

DOI: 10.3969/j.issn.1001-3881.2016.03.047

EMD 分解与多特征融合的齿轮故障诊断方法

秦波, 刘永亮, 王建国, 张玉皓, 常福

(内蒙古科技大学机械工程学院, 内蒙古包头 014010)

摘要: 为解决齿轮振动信号在现实中难以获取大量典型故障样本和分类的精确度低的问题, 提出基于 EMD 分解与多特征融合的齿轮故障诊断方法。首先, 提取反映信号特征的各项参数指标作为特征向量; 其次, 利用经验模式分解 (EMD) 对原始信号进行分解, 进而提取分解后各本征模式分量 (IMF) 的能量指标组成特征向量; 然后, 将其与信号特征各项参数融合成特征向量组合, 并将其作为 SVM 多故障分类器的训练样本进行训练, 实现齿轮的智能诊断。通过实验室轴承的故障诊断研究表明: 该方法对于齿轮的各种状态具有很好的分类精确度, 更加有效地识别齿轮故障类型。

关键词: EMD; 本征模式分量; 特征向量; 支持向量机

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3881 (2016) 3-188-4

Gear Fault Diagnosis Method Based on EMD Decomposition and Multiple Features Fusion

QING Bo, LIU Yongliang, WANG Jianguo, ZHANG Yuhao, CHANG Fu

(Institute of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology,
Inner Mongolia Baotou 014010, China)

Abstract: In order to solve the problems that the gear vibration signals in reality is difficult to obtain a large number of typical fault samples and the low accuracy in classification, a gear fault diagnosis method based on EMD (empirical mode position) decomposition and multiple features fusion was presented. This method first extract the indicators that reflect the characteristics of the signal as characteristic vector. Then EMD was used to decompose the original signal and extract the Energy index as characteristic vector. To realize intelligent diagnosis of bearing, it combined with the characteristic vector of signal features of various parameters, and the fusion feature vectors used as the training samples of SVM multi-fault classifier were trained. The result of research on Lab of bearing fault diagnosis shows that this method has a good classification accuracy, can be applied to fault diagnosis of gear very well.

Keywords: EMD; Intrinsic mode function; Feature vector; SVM

0 前言

齿轮是现代机械设备重要传动部件, 其正常工作与否直接关系到设备的运转状况。在实际的生产过程中, 齿轮的故障信号往往是非线性、非平稳的, 且难以提取故障特征, 给故障诊断带来了很大的困难。合理的从非平稳的故障信号中提取出故障信息成为齿轮故障诊断的关键。

经验模式分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 是 NASA 美籍华人黄锬 (N. E. Huang) 等人^[3]于 1998 年提出的一种信号时频处理方法, 适合于非线性、非平稳信号。该方法基于信号的局部特征时间尺度, 将信号分解为若干个本征模式分量 (IMF), 以此来突显数据的局部特征, 并在此基础上进行分析便可更加准确有效地把握原数据的特征信息。文中方法的基本思想: 首先, 提取齿轮信号时域的有量纲与

无量纲指标作为特征向量; 其次, 融合经 EMD 分解且利用互相关准则提取的 IMF 的能量特征量; 最后, 将上述特征向量和特征量组成特征向量组, 将其作为输入, 借助于支持向量机进行故障的分类与识别。试验结果表明: 该方法能有效地识别齿轮的故障类型。

1 基础理论

1.1 信号时域特征提取

齿轮振动信号的时域有量纲、无量纲统计参数具有计算量小、易获取特点, 在故障诊断中可以作为特征向量进行分析, 其中有量纲参数包括均值、峰峰值、方根幅值、标准差、均方根值; 无量纲时域参数包括波形指标、峰值指标、脉冲指标、裕度指标、峭度指标等; 文中将上述 10 个时域指标作为其特征向量。

收稿日期: 2014-11-25

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (21366017); 内蒙古科技厅高新技术领域科技计划重大项目 (20130302)

作者简介: 秦波 (1980—), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为复杂工业过程建模、优化及故障诊断。E-mail: nkddb@163.com。

通信作者: 刘永亮, E-mail: 928880199@qq.com。

1.2 基于 EMD 的能量特征提取

EMD 的实质即将任意信号通过连续分解来获取若干个能够表征信号不同尺度的波动及趋势的 IMF 分量, 以此充分挖掘信号的局部特征; 其不仅仅可以把非平稳的信号向平稳化转变, 而且能从平稳信号中提取出所需的频率特征, 从而更有效的实现设备状态的监测、诊断。其中, IMF 分量须满足以下两个条件: (1) 极值点与过零点数目必须相等或最相差不大于 1; (2) 在任一时间点 t 上, 信号的局部极大值点确定的上包络线与局部极小值确定的下包络线的均值为零。

基于 EMD 能量特征提取的步骤:

(1) 上、下包络线确定。首先, 确定信号所有的局部极值点; 其次, 分别用三次样条线将所有的局部极大值点、局部极小值点连接起来形成上、下包络线, 且上、下包络线应包络所有的数据点。

(2) IMF 分量的计算。将上下包络线的平均值记为 m , 利用式 (1) 求出:

$$x(t) - m_1 = h_1 \quad (1)$$

假设在理想条件下, 若 h_1 满足 IMF 的条件, 那么 h_1 就即为第一个 IMF 分量, 记为 $h_1 = C_1$ 。若 h_1 不满足 IMF 的条件, 把 h_1 作为原始数据, 求出上、下包络线的平均值 m_{11} , 求得 $h_1 - m_{11} = h_{11}$, 判断 h_{11} 是否满足 IMF 的条件; 若满足, 则 $h_{11} = C_1$ 。反之, 重复上述步骤 k 次, 得到 $h_{1(k-1)} - m_{1k} = h_{1k}$, 使得 h_{1k} 满足 IMF 条件, 则 $h_{1k} = C_1$, C_1 即为第一个 IMF。

通过式 (2) 将 C_1 从 $x(t)$ 中分离出来, 即:

$$r_1 = x(t) - C_1 \quad (2)$$

将 r_1 作为原始数据重复步骤 (1) 和 (2), 获得信号第二个满足 IMF 条件的分量 C_2 , 重复循环 n 次, 得到原信号的 n 个满足 IMF 条件的分量 C_1, C_2, \dots, C_n , 当 C_n 为一单调函数且不能从中提取满足 IMF 的分量时循环结束, 得到

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r_n \quad (3)$$

式中: r_n 为信号的余项, 代表信号的平均趋势。

(3) 互相关选取 IMF。对于得到的各 IMF 分量, 分别求出与原始信号的相关系数, 其值越大表明与原信号相关性越大, 反之亦然。其计算方法如式 (4) 所示:

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{n=0}^{\infty} x(n) y(n)}{\sqrt{\sum_{n=0}^{\infty} x^2(n) \sum_{n=0}^{\infty} y^2(n)}} \quad (4)$$

最后, 提取相关度大的 IMF 的分量特征来构造特征向量。

1.3 支持向量机

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 理

论基于结构风险最小化的原则, 其在机械故障诊断领域广泛应用于解决分类、回归等问题。SVM 方法最初是由线性可分情况下的最优分类超平面发展起来的, 最优分类面不仅可将训练样本正确分类, 且使训练样本中离分类面最近的点到分类面之间的距离 (即分类间隔) 最大; 其基本原理: 如图 1 线性可分情况所示, H 是分类线, 用 $x \cdot \omega + b = 0$ 表示, 对其归一化, 使得线性可分的样本集 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n, x \in R^d, y \in \{-1, 1\}$, 满足:

$$y_i [\omega \cdot x_i + b] - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \quad (5)$$

此时分类间隔为 $2 / \|\omega\|$, 使分类间隔最大等于使 $\|\omega\|^2$ 最小。满足式 (5) 且使 $\|\omega\|^2 / 2$ 最小的分类面称为最优分类面, 而 H_1 和 H_2 是平行于 H , 且离 H 最近的两类样本的直线, H_1 和 H_2 上的样本点即为 SV。

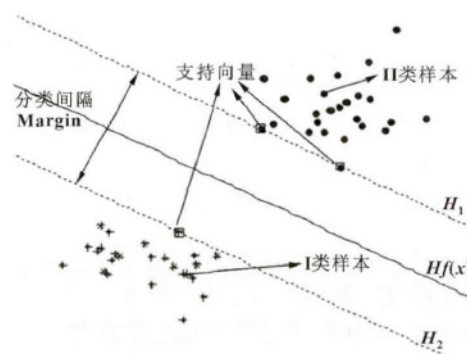


图1 线性可分下的最优分类线

2 融合 EMD 与多特征的齿轮故障诊断

融合 EMD 与多特征的齿轮故障诊断流程: 首先, 针对原始信号提取时域各特征; 其次, 利用 EMD 分解获取 IMF 分量, 并利用互相关提取 IMF 的能量特征; 最后, 融合时域各特征和互相关提取 IMF 的能量特征组成特征向量组, 将其作为支持向量机故障分类模型的输入, 其流程如图 2 所示。

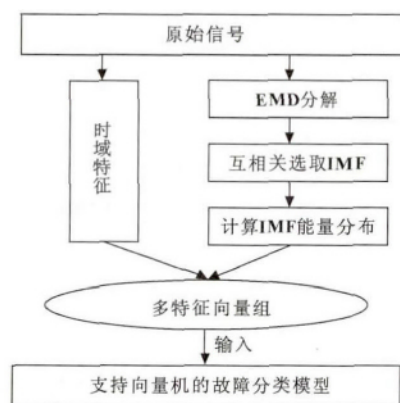


图2 融合 EMD 与多特征的齿轮故障诊断流程图

融合 EMD 与多特征的齿轮故障诊断具体步骤如下:

步骤 1: 信号采集。分别在齿轮正常、缺齿、齿根裂纹及齿面磨损 4 种工况下, 按一定的采样频率 f_s 分别进行 N 次采样, 共获得 $4N$ 个振动信号作为样本。

步骤 2: 时域特征提取。对每种工况下的每个振动信号提取其时域有量纲、无量纲特征参数 (均值、峰峰值、方根幅值、标准差、均方根值、波形指标、峰值指标、脉冲指标、裕度指标、峭度指标) 作为特征向量 H 。

步骤 3: EMD 分解。对原信号进行 EMD 分解, 得到若干个 IMF, 并计算每个 IMF 与原信号的相关系数, 取相关系数较大的 IMF 作为研究对象。

步骤 4: 利用式 (6) 计算相关系数较大的 m 个 IMF 的能量。

$$E_i = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_i(t)|^2 dt \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (6)$$

步骤 5: 构建如式 (7) 所示的能量特征向量。

$$T = [E_1, E_2, \dots, E_m] \quad (7)$$

由于能量值较大, 为便于分析和处理, 利用式 (8) 对 T 进行归一化, 则:

$$E = (\sum_{i=1}^m |E_i|^2)^{1/2} \quad (8)$$

则:

$$T' = [E_1/E, E_2/E, \dots, E_m/E] \quad (9)$$

步骤 6: 将 H 与 T' 融合组成特征向量 L , 并将其输入 SVM 进行分类, 以 SVM 分类模型的输出来判断齿轮的工作状态和故障类型。

3 实例分析

借助于美国 Spectra Quest 公司动力传动故障诊断综合实验台 (DDS) (图 3 所示), 进一步验证文中方法的有效性。该实验台的动力传动系统由 1 个二级

行星齿轮箱, 1 个由滚动轴承或套筒轴承支撑的二级平行轴齿轮箱, 1 个轴承负载和 1 个可编程的磁励制动器组成。实验中, 测点布置如图 3 所示, 采用 ZonicBook/618E 测试仪和加速度传感器对齿轮箱的轴向、垂直径向和水平径向进行振动信号采集, 采样频率为 5 120 Hz, 分析数据使用的采样点数为 8 192 个。

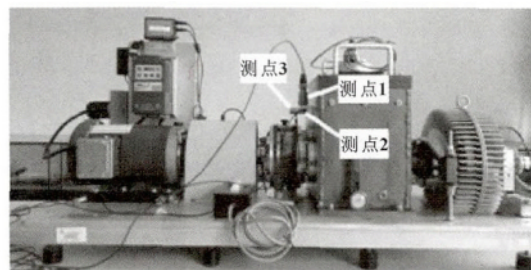


图 3 试验装置与传感器测点布置图

在正常、缺齿、齿根裂纹及磨损 4 种工况下分别进行采样, 每种状态采集 60 组样本。在 4 种状态中分别抽取 40 组作为训练样本, 其余的作为测试样本。首先, 对训练数据提取时域的各项统计指标组成特征向量; 再用 EMD 将原信号进行分解得到若干个 IMF 分量, 求每个 IMF 分量与原信号的互相关系数, 求取相关系数比较大的 8 个 IMF 进行分析, 对每种工况下的 8 个 IMF 分量分别求取其能量特征, 并完成归一化处理, 形成特征向量; 将时域统计指标组成的特征向量与 IMF 分量能量组成的特征向量进行融合 (见表 1), 输入到由 4 个支持向量机组成的多故障分类器中进行训练。最后, 将每种工况余下的 20 组样本也计算出其特征向量, 输入已经训练好的支持向量机中进行故障模式识别, $y=1$ 表示齿轮正常, $y=2$ 表示缺齿, $y=3$ 表示齿根裂纹, $y=4$ 表示齿面磨损, 其结果如图 4 所示。

表 1 IMF 能量与常量特征的特征向量表

齿轮状态	本样序号	均值	峰峰值	...	波形指标	峭度指标	E_1/E	E_2/E	...	E_8/E
正常	1	0.018 84	0.159 59	...	5.870 41	3.382 75	0.995 23	0.087 38	...	0.000 27
	2	0.018 72	0.160 27	...	5.788 66	3.112 60	0.994 53	0.090 04	...	0.000 18
	3	0.01835	0.16517	...	5.709 37	3.047 50	0.993 91	0.097 99	...	0.000 23
缺齿	1	0.021 78	0.136 84	...	7.348 42	3.582 33	0.985 43	0.163 38	...	0.000 68
	2	0.021 67	0.140 61	...	6.163 74	3.439 16	0.981 08	0.187 84	...	0.000 59
	3	0.021 42	0.140 67	...	6.074 54	3.301 99	0.985 66	0.162 32	...	0.000 28
齿根裂纹	1	-0.017 61	0.180 95	...	7.429 02	3.739 79	0.994 32	0.105 44	...	0.000 09
	2	-0.018 52	0.176 72	...	6.622 72	3.685 08	0.995 41	0.094 39	...	0.000 13
	3	-0.017 82	0.166 18	...	7.933 35	3.872 51	0.993 146	0.111 06	...	0.000 20
齿面磨损	1	0.017 90	0.139 91	...	5.889 44	3.159 98	0.992 26	0.115 89	...	0.000 34
	2	0.020 26	0.140 64	...	5.793 43	3.182 90	0.987 05	0.146 70	...	0.000 27
	3	0.019 47	0.137 24	...	6.093 02	3.220 18	0.993 68	0.101 49	...	0.000 39

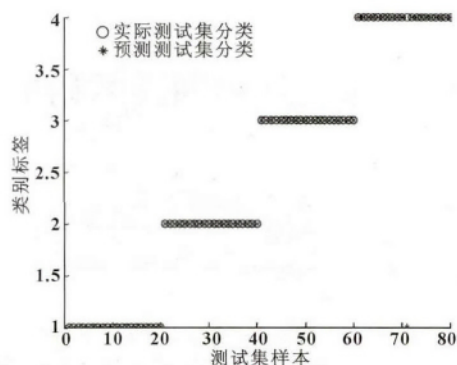


图4 测试集的实际分类和诊断分类图

从图4中易知,4种工况下的80个测试样本中,只有1个样本点出现偏离,即将误将齿面磨损状态的样本点分类为正常状态,总测试正确率为98.75%(79/80)。说明融合EMD分解与多特征的齿轮故障诊断方法可行且泛化能力强。

4 结论

文中主要运用EMD分解及其互相关提取有用IMF的能量特征,并结合时域特征参数来作为支持向量机的特征向量;使用支持向量机对其进行了训练与预测。通过对实验结果的分析,可知:

(1) 针对齿轮信号难以提取,与信号的非线性特征,采用EMD分解将信号分解为具有信号不同局部特征的IMF,更利于表达信号的故障信息。

(2) 通过各IMF与原信号的互相关分析,提取出与原信号相关程度大的分量,避免了无用项对于特征提取的干扰;由于齿轮发生故障时,不同单元的能量值会出现明显变化,因此将其能量指标作为特征向量,能够准确表达信号局部信息。

(3) 将时域有量、无量纲指标与能量特征指标

进行征融合输入支持向量机中进行齿轮状态的识别。结果表明,文中方法能够准确的判断齿轮的不同状态,具有良好的智能诊断效果。

参考文献:

- [1] 何正嘉,陈进,王太勇,等.机械故障诊断理论及应用[M].北京:高等教育出版社,2010.
- [2] 于德介,程军圣,杨宇.基于EMD和AR模型的滚动轴承故障诊断方法[J].振动工程学报,2004,17(9):332-335.
- [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbertspectrum for Nonlinear and Non-stationary Time Series Analysis[J]. The Royal Society, 1998, 454(1971): 903-995.
- [4] 康晨晖,崔玲丽,胥永刚,等.EMD熵值谱在轴承故障信号特征提取中的应用[J].振动与冲击,2010,29(S):204-206.
- [5] 雷衍斌,李舜酩,门秀花,等.基于自相关降噪的混叠转子振动信号分离[J].振动与冲击,2011,30(1):218-223.
- [6] 于德介,陈森峰,程军圣,等.一种基于经验模式分解与支持向量机的转子故障诊断方法[J].中国电机工程学报,2006,26(16):162-168.
- [7] 戴桂平,刘彬.EMD相关度去噪及其在轧机信号处理中的应用[J].电子器件,2009,32(1):191-196.
- [8] WU Z H, HUANG N E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: a Noise Assisted Data Analysis Method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [9] 白亚红,王奉涛.EMD分解和支持向量机技术在风电齿轮箱早期齿轮磨损故障诊断中的应用[J].工业控制计算机,2010,23(2):70-71.
- [10] 袁胜发,褚福磊.支持向量机及其在机械故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2007,26(11):29-38.

(上接第178页)

- [17] 曾祥炜,陈崑,邱小平,等.从大连输油管爆炸反思油气设备驱动方式—非能动控制驱动对油气储运的特殊意义[J].中国工程科学,2010,12(9):34-38.
- [18] 李贺军,蔡勇,向北平,等.梭式止回阀关闭时的流场特性研究[J].机械设计与制造,2012(6):226-228.
- [19] 李贺军,蔡勇,向北平,等.梭式止回阀的流固耦合性能研究[J].矿机械,2012,33(2):70-73.
- [20] 李良超,曾祥炜,向科峰,等.梭式止回阀开启过程的数值模拟[J].排灌机械学报,2012,30(6):710-714.
- [21] 程国栋,蔡勇,臧红彬,等.梭式止回阀与旋启式止回阀的流固耦合特性对比分析[J].机床与液压,2012,40(13):158-161.
- [22] 张健平,曾祥炜,陈刚.梭式止回阀与旋启式止回阀流

- 动特性的数值模拟比较分析[J].化工设备与管道,2014,51(1):79-82.
- [23] 向北平,殷国富,曾祥炜,等.新型梭式结构止回阀的数字仿真与结构优化[J].四川大学学报:工程科学版,2014,46(2):160-165.
- [24] 申燕飞,许明恒,郭海保.梭式止回阀的结构设计与三维建模[J].中国工程机械学报,2005,3(1):33-35.
- [25] 曾祥炜,黄首一,高树藩,等.梭式止回阀在流体输送中的应用[J].炼油设计,2000,30(4):26-29.
- [26] 赵加鹏,石秀华,杜向党.回转体头部压力分布规律及其对转捩点的影响[J].计算机仿真,2008,25(12):42-45.
- [27] 杜月中,闵健,郭宇洲.流线型回转体外形设计综述与线型拟合[J].声学技术,2004,23(2):93-97.