里叶分解与 1.5 维 Teager 能量谱的滚动轴承故障诊断方法 [J]. 机械传动, 2017, 41(3): 191-196.
- [2] 刘斌, 高强. 基于双正交小波变换的矩不变量 [J]. 电子学报, 2017, 45(4): 826-831.
- [3] 向玲, 鄢小安. 汽轮机转子故障诊断中 LMD 法和 EMD 法的性能对比研究 [J]. 动力工程学报, 2014, 34(12): 945-951.
- [4] SHI K J, LIU S L, JIANG C, et al. Rolling bearing feature frequency extraction using extreme average envelope decomposition[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2016, 29(5): 1029-1036.
- [5] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 62(3): 531-544.
- [6] MOHANTY S, GUPTA K K, RAJU K S. Comparative study between VMD and EMD in bearing fault diagnosis[C]//International Conference on Industrial and Information Systems. Sri Lanka: IEEE, 2015: 1-6.
- [7] WANG Y X, MARKERT R, XIANG J W, et al. Research on variational mode decomposition and its application in detecting rub-impact fault of the rotor system[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 60/61: 243-251.
- [8] 唐贵基, 王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5): 73-81.
- [9] 秦娜. 高速列车转向架故障的信息熵测度特征分析方法研究 [D]. 四川: 西南交通大学, 2014.
- [10] 赵建虎, 冯杰, 施凤, 等. 图像信息熵约束的浅地层层划分方法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2017, 49(8): 165-170.
- [11] 潘瑞林, 李园沁, 张洪亮, 等. 基于 α 信息熵的模糊粗糙属性约简方法 [J]. 控制与决策, 2017, 32(2): 340-348.

Rolling Bearing Vibration Feature Extraction Based on VMD

SHI Kunju, ZHU Wenhua, CAI Bao, WU Di

(Engineering Training Center, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China)

Abstract: The information of equipment operation can be reflected in real time by the vibration signal. However, the signal decomposition technology is one of the focuses because the interference information such as a lot of background noise can be in the signal. The variational mode decomposition (VMD) overcomes the shortcomings of the traditional adaptive signal decomposition method. The decomposed signal eliminates the distortion of the endpoint effect and modal aliasing, which has the ability of anti - noise interference ability, the fast calculation speed and so on. In order to solve the problem that the number of K numbers in VMD mode was difficult to be selected, the number of main frequency of signal was chosen as K. Then, a new vibration signal extraction method was proposed to eliminate the interference information and find the fault type. The simulation and bearing experiments showed the effectiveness and feasibility of the proposed method.

Keywords: variational mode decomposition (VMD); information entropy; rolling bearing; feature extraction

简 讯

2017 年上海第二工业大学科技与产业工作会议召开

11 月 17 日下午, 以“学术学科引领、助推青年教师成长, 基地平台建设、支撑学研水平提高”为主题的 2017 年科技与产业工作会议在图文信息中心 400 人报告厅召开。校领导宋宝儒、俞涛、邹龙飞、吴沛东、徐余法、谢华清、徐玉芳出席, 学校全体中层干部、学科骨干、师生代表 400 余人参加了会议。会议由徐玉芳副校长主持。

俞涛校长在会上作了题为“重引领、建平台, 为建设高水平多科性应用技术大学而奋斗”的科技产业工作报告。他从学科建设、科学研究、技术转移等 3 方面全面回顾了学校 2016~2017 学年科技与产业工作, 指出了我校科研与产业工作存在的主要问题, 提出了具体改革举措。他强调, 学校科技产业工作应在认真学好十九大报告基础上, 围绕十九大报告中“贯彻新发展理念, 建设现代化经济体系”思考我校科技与产业工作的要点, 并进一步落实到位。俞涛校长希望全校师生共同努力, 为我校科技产业工作, 为建设高水平多科性应用技术大学而奋斗。

党委书记宋宝儒在会上讲了话。他说, 要切实提升学校科技与产业工作的整体水平, 应围绕以下 3 点: 一要把握新时代需求, 以党的十九大报告精神、上海市建设“卓越城市”目标为引领, 围绕学校硕士点申报工作, 抓住机遇, 进一步凝练学科方向, 集中团队力量; 二要整合各方力量, 充分利用社会合作与中外合作平台, 促进科研产业工作; 三是要加强管理服务水平, 完善考核体系、细化目标, 帮助青年教师尽快融入团队, 提升科研产业转化能力。

学术学科引领代表高德荣、于伟, 青年教师代表崔立, 基地平台建设代表王景伟、陈诚和吴越分别在会上做了交流发言。