

# 基于 LS-SVM 的航空发动机喘振故障诊断研究

曹惠玲<sup>1</sup>, 罗立霄<sup>2</sup>, 曲春刚<sup>1</sup>, 康力平<sup>3</sup>

(1. 中国民航大学 航空工程学院 天津 300300; 2. 南宁吴圩国际机场 航空信息公司, 广西 南宁 530049;

3. 北京飞机维修工程有限公司 维修工程部 北京 100600)

**摘 要:** 利用航空发动机健康状态的气路参数, 建立最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machine, 简称 LS-SVM) 回归模型, 对航空发动机进行状态监控。根据模型监控低压压气机转速( $N_1$ )、压比( $EPR$ )和燃油流量( $FF$ )预测值与真实值的相对误差率来分析喘振故障, 验证 LS-SVM 模型作为喘振故障诊断方法的可行性。结果表明, 利用 LS-SVM 模型建立的航空发动机喘振故障模型, 监控结果  $N_1$ 、 $EPR$  和  $FF$  相对误差率分别达到 9%、11% 和 29%, 可以作为快速诊断喘振的依据。

**关 键 词:** 发动机; 喘振; 故障诊断; 气路参数; 相对误差率; 最小二乘支持向量机( LS-SVM)

中图分类号: V231.3 文献标识码: A

## 引 言

航空发动机喘振故障是影响发动机性能和安全的主要因素之一, 严重时直接导致发动机的损毁, 对民用客机的安全构成巨大威胁, 因此喘振故障的诊断变得尤为重要。

SVM(简称支持向量机)是基于统计学理论的一种机器学习方法<sup>[1]</sup>。实际应用时为减少计算的复杂度, Suykens 等人提出了 LS-SVM<sup>[2]</sup>。经过多年的研究成果积累, SVM 在工程上的应用也得到广泛的认可<sup>[3]</sup>, 越来越多的学者将其引入发动机性能预测和故障诊断, 其中利用回归型或模式识别方法建立发动机模型, 对发动机气路进行故障诊断或性能预测<sup>[4~7]</sup>。采用其它方法与 SVM 结合在综合应用上也取得不少成果<sup>[8~10]</sup>。在监控领域, 文献[11]将 LS-SVM 方法成功应用于发动机气路参数趋势在线预测, 取得良好效果。

这些研究在理论上取得了突破, 有的已在工程应用上已经初步涉足, 但是离航空公司日常维修中的故障诊断要求还有一定的距离。基于以上原因, 针对我国航空公司在发动机维修工程管理方面

的需求, 本研究采用 LS-SVM(简称最小二乘支持向量机)通过对发生喘振时飞机 QAR(简称飞行数据记录仪)数据的分析, 发现发动机气路监控参数异常, 从而验证了 LS-SVM 模型作为喘振故障诊断方法的可行性。同时, 提出一种适合于航空公司日常发动机喘振故障诊断的方法, 并通过实例进行了论证研究。

## 1 LS-SVM 回归分析原理

LS-SVM 方法是将传统的 SVM 方法中的不等式约束改为等式约束, 且将误差平方和(Sum Squares Error)损失函数作为训练集的经验损失, 这样就把解二次规划问题转化为求解线性方程组问题, 提高了解决问题的速度和收敛精度<sup>[2]</sup>。LS-SVM 方法的回归分析是一个功能强大的非线性黑箱模型, 将输入向量通过非线性映射函数  $\phi$  映射到一个更高维的特征空间。这种对偶空间的转换只使用 Mercer 定理和正定核函数, 而不需要计算出准确的映射函数  $\phi$ 。LS-SVM 回归模型可归结如下:

LS-SVM 基于样本数据, 根据回归模型的拟合残差确定各样本的残差权值, 根据样本的空间分布确定杠杆权值, 进而通过迭代运算, 自适应确定各样本的权值<sup>[12~13]</sup>。给定训练集的定义为:  $D_n = \{ (x_i, y_i) \mid i = 1, \dots, p, x_i \in R^p, y_i \in R \}$

建立高维特征空间中构造最优决策函数:

$$y(x) = w^T \phi(x) + b \quad (1)$$

其中, 映射函数:  $\phi(x) : R^p \rightarrow R^{nh}$ , 把回归估计问题定义为对一个损失函数进行最小化, 采用结构化风险最小原则进行风险最小化, 最优回归函数是在一定约束条件下的最小化泛函。因此, 目标优化函数为:

$$\min J(w, \epsilon) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_k^n e_i^2 \quad (2)$$

收稿日期: 2012-03-26; 修订日期: 2012-08-11

基金项目: 中国民航大学校内科研基金资助项目(08CAUC-E01)

作者简介: 曹惠玲(1962-), 女, 河北唐山人, 中国民航大学教授。

$$s. t. y_i = w^T \varphi(x_i) + b + e_i$$

式中:  $x_i$ —输入向量;  $y_i$ —输出向量;  $w \in R^p$  为权值变量;  $\gamma$ —可调整正则化参数;  $e$ —误差向量;  $e_i$ —误差变量  $e_i \in R^p$ ;  $E[e_i | X = x_i] = 0$ ,  $Var[e_i] = \sigma^2 < \infty$ 。

相应的拉格朗日方程为:

$$L(w, b, \rho, \mu) = J(w, \rho) - \sum_{i=1}^p a_i (w^T \varphi(x_i) + b + e_i - y_i) \quad (3)$$

其中  $\mu_i \in R$ 。

利用 KKT (Karush—Kuhn—Tucker) 条件求出最优的  $(a, b)^T$ , 求对  $w, b, e_i, a_i$  的偏导数, 让其等于零, 消除  $w, \rho$  变量, 可得如下方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & I^T \\ I & \Omega + \frac{1}{\gamma} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y(x) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$a = (a_1, a_2, \dots, a_l)$$

$$\Omega_{ij} = K(x_i, x_j) = [\varphi(x_i)]^T \varphi(x_j)$$

式中:  $I$ —单位矩阵;  $K(x_i, x_j)$ —满足 Mercer 条件的核函数。因为上述线性系统非奇异, 所以可以得到  $b, a$  的解, 从而得到 SVM 函数表达为:

$$y(x) = \sum_{k=1}^l a_k K(x_i, x_j) + b \quad (5)$$

一般工程计算应用中, 常用的有多项式核函数、径向基核函数和双曲正切核函数, 本研究采用高斯径向基核函数<sup>[14]</sup>:

$$K(x_i, x_j) = \exp \left[ -\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (6)$$

式中:  $\sigma$ —核函数参数。

## 2 喘振故障诊断

压气机喘振是气流沿压气机轴线方向发生的低频率、高振幅的振荡现象。喘振时发动机的振动加大, 压气机出口总压和流量大幅度的波动, 转速不稳定, 推力突然下降并且有大幅度的波动, 发动机的排气温度升高, 造成超温。不仅低压压气机转速  $N_1$  降低, 高压压气机转速  $N_2$ 、压比  $EPR$ 、燃油流量  $FF$ 、排气温度  $EGT$  等整个气路参数也会发生突变, 形成连锁反应。本研究将介绍国航某航班的 PW4077D 发动机发生喘振时, 利用 LS-SVM 模型监控得到的各参数异常情况。

### 2.1 喘振故障表现

国航某航班的左发动机由在飞机爬升阶段转化为巡航阶段时发生了喘振故障, 该航班飞机左右两边各有一台 PW4077D 发动机, 在发生喘振时, 两台

发动机的气路参数出现明显差异, 如图 1 ~ 图 3 所示。

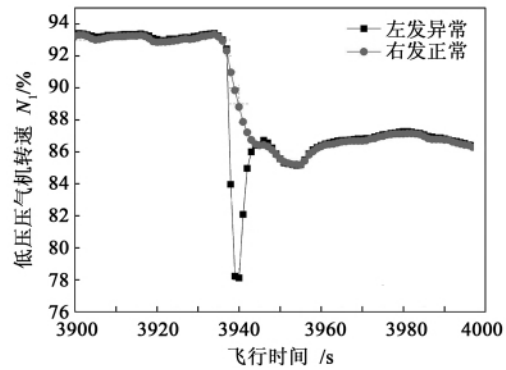


图 1 左右发动机机低压压气机转速 ( $N_1$ ) 的变化

Fig.1 Change of the rotating speed ( $N_1$ ) of the low pressure compressor for engines at both left and right side

飞机由爬升进入巡航阶段, 低压压气机转速  $N_1$  会相应的下降。由图 1 可以看出, 喘振发生在飞行时间 3940 s 左右; 正常情况下, 低压压气机转速  $N_1$  由 93% 会平滑下降到 87%, 但是发生喘振故障时,  $N_1$  直接快速下降到 78%, 喘振过后又恢复正常。

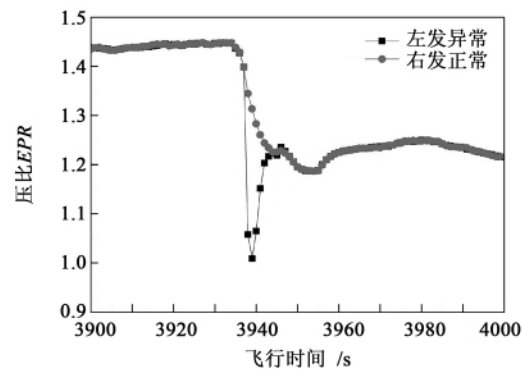


图 2 左右发动机压比 ( $EPR$ ) 的变化

Fig.2 Change of the engine pressure ratio ( $EPR$ ) of engines at both left and right side

飞机由爬升进入巡航阶段, 不仅发动机转速较低,  $EPR$  也相应的下降。如图 2 所示, 在正常情况下  $EPR$  由 1.4 会平滑下降到 1.22, 但是发生喘振故障,  $EPR$  直接快速下降到 1.0, 直到恢复正常,  $EPR$  才恢复到 1.22。

飞机由爬升进入巡航阶段, 发动机每公里消耗燃料量最少, 燃油流量  $FF$  也相应的下降。如图 3 所示, 在正常情况下,  $FF$  由 1.22 kg/s 会平滑下降

到 0.88 kg/s,但是发生喘振故障,  $FF$  直接快速下降到 0.68 kg/s,直到喘振消除恢复正常,  $FF$  才恢复到 0.88 kg/s。

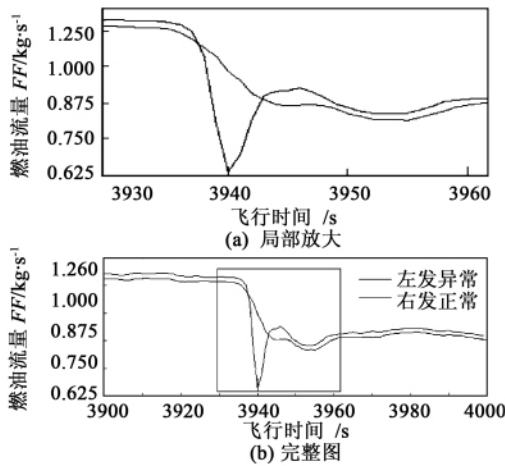


图 3 左右发动机燃油流量( $FF$ )的变化  
Fig. 3 Change of the fuel flow rate( $FF$ ) of engines at both left and right side

以上发动机发生喘振是通过左右发动机进行对比,是一种常规方法,但是作为横向对比,如果两个发动机同时出现故障,或者两个发动机出现较大性能差距时,差异比较就不宜作为故障诊断的依据,这时可以用同一台发动机建立健康模型,将实际运行数据与其进行比较,用以进行故障诊断。

### 2.2 建立 LS-SVM 模型

LS-SVM 模型要求在一个有效的训练集范围内训练模型,并以此训练集为依据建立一个固定模型,将此模型设立为健康模型,以后监控参数都以此为标准。航空发动机 LS-SVM 健康模型,一般都是以大修后的参数作为训练参数,建立一个健康模型。在健康模型建立之后,对后续发动机进行监控,用以发现参数异常,将其作为故障诊断的依据。

喘振故障出现时,发动机空气流量骤然减少,使压气机前几级的空气轴向速度减小,同时压气机后面的高压气体向前倒流或瞬时中断,使空气难以压缩,压气机增压比小于设计值,首先影响  $EPR$  参数,因此,首先建立  $EPR$  模型;发生喘振故障发动机转速减小而偏离设计值,监控  $N_1$  也可以有效反映发动机的工作异常;因此,燃油流量的突变也可反映故障的存在,监控燃油流量  $FF$  也将作为分析故障的一个途径。所以,作为喘振故障诊断的 LS-SVM 模型,应该包括  $EPR$ 、 $N_1$  和  $FF$  模型,它们能够更能准确反映故障发生时刻气路参数发生的异常变化。通过

对发动机的性能分析,模型主要输入量和 3 个输出量来自 10 个主要的气路参数:压气机进口压力、压气机出口压力(选定燃烧室的压力)、海拔高度、 $N_1$ 、 $N_2$ 、压比( $EPR$ )、空气总温、2.5 级放气活门开度、燃油流量( $FF$ )和涡轮排气温度( $EGT$ )。数据经过预处理、相似化、优化后,确定各个模型体系,作为标准的健康模型。

### 2.3 LS-SVM 喘振判断

健康模型可作为发动机正常运行的基线,如果发动机偏离基线过大,判断为出现故障。对该 PW4077D 发动机分别建立  $N_1$ 、 $FF$ 、 $EPR$  健康模型,对整个发动机进行监控,实时对比真实数据。发生喘振时监控得到的参数异常变化,如图 4 ~ 图 9 所示。

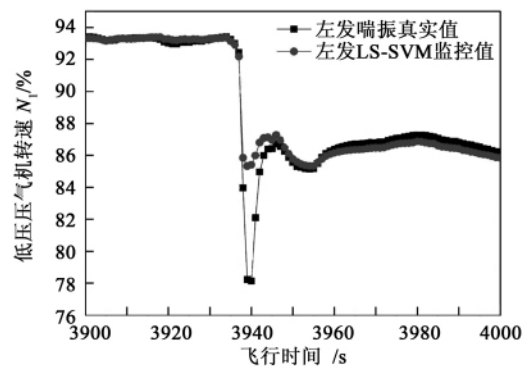


图 4 LS-SVM  $N_1$  模型喘振监控  
Fig. 4 Surge monitoring by using the LS-SVM  $N_1$  model

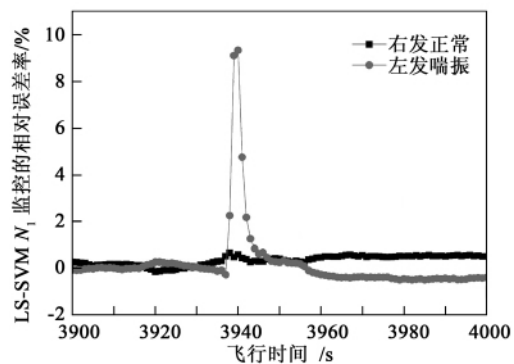


图 5 LS-SVM  $N_1$  模型喘振监控的相对误差率  
Fig. 5 Relative error rate of the surge monitoring by using the LS-SVM  $N_1$  model

喘振发生时刻,  $N_1$  急速下降,如图 4 所示,LS-SVM  $N_1$  模型预测出正常发动机,  $N_1$  应该由 93% 会平滑下降到 86%,但是真实数据是直接下降到

78% ,明显高于健康模型的预测。图 5 也显示 LS-SVM  $N_1$  模型预测的相对误差率在发动机发生喘振前后接近零 ,但在发生喘振时 ,出现很大的误差 ,相对误差率达到 9% ,说明出现与健康状态严重不符的故障。

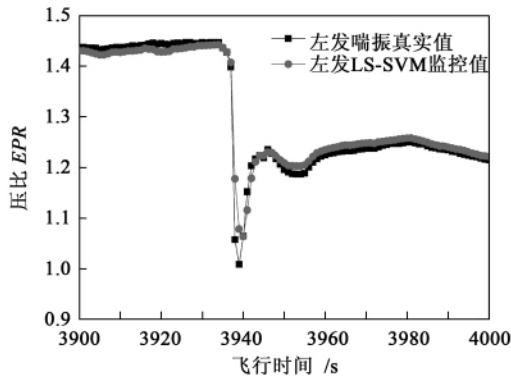


图 6 LS-SVM EPR 模型喘振监控  
Fig. 6 Surge monitoring by using the LS-SVM EPR model

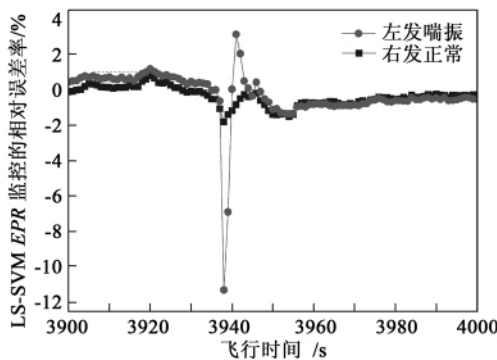


图 7 LS-SVM EPR 模型喘振监控相对误差率  
Fig. 7 Relative error rate of the surge monitoring by using the LS-SVM EPR model

由喘振发生的机理可知 ,喘振发生后首先影响到压气机的压比  $EPR$ 。从图 6 可以看出 ,正常的 LS-SVM 模型和故障数据  $EPR$  有 0.5 的误差 ,但是从图 7 的相对误差率可以明显看出 ,正常发动机和异常发动机出现 11% 的相对误差率。

喘振会对整个流道的气路参数都有影响 ,进而也影响到燃油流量。喘振发生时 ,由图 8 可以看出 ,燃油流量  $FF$  的 LS-SVM 健康模型和真实的数据出现明显误差 ;图 9 显示 相对误差率达到了 29%。

LS-SVM 的  $N_1$ 、 $EPR$ 、 $FF$  3 个模型 ,都在发生喘振时刻 ,分辨出异参数的常变化。作为喘振故障诊断的相对误差率波动值 ,其判断故障的界限是个值

得商榷的问题 ;一般作为诊断的阈值 ,需要经过多组数据进行论证才能给出一个科学的数据。作为一个故障检测的初步方法 ,当发现故障出现时 ,健康模型的预测误差确实出现一个明显较大的波动。后续经过多次使用与检验 ,可以确定故障出现后健康模型与实际数据误差的阈值 ,最终通过建立 LS-SVM 气路健康模型 ,作为故障判断的依据。在每次飞机降落后 ,可以对获取的 QAR 数据进行检测 ,实现对本发动机数据的故障诊断。

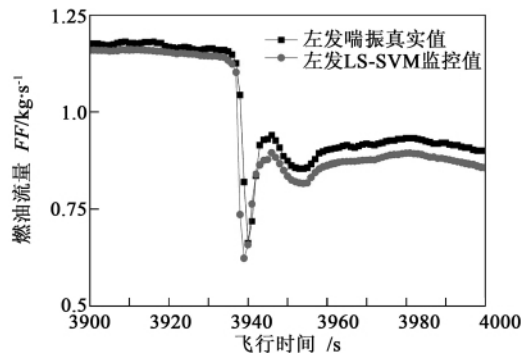


图 8 LS-SVM FF 模型喘振监控  
Fig. 8 Surge monitoring by using the LS-SVM FF model

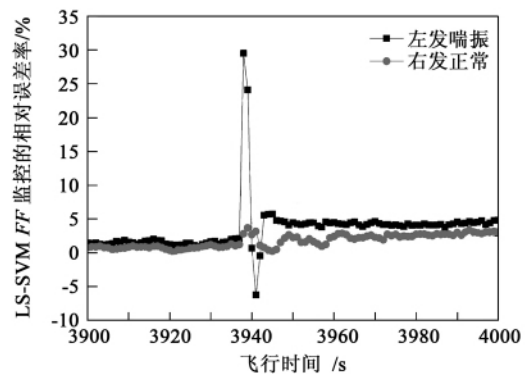


图 9 LS-SVM FF 模型喘振监控的相对误差率  
Fig. 9 Relative error rate of the surge monitoring by using the LS-SVM FF model

### 3 结 论

发动机各部分联系密切 ,某些故障发生后会通过多个气路参数的变化反映出来。也正是基于这个原理 ,本研究利用民用航空发动机喘振作为例子 ,建立 LS-SVM 喘振故障模型进行分析 ,结果表明 :

- (1) LS-SVM 模型结合 QAR 数据可以作为民用

航空发动机喘振故障的一种诊断方法;

(2) LS-SVM 模型异常分析,作为喘振的判断依据,提取的异常数据差异明显。案例中  $N_1$ 、 $EPR$  和  $FF$  真实值与预测值的相对误差率分别达到 9%、11% 和 29%;

(3) LS-SVM 建模分析速度快捷,实际应用中节省时间和成本,利于航空公司日常多航班海量数据的快速检验分析,在发动机维修工程管理方面值得推广。

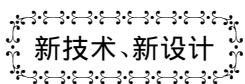
该方法经过不断优化与实例结合,可进一步用于民用航空器多方面状态监控与故障诊断,及时发现故障征兆,采取相应措施,避免重大故障发生。

致谢: 感谢哈尔滨工业大学能源与科学工程学院的林莉给予本研究的指导和部分数据处理。

#### 参考文献:

- [1] Cortes Corinna, Vapnik V. Support-vector networks [M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1995.
- [2] Suykens J A K, Gestel T V, Brabanter J D, et al. Least squares support vector machines [M]. World Scientific Lonoloni Publishing Co 2002.
- [3] Eric Mjolsness, Dennis DeCoste. Machine learning for science: state of the art and future prospects [J]. Science, 2001, 293 (5537): 2051 - 2055.
- [4] 尉询楷, 李应红, 王剑影. 基于支持向量机的航空发动机辨识模型. 航空动力学报 [J]. 2004, 19(5): 684 - 688.  
WEI Xun-kai, LI Ying-hong, WANG Jian-ying, et al. Model for identifying an aero-engine based on a supporting vector machine [J]. Journal of Aerospace Power 2004, 19(5): 684 - 688.
- [5] 徐启华, 师 军. 基于支持向量机的航空发动机故障诊断 [J]. 航空动力学报, 2005, 20(2): 298 - 302.  
XU Qi-hua, SHI Jun. Aero-engine fault diagnosis based on a supporting vector machine [J]. Journal of Aerospace Power 2005, 20(2): 298 - 302.
- [6] Worden K, Manson G. The application of machine learning to structural health monitoring [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society a-Mathematical Physical and Engineering Sciences, 2007, 365(1851): 515 - 537.
- [7] 郝 英. 基于智能技术的民航发动机故障诊断和寿命预测研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2006.  
HAO Ying. Research of the fault diagnosis and life predication of a civil aviation engine based on the intelligent technologies [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2006.
- [8] 吴娅辉, 李新良, 洪宝林, 等. 基于 SVM 和广义粗糙度特征的航空发动机振动故障诊断方法 [J]. 航空动力学报, 2011, 26(11): 2445 - 2449.  
WU Ya-hui, LI Xin-liang, HONG Bao-lin, et al. Method for diagnosing the vibration faults of an aero-engine based on a supporting vector machine and generalized roughness characteristics [J]. Journal of Aerospace Power 2011, 26(11): 2445 - 2449.
- [9] 王仲生, 姜洪开, 徐一艳. 发动机转子系统早期故障智能诊断 [J]. 航空学报, 2009, 30(2): 242 - 246.  
WANG Zhong-sheng, JIANG Hong-kai, XU Yi-yan. Early fault intelligent diagnosis of an engine rotor system [J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica 2009, 30(2): 242 - 246.
- [10] 付志超, 程 伟, 徐 成. 基于 LS-SVM 的模态参数识别方法 [J]. 航空动力学报, 2009, 24(11): 2087 - 2092.  
FU Zhi-chao, CHENG Wei, XU Cheng. Method for identifying the modal parameters based on the LS-SVM [J]. Journal of Aerospace Power 2009, 24(11): 2087 - 2092.
- [11] 王旭辉, 黄圣国, 曹 力, 等. 基于 LS-SVM 的航空发动机气路参数趋势在线预测 [J]. 吉林大学学报(工版), 2008, 38(1): 239 - 244.  
WANG Xu-hui, HUANG Sheng-guo, CAO Li, et al. LS-SVM-based online prediction of the tendency of the gas path parameters of an aero-engine [J]. Journal of Jilin University (Engineering Edition) 2008, 38(1): 239 - 244.
- [12] Espinoza M, Suykens J A K, Moor B D. Short term chaotic time series prediction using symmetric LS-SVM regression. [C]//In Proc. of the 2005 International 2005.
- [13] Espinoza M, Suykens J A K, Moor B D. LS-SVM regression with autocorrelated errors [C]//Proc. of the 14th IFAC 2006
- [14] Suykens J A K. Nonlinear modelling and support vector machines [J]. European Journal of Control 2001, 7(2-3): 311 - 327.

(丛 敏 编辑)



## 船舶锅炉使用水燃料乳化液的技术和经济特性

《Судостроение》2011 年 11 - 12 月刊分析了船舶锅炉使用便宜的剩余燃料(具有相当大的粘度、机械杂质、沥青烯、硫、灰分等)及其水燃料乳化液的问题。使用这些燃料将导致锅炉系统技术和经济特性改变。

提供了 КВГ - 34К 型船舶锅炉燃料水分含量增加时,水燃料乳化液粘度变化的试验数据,给出了喷油嘴前燃料加热的温度值和燃料制备系统流体阻力的变化。

也提供了减少氮和碳氧化物以及炭黑粒子导致烟气毒性降低的试验数据。

(吉桂明 摘译)

graphic optimization algorithm

基于 LS-SVM 的航空发动机喘振故障诊断研究 = **Study of the Surge Fault Diagnosis of an Aeroengine Based on the LS-SVM( Least Square-Supporting Vector Machine)** [刊 汉] CAO Hui-ling, QU Chun-gang( College of Aeronautical Engineering, China Civil Aviation University, Tianjin, China, Post Code: 300300), LUO Li-xiao( Aviation Information Company, Nanning Wuxu International Airport, Nanning, China, Post Code: 530049), KANG Li-ping( Maintenance Engineering Department, Beijing Aeroplane Maintenance Engineering Co. Ltd., Beijing, China, Post Code: 100600) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2013 28(1). - 23 ~ 27

By making use of the gas path parameters of an aeroengine in good health, established was a regressive model based on the least square supporting vector machine for monitoring the state of the aeroengine. The relative error rates between the predictive values and real ones of the rotating speed ( $N_1$ ), pressure ratio ( $EPR$ ) and fuel oil flow rate ( $FF$ ) of the low pressure compressor monitored by using the model were based to analyze the surge fault and verify the feasibility of the LS-SVM model as a method for diagnosing the surge fault. It has been found that the  $N_1$ ,  $EPR$  and  $FF$  relative error rates monitored by using the surge fault model for aeroengines based on the LS-SVM model can hit 9%, 11% and 29% respectively, thus can be used as the basis for a quick diagnosis of a surge. **Key words:** engine, surge, fault diagnosis, gas path parameter, relative error rate, least square supporting vector machine

航空发动机被动容错控制器优化设计研究 = **Study of the Optimized Design of the Passive Fault-tolerant Controller of an Aeroengine** [刊 汉] FU Qiang, FAN Ding( College of Power and Energy Source, Northwest Polytechnic University, Xi'an, China, Post Code: 710072) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2013 28(1). - 28 ~ 32

In the light of the fault-tolerant ability of the system of an aeroengine when a fault occurred, designed was a fault-tolerant control system based on a characteristic structure deployment method. First, the features and merits of the passive fault-tolerant control were analyzed. Then, the characteristic structure deployment method was adopted. At the same time of the limit points of the system being deployed, the characteristic vectors were also deployed and the system was regulated once again to obtain the stability and reliability of the whole system after a fault has occurred. Furthermore, the concrete design steps of the characteristic structure deployment method were given. Afterwards, on the basis of the method under discussion, a passive fault-tolerant controller was designed. Finally, at the design operating point of an aeroengine, when a fault occurred to its simulation system, i. e., when the parameters were being perturbed, a simulation analysis was performed of the robustness of the fault-tolerant controller system thus designed. The simulation results show that after the characteristic structure deployment, the stable state output values of the system can be adjusted to ones close to those of the original system with the system performance being maintained, i. e. the system has a relatively good fault-tolerant ability. **Key words:** engine, fault, fault tolerance, robustness, characteristic structure, stability