

# 飞机性能参数预测的不确定性处理

许喆平, 郎荣玲<sup>\*</sup>, 邓小乐

北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191

**摘 要:** 利用飞机的性能参数对飞机进行故障预报和状态监控是非常重要的。飞机的性能参数不仅具有非线性而且往往包含噪声,使得故障预测结果具有不确定性。针对这些问题,研究了利用非线性支持向量机处理飞机性能参数的预测问题,通过增加线性约束的方式解决了噪声带来的不确定性问题。此种方法不仅提高了预测的精度,而且模型可以利用适用于处理大规模二次规划的序列最小最优化算法进行求解,使得其可以解决大数据量的预测问题。利用仿真数据以及实际飞机性能参数对该方法进行了实验分析,实验结果表明此方法在精度上较不考虑噪声影响的模型有所提高,对于进一步提高飞机故障预测的精度,从而提高飞机的安全性具有重要意义。

**关键词:** 飞机性能参数; 预测; 支持向量机; 不确定性; 排气温度; 排气温度裕度

**中图分类号:** V241.01; TP206.3 **文献标识码:** A

目前机载设备部件集成化、结构模块化、传感器综合化与智能化程度越来越高,这一方面提高了飞机的性能,另一方面,由于设备结构日益复杂,其发生故障的潜在可能性越来越大,因此传统的定时检修和反应式诊断维修方式不再适合航空工业的发展要求。20世纪90年代,国外提出了故障预测与健康管理(Prognostics and Health Management, PHM)的概念,故障预测技术为PHM的核心技术之一。飞机的性能参数体现了飞机的运行状态,通过对性能参数的预测可以实现对飞机的故障预报,为视情维修提供依据<sup>[1-2]</sup>。

受飞机作业环境、驾驶因素、传感器测量噪声及故障等影响,所记录的性能参数中往往包含噪声,使得故障预测的结果具有不确定性。另外一方面,由于飞机是一个复杂的系统,其性能参数序列往往具有非线性特性,这无疑也增加了预测的难度。目前NASA已经将故障预测的不确定性

作为一个研究难题。

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)由于具有可以处理非线性数据的优点,目前已经被成功地应用于数据的回归与预测<sup>[3-8]</sup>。可以通过在传统的SVM模型中增加噪声强度<sup>[7]</sup>和噪声概率密度<sup>[8]</sup>非线性约束的方法处理不确定问题。由于模型中存在非线性约束,不能再用传统的求解SVM的方法进行求解,而要用到二阶锥规划(Second Order Cone Programming, SOCP)的方法<sup>[9]</sup>。SOCP法的最大缺点是它无法解决数据量比较大的问题。文献[10]在传统的支持向量机的基础上赋予训练点以权重的方法解决不确定性问题,但是样本的权重是人为给定的,因此需要充足的先验知识。

本文研究利用支持向量机进行飞机性能参数预测的不确定性处理。通过对所求变量 $w$ 增加约束消除了非线性约束<sup>[7-8]</sup>,使得模型可以利用序

收稿日期: 2011-08-24; 退修日期: 2011-10-08; 录用日期: 2011-11-29; 网络出版时间: 2011-12-14 16:50

网络出版地址: [www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20111214.1650.003.html](http://www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20111214.1650.003.html)

基金项目: 国家自然科学基金(61071139); 国家“863”计划(SQ2010AA1101356002)

\* 通讯作者. Tel.: 010-82316486 E-mail: ronglinglang@buaa.edu.cn

引用格式: Xu Z P, Lang R L, Deng X L. Uncertainty analysis of aircraft flight parameters prediction. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(6): 1100-1107. 许喆平, 郎荣玲, 邓小乐. 飞机性能参数预测的不确定性处理. 航空学报, 2012, 33(6): 1100-1107.

列最小最优化(Sequential Minimal Optimization, SMO)算法进行求解,使能处理大数据量的问题,同时也不需要增加人为因素,保证了结果的客观性。利用仿真数据以及实际的飞机性能参数对本文提出的方法进行了实验分析和验证,实验表明这种处理不确定性的方法可以成功地用于飞机性能参数的预测。

## 1 模型的建立

利用支持向量机求解线性回归问题的原始形式为<sup>[11]</sup>

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \quad & y_i - \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ & \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $\mathbf{w}$ 、 $b$  为所求变量;  $(\mathbf{x}_i, y_i)$  为样本中的训练点;  $\xi_i$ 、 $\xi_i^*$  为松弛变量;  $\varepsilon$  为损失不记的限制范围;  $C$  为惩罚因子。所求的回归函数为  $y = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b$ 。

上面是理想情况下的模型,而在实际应用中,采集的数据中往往会存在噪声。当有噪声存在时训练样本不再是  $(\mathbf{x}_i, y_i)$ , 而应该为  $(\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}, y_i)$ , 其中  $\Delta \mathbf{x}$  为由于噪声的存在而引起的数据摄动。假设噪声满足  $\|\Delta \mathbf{x}\| \leq \bar{\eta}$ , 则在考虑噪声后,原始问题式(1)变为如下模型:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \quad & -\mathbf{w}^T \cdot (\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}) - b + y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ & \mathbf{w}^T \cdot (\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (2)$$

由于  $\Delta \mathbf{x}$  值是无法获得的,所以式(2)无法直接求解。下面对式(2)进行化简。

在式(2)中增加对所求变量  $\mathbf{w}$  的约束  $\|\mathbf{w}\|^2 \leq \bar{W}^2$ , 如果  $\bar{W}$  选取得合理,则与式(2)有相同最优解<sup>[8]</sup>。增加约束  $\|\mathbf{w}\|^2 \leq \bar{W}^2$  后,式(2)变为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \quad & -\mathbf{w}^T \cdot (\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}) - b + y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ & \mathbf{w}^T \cdot (\mathbf{x}_i + \Delta \mathbf{x}) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \|\mathbf{w}\|^2 \leq \bar{W}^2 \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (3)$$

由于  $\|\Delta \mathbf{x}\| \leq \bar{\eta}$ ,  $\|\mathbf{w}\|^2 \leq \bar{W}^2$ , 则

$$-\bar{\eta} \bar{W} \leq \mathbf{w}^T \cdot \Delta \mathbf{x} \leq \bar{\eta} \bar{W} \quad (4)$$

将式(4)代入式(3),得

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \quad & -\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i - b + y_i + \bar{\eta} \bar{W} \leq \varepsilon + \xi_i \\ & \mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i + b - y_i + \bar{\eta} \bar{W} \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \|\mathbf{w}\|^2 \leq \bar{W}^2 \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)即为考虑噪声的线性回归问题。在本文中对式(5)的求解是通过求其对偶问题的解得到的。

## 2 模型的求解

### 2.1 对偶问题

为了求式(5)的对偶问题,先将式(5)的拉格朗日函数求出:

$$\begin{aligned} L' = & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) + \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i (\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i + b - y_i + \bar{\eta} \bar{W} - \varepsilon - \xi_i) + \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i^* (-\mathbf{w}^T \cdot \mathbf{x}_i - b + y_i + \bar{\eta} \bar{W} - \varepsilon - \xi_i^*) + \\ & \beta (\|\mathbf{w}\|^2 - \bar{W}^2) - \sum_{i=1}^l (\gamma_i \xi_i + \gamma_i^* \xi_i^*) \end{aligned} \quad (6)$$

式中:  $\alpha_i$ 、 $\alpha_i^*$ 、 $\beta$ 、 $\gamma_i$  和  $\gamma_i^*$  为拉格朗日乘子。

拉格朗日函数对变量  $\mathbf{w}$ 、 $b$ 、 $\xi_i$  和  $\xi_i^*$  求偏导,并使之得零,得到式(7)。其中记号  $\xi_i^{(*)}$  表示分别对  $\xi_i$ 、 $\xi_i^*$  成立,  $\alpha_i^{(*)}$  和  $\gamma_i^{(*)}$  的含义参照  $\xi_i^{(*)}$ 。

$$\begin{cases} \frac{\partial L'}{\partial \mathbf{w}} = (1 + 2\beta) \mathbf{w} + \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \mathbf{x}_i = 0 \\ \frac{\partial L'}{\partial b} = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \frac{\partial L'}{\partial \xi_i^{(*)}} = C - \alpha_i^{(*)} - \gamma_i^{(*)} = 0 \end{cases} \quad (7)$$

将式(7)代入式(6)中,可得原始问题式(5)的对偶问题为

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \alpha^*, \beta} \quad & L = \frac{1}{2(1 + 2\beta)} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) \cdot \\ & (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) - (\bar{\eta} \bar{W} - \varepsilon) \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) y_i + \beta \bar{W}^2 \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \\ & 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C \\ & \beta \geq 0 \end{aligned} \quad (8)$$

由于飞机的性能参数具有非线性特性, 所以通过引入核函数的方法将非线性问题转化为特征空间的线性问题。本文利用的核函数为高斯核函数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式中:  $\sigma$  为高斯核函数的尺度因子。令  $\lambda_i = \alpha_i^* - \alpha_i$ ,  $|\lambda_i| = \alpha_i^* + \alpha_i$ , 得到

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \alpha^*, \beta} L &= \frac{1}{2(1+2\beta)} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \lambda_i \lambda_j K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) - \\ & (\eta \bar{W} - \epsilon) \sum_{i=1}^l |\lambda_i| - \sum_{i=1}^l \lambda_i y_i + \beta \bar{W}^2 \\ \text{s. t. } & \sum_{i=1}^l \lambda_i = 0 \\ & -C \leq \lambda_i \leq C \\ & \beta \geq 0 \end{aligned} \quad (10)$$

式中:  $\eta$  为  $x$  方向的噪声在相空间摄动的幅值。

由式(10)得出回归问题的解为

$$f(x) = \frac{1}{1+2\beta} \sum_{i=1}^l \lambda_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (11)$$

式中:  $\lambda_i, \beta$  为式(10)的最优解;  $\lambda_i$  不为零时, 对应的样本为支持向量;  $b$  的取值如下:

选择  $\alpha_j > 0$  时,

$$b = y_j - \sum_{i=1}^l \lambda_i K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) + \epsilon - \eta \bar{W} \quad (12)$$

选择  $\alpha_j^* > 0$  时,

$$b = y_j - \sum_{i=1}^l \lambda_i K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) - \epsilon + \eta \bar{W} \quad (13)$$

## 2.2 KKT 条件

当变量满足 KKT 条件时, 对偶问题才与原始问题等价。式(10)的原始问题的 KKT 条件为

$$\begin{cases} |(\mathbf{w}^T \cdot \varphi(\mathbf{x}_i) + b) - y_i| \leq \epsilon - \eta \bar{W}, \lambda_i = 0 \\ |(\mathbf{w}^T \cdot \varphi(\mathbf{x}_i) + b) - y_i| = \epsilon - \eta \bar{W}, 0 < \lambda_i < C \\ |(\mathbf{w}^T \cdot \varphi(\mathbf{x}_i) + b) - y_i| > \epsilon - \eta \bar{W}, \lambda_i = C \end{cases}$$

$$\begin{cases} \|\mathbf{w}\|^2 \leq \bar{W}^2, \text{ 即} \\ \frac{1}{(1+2\beta)^2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \lambda_i \lambda_j K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) \leq \bar{W}^2, \beta = 0 \\ \|\mathbf{w}\|^2 = \bar{W}^2, \text{ 即} \\ \frac{1}{(1+2\beta)^2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \lambda_i \lambda_j K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j) = \bar{W}^2, \beta > 0 \end{cases} \quad (14)$$

## 2.3 模型的参数

在式(10)中有 5 个参数, 参数的选取对算法的精度起着很大的作用。高斯核函数的尺度参数  $\sigma$  反映了数据的特征, 在本文中利用文献[12]中的基于竞争聚类技术选取  $\sigma$ 。  $\epsilon$  为损失不计的限制范围,  $\epsilon$  越小模型的精度越高, 但是模型的泛化能力就会降低。  $C$  为惩罚因子, 起到调节模型的精度与模型的泛化能力的作用。当  $\epsilon$  比较大时,  $C$  的改变对结果基本无影响。只有  $\epsilon$  比较小时,  $C$  才对结果产生较大影响。在本文中利用文献[13]中的方法选择  $\epsilon$  和  $C$ 。

$\bar{W}$  限制了  $\mathbf{w}$  的绝对值(其中  $\mathbf{w}$  是超平面法向量)。  $\epsilon - \eta \bar{W}$  为  $y$  方向所能容纳的噪声容限, 即可以看做相空间里  $y$  方向噪声摄动不大于  $\epsilon - \eta \bar{W}$ , 所以必须满足  $\epsilon - \eta \bar{W} \geq 0$ 。因为  $\|\varphi(\Delta \mathbf{x})\| \leq \eta, \|\mathbf{w}\| \leq \bar{W}$ , 所以原问题式(5)简化为式(10)后, 约束变得更加苛刻。因此, 应该使参数  $\bar{W}$  在满足  $\|\mathbf{w}\| \leq \bar{W}$  的前提下尽量小, 以保证  $\epsilon - \eta \bar{W} \geq 0$ 。

## 3 实验分析

采用仿真数据和真实数据分别对上面提出的方法进行验证。在试验过程中选用 SMO<sup>[11]</sup> 算法进行训练。

### 3.1 算法分析

本实验采用了两个仿真的测试数据验证预测的准确性。为了能显示直观的试验图像, 分别选择一维的输入数据和二维的输入数据进行仿真试验分析。

#### 1) 一维数据

测试采用的函数为  $y = \sin(-x) + x^3$ ,  $x$  在  $[0, 1]$  内取 101 个点。这时高斯核函数  $\sigma = 1$ 。  $x$  方向加入的噪声满足  $x \sim N(0, 1 \times 10^{-6})$ ,  $y$  方向加入的噪声满足  $y \sim N(0, 1 \times 10^{-3})$ , 即所加噪声

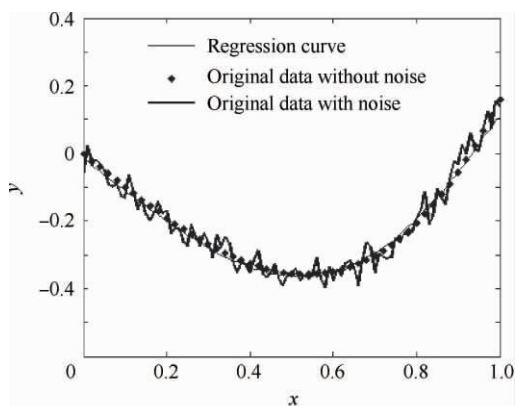
服从高斯分布,测试结果如图 1(a)所示,图 1(b)为采用不考虑  $x$  方向噪声的支持向量机回归得到的数据。

测试过程中逐步增大  $x$  方向噪声,分别加入  $x \sim N(0, 1 \times 10^{-6})$ ,  $N(0, 1 \times 10^{-5})$  和  $N(0, 1 \times 10^{-4})$  的噪声,通过以下标准误差(SE)来衡量结果的好坏:

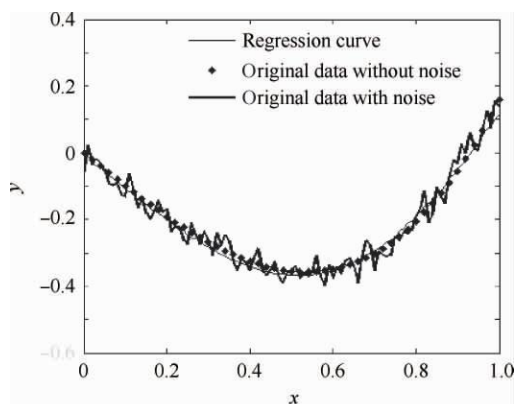
$$SE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^l (\hat{y}_i - y_i)^2}{l}} \quad (15)$$

式中:  $\hat{y}$  为模型输出值;  $y$  为真实值;  $l$  为计算的点的个数。

表 1 分别列出了考虑不确定性的支持向量机和不考虑不确定性的支持向量机的结果。从表 1 可以看出考虑不确定性时,结果的精度比较高,并且  $x$  方向的噪声强度越大,这种优势越明显。



(a) Test results of the new model considering uncertainty ( $C=2, \varepsilon=0.01, \bar{W}=10, \eta=0.001$ )



(b) Test result of the original model ( $C=2, \varepsilon=0.01$ )

图 1 一维数据测试结果

Fig. 1 Test results for one dimensional data

表 1  $x$  方向噪声对结果的影响

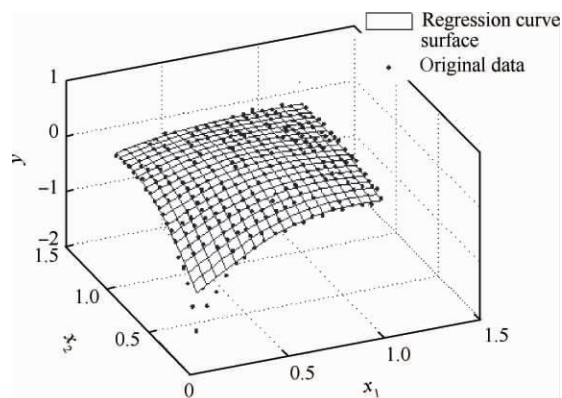
Table 1 Test results affected by noise of coordinate  $x$

Noise variance of coordinate $x$	Standard error based on the new model	Standard error based on the original model
$1 \times 10^{-6}$	0.009 9	0.010 6
$1 \times 10^{-5}$	0.012 2	0.012 9
$1 \times 10^{-4}$	0.014 6	0.016 4

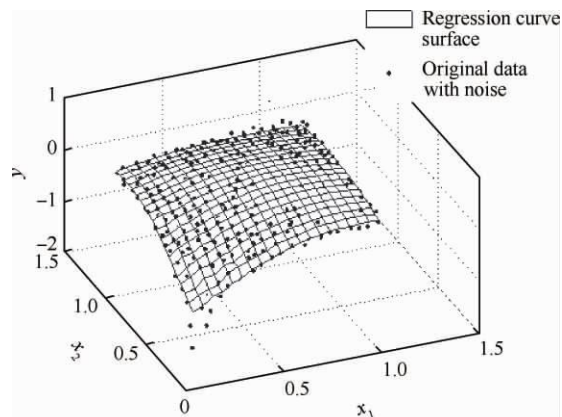
## 2) 二维数据

仿真利用  $y = \frac{\sin(\sqrt{5x_1^2 + 5x_2^2})}{\sqrt{5x_1^2 + 5x_2^2}} + \ln(x_1 + x_2)$

函数,  $x_1$  为在  $[0.05, 1]$  上均匀分布的 20 个点,  $x_2$  也是在  $[0.05, 1]$  上均匀分布的 20 个点, 高斯核函数设为  $\sigma=1$ 。  $x$  方向加入噪声为  $x \sim N(0, 1 \times 10^{-6})$ ,  $y$  方向加入的噪声为  $y \sim N(0, 1 \times 10^{-3})$ , 即所加噪声服从高斯分布。回归曲面如图 2(a)所示, 曲面为支持向量机求出的回归曲面, 点为原始加噪声的数据点, 图 2(b)为不考虑  $x$  方向噪声的结果。



(a) Test result of the new model considering uncertainty ( $C=2, \varepsilon=0.1, \bar{W}=10, \eta=0.005$ )



(b) Test results of the original model ( $C=2, \varepsilon=0.1$ )

图 2 二维数据测试结果

Fig. 2 Test result for two dimensional data

测试过程中逐步增大  $x$  方向噪声, 分别加入  $x \sim N(0, 1 \times 10^{-6})$ ,  $N(0, 1 \times 10^{-5})$ ,  $N(0, 1 \times 10^{-4})$ , 依旧通过误差来判断结果的好坏。由表 2 可知, 当噪声逐步增大, 可以看出考虑不确定性的支持向量回归机优越性愈加明显。

表 2  $x$  方向噪声对结果的影响

Table 2 Test result affected by noise of coordinate  $x$

Noise variance of coordinate $x$	Standard error based on the new model	Standard error based on the original model
$1 \times 10^{-6}$	0.045 7	0.052 7
$1 \times 10^{-5}$	0.050 3	0.060 3
$1 \times 10^{-4}$	0.053 5	0.063 7

### 3.2 应用效果

航空发动机是飞机系统中故障率最高、调整最复杂、维护工作量最大的系统, 其工作状态的好坏直接影响到飞机的安全可靠运行。发动机性能参数的变化能够客观反映发动机的使用状态, 因此对发动机性能参数进行监测不仅可以有助于及时发现故障同时可以预测故障, 为预防和排除故障提供充分时间和决策依据, 对于有效实施航空发动机的视情维修决策有重要意义。排气温度 (Exhaust Gas Temperature, EGT) 以及排气温度裕度 (Exhaust Gas Temperature Margin, EGTM) 是两个重要的性能参数<sup>[14]</sup>。

#### 3.2.1 EGT 的回归

EGT 是表征航空发动机工作性能的最重要参数之一, 对其进行分析, 可追踪发动机健康状况的发展趋势, 对预防故障发生、保障飞行安全有着重要意义。影响 EGT 测量的主要因素有海拔高度 (ALT) 和大气温度 (TAT), 应用支持向量回归机揭示 EGT 随 ALT 和 TAT 的变化关系可以监控发动机的健康状况。回归模型建立如下:

$$f(\mathbf{x}) \rightarrow y$$

$$\mathbf{x} = [\text{ALT} \quad \text{TAT}], y = (\text{EGT})$$

参数的取值为:  $\sigma = 0.3$ ,  $C = 500$ ,  $\epsilon = 5$ ,  $\bar{W} = 1 \times 10^5$ ,  $\eta = 1 \times 10^{-5}$ 。图 3 中的点为原始数据, 曲面为用支持向量机回归所得的函数。结果的好坏由相对误差 (RE) 来衡量。

$$\text{RE} = \frac{\text{SE}}{\frac{\sum_{i=1}^l y_i}{l}} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^l (\hat{y}_i - y_i)^2}{l}}}{\frac{\sum_{i=1}^l y_i}{l}} \quad (16)$$

式中:  $\hat{y}$ 、 $y$  和  $l$  的定义同式 (15)。

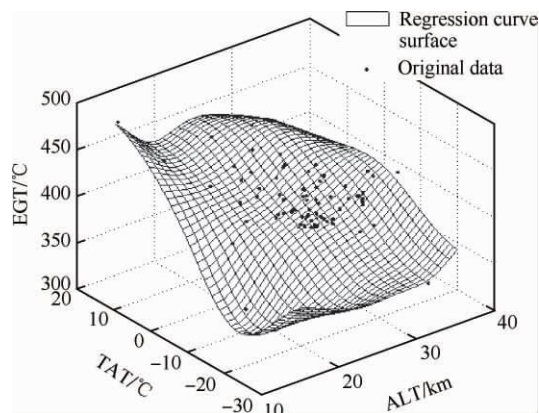


图 3 EGT 回归曲面 (RE=0.0121)

Fig. 3 Regression curve surface of EGT (RE=0.0121)

下面分析  $\eta$  对回归结果的影响。一般  $\epsilon$  的取值比较小, 为了保证  $\epsilon - \eta \bar{W} \geq 0$ ,  $\eta$  应该取比较小的值。在实验中取  $\epsilon = 5$ ,  $\bar{W} = 1 \times 10^5$ ,  $\eta \leq 5 \times 10^{-5}$ , 实验结果如表 3 所示。由表 3 中的相对误差可以看出,  $\eta$  的变化对结果几乎没有影响, 因此在选择  $\eta$  时, 只需要考虑满足  $\epsilon - \eta \bar{W} \geq 0$  即可。

表 3 参数  $\eta$  对相对误差的影响

Table 3 Relative errors affected by parameter  $\eta$

$\eta$	RE
$5 \times 10^{-5}$	0.012 3
$1 \times 10^{-5}$	0.012 1
$5 \times 10^{-6}$	0.012 2
$1 \times 10^{-6}$	0.012 4
$5 \times 10^{-7}$	0.012 4

#### 3.2.2 EGTM 预测

##### 1) 原始数据预处理

应用支持向量回归模型对飞机的性能参数序列进行预测时, 首先要构造输入空间和输出空间, 然后利用支持向量机寻找从输入空间到输出空间的映射关系, 从而进行预测。

对给定的飞机性能参数序列  $\{z_1, z_2, \dots, z_n\}$ , 通常采用如下方法来构造输入输出空间:

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{n-p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_1 & z_2 & \cdots & z_p \\ z_2 & z_3 & \cdots & z_{p+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ z_{n-p} & z_{n-p+1} & \cdots & z_{n-1} \end{bmatrix} \\ \mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{n-p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_{p+1} \\ z_{p+2} \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $p$  为嵌入维数;  $\mathbf{x}_i = [z_i \ z_{i+1} \ \cdots \ z_{i+p-1}]$ ,  $y_i = z_{i+p}$ ;  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  分别为输入和输出空间。

输入空间的维数  $p$  与支持向量回归机的性能存在着很大的关系。维数太少, 则丢失了有用的相关特征, 决策函数的准确度有限; 维数过多, 可能包含相关性很小或不相关的特征, 则求解问题的规模增加, 训练算法较慢, 训练时间增加。本文采用伪邻法<sup>[15]</sup>来计算嵌入维数。伪邻法认为, 在嵌入维数较小时, 一些实际很远的点此时成为邻居(距离最短), 但随着嵌入维数的增加邻居不断改变并趋于稳定, 从而得到最小嵌入维数。

利用输入空间输出空间构成的样本集进行 SVM 回归训练, 得到预测模型为

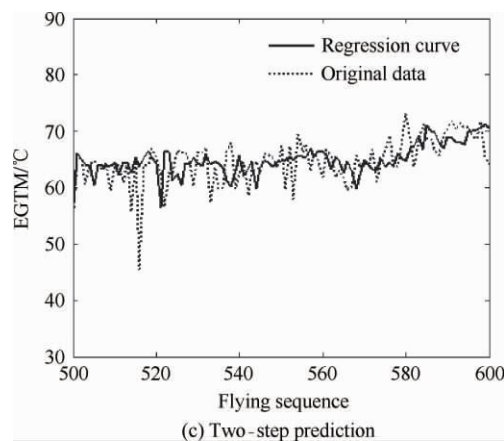
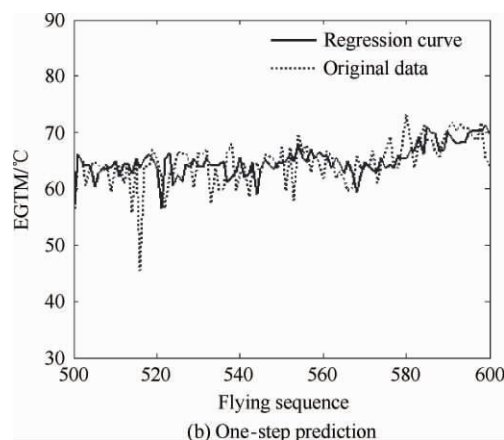
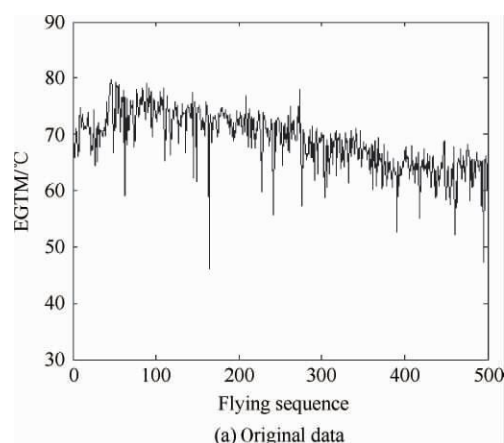
$$\begin{aligned} z_{n+1} = f(\mathbf{x}_{n-p+1}) &= \sum_{i=1}^{n-p} \lambda_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_{n-p+1}) + b = \\ &= \sum_{i=1}^{n-p} \lambda_i K([z_i \ z_{i+1} \ \cdots \ z_{i+p-1}], \\ & \quad [z_{n-p+1} \ z_{n-p+2} \ \cdots \ z_n]) + b \end{aligned} \quad (18)$$

## 2) EGTM 预测结果

EGTM 为拐点温度下发动机全功率起飞时的 EGT 与型号所规定的 EGT 红线值之差, 它较准确地表达了发动机性能的临界状态。大多数航空公司都将 EGTM 作为发动机检测、维修和换发的重要依据, 因此对其进行预测分析有着重要的意义。已知数据是某发动机连续 600 次飞行的 EGTM 参数时间序列  $\{s_t | t=1, 2, \dots, 600\}$ 。将前 500 个数据作为训练样本, 利用模型对其进行 SVM 训练得到预测模型, 后 100 个数据作为测试样本, 评估加噪声的 SVM 模型算法的预测效果。

首先用伪邻点法确定其嵌入维数为  $p=7$ , 从而可以确定输入空间为  $\mathbf{x}_i = [s_i \ s_{i+1} \ \cdots \ s_{i+6}]$ , 输出空间为  $y_i = s_{i+7}$ ,  $i=1, 2, \dots, 493$ 。经

SVM 训练得到映射关系:  $f(\mathbf{x}) \rightarrow y$ , 其中 SVM 模型参数如下:  $\sigma=15$ ,  $C=80$ ,  $\epsilon=1$ ,  $\bar{W}=1 \times 10^4$ ,  $\eta=1 \times 10^{-5}$ 。对后 100 个数据进行预测, 结果如图 4 所示。图 4(a) 为前 500 个训练数据, 图 4(b)~图 4(f) 分别为一步预测、两步预测、五步预测、十步预测和二十步预测。从实验的结果可以看出, 短期和长期的预测精度都非常高。由表 4 的误差分析可知考虑不确定性的支持向量机误差比传统的支持向量机的低。





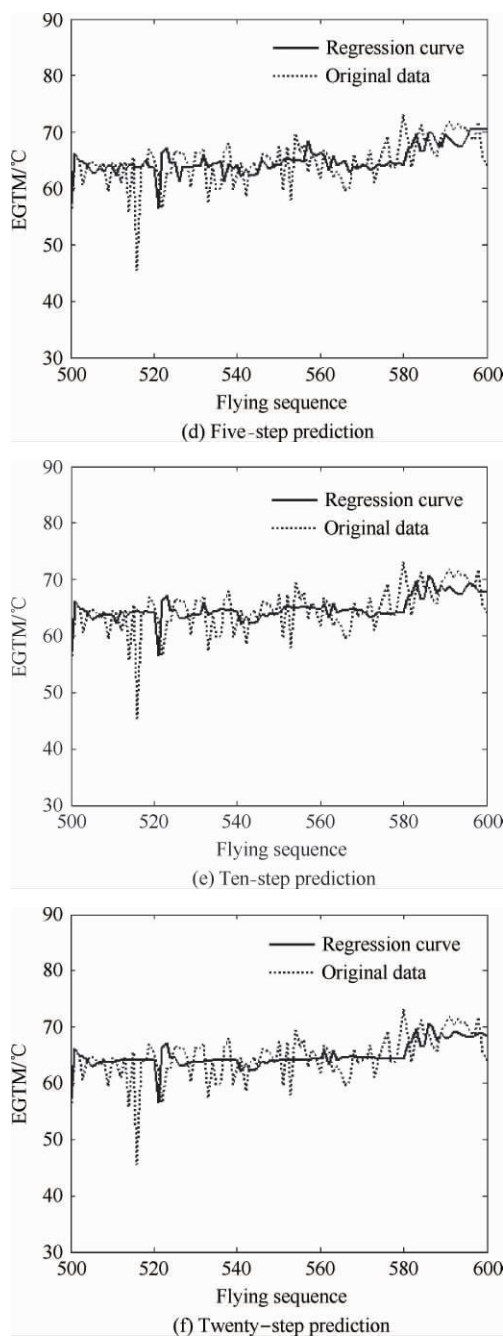


图 4 EGTm 预测

Fig 4 The prediction results of EGTm

表 4  $x$  方向噪声对结果的影响Table 4 Test result affected by noise of coordinate  $x$ 

Prediction steps	Relative error based on the new model	Relative error based on the original model
1	0.058 8	0.060 1
2	0.060 0	0.060 3
5	0.059 3	0.059 5
10	0.058 1	0.059 4
20	0.057 3	0.058 4

从上面的实验分析可以看出,当考虑噪声的影响带来的不确定性时,无论是回归的精度和预测的精度相比于传统的支持向量机模型都有一定程度的提高。对于飞机这样一个安全性要求极高的系统,任何精度的提高,即使是小幅度的,对于提高飞机的故障预测的精度,提高飞机的安全性都是至关重要的。

#### 4 结 论

研究了利用 SVM 处理噪声带来的飞机性能参数预测的不确定性问题,通过增加约束的方式使得利用 SMO 算法对模型进行求解,不仅提高了模型的精度,而且使得模型能够应用于大量数的情形。通过仿真实验分析,说明了本文提出的方法可以实现函数的精确回归,模型的求解精度比传统的 SVM 要高,并且噪声的强度越大,这种优势越明显。利用飞机性能参数 EGT 和 EGTm 模型的进行了实用性验证,结果表明本文提出的方法可以实现对飞机的性能参数的精确回归和预测,与传统的支持向量机模型相比,精度也有一定程度的提高,对于提高飞机故障预测的精度具有重要的意义。

#### 参 考 文 献

- [1] Li X B, Cui X L, Lang R L. Forecasting method for aero-engine performance parameters. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008, 34(3): 253-257. (in Chinese)  
李晓白, 崔秀伶, 郎荣玲. 航空发动机性能参数预测方法研究. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(3): 253-257.
- [2] Lu Y L, Lang R L, Lu H, et al. Prediction of aeroengines performance parameter combining RBFPN and FAR. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2010, 36(2): 131-135. (in Chinese)  
吕永乐, 郎荣玲, 路辉, 等. 航空发动机性能参数联合 RBFPN 和 FAR 预测. 北京航空航天大学学报, 2010, 36(2): 131-135.
- [3] Pai P F, Lin K P, Lin C S, et al. Time series forecasting by a seasonal support vector regression model. Expert Systems with Applications, 2010, 37(6): 4261-4265.
- [4] Thissena U, van Brakela R, de Weijer A P, et al. Using support vector machines for time series prediction. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2003, 69(1-2): 35-49.
- [5] Wang W J, Men C Q, Lu W Z. Online prediction model based on support vector machine. Neurocomputing, 2008, 71(4-6): 550-558.
- [6] Hong W C, Pai P F. Predicting engine reliability by sup-

- port vector machines. *International Journal of Advanced Manufacture Technology*, 2006, 28(1-2): 154-161.
- [7] Park J. Uncertainty and sensitivity analysis in support vector machines: robust optimization and uncertain programming approaches. Oklahoma; University of Oklahoma, 2006.
- [8] Bhattacharyya C, Pannagadatta K S, Smola A J. A second order cone programming formulation for classifying missing data//Lawrence K S, ed. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2005, 17: 153-160.
- [9] Lobo M S, Vandenberghe L, Stephen B, et al. Applications of second-order cone programming. *Linear Algebra and its Applications*, 1998, 284: 193-228.
- [10] Xu H Y, Xia X Z, Chen W. Segmentation of images corrupted by noise based on fuzzy weighted support vector machine approach. *Microelectronics & Computer*, 2007, 24(11): 14-20. (in Chinese)  
徐海祥, 夏学知, 陈伟. 基于支持向量机方法的噪声图像分割. *微电子学与计算机*, 2007, 24(11): 14-20.
- [11] Deng N Y, Tian Y J. New method in data mining—support vector machine. Beijing; Science Press, 2004. (in Chinese)  
邓乃扬, 田英杰. 数据挖掘中的新方法——支持向量机. 北京: 科学出版社, 2004.
- [12] Jeng J T. Hybrid approach of selecting hyper-parameters of support vector machine for regression. *IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society: Part B*, 2006, 36(3): 699-709.
- [13] Cherkassky V, Ma Y Q. Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression. *Neural Networks*, 2004, 17(1): 113-126.
- [14] Fu Y M. Management of EGT margin of civil turbofan in the use and maintenance. *Aviation Maintenance & Engineering*, 2005(1): 44-45. (in Chinese)  
付尧明. 民用涡扇发动机在使用和维护中的 EGT 裕度管理. *航空工程与维修*, 2005(1): 44-45.
- [15] Zhou J. Research on non-classical mathematics applied to nonlinear time series forecasting. Nanjing; Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2006. (in Chinese)  
周伽. 非经典数学方法在非线性的时间序列预测中的应用研究. 南京: 南京航空航天大学, 2006.

#### 作者简介:

许喆平 女, 硕士研究生。主要研究方向: 机载设备的故障诊断与故障预报。

Tel: 010-82316486

E-mail: xuzheping@yahoo.cn

## Uncertainty Analysis of Aircraft Flight Parameters Prediction

XU Zheping, LANG Rongling\*, DENG Xiaole

*School of Electronics and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China*

**Abstract:** Flight performance parameters can be used for fault prediction and condition monitoring, which is of great importance for the improvement of flight security and reduction of aircraft maintenance costs. Since the airplane is a complicated system, its performance parameter series are always nonlinear. In addition, affected by the operating environment, driving factors and noises generated by sensors, the performance parameters are often mixed with noises, which leads to uncertainty in prediction results. In order to deal with this problem, a new method is proposed to predict flight parameters by using a nonlinear support vector machine. By adding a new restriction, the uncertainty problem is properly solved. This method can not only enhance prediction precision, but also deal with problems involving large amounts of input data by using sequential minimal optimization. The method is evaluated by simulation data and actual flight performance parameters. Test results show that this new model which takes noise into consideration exhibits an improvement in precision as compared with the original model. Thus, this new method provides better precision for flight malfunction prediction, which is of great significance in enhancing flight safety.

**Key words:** aircraft flight parameter; prediction; support vector machine; uncertainty; exhaust gas temperature; exhaust gas temperature margin

Received: 2011-08-24; Revised: 2011-10-08; Accepted: 2011-11-29; Published online: 2011-12-14 16:50

URL: [www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20111214.1650.003.html](http://www.cnki.net/kcms/detail/11.1929.V.20111214.1650.003.html)

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (61071139); National High-tech Research and Development Program of China (SQ2010AA1101356002)

\* Corresponding author. Tel.: 010-82316486 E-mail: ronglinglang@buaa.edu.cn