

# 支持向量机在船舶柴油机废气涡轮增压器故障诊断中的应用

林新通, 詹玉龙, 周薛毅, 赵海洲

(上海海事大学 商船学院, 上海 201306)

**摘要:** 为提高船舶柴油机废气涡轮增压器的可靠性, 确保人员及船舶设备的安全, 基于支持向量机(Support Vector Machine, SVM)相关理论, 对船舶柴油机废气涡轮增压器进行智能故障诊断。根据SVM智能故障诊断理论, 分析废气涡轮增压器常见故障; 研究SVM在船舶柴油机增压器故障诊断中的应用。仿真实验表明: SVM在柴油机废气涡轮增压器故障诊断中具有很出色的拟合能力; 运用SVM理论对柴油机增压器故障进行智能诊断是可行的。

**关键词:** 支持向量机; 柴油机; 增压器; 故障诊断

**中图分类号:** U664.121; TK421.8; TP183; TP206.3

**文献标志码:** A

## Application of support vector machine in fault diagnosis for exhaust gas turbocharger of ship diesel engine

LIN Xintong, ZHAN Yulong, ZHOU Xueyi, ZHAO Haizhou

(Merchant Marine College, Shanghai Maritime Univ., Shanghai 201306, China)

**Abstract:** In order to improve the reliability of the exhaust gas turbocharger of ship diesel engine, and to ensure the personnel and ship equipment safety, an intelligent fault diagnosis is conducted for the exhaust gas turbocharger based on Support Vector Machine (SVM) correlation theory. According to the SVM intelligent fault diagnosis theory, the common faults of exhaust gas turbocharger are analyzed; and the application of SVM in fault diagnosis for the turbocharger of ship diesel engine is researched. The simulation experiments show that SVM has excellent fitting ability in the fault diagnosis for exhaust gas turbocharger; and the application of the SVM theory for the intelligent fault diagnosis for the turbocharger of ship diesel engine is feasible.

**Key words:** support vector machine; diesel engine; turbocharger; fault diagnosis

收稿日期: 2011-10-21 修回日期: 2012-02-20

基金项目: 上海市教育委员会科研基金(20060313)

作者简介: 林新通(1983—), 男, 福建漳州人, 硕士研究生, 研究方向为现代轮机管理 (E-mail) linxintong033@sina.com;

詹玉龙(1948—), 男, 江西婺源人, 教授, 轮机长, 硕士, 研究方向为现代轮机管理 (E-mail) ylzhan@shmtu.edu.cn

## 0 引言

据统计,废气涡轮增压系统运行中发生故障的概率排在船舶柴油机系统故障的首位。<sup>[1]</sup>因此,对增压器故障的预测和诊断一直是设备诊断技术中重要的研究课题。运用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)识别增压器故障、分析故障原因、实现故障预测、防止事故发生,可以提高设备的可靠性和使用效率、增长修理间隔期、降低费用,并可确保船舶主机正常运行及轮机管理人员的安全。

利用SVM进行机械设备故障诊断在国内外已经有很多研究,但仍然处于起步阶段。特别是在船舶柴油机故障诊断领域,目前,对船舶柴油机状态监控与故障诊断的主要技术手段<sup>[2]</sup>有机械性能监控、智能模拟监控、无损探伤等。其中,利用机械性能监控又包括滑油和振动监控。振动监控主要是通过机载振动监控系统跟踪转速频率,来监视传动轴系统的对中及平衡,如对废气涡轮进行动平衡试验。该方法具有简单实用、设备安装维护方便、直观性强、可靠性高等优点,已被广泛采用。

基于SVM的船舶柴油机废气涡轮增压器故障诊断,通过振动信号分析的方法对增压器状态进行监测,并选取适当的特征量输入计算机进行自动识别,以提取设备有关状态的有用信息(即信号预处理),再将预处理好的特征向量输入训练好的分类器中进行测试,利用测试结果实现增压器故障的智能诊断。

## 1 SVM

SVM由VAPNIK等于1995年提出,是一种分类效果比较好的方法。该方法是建立在统计学习理论的VC维和结构风险最小化原理基础上的机器学习方法。<sup>[3]</sup>在学习样本数较少的情况下,SVM可以自动寻找出那些对分类有较好区分能力的支持向量,由此构造出的分类器可以最大化类与类的间隔,比传统BP神经网络分类方法具有更强的适应性、更好的分类能力和更高的分类准确率。

SVM的核心思想<sup>[4-5]</sup>是选择适当函数参数,在有限样本和学习能力之间寻求最佳折中,使学习机的实际风险达到最小。其基本原理是寻求一个最优分类面,不仅使两类之间间隔最大,而且使训练样本的分类误差尽可能小。对于线性不可分的情况,通过非线性变换,将训练样本从低维的输入空间映射到高维特征空间,并在新的高维空间中构造SVM线性分类面。引入映射 $X \rightarrow \varphi(X)$ ,并定义核函数:

$$K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j) \quad (1)$$

则此时目标寻优函数

$$Q(a) = \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j a_i a_j K(x_i, x_j) \quad (2)$$

而相应的分类函数

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right\} \quad (3)$$

这就是SVM。

SVM在寻求最优分类超平面的过程中只涉及样本的内积运算,避免耗时的高维内积运算,可有效避免“维数灾难问题”。此外,在构造分类函数时,先在输入空间比较向量,再对结果作非线性变换。这样,大量的工作是在输入空间完成而不是在高维空间完成的,能保证训练样本全部被正确分类,获得最好的泛化性能。

## 2 废气涡轮增压器结构原理及常见故障

### 2.1 废气涡轮增压器结构原理

废气涡轮增压器主要由废气驱动的涡轮和轴流式压气机组成,另外包括其他控制元件。涡轮和压气机由转子相连,发动机排出的废气驱动涡轮,并带动压气机高速旋转,对空气进行压缩,提高气体密度。这样,在单位体积里,气体质量大大增加,进气量即可满足燃料的燃烧要求,达到提高柴油机功率的目的。

### 2.2 废气涡轮增压器常见故障

从柴油机维修运行的统计数据看,涡轮增压器的常见故障<sup>[6-7]</sup>有以下几种情况。

(1) 压气机喘振。由于进气系统堵塞等原因,通过增压器输送的空气量远远达不到设计值,结果造成空气在压气机中流动时产生严重的气流分离甚至气体倒流,发生不稳定流动,使进气管内的空气压力产生波动或大幅度下降,并在压气机端发出如气喘般的振动。

(2) 轴承烧损。滑油沉积的污垢在观察镜中形成污痕造成虚假油位,工作中因视角上的失误导致滑油量不足、滑油压力过低甚至断油,均会造成轴承烧损。

(3) 增压压力下降。若空气滤器堵塞、涡轮叶片变形或损坏、轴承严重磨损,均会造成转子转速下降,进而增压压力也随之下降,表现为增压器转速上不去。

另外,常见故障还包括涡轮增压器两端漏油、叶片损坏以及增压器在运转中产生异常振动和噪声等。

### 3 SVM 在船舶柴油机废气涡轮增压器故障诊断中的应用

#### 3.1 特征向量的选取

涡轮增压器的表面信号是一种典型的时域信号,而信号的时域参数一般表示信号波动大小、幅值变化及能量分布规律。一般选取整个循环的振动响应信号进行时域分析,提取时域特征参数。对于机械故障诊断而言,时域分析往往只能粗略判断设备是否有故障,但不能给出故障发生的部位等信息,而常用的故障定位方法就是进行信号的频域分析。对涡轮增压器表面的振动信号,选取其振动响应最大的部分进行频谱分析,此时,振动信号中包含的激励响应信息也最丰富。通过对涡轮增压器表面振动信号及与正常状态时的对比分析,可从振动信号的时域和频域参数中发现一些与故障相关的变化,特别是在频域能量分布变化中较明显的振动信号,用于涡轮增压器的故障诊断。

#### 3.2 抗噪能力

从实际系统中采集到的数据常常包含噪声,不够精确甚至不完整,可能影响故障分类的准确性。因此,抗噪能力是每个故障分类算法都要考虑的问题。神经网络依靠大样本训练抗噪,而 SVM 主要依靠不同区域最靠边界的训练数据(即所谓的支持向量)来确定,从而具有良好的抗噪能力。

#### 3.3 数据采集与预处理

以船舶柴油机 MAN B&W MC 机型的关键设备废气涡轮增压器为诊断对象,根据从上海远洋运输公司、江南造船厂、船舶工程单位故障诊断的经验和所获得的数据,按照 5 种常见故障(喘振、轴承烧损、增压压力下降、两端漏油、叶片损坏)在时域和频域的不同特点,同时为反映机组运行负荷与故障之间的对应关系,考虑额定负荷(100% MCR)、部分负荷(90% MCR、75% MCR)和半负荷(50% MCR)等 4 种工况,对每种故障模拟 30 个样本作为训练样本,建立多故障分类器。模拟的这些时域故障样本幅值、频率和相位的不同,代表不同故障的特点,也就是每种故障样本含有该故障的基本信息。其中,增压器正常及喘振故障时的时域频域波形见图 1~4。

比较图 1 和 2 可见,喘振发生后,时域振动信号的脉冲及峰态值均有增大趋势;比较图 3 和 4 可以看出,在发生喘振时,振动信号在频域的能量分布产生变化,在小于 8 kHz 的范围内,能量明显减少。

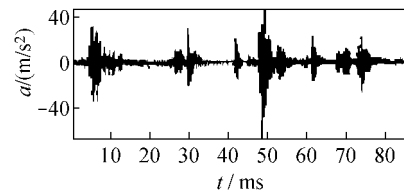


图 1 正常时域振动信号

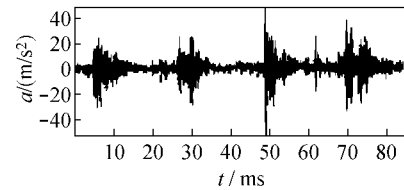


图 2 喘振时域振动信号

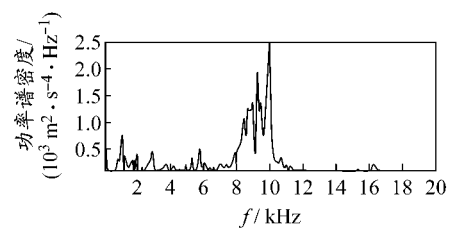


图 3 正常频域振动信号

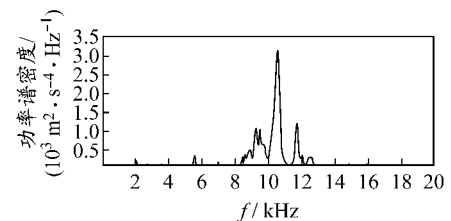


图 4 喘振频域振动信号

#### 3.4 训练与测试

训练阶段的主要工作是根据样本选择适当的分类器参数,这里的参数主要包括核函数的参数和惩罚因子  $C$ 。

分别将 5 种故障的频谱数据在下列频带  $(0.01 \sim 0.39)f_1$   $(0.4 \sim 0.49)f_1$   $0.5f_1$   $(0.51 \sim 0.99)f_1$ ,  $f_1$   $2f_1$   $3f_1$   $> 3f_1$  ( $f_1$  为工频) 进行归一化处理,组成 8 维特征向量样本。将样本分为两组:一组是每类故障选取 30 个样本共 150 个用来机器学习,另一组是每类故障选取 30 个样本共 150 个进行故障测试。对故障进行两两分类,用 SVM  $i, j$  表示故障  $i, j$  的两类分类器。首先默认  $\sigma^2 = \frac{1}{2}$ ,载入训练样本,用 osu\_svm 3.00 软件包中已经编译好的函数 SwatchTrain,连接 MATLAB 中的接口,对前面所建立的数据模型进行训练,得出多值分类的 SVM。按照 SVM 回归理论,经过测试,选取  $\sigma^2 = \frac{1}{2}$ ,  $C = 200$ ,  $\varepsilon = 0.001$ ,  $K(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right)$ ,训练后 5 类样本完全

分开,每个两类分类器的训练时间均在 2~8 s.

再将训练样本进行分类测试,结果叶片损坏的识别率达 100%,对喘振、轴承烧损、增压压力下降和两端漏油等的识别率分别达 93.55%、92.00%、95.45% 和 95.83%. 只有少数样本被误判为其他类故障. 分类测试结果见表 1.

表 1 SVM 测试结果

| 故障种类             |        | 喘振    | 轴承<br>烧损 | 增压压<br>力下降 | 两端<br>漏油 | 叶片<br>损坏 |
|------------------|--------|-------|----------|------------|----------|----------|
| 测<br>量<br>结<br>果 | 喘振     | 29    | 1        | 1          | 0        | 0        |
|                  | 轴承烧损   | 0     | 23       | 0          | 1        | 0        |
|                  | 增压压力下降 | 1     | 0        | 21         | 0        | 0        |
|                  | 两端漏油   | 1     | 0        | 0          | 23       | 0        |
|                  | 叶片损坏   | 0     | 1        | 0          | 0        | 28       |
|                  | 识别率/%  | 93.55 | 92.00    | 95.45      | 95.83    | 100      |

#### 参考文献:

- [1] 黄加亮,蔡振雄. 船舶柴油机运行工况诊断仿真研究[J]. 船舶工程,2002,24(6): 33-36.
- [2] 鄂加强. 智能故障诊断及其应用[M]. 长沙: 湖南大学出版社,2006: 98-110.
- [3] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. 2000: 150-158.
- [4] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. NY: Springer-Verlag,1995: 237-245.
- [5] 邓乃扬,田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机[M]. 北京: 科学出版社,2004: 191-196.
- [6] 汪江. 汽轮机组振动故障诊断 SVM 方法与远程监测技术研究[D]. 南京: 东南大学,2005: 76-80.
- [7] 曹龙汉. 柴油机智能化故障诊断技术[M]. 北京: 国防工业出版社,2005: 103-110.

(编辑 廖粤新)

#### (上接第 13 页)

- [8] 李征,许瑞祥. 船舶进出港风险分析与防范[J]. 中国水运,2011,11(2): 11-12.
- [9] 胡中敬. 宁波港域 LNG 船舶进出港航行安全管理探讨. 航海技术,2011(3): 67-69.
- [10] 陆添超,康凯. 熵值法和层次分析法在权重确定中的应用[J]. 电脑编程技巧与维护,2009(22): 19-21.
- [11] 徐泽水,孙在东. 一类不确定型多属性决策问题的排序方法[J]. 管理科学学报,2002,5(03): 35-38.
- [12] 朱方霞,陈华友. 确定区间数决策矩阵属性权重的方法——熵值法[J]. 安徽大学学报,2006,30(5): 4-6.

(编辑 廖粤新)