

文章编号: 1673 - 9469(2012) 01 - 0095 - 05

## 基于 EMD - SVM 镜像延拓的转子故障诊断研究

吴炳胜<sup>1</sup> 徐芮<sup>1</sup> 姜金俊<sup>2</sup>

(1. 河北工程大学 机电学院 河北 邯郸 056038; 2. 中国航空空气动力技术研究院 北京 100074)

**摘要:** 利用 EMD 算法把机械中转子的振动信号进行分解,通过镜像延拓法对 EMD 算法产生的端部效应进行抑制,得到若干个能够反映转子故障信号内在变化特征及变化规律的固有模态函数分量;对每一个固有模态函数分量建立 AR 模型,将模型的自回归参数和残差的方差作为故障特征向量,以此建立 SVM 分类器并进行故障类型识别。结果表明,基于 EMD - SVM 镜像延拓的方法能够准确快速地得到转子故障的特征和状态,增加了转子故障诊断系统的可靠性和实用性。

**关键词:** EMD; SVM; 镜像延拓; 转子; 故障诊断

中图分类号: TH165 + . 3

文献标识码: A

### Research of the rotor fault diagnosis based on mirror extension of EMD - SVM

WU Bing - sheng<sup>1</sup>, XU Rui<sup>1</sup>, JIANG Jin - jun<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei University of Engineering, Hebei Handan 056038, China; 2. Aerodynamics Academy of China Aerospace, Beijing 100074, China)

**Abstract:** The vibration signal of the mechanical rotor was decomposed by the EMD method, and the end effect produced was restrained through mirror extension. Then, several intrinsic mode functions which reflected the inherent variation characteristics and regulations of rotor fault signal were obtained. The AR models of each component were established, and the auto - regressive parameters, the variance of remnant of the AR models were regarded as the fault feature vectors, and the SVM classifier was built to recognize the fault pattern. The results show that the rotor fault diagnosis based on mirror extension of EMD - SVM could obtain the accurate characteristics and status of the rotor fault system, and increase the reliability and availability of the rotor fault system.

**Key words:** EMD; SVM; mirror extension; rotor; fault diagnosis

机械转子系统故障诊断由故障信号的采集、故障类型的分析和故障诊断三部分构成<sup>[1]</sup>。其中,转子故障信号的采集通常采用经验模态分解算法(Empirical Mode Decomposition, EMD)将振动信号分解为多个固有模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)分量,通过具有智能特性的 AR 自回归模型进行建模<sup>[2-3]</sup>,但在 EMD 的分解过程中容易出现端部效应,影响分解得到的 IMF 分量<sup>[4-5]</sup>;转子故障类型的识别往往通过具有一定

智能特性的人工神经网络进行训练,而后进行预测建模,然而模型自身总是具有一定的不足和缺陷<sup>[6]</sup>,如:模型训练速度慢、易陷入局部最优、过度学习等问题<sup>[7-8]</sup>。本文利用镜像延拓法抑制端部效应以分解出能很好的反映数据的内在特征及变化规律的 IMF 分量,更有效地提取原始信号所包含的丰富信息;利用具有良好泛化特性及预测推广能力的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)解决传统分类或回归方法的缺陷,试图建立

一种较为完善的转子故障诊断系统。

### 1 转子故障诊断系统的建立

#### 1.1 EMD 算法的端点效应处理

EMD 算法的基本思路是把待处理信号分解得到多个 IMF 分量<sup>[9-10]</sup> ,且 IMF 分量须满足:(1)在整个信号中采集时间内 ,零点与极值点相等或者相差不大于 1;(2)在任意时刻点 ,信号的局部极大值点所确定的包络线和局部极小值点确定的包络线二者的均值为 0。处理过程如下:

在分解处理信号  $x(t)$  时 ,用所有极大值点和所有极小值点分别拟合出  $x(t)$  的上包络线  $e_{sup}(t)$  和下包络线  $e_{inf}(t)$

$$e_{inf}(t) \leq x(t) \leq e_{sup}(t)$$

设上、下包络线的均值为  $m(t)$  ,则

$$m(t) = [e_{inf}(t) + e_{sup}(t)]/2$$

将  $x(t)$  减去  $m(t)$  ,得

$$c(t) = x(t) - m(t) \tag{1}$$

重复式(1)过程 ,直到 IMF 分量满足条件为止 ,并筛选出第一个 IMF 分量  $c_1(t)$ 。令

$$m_1(t) = x(t) - c_1(t)$$

将  $m_1(t)$  视为新的  $x(t)$  ,可依次筛选出其他 IMF 分量。

$x(t)$  最终可以表示为

$$x(t) = \sum_{k=1}^n c_k(t) + m_n(t)$$

式中: $n$  - 固有模态总数 ,即由实测振动信号特征所决定的 IMF 分量的个数; $m_n(t)$  - 分解后所剩余的残差。

在分解处理信号  $x(t)$  时 ,两端的取值易受系统不稳定性而产生较大偏差 ,即端部效应。为减少端部效应对 IMF 分量的影响 ,将镜子放在所要处理的信号极值点的对称位置 ,通过极值点的延拓和曲线的自身特点 ,合理摆放镜子位置 ,从而消除或避免信号处理中的端部效应 ,因此 ,获得的上、下包络线就完全是由信号的内部特征所确定<sup>[11-13]</sup>。通过支持向量机预测模型分别对原始信号两端进行极值点延拓 ,再利用镜像延拓法对端部效应进行有效地抑制。以左侧端点作为说明 ,延拓步骤如下:

步骤 1 将原始信号数据进行支持向量机模型训练;

步骤 2 利用  $x_{q-n+1}, \dots, x_q$  建立 SVM 模型来预测  $x_{q+1}$  ,再将  $x_{q+1}$  输入到此模型中 ,以此类推;

步骤 3 对于延拓得到的数据进行分析 ,看其是否是局部极值点 ,如果是局部极值点 ,则停止延拓 ,如果不是局部极值点 ,则重复步骤 2。

#### 1.2 AR 自回归模型的构建

最终预测误差准则(Final Prediction Error , FPE) ,是以模型输出的一步预测误差的方差来判定模型阶数的 ,特别适用于 AR( $n$ ) 模型。该准则为

$$FPE = \frac{N+p}{N-p} \sigma_\alpha^2$$

式中  $N$  - 数据点数;  $p$  - 待估参数的个数(对 AR( $n$ ) 模型  $p=n$ );  $\sigma_\alpha^2$  - 模型残差。

对筛选出的 IMF 分量建立 AR 自回归模型 ,假定采集获得的转子系统故障信号为  $x(t)$  ,则

$$x(t) = \sum_{k=1}^n \varphi_k x(t-k) + e(t)$$

式中  $\varphi_k$  - 模型参数 ,表示转子振动系统的固有特性;  $n$  - 模型阶数;  $e(t)$  - 模型残差。

鉴于  $\varphi_k$  和  $\sigma^2$  与转子振动系统的输出特性密切相关 ,采用  $\varphi_k$  和  $\sigma^2$  作为特征向量  $A = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n, \sigma^2]$  来识别转子系统的状态。

#### 1.3 SVM 模型的建立

SVM 将振动信号分解的 IMF 分量作为学习样本 ,对 IMF 分量分别进行预测 ,再把已经预测值累加<sup>[14-15]</sup>。假定学习样本为  $\{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\}$  ,其中  $x$  为第  $i$  个学习样本的输入值  $x_i \in R^m$ ;  $y$  为相应的目标数值  $y_i \in R$ 。

其回归函数可以表示为

$$f(x) = \{w \cdot \phi(x)\} + b$$

式中  $\{ \cdot \}$  - 内积;  $w$  - 权向量;  $b$  - 偏移量  $b \in R$ 。

根据风险最小化原则 ,将回归函数问题转化为原始最优化问题

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \\ \text{s.t.} & y_i - w^T \cdot \phi(x_i) - b = \xi_i, \quad i=1, 2, \dots, l \end{aligned}$$

式中  $\xi$  - 松弛变量  $\xi \geq 0$ ;  $C$  - 惩罚参数  $C > 0$ 。

建立 Lagrange 函数

$$L(w, b, \xi, \alpha) = \min \left\{ \frac{1}{2} \|w\|^2 + \frac{1}{2} C \sum_{i=1}^l \xi_i^2 + \sum_{i=1}^l \alpha_i \{w^T \cdot \phi(x_i) + b + \xi_i - y_i\} \right\} \tag{2}$$

把最优条件  $\frac{\partial L}{\partial w} = 0, \frac{\partial L}{\partial b} = 0, \frac{\partial L}{\partial \xi} = 0, \frac{\partial L}{\partial \alpha} = 0$  作为原则条件 ,得约束条件为

$$w = \sum_{i=1}^l \alpha_i \phi(x_i) \quad \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \quad \alpha_i = C \xi_i \quad y_i - w^T \cdot \phi(x_i) - b - \xi_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, l,$$

代入式(2)中,得

$$\begin{bmatrix} 0 & e^T \\ e & Q + \frac{1}{C} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $e = \{1, 1, \dots, 1\}^T$ ;  $I$  为单位矩阵;  $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l\}^T$ ;  $Q_{ij} = (x_i)^T \phi(x_j)$ ;  $\phi(x_j) = K(x_i, x_j)$ ,  $K(x_i, x_j)$  - 核函数 ( $i, j = 1, 2, \dots, l$ )。

由式(3)得如下回归模型

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b$$

径向基核为:  $K(x, x_i) = \exp\left[-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right]$   $\sigma > 0$

### 1.4 转子故障诊断

转子故障类型包括正常、不平衡、不对中、碰擦、油膜振荡 5 种,所以需要建立 5 个两类分类器,记为 SVM1 ~ SVM5,其组合形式如图 1 所示。实际分类检验中,先将检验样本数据  $x$  的相关特征向量输入 SVM1,如果  $f(x)$  输出为 +1,则为正常,测试完成;否则自动输入给 SVM2。依次类推,直到 SVM5。如果输出结果不是 +1,则表明检验样本属于其它故障类型。

镜像延拓的 EMD 算法和 SVM 算法相结合的转子系统故障诊断原理如图 2 所示。

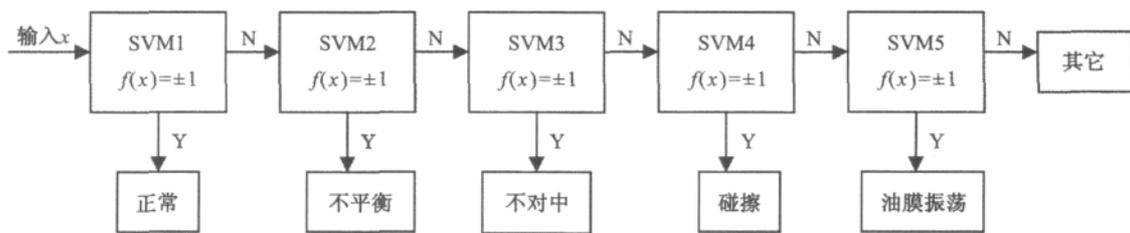


图1 故障分类器

Fig.1 Fault classifier



图2 转子系统故障诊断原理图

Fig.2 The principle diagram of rotar system fanlt diagnosis

镜像闭合延拓方法的 EMD 算法和 SVM 算法相结合的转子系统诊断步骤如下:

步骤 1 分别在各种故障状态下采集得到学习样本及检验样本;

步骤 2 利用 EMD 算法分解得到多个 IMF 分量  $c_i(t)$  并进行端部效应处理;

步骤 3 对每一个 IMF 分量进行 AR 建模,提取特征向量  $A_{in} = [\varphi_{i1}, \varphi_{i2}, \dots, \varphi_{in}, \sigma^2]$ ;

步骤 4 用学习样本的特征向量建立 5 种 SVM 故障分类器(图 1);

步骤 5 输入检测样本的特征向量进行转子系统故障类型识别。

## 2 案例分析

采用 ZT - 1 型转子振动试验台为实验装置,转子转速为 5 000 r/min,用 ZXP - 8N 振动数据采集分析系统对信号进行采样分析,采样频率为 3 000 Hz。用电容位移传感器测转子的振动量,对正常和故障状态下的转子振动信号分别取样各 11 组,随机抽取 8 组为学习样本,其余 3 组为检验样本。

对 5 种状态信号的前 4 个 IMF 分量  $c_1 \sim c_4$  建立 AR 模型,取前 5 个模型参数  $\varphi_1 \sim \varphi_5$  和残差方差作为特征向量(表 1),将这些特征向量输入到多故障分类器中进行故障类型识别,结果见表 2。

表1 转子系统各状态下的特征向量

Tab.1 The feature vectors of the rotor system in conditions

被测信号及状态	IMF 分量	特征向量					
		$\varphi_{i1}$	$\varphi_{i2}$	$\varphi_{i3}$	$\varphi_{i4}$	$\varphi_{i5}$	$\sigma_i^2$
正常( $X_1$ )	$c_1$	-2.41	2.32	0.08	-1.18	0.56	0.04
	$c_2$	-3.72	5.89	-4.56	1.76	-0.26	0.0034
	$c_3$	-4.12	6.45	-5.23	2.21	-0.35	0.007
	$c_4$	-4.17	6.25	-5.13	1.98	-0.39	0.027
不平衡( $X_5$ )	$c_1$	-2.51	2.32	-0.08	-1.18	0.56	0.021
	$c_2$	-3.79	6.89	-4.26	1.79	1.79	0.00034
	$c_3$	-4.29	7.45	-6.23	2.31	-0.45	0.002
	$c_4$	-4.67	7.25	-4.13	1.28	-0.89	0.0371
不对中( $X_9$ )	$c_1$	-3.41	3.32	-0.08	-1.18	0.56	0.028
	$c_2$	-2.72	6.89	-4.56	2.76	-0.46	0.002
	$c_3$	-4.82	7.45	-6.23	2.71	-0.45	0.000
	$c_4$	-4.67	6.55	-5.43	1.92	-0.38	0.007
碰擦( $X_{13}$ )	$c_1$	-2.81	2.92	-0.98	-0.36	0.26	0.043
	$c_2$	-3.82	4.89	-5.56	2.76	-0.46	0.000
	$c_3$	-4.22	6.29	-5.39	2.24	-0.38	0.004
	$c_4$	-4.97	6.35	-5.13	1.67	-0.40	0.019
油膜振荡( $X_{17}$ )	$c_1$	-2.21	1.32	0.38	-1.18	0.46	0.0272
	$c_2$	-3.74	6.89	-6.56	1.66	-0.56	0.0022
	$c_3$	-3.12	5.45	-7.23	2.11	-0.65	0.0010
	$c_4$	-3.17	4.25	-6.13	1.98	-0.69	0.0002

表2 SVM 检测分类结果

Tab.2 The detection classification results of SVM

检验样本	故障类别	SVM1	SVM2	SVM3	SVM4	SVM5	分类结果
$X_1 - X_4$	正常	+1	-	-	-	-	正常
$X_5 - X_8$	不平衡	-1	+1	-	-	-	不平衡
$X_9 - X_{12}$	不对中	-1	-1	-1	+1	-	不对中
$X_{13} - X_{16}$	碰擦	-1	+1	-1	+1	-	碰擦
$X_{17} - X_{20}$	油膜振荡	+1	-1	+1	+1	-1	油膜振荡

由表2可以看出,SVM 检测分类结果与故障类别一致,表明经过镜像延拓处理的 IMF 分量有较高的精准度。

为了对比支持向量机与 BP 神经网络的收敛速度,选取相同的 8 个学习样本分别对他们进行

寻优,再利用剩余的 3 个样本进行识别(表3)。可以看出,支持向量机与 BP 神经网络均能准确地找到故障类型,但支持向量机所耗时间为 0.76 s,远远小于 BP 神经网络的 57.92 s。

表3 BP 与 SVM 性能比较

Tab.3 The performance comparison of BP and SVM

学习模型	学习样本/个	检验样本/个	学习时间/s	测试精度/%				
				正常	不平衡	不对中	碰擦	振荡
BP	8	3	57.92	100	100	100	100	100
SVM	8	3	0.76	100	100	100	100	100

表4 小样本时 BP 与 SVM 性能比较

Tab.4 The performance comparison of BP and SVM with small samples

学习模型	学习样本/个	检验样本/个	学习时间/s	测试精度/%				
				正常	不平衡	不对中	碰擦	振荡
BP	3	8	47.92	50	75	75	50	100
SVM	3	8	0.69	100	100	100	100	100

鉴于实际中获得学习样本通常较少,选取相同的3个学习样本分别对他们进行寻优,再利用剩余的8个样本进行识别(表4)。由表4可以看出,支持向量机在学习样本数量较少的情况下,仍然能够进行准确地分类,而BP网络分类准确率明显下降。

### 3 结论

镜像延拓法能很好地抑制信号的端部效应,得到多个平稳化IMF分量;支持向量机与BP神经网络相比,具有学习时间短且不易陷入局部最优的优点,并能解决小样本情况下的故障诊断问题。因此,镜像延拓后的EMD与SVM结合能够使转子系统故障诊断更加快捷、准确。

#### 参考文献:

- [1] 高金吉. 旋转机械振动故障原因及其识别特征研究[J]. 振动测试与诊断, 1995, 15(3): 1-8.
- [2] 程军圣, 于德介, 杨宇. 基于EMD和AR模型的汽车变速器齿轮故障诊断方法[J]. 汽车工程, 2005, 27(1): 107-110.
- [3] 董明, 孟源源, 徐长响, 等. 基于支持向量机及油中溶解气体分析的大型电力变压器故障诊断模型研究[J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(7): 88-92.
- [4] 牛发亮, 黄进, 杨家强, 等. 基于感应电机启动电磁转矩Hilbert-Huang变换的转子断条故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(11): 107-112.
- [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, 17(3): 332-335.
- [6] 邵明强, 田慕琴. 基于遗传神经网络的感应电机故障诊断研究[J]. 微电机, 2009, 42(8): 79-81.
- [7] 闻新, 周露, 王丹力, 等. Matlab神经网络应用设计[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [8] 范玉妹, 郭春静. 支持向量机算法的研究及其实现[J]. 河北工程大学学报: 自然科学版, 2010, 27(4): 106-112.
- [9] 郑一华, 徐立中, 黄风辰. 基于支持向量分类的水质分析应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(6): 291-293.
- [10] LEE Y S, TSAKIRTZIS S, VAKAKIS A F, et al. Physics-based foundation for empirical mode decomposition[J]. AIAA Journal, 2009, 47(12): 2938-2963.
- [11] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000(1): 32-42.
- [12] 瞿伟廉, 程磊. 应用径向基函数神经网络处理EMD方法中的边界问题[J]. 华中科技大学学报: 城市科学版, 2006, 23(4): 1-4.
- [13] 胡劲松, 杨世锡. EMD方法基于AR模型预测的数据延拓与应用[J]. 振动测试与诊断, 2007, 27(2): 116-120.
- [14] 王娟, 贺兴时, 赵飞军. 基于对应分析的支持向量机分类研究[J]. 四川理工学院学报: 自然科学版, 2010, 23(5): 508-510.
- [15] 张志强, 张爱华. 电子线路性能检测的支持向量机方法[J]. 黑龙江科技学院学报, 2011, 21(2): 128-122.

(责任编辑 马立)