

基于LMD能量熵的齿轮箱故障诊断研究

徐乐^{1,2} 李伟² 张博² 朱玉斌¹ 郎超男¹

(1 江苏师范大学 工程实训中心, 江苏 徐州 221116)

(2 中国矿业大学 机电工程学院, 江苏 徐州 221116)

摘要 针对小样本情况下齿轮箱复合故障特征难以识别的问题, 提出了基于局部均值分解(Local mean decomposition, LMD)能量熵的齿轮箱故障诊断方法。利用LMD方法对齿轮箱振动信号进行处理, 得到若干个PF分量; 利用不同状态下齿轮箱振动信号在频域区间内分布不均的特性, 计算出分量能量在频域区间离散的值, 即LMD能量熵; 通过不同状态下LMD能量熵的分布进行了齿轮箱故障分类。结果显示, 在小样本情况下, 基于LMD能量熵方法能够精确地对齿轮箱故障类型进行特征提取和故障诊断, 也表明了该方法对齿轮箱故障诊断的优越性。

关键词 齿轮箱 局部均值分解 能量熵 故障诊断

Research on Gearbox Fault Diagnosis Based on LMD Energy Entropy

Xu Le^{1,2} Li Wei² Zhang Bo² Zhu Yubin¹ Lang Chaonan¹

(1 Engineering Training Center, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China)

(2 School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract Aiming at the problem that it is difficult to identify the composite fault characteristics of gearboxes in the case of small samples, a local mean decomposition(LMD) gearbox fault diagnosis method based on energy entropy is proposed. The LMD method is used to process the gearbox vibration signal to obtain several PF components; the dispersion value of component energy in the frequency domain is calculated using the uneven distribution of gearbox vibration signals in different states, which is the LMD energy entropy; the gearbox fault classification is carried out through the distribution of LMD energy entropy in different states. The experimental results show that in the case of small samples, the feature extraction and fault diagnosis of gearbox fault types can be accurately carried out based on the LMD energy entropy method, which also shows the superiority of this method in gearbox fault diagnosis.

Key words Gearbox Local mean decomposition Energy entropy Fault diagnosis

0 引言

齿轮箱内部结构衔接紧密, 具有体积小、质量轻、承载力强、传动比大等优点, 被广泛应用在各类旋转机械装置中。齿轮箱长时间处于高强度连续运行状态, 且运行环境较为恶劣, 所以, 发生故障的概率较高。而其一旦产生故障, 将会导致机械装置无法工作, 甚至可能引发事故, 造成伤亡。因此, 对齿轮箱运行状态进行监测, 并对其故障进行诊断, 具有重要意义。齿轮箱在发生故障后, 其运行引起的振动信号是非线性、非平稳的, 需要采用合适的方法对故障特征进行提取和分类, 常用的方法有时

域分析^[1]、小波变换^[2-3]、经验模态分解^[4-5]等。在这些方法中, 时域分析缺少频域成分, 无法用于非线性振动信号分析; 小波变换由于小波基选择困难, 很难提取出较为理想的故障特征; 经验模态分解在信号处理过程中迭代次数过多, 端点效应明显, 尤其是对非线性齿轮箱故障振动信号分析的自适应效果尚有差距^[6]。

局部均值分解(Local mean decomposition, LMD)是Smith首次提出的信号分析方法^[7], 它可以将复杂的多分量信号自适应分解成若干个乘积函数(Product function, PF)的和, 该方法对非线性、非平稳信号分析具有较强的适应性。相对于经验模态分解

(EMD)方法, LMD方法可有效抑制端点效应, 解决了欠包络、过包络等问题; 相对于集合经验模态分解(EEMD)方法, LMD方法在信号分析过程中迭代次数较少, 避免了分解过程中多个虚假分量的生成。程军圣等^[8]利用LMD方法对齿轮故障振动信号进行分析, 并将其与经验模态分解方法进行对比研究, 证明了LMD方法的适应性和优势。李慧梅等^[9]证明了LMD方法对齿轮故障特征的提取效果优于小波变换和Hilbert-Huang变换^[10]。但是, 由于LMD方法分解过程中局部均值函数和包络估计函数的求取与实际存在微弱误差, 也会引发模态混淆问题。

齿轮箱出现故障后, 其运行引起的振动信号会产生变化, 主要表征是振动信号的能量会随着频率分布发生变化。为了依据各频域范围内能量分布变化提取出齿轮箱故障特征, 周小龙等^[11-13]利用LMD方法对齿轮箱振动信号进行分析, 同时, 为避免LMD分解后的模态混淆问题影响, 将熵理论引入, 提出了能量熵概念。熵是用于描述系统中数据分布不确定性的量, 能够衡量出分布紊乱程度, 可有效表征出系统内部量的分布状况。本文中在研究LMD算法原理基础上, 提出了基于LMD能量熵的齿轮箱故障诊断方法, 该方法利用LMD方法对齿轮箱振动信号进行分析, 得到有限个调频调幅信号; 然后对分信号进行能量熵计算和处理, 并进行了LMD能量熵故障特征提取和齿轮箱故障诊断。

1 局部均值分解

LMD是自适应的信号分解方法, 能够将非线性、非平稳信号分解成若干个PF分量, 各个PF分量由其相对应的包络信号与纯调频信号相乘得到^[14-16]。LMD方法对于任一非线性、非平稳振动信号 $x(t)$ 的分解步骤如下:

(1) 找出信号 $x(t)$ 的所有极值点 $n_i(i=1, 2, \dots)$, 并计算出邻近极值点 n_i 和 n_{i+1} 之间的均值 m_i 与它们的包络估计值 a_i , 即

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (1)$$

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (2)$$

把得到的所有平均值 m_i 和所有包络估计值 a_i 依次分别连接起来, 并用滑动平均法分别进行处理, 得到局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和包络估计函数 $a_{11}(t)$ 。

(2) 将局部均值函数 $m_{11}(t)$ 从信号 $x(t)$ 中分离, 得到

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

(3) 利用包络函数 $a_{11}(t)$ 对得到的 $h_{11}(t)$ 解调, 得到调频信号 $s_{11}(t)$, 即

$$s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (4)$$

理想状态下, $s_{11}(t)$ 是纯调频信号, 即 $s_{11}(t)$ 对应的包络估计函数 $a_{12}(t)=1$ 。假如 $s_{11}(t)$ 对应的包络估计函数 $a_{12}(t) \neq 1$, 则将 $s_{11}(t)$ 视作原始信号, 重新上述迭代步骤, 直至得出纯调频信号 $s_{1n}(t)$, 即 $s_{1n}(t)$ 符合 $-1 \leq s_{1n}(t) \leq 1$, $s_{1n}(t)$ 对应的包络估计函数 $a_{1(n+1)}(t)=1$ 。

具体计算步骤为

$$\begin{cases} h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \\ h_{12}(t) = s_{11}(t) - m_{12}(t) \\ \dots \\ h_{1n}(t) = s_{1(n-1)}(t) - m_{1n}(t) \end{cases} \quad (5)$$

其中,

$$\begin{cases} s_{11}(t) = \frac{h_{11}(t)}{a_{11}(t)} \\ s_{12}(t) = \frac{h_{12}(t)}{a_{12}(t)} \\ \dots \\ s_{1n}(t) = \frac{h_{1n}(t)}{a_{1n}(t)} \end{cases} \quad (6)$$

$a_{1(n+1)}(t)=1$ 是得到的纯调频信号 $s_{1n}(t)$ 的理想状态。实际情况中, 为了减少迭代次数、提高计算效率, 在不改变分解结果前提下, 增加微小偏差量 $\Delta(\Delta>0)$, 当 $1-\Delta \leq a_{1(n+1)}(t) \leq 1+\Delta$, 即认定 $s_{1n}(t)$ 是一个相对理想的纯调频信号。参考文献[17-18]和实验数据, Δ 取值在[0.001, 0.1]区间范围最适合。本文中在保证迭代结果正确及符合特征提取需要情况下, 将 Δ 取值为0.05, 即上述迭代终止条件为

$$0.95 \leq a_{1(n+1)}(t) \leq 1.05 \quad (7)$$

(4) 将迭代终止前得到的所有包络函数相乘得到包络信号 $a_1(t)$, 即

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\dots a_{1n}(t) = \prod_{i=1}^n a_{1i}(t) \quad (8)$$

(5) 将 $a_1(t)$ 与 $s_{1n}(t)$ 相乘, 得到信号 $x(t)$ 分解出来的首个PF分量, 即

$$PF_1(t) = a_1(t)s_{1n}(t) \quad (9)$$

(6) 在信号 $x(t)$ 中将 $PF_1(t)$ 分离出去, 剩余信号标记为 $u_1(t)$ 。把信号 $u_1(t)$ 当作新的信号, 重复上述分解步骤, 循环 k 次, 直到 $u_k(t)$ 为单调函数为止。由于加入了微小偏差量 Δ , 实际循环 k 次后, $u_k(t)$ 接近单调函数, 即振幅趋于0。

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \dots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (10)$$

经过上述步骤, 信号 $x(t)$ 将被分解为 k 个 PF 分量和 1 个残余量 $u_k(t)$, 即

$$x(t) = \sum_{i=1}^k PF_i(t) + u_k(t) \quad (11)$$

LMD 分解过程如图 1 所示。

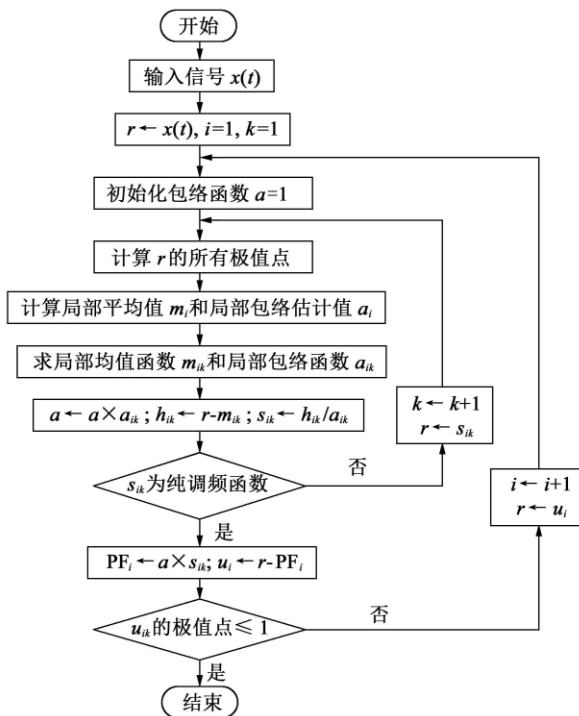


图1 LMD算法流程图

Fig. 1 LMD algorithm flow chart

2 LMD 能量熵

齿轮箱在正常状态和故障状态运行时, 其引起的振动信号所包含的频率成分不同; 而且, 在不同故障下, 其频率成分对应的能量分布也会发生改变。为了分析齿轮箱振动信号能量特征分布随信号频率成分的变化情况, 定量地呈现出其分布紊乱程度, 本文将描述系统中数据分布不确定性的熵理论引入局部均值分解, 提出了LMD能量熵方法。该方法的原理及计算方式具体叙述如下。

非线性、非平稳振动信号 $x(t)$ 被LMD方法处理后, 由 k 个 PF 分量和残余量 $u_k(t)$ 组成, 依次算出 k 个 PF 分量所具有的能量, 对应的能量值分别记为 E_1, E_2, \dots, E_k 。因残余量 $u_k(t)$ 为单调函数, 其振动信号的能量几乎为 0, 因此, 在不考虑残余量具有的微弱能量状态下, 信号 $x(t)$ 原本具有的能量与 k 个 PF 分量具有的能量和相同。由于分解后的 PF 分

量分别为不同频域范围的信号成分, 因此, $E=\{E_1, E_2, \dots, E_k\}$ 就形成了振动信号能量特征在频率域内的自适应分布。因而, 将 LMD 能量熵计算方法定义为

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (12)$$

式中,

$$p_i = E_i / E \quad (13)$$

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |pf_i(t)|^2 dt \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (14)$$

$$E = \sum_{i=1}^n E_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

式中, E_i 表示第 i 个 PF 分量的能量值。

3 基于 LMD 能量熵的齿轮箱故障诊断方法

基于 LMD 能量熵分析, 结合实验数据对齿轮箱振动信号进行了特征提取和故障诊断, 具体步骤如图 2 所示。

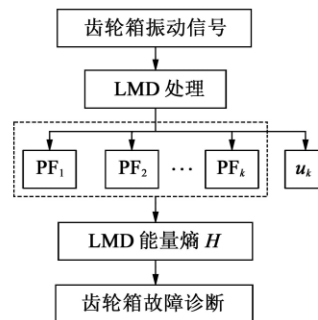


图2 齿轮箱故障诊断步骤

Fig. 2 Gearbox fault diagnosis steps

首先, 在齿轮箱故障模拟实验台上设置齿轮箱振动信号拟选择的采样点数及频率, 为实现对复合故障的诊断, 分别采集了断齿、磨损、断齿+磨损 3 种故障及正常齿轮运行引起的振动信号; 其次, 利用 LMD 方法分别对采集的每组振动信号进行处理, 每组信号经 LMD 分解后得到 k 个 PF 分量和残余量 $u_k(t)$; 然后, 将 k 个 PF 分量作为计算元素, 计算出每个分量的能量值; 最后, 计算出每组信号的 LMD 能量熵, 从而提取出齿轮箱在不同状态下的故障特征, 并通过能量熵值分布特性实现齿轮箱故障诊断。

4 实验分析

为了验证 LMD 能量熵方法对齿轮箱故障诊断的效果, 选择在 QPZZ- II 旋转机械故障模拟试验台进行了不同故障齿轮振动数据采集。试验台装置如图 3 所示。

试验台由变速驱动电机、联轴器、齿轮箱、磁粉扭力器等部件组成, 为了在离故障齿轮最近的位置

置同步测得有效可用振动数据, 齿轮箱盖的水平、垂直方向分别安装1个加速度传感器, 并利用ADA16-8/2(LPCI)采集卡采集实验振动数据。齿轮故障模拟实验装置简图如图4所示。实验中, 除采集正常齿轮箱振动数据外, 还通过更换不同故障的大、小齿轮采集了故障数据, 包括小齿轮断齿、大齿轮磨损、小齿轮断齿+大齿轮磨损3种故障; 实验齿轮如图5所示。其中, 断齿通过铣削加工去除掉1个齿来模拟断齿状态; 齿轮磨损通过磨齿机将齿轮齿面单边打磨掉0.2 mm厚度来模拟磨损状态; 实验齿轮的基本参数如表1所示。

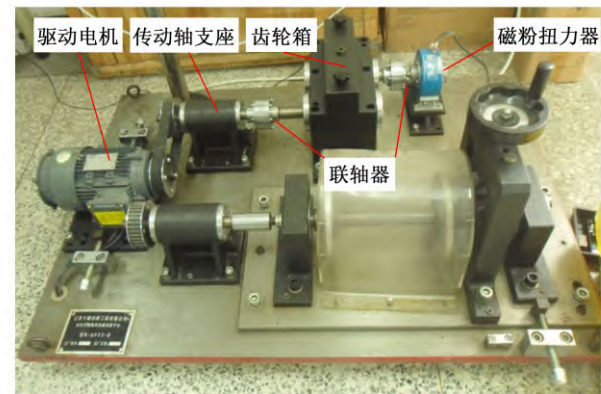


图3 旋转机械故障模拟试验台
Fig. 3 Rotating machinery fault simulation test bench

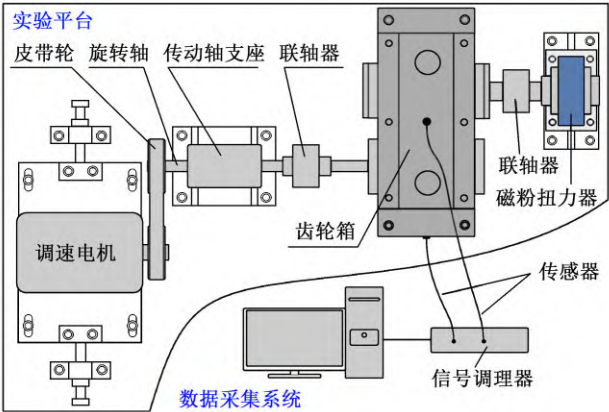


图4 齿轮故障模拟实验装置简图
Fig. 4 Schematic diagram of gear fault simulation experiment device

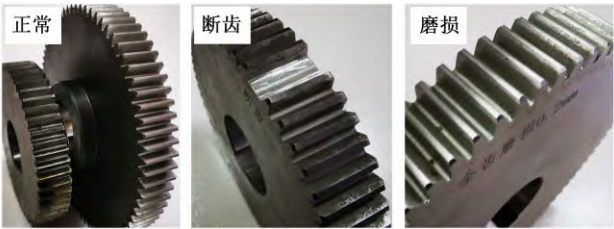


图5 实验齿轮
Fig. 5 Experimental gears

齿轮箱振动信号采集实验中, 电机平均转速为1 470 r/min, 设置采样频率为5 120 Hz、采集点数为2 000。在空载相同条件下分别对4种齿轮工作状态

振动信号进行采样, 为了实现小样本分析需求(样本数不得超过30), 每种状态分别采集10组振动数据。

表1 实验齿轮基本尺寸参数

Tab. 1 Basic dimension parameters of experimental gears				
故障类型	齿轮类型	模数	齿数	材质
正常	标准直齿轮(大)	2	75	S45C
正常	标准直齿轮(小)	2	55	S45C
断齿	标准直齿轮(小)	2	55	S45C
磨损	标准直齿轮(大)	2	75	S45C

根据第1节中提出的LMD分解方法, 对采集的每组齿轮箱振动信号进行LMD分解, 得到若干PF分量和1个残余量。图6所示为以一组断齿故障为例, 利用Matlab程序将原始信号调入, 经LMD分解后得到的5个PF分量和1个残余分量。从分解结果能够看出, LMD分解后的各个PF分量将原始信号按照从高到低顺序分离出信号的分辨率, 残余量 $u_5(t)$ 接近单调函数, 能量接近于0。

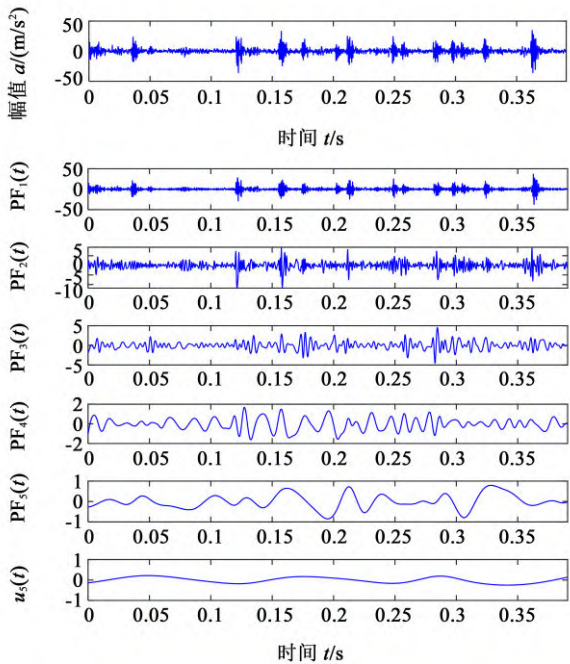


图6 断齿状态原始振动信号及LMD分解结果
Fig. 6 Original vibration signals in broken tooth state and its LMD decomposition results

依次对4种状态下的齿轮箱振动信号进行LMD分解, 并求取了各PF分量能量及对应的能量熵。分别对4种状态的10组振动信号进行分析, 图7所示为40组振动信号经LMD分解后的前5个PF分量对应的能量值分布。从图7中能够看出, 虽然每种状态对应的PF分量能量值保持在一定的区间范围, 但都存在跳跃现象, 即不同状态下的能量值出现区间交叉重合; 导致这一现象的主要原因是当齿轮发生故障时, 振动引起的能量存在交叉, 如断齿与正常齿轮相比, 齿轮转动1周仅相差1次振动突变, 整体能量差距较

少;如断齿或磨损与断齿+磨损故障相比,后者包含前者任一故障,因此,整体能量也介于两者之间。

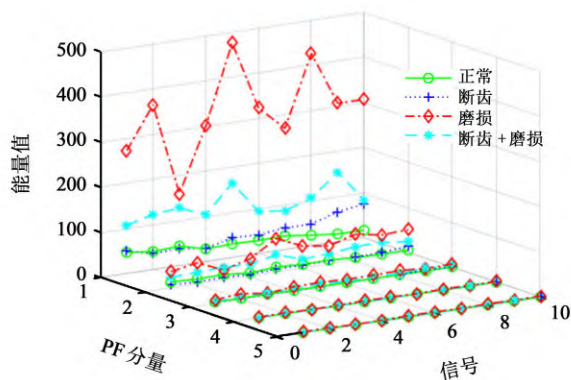


图7 训练样本PF能量值分布图

Fig. 7 PF energy value distribution of training samples

但是,从表2和图8所示40组振动信号对应的LMD能量熵值中能够看出,即使分解后的PF分量能量值出现了交叉和跳跃,振动信号对应的LMD能量熵仍具有明显的状态区分规律,证明LMD能量熵特征值能够把不同状态下的齿轮箱故障有效区分出来。由图8中可知,LMD能量熵值处于0.7~0.8之间为磨损;处于0.8~0.9之间为断齿;处于0.95~1.1之间为断齿+磨损;处于1.1以上为正常状态。

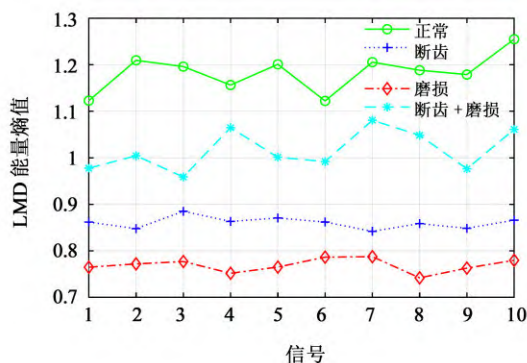


图8 训练样本LMD能量熵值分布图

Fig. 8 LMD energy entropy distribution of training samples

表2 训练样本LMD能量熵

Tab. 2 LMD energy entropy of training samples

振动信号	LMD 能量熵			
	正常	断齿	磨损	断齿+磨损
信号1	1.122 8	0.861 8	0.764 8	0.977 6
信号2	1.209 6	0.847 7	0.771 9	1.004 4
信号3	1.196 1	0.884 9	0.776 9	0.958 9
信号4	1.156 4	0.863 2	0.751 7	1.064 7
信号5	1.200 9	0.870 6	0.765 1	1.001 1
信号6	1.122 3	0.861 9	0.786 4	0.991 9
信号7	1.205 6	0.842 0	0.787 4	1.080 7
信号8	1.188 2	0.858 5	0.741 9	1.048 4
信号9	1.178 9	0.848 4	0.762 9	0.976 3
信号10	1.255 0	0.865 8	0.779 6	1.061 0

从图8中的LMD能量熵分布情况中还能够看出,正常状态下的齿轮箱振动信号对应的LMD能量熵值高于故障状态齿轮箱对应的值,这是由于齿轮箱未发生故障时,其运行状态相对较为平稳,对应的振动信号在各频域内分布也较为均衡,能量在各频域范围内不确定性程度相对较大,能量熵值也就较高。当齿轮箱出现故障时,振动信号会有一部分集中在其故障频率区域内,因此,振动信号在频域区间内分布相对聚集,不确定性相对较小,故对应的能量熵低于未发生故障齿轮。而且,当齿轮箱出现磨损故障时,其每一个齿面都是均匀磨损,齿轮的啮合频率及其谐波的幅值增大,故障频率集中在啮合频率区域,振动频率相对一致,不确定性最小,因此,能量熵最小;当齿轮箱出现断齿故障,齿轮啮合频率及其谐波为载波频率,故障齿轮所在轴的转频及其倍频为调制频率,调制边频带宽而高,振动频率相对复杂,不确定性相对较大,能量熵也就相对大;当齿轮箱同时出现小齿轮断齿和大齿轮磨损两种故障时,振动信号会在两种故障频域上分散,因此,断齿+磨损状态下振动信号对应的LMD能量熵要比两种单独故障状态的高。

5 结论

基于LMD原理和熵理论,提出了基于LMD能量熵故障诊断方法,并运用该方法对齿轮箱故障进行了特征提取和故障诊断,得出如下结论:

- (1) 基于LMD能量熵提取的齿轮箱振动信号故障特征能够对齿轮箱的运行状态进行判断,并能显著区分出齿轮箱的故障类型。
- (2) LMD能量熵对非平稳信号具有很高的表征能力,能够将其运用到复杂多分量信号分析中。
- (3) 基于LMD能量熵方法对已知故障诊断效果较好,对未标识故障样本及相关领域诊断效果还需进一步验证和研究。

参 考 文 献

- [1] 张倩,王涛,赵婕茹,等.基于局部均值分解的布里渊光时域分析传感系统降噪算法[J].光学学报,2021,41(13):78-86.
ZHANG Qian, WANG Tao, ZHAO Jieru, et al. Denoising algorithm for brillouin optical time-domain analysis sensing systems based on local mean decomposition[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(13): 78-86.
- [2] 康伟,刘光辉,董祯,等.基于奇异谱和冗余提升小波分析的齿轮箱故障诊断[J].机械传动,2018,42(4):170-172.
KANG Wei, LIU Guanghui, DONG Zhen, et al. Fault diagnosis of gearbox based on singular spectrum and redundant lifting wavelet analysis[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2018, 42(4):

- 170-172.
- [3] 白杨溪,陈洪月,陈洪岩,等.光滑凝聚函数小波算法在采煤机截齿载荷去噪中的应用[J].机械科学与技术,2020,39(12):1944-1951.
- BAI Yangxi, CHEN Hongyue, CHEN Hongyan, et al. Application of smooth aggregate function wavelet algorithm in denoising of shearer pick load[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2020, 39(12): 1944-1951.
- [4] 郑近德,苏缪诞,潘海洋,等.自适应噪声加权优选经验模态分解及其在机械故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2021,34(4):869-878.
- ZHENG Jinde, SU Miuxian, PAN Haiyang, et al. Weighted mean-optimized empirical mode decomposition with adaptive noise and its applications in mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2021, 34(4): 869-878.
- [5] WANG L M, SHAO Y M. Fault feature extraction of rotating machinery using a reweighted complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and demodulation analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 138: 106545.1-106545.20.
- [6] 于耀庭,何芝仙,时培成.能量法计算齿根具有裂纹的齿轮啮合刚度[J].机械科学与技术,2021,40(5):716-720.
- YU Yaoting, HE Zhixian, SHI Peicheng. Calculation of gear mesh stiffness of cracked dedendum via energy method[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(5): 716-720.
- [7] SMITH J S. The local mean decomposition and its application to EEG perception data[J]. Journal of the Royal Society Interface, 2005, 2(5): 443-454.
- [8] 程军圣,杨宇,于德介.局部均值分解方法及其在齿轮故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2009,22(1):76-84.
- CHENG Junsheng, YANG Yu, YU Dejie. The local mean decomposition method and its application to gear fault diagnosis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2009, 22(1): 76-84.
- [9] 李慧梅,杨英杰,封会娟.基于改进LMD的齿轮故障特征增强方法[J].机床与液压,2019,47(19):196-199.
- LI Huimei, YANG Yingjie, FENG Huijuan. Enhancement method of gear fault feature based on improved LMD[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2019, 47(19): 196-199.
- [10] HOSEINZADEH M S, KHADEM S E, SADOOGHI M S. Modifying the Hilbert-Huang transform using the nonlinear entropy-based features for early fault detection of ball bearings[J]. Applied Acoustics, 2019, 150: 313-324.
- [11] 周小龙,张耀娟,王尧,等.VMD复合熵值法在齿轮故障诊断中的应用[J].组合机床与自动化加工技术,2021(2):43-46.
- ZHOU Xiaolong, ZHANG Yaojuan, WANG Yao, et al. Application of VMD compound entropy method in gear fault diagnosis[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2021(2): 43-46.
- [12] 蒋玲莉,谭鸿创,李学军,等.基于CEEMDAN排列熵与SVM的螺旋锥齿轮故障识别[J].振动.测试与诊断,2021,41(1):33-40,198-199.
- JIANG Lingli, TAN Hongchuang, LI Xuejun, et al. Fault diagnosis of spiral bevel gear based on CEEMDAN permutation entropy and SVM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 33-40, 198-199.
- [13] 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 Xuemei, XU Yuangang. Maximum kurtosis entropy deconvolution gearbox fault diagnosis based on PSO[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(7): 64-72.
- [14] 谢小正,李俊,赵荣珍,等.SVD-LMD联合降噪和TEO的滚动轴承故障诊断[J].机械传动,2021,45(6):104-112.
- XIE Xiaozheng, LI Jun, ZHAO Rongzhen, et al. Fault diagnosis of rolling bearings based on SVD-LMD joint de-noising and TEO[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2021, 45(6): 104-112.
- [15] 陶然,许有才,和杰,等.基于SSWD优化LMD的高速电梯滚动导轨振动信号特征提取[J].振动与冲击,2021,40(10):196-203.
- TAO Ran, XU Youcai, HE Jie, et al. Feature extraction of the vibration signal of a high-speed elevator rolling guide shoe based on SSWD optimizing LMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(10): 196-203.
- [16] 李辉,邓奇.基于改进LMD方法的风电机组齿轮箱故障诊断研究[J].自动化仪表,2021,42(3):60-65.
- LI Hui, DENG Qi. Study on fault diagnosis of wind turbine gearbox based on improved LMD method[J]. Process Automation Instrumentation, 2021, 42(3): 60-65.
- [17] 邢亚航,郝如江,余忠潇.基于LMD和FastICA的轴承故障诊断研究[J].轴承,2020(5):49-54.
- XING Yahang, HAO Rujiang, YU Zhongxiao. Study on fault diagnosis for bearings based on LMD and FastICA[J]. Bearing, 2020(5): 49-54.
- [18] 詹晓燕,尤祥安,飞景明.基于LMD和GNN-Adaboost的滚动轴承故障严重程度识别[J].测控技术,2019,38(12):52-59.
- ZHAN Xiaoyan, YOU Xiang'an, FEI Jingming. Rolling bearing fault severity recognition based on LMD and GNN-Adaboost[J]. Measurement & Control Technology, 2019, 38(12): 52-59.

收稿日期: 2021-10-11 修回日期: 2021-12-23

基金项目: 国家重点研发计划项目(SQ2019YFB200140)

国家自然科学基金(51475455)

作者简介: 徐乐(1990—),男,江苏宿迁人,博士,实验师;研究方向为设备运行状态监测与控制。