

文章编号:1006-1355(2009)05-0070-04

基于 EMD 与 AR 模型的柴油机故障诊断

陆金铭^{1,2}, 王醇涛², 马 捷¹

(1. 上海交通大学 船舶与海洋工程学院, 上海 200030;

2. 江苏科技大学 机械与动力工程学院, 江苏镇江 212003)

摘 要: 采用经验模式分解(EMD)方法对振动信号进行分解,得到固有模态函数(IMF),对每一个 IMF 分量分别建立 AR 模型,以模型的回归参数和残差的方差作为特征向量,用支持向量机(SVM)进行分类,判断柴油机的工作状态和故障类型。实验结果分析表明,该方法即使在小样本情况下也能准确有效地诊断柴油机故障,能实现故障的实时自动化诊断。在不同转速时,需选用新转速工况下的数据作为训练样本,以保证分类准确率。

关键词: 振动与波;柴油机;故障诊断;经验模式分解(EMD);AR 模型;支持向量机(SVM)

中图分类号:TK42;TH165+.3 文献标识码:A

Fault Diagnosis of Diesel Engine Based on EMD and AR Modes

LU Jin-ming^{1,2}, WANG Chun-tao², MA Jie¹

(1. School of Naval Architecture, Ocean and Civil Eng., Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China;

2. School of Mechanical and Power Eng., Jiangsu University of
Science and Technology, Zhenjiang Jiangsu 212003, China)

Abstract: The empirical mode decomposition (EMD) method is used to decompose the vibration signal into a number of intrinsic mode function (IMF) components and then the auto-regressive (AR) model of each IMF component is established. The auto-regressive parameters and the variance of remnant are regarded as the characteristic vectors and served as input parameters of SVM, and the working conditions and defaults of the diesel engine are classified. The results show that the proposed approach can classify working conditions of the diesel engine accurately, and effectively even in the case of small number of samples. And the real-time automation of the diesel engine fault diagnosis can be implemented. In order to classify the faults accurately, it is necessary to select new data as the training samples when the rotating speed of the diesel engine is changed.

Key words: vibration and wave; diesel engine; fault diagnosis; empirical mode decomposition (EMD); auto regressive (AR) model; support vector machines (SVM)

柴油机气缸盖表面采集到的振动信号是一种典型的非平稳时变信号,它是由不同零部件或不同激励源激发的信号成分叠加耦合而成,表现出明显的非平稳性。这些信号包含了丰富的故障信息。利用缸盖表面振动信号进行柴油机故障分析诊断,这是一种比较常用的方法。目前广泛采用一种抽

区间采样分析方法^[1~2],即根据柴油机的工作相位,采集特定曲轴转角(对应某个感兴趣的激励力)内的一段振动信号,然后进行时域分析或频域分析,得到故障诊断征兆。但该方法应用于多缸机诊断时,邻缸的较大干扰将影响抽区间信号的分析效果;而且该方法无法获取完整工作循环的状态信息,不利于在线监测和实时诊断。

频谱分析采用的 FFT 技术是一种整体变换,不能反映信号局部信息;传统的 Wigner-Ville 分布采用双线性变换而不是线性变换,对多分量信号进行分析时会有严重的交叉项;小波变换具有多分辨率

收稿日期:2009-03-16

作者简介:陆金铭(1967-)男,浙江省绍兴市,江苏科技大学,副教授;上海交通大学 博士生,轮机工程专业。研究方向:船舶动力装置测试、仿真,故障诊断等。

E-mail: ljm280ljm@163.com

的特性,但其本身只是窗口可调的 Fourier 变换,小波基长度有限,对信号时频分析时会发生能量泄露,且较难选择小波基函数。所以采用通常的分析方法由于其本质上线性稳态的缺陷难以得到满意的效果,而 EMD 方法正好弥补了这方面的不足。

EMD(Empirical Mode Decomposition)能把复杂信号分解为有限的 IMF(Intrinsic Mode Function)之和,每个 IMF 所包含的频率成分随信号本身而变化,非常适合处理非线性、非平稳信号。AR(Auto Regression)时序模型是一个信息的凝聚器,可将系统特性与系统工作状态的所有信息凝聚其中,故可依据其对系统的状态进行诊断。试验表明:先利用经验模式分解 EMD 方法对振动信号进行分解,对前 2 个固有模态函数 IMF 分量分别建立 AR 模型,以模型的自回归参数和残差的方差作为特征向量,用支持向量机 SVM 进行分类,可有效判断柴油机的工作状态和故障类型。

1 方法简介

1.1 EMD 分解

Norden E. Hang 等人假设任何信号都是由一些不同的固有模态组成的;任何模态可以是线性的,也可以是非线性的,任何时候一个信号可以包含许多固有模态信号。在其假设基础上,进一步提出可以用 EMD 方法将信号的固有模态筛选出来^[3]。

具体过程如下:

先根据信号的 $s(t)$ 的极大点和极小点求出其上包络 $v_1(t)$ 与下包络 $v_2(t)$ 之平均值

$$m(t) = \frac{1}{2}(v_1(t) + v_2(t)) \quad (1)$$

然后考察 $s(t)$ 与 $m(t)$ 的差即为 $h_1(t)$, 即

$$s(t) - m(t) = h_1(t) \quad (2)$$

将 $h_1(t)$ 视为新的 $s(t)$ 重复以上操作,直到进行 k 次循环得到 $h_{1k}(t)$, Huang 定义了一个标准差

$$S_D = \sum_{i=0}^T \left| \frac{(h_{1(k-1)}(t) - h_{1k}(t))^2}{(h_{1(k-1)}(t))^2} \right| \quad (3)$$

若 $S_D \leq 0.3$ 则第 1 层分解结束,定义 $c_1 = h_{1k}(t)$, 此时 c_1 即为所求的第 1 个固有模态函数 IMF1。将剩余部分 $s(t) - c_1 = r$ 进行同样的分解过程,依次得到第二个 IMF c_2 , 第三个 IMF c_3, \dots

直到 $r(t)$ 基本呈单调趋势或 $|r(t)|$ 很小,可视为测量误差时即可停止。于是

$$s(t) = \sum_{i=1}^n c_i + r \quad (4)$$

1.2 AR 自回归模型

对任何一个 IMF 分量 $c_i(t)$ 建立如下的自回归模型 AR(m)

$$c_i(t) + \sum_{k=1}^m \varphi_{ik} c_i(t-k) = e_i(t) \quad (5)$$

式中 $\varphi_{ik} (k=1, 2, \dots, m)$, 是分量 $c_i(t)$ 的自回归参数模型 AR(m) 的模型参数, m 为模型阶数; $e_i(t)$ 为模型的残差,是均值为零、方差为 σ_i^2 的白噪声序列。由于自回归参数 $\varphi_{ik} (k=1, 2, \dots, m)$ 反映了振动系统的固有特性,模型的残差方差 σ_i^2 与振动系统的输出特性密切相关,因此,可以用 $\varphi_{ik} (k=1, 2, \dots, m)$ 和 σ_i^2 作为特征向量 $A_i = [\varphi_{i1}, \varphi_{i2}, \dots, \varphi_{im}, \sigma_i^2]$ 来识别柴油机气缸工作状态。

支持向量机是一种新的机器学习方法。它较好地解决了小样本、非线性和高维模式识别等实际问题,更换核函数可以得到各种不同的分离曲面。不同的内积核函数将形成不同的算法,本文采用线性核函数。

2 试验结果分析

试验在 3110 柴油机上进行,该机主要技术规格为 3 缸四冲程水冷式增压柴油机,额定转速 1 200 r/min,额定功率 30 马力,发火次序为 1-3-2。以 1#缸为研究对象,兼顾传感器安装方便、信号传递直接,将测点选在 1#缸缸盖主螺栓附近,靠近进气阀。同时测取了 1#缸压力信号,为便于数据处理,还测取了 1#缸上止点脉冲信号。

由柴油机的工作相位和配气定时图可知:缸内气体压力、气阀开关所产生的激励力按照一定的时间规律作用于缸盖上,图 1 为 3110 型柴油机在转速 750 r/min 时测得的 1#缸缸盖表面振动信号,采样频率 25.6 kHz,分别在四种情况下测取缸盖振动信号:即正常情况(进气阀间隙为 0.3 mm),断油故障,气门故障(进气阀间隙偏小,0.1 mm),气门故障(进气阀间隙偏大,0.9 mm)。

对各状态下的缸盖振动信号进行 EMD 分解,取得固有模态函数。各工况振动信号都可以分解成若干个固有模态函数,工况不同,对应各阶模态有所不同。图 2 给出了正常情况测量数据的前 4 个固有模态函数 IMF1 ~ IMF4。

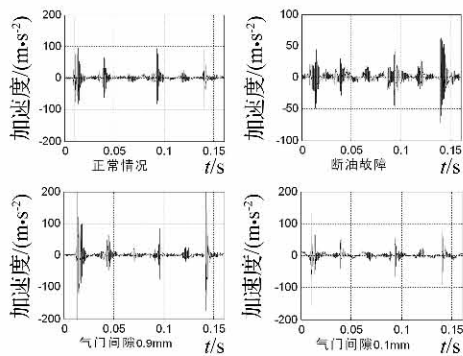


图 1 缸盖振动信号图

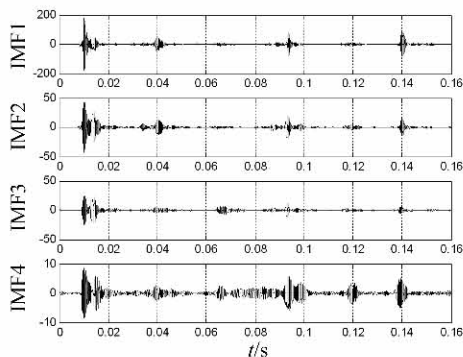


图 2 正常情况下模态函数 IMF1 ~ IMF4

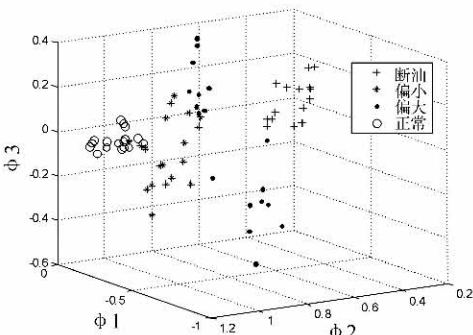


图 3 IMF1 的 AR 模型参数($\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$)

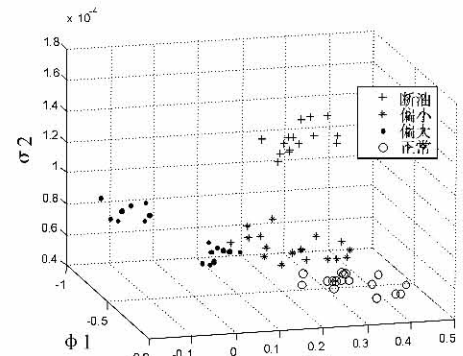


图 4 IMF1 的 AR 模型参数($\varphi_1, \varphi_4, \sigma_i^2$)

对各 IMF 进行 4 阶 AR 自回归模型分析,取得 AR 模型参数($\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$)及残差方差 σ_i^2 ,通过比较发现,不同工况的差别主要体现在 IMF1 和 IMF2 上,且两者体现的规律基本相同,故取 IMF1 作

为研究对象。图 3 和图 4 给出了 IMF1 的 AR 模型参数($\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4$)及残差方差 σ_i^2 组成的三维数据点分布图。

可以看出,断油工况与正常工况数据比较集中,且两工况数据分离较明显。气阀故障时的数据,在 AR 模型参数($\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3$)三维图中位于断油工况与正常工况之间,且进气阀间隙偏小时,数据比较集中,进气阀间隙偏大时,数据较分散,

可以看出,AR 模型参数和残差方差可以作为故障特征量,对每种工况的 20 组数据分别进行计算,得到 IMF1 的 AR 模型参数和残差方差,构成样本向量($\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \sigma^2$),用 SVM 方法进行分类。

对 4 种状态下的振动信号进行上述一系列处理后可得到 4 种状态对应的各 20 组特征向量,抽取每一种状态下的 5 个样本作为训练样本,用以训练 SVM 分类器,其余样本作为测试样本,以检验识别效果。因本例中选取了 4 种状态的振动信号,故需建立 4 个二值分类器,记为 SVM1、SVM2、SVM3 及 SVM4,分别对应正常状态(A)、断油故障(B)和气门偏大(C)及偏小故障(D)。训练 4 个 SVM 分类器时,均采用线性核函数。SVM1 用来判断正常状态;SVM2 用来判断断油故障;SVM3 用来判断气门偏大故障;SVM4 用来判断气门偏小故障。训练 SVM1 分类器时,将 20 个训练样本中对应正常状态的 5 个看作一类,表示为 1,将其余的 15 个样本标示为 -1,依据 SVM 的基本原理求优化系数后建立对应正常状态的分类器。采用同样的方法来训练 SVM2、SVM3 及 SVM4。分类器建立好之后,将 60 个测试样本分别输入 4 个分类器,分别计算测试样本对 4 个分类器的分类函数的值,并输出分类编码,哪个分类器输出编码值为 1,则该样本就归属为这个分类器所对应的故障状态。

表 1 列出了全部测试样本对 SVM1 分类器的分类函数值及分类编码值。识别出了正常状态的全部 15 个测试样本,正确率 100%。

全部测试样本对 SVM2 分类器的分类函数值及分类编码值。识别出了断油状态的全部 15 个测试样本,正确率 100%。全部测试样本对 SVM3 分类器的分类函数值及分类编码值。识别出了气门偏大状态的全部 15 个测试样本,正确率 100%。全部测试样本对 SVM4 分类器的分类函数值及分类编码值。没能识别出气门偏小状态的测试样本,原因是该状态样本数据在特征向量空间中位于其它三状态数据之间,采用二分类 SVM 时,很难找到分类面,

表 1 测试样本对 SVM1 分类器的分类函数值及分类编码值

样本编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
A	1.7	0.9	1.4	2.0	1.5	1.4	1.0	0.6	0.9	1.5	1.6	1.9	1.8	1.2	0.8
B	-2.0	-1.7	-2.0	-1.8	-2.1	-1.9	-1.8	-2.1	-1.7	-1.8	-1.8	-2.0	-2.2	-2.2	-1.8
C	-0.8	-0.5	-1.1	-1.1	-0.8	-0.9	-0.9	-1.0	-1.0	-0.6	-0.7	-1.0	-1.0	-0.9	-0.8
D	-1.2	-1.3	-1.4	-1.8	-1.1	-1.3	-1.2	-1.1	-1.1	-1.5	-1.0	-1.0	-1.4	-1.4	-1.1
A 分类值	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
B 分类值	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
C 分类值	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
D 分类值	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1

造成不能正确判别。

若对气门偏大(C)及偏小故障(D)的样本单独处理,各抽抽取每一种状态下的 5 个样本作为训练样本,用以训练 SVM5 分类器,其余样本作为测试样本,正确区分了两类样本。

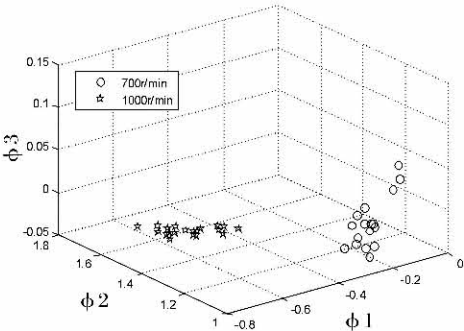


图 5 正常工况不同转速比较图

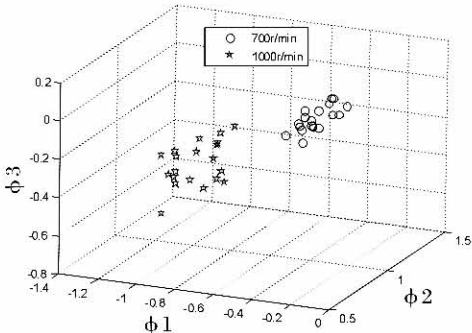


图 6 气阀间隙偏小不同转速时比较图

柴油机在不同转速时其振动信号会有变化,对应的模态分量也会有变化,一阶模态分量 IMF1 对应的 AR 模型参数及残差方差 σ_i^2 相应有所变化,分别对 1 000 r/min 及 750 r/min 时的稳态数据进行分析,图 5 给出了正常工况下不同转速时 IMF1 的 $(\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3)$ 比较图,图 6 给出了气阀间隙偏小(0.1 mm)不同转速时 IMF1 的 $(\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3)$ 比较图,可以发现转速不同时,数据点在特征向量空间的位置有所变化,但相同工况数据点仍保持相对集中。所以在不同转速时,上述方法仍适用,但需选

用新转速工况下的数据作为训练样本。

3 结 语

(1) 柴油机缸盖振动信号为复杂的非平稳信号,采用 EMD 方法可将其分解为若干个 IMF 分量之和,对各个 IMF 分量分别建立 AR 模型,AR 模型的自回归参数和残差的方差可作为故障特征向量。

(2) 该方法可正确分类正常状态(A)、断油故障(B)和气门偏大(C)故障等样本数据。

(3) 在剔除正常状态(A)、断油故障(B)样本数据后,可对气门故障正确分类。

(4) SVM 适用于小样本模式识别,训练样本多少对识别正确率影响不大。

(5) 在家用 Intel Pentium 4 微机条件下,训练时间为毫秒级,判别时间更短,因此可用于实时故障诊断。

(6) 在不同转速时,上述方法仍适用,但需选用新转速工况下的数据作为训练样本。

参考文献:

[1] 周轶尘,彭 勇. 利用振动信号诊断发动机气门故障[J]. 内燃机工程,1989,10(1):26-31.

[2] 谭达明,秦 萍,余欲为. 柴油机工作过程故障振动诊断的基础研究[J]. 内燃机学报,1992;10(4):341-346.

[3] Huang N E, Shen Z, Long S R. The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-stationary Time Series Analysis[J]. In: Proc. R. Soc. Lond. A, 1998;454: 903-995.

[4] B Sholkopf, B. Sung, Burges et. al. Comparing Support Vector Machines with Gaussian Kernels to Radial Basis Function Classifiers. Cambridge [J], MA. MIT Press, 1996.

[5] 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,(3).

[6] 张晨罡,郝 伟,李志农,等. 基于 EMD 和 AR 模型的滚动轴承故障 SVM 识别[J]. 煤矿机械,2007,(7).