

文章编号: 1000-8055(2007)10-1754-06

# 基于 SVR 的 X 型发动机传感器故障诊断研究

李本威, 樊照远, 王永华, 尹大伟, 蒋科艺  
(海军航空工程学院 飞行器工程系, 烟台 264001)

**摘 要:** 利用基于回归型支持向量机(SVR)的诊断方法,设计了某型涡扇发动机传感器常见故障诊断系统,实现了传感器故障隔离与信号重构.通过发动机试车数据对 SVR 进行训练,以传感器的偏置故障、冲击故障和漂移故障为例,用 MATLAB 语言进行了计算机仿真验证.结果表明:基于 SVR 的传感器故障诊断具有精确度高、实时性强的特点,是一种很好的传感器故障诊断方法.

**关 键 词:** 航空、航天推进系统; 涡扇发动机; 传感器; 故障诊断; 回归型支持向量机(SVR)  
**中图分类号:** V233.7+5 **文献标识码:** A

## Research on sensor fault diagnosis for a given turbofan engine based on SVR

LI Ben-wei, FAN Zhao-yuan, WANG Yong-hua, YIN Da-wei, JIANG Ke-yi  
(Department of Airborne Vehicle Engineering,  
Naval Aeronautical Engineering Institute, Yantai 264001, China)

**Abstract:** A sensor fault diagnosis system with support vector regression (SVR) for a given turbofan engine was designed. It can detect sensor fault and recover fault-sensor signal. On the basis of training the SVR-model with the trial run data of one turbofan engine, the system was simulated in the MATLAB through three different kinds of sensor fault, i. e. offset fault, impact fault and drift fault. The results show that the system has many advantages including high level of precision and good real-time performance. So SVR is an effective method for sensor fault diagnosis.

**Key words:** aerospace propulsion system; turbofan engine; sensor; fault diagnosis; support vector regression (SVR)

X 型涡扇发动机是我军主型战机 XX 战斗机的动力装置,对其传感器进行故障诊断与隔离是发动机状态监控与故障诊断的基础,可以有效提高发动机故障诊断的精度,减小误诊率.某型涡扇发动机多年使用情况表明,装机监测参数传感器(低压转子转速  $n_L$ , 高压转子转速  $n_H$ , 高压压气机出口压力  $p_3$ , 高压涡轮出口压力  $p_6$ , 进口温度  $t_1$ , 高压压气机出口温度  $t_3$  和高压涡轮出口温度  $t_6$  等)发生故障情况较多,常常导致虚警和误诊.建立发动机状态监控诊断系统,首先对传感器进行

在线监视,并对其故障进行及时诊断与隔离,以帮助维修人员迅速查找出故障源.本文基于回归型支持向量机(SVR, support vector regression)方法建立了 X 型涡扇发动机传感器故障诊断系统,利用发动机可测参数传感器的空间冗余信息进行了传感器故障隔离与信号重构.

## 1 传感器信号失效模式与处理分析

X 型涡扇发动机传感器的工作环境恶劣,受发动机振动和高温的影响大,测试精度要求高.其主要

收稿日期: 2007-03-22; 修订日期: 2007-07-15

**作者简介:** 李本威(1962-),男,山东威海人,教授,博导,博士生,主要从事航空发动机状态监控诊断与航空装备维修保障专业领域的研究.

故障模式见表 1. 而偏置故障、冲击故障和漂移故障的诊断与隔离是传感器故障诊断的难点和重点.

表 1 常见的传感器故障类型及原因

Table 1 Frequent sensor fault and its reason

| 故障原因 |                       |
|------|-----------------------|
| 偏置故障 | 偏置电流或偏置电压等            |
| 冲击故障 | 电源和地线中的随机干扰、浪涌、电火花放电等 |
| 开路故障 | 信号线断、芯片管脚没连上等         |
| 漂移故障 | 温漂等, 发动机振动噪声干扰        |
| 短路故障 | 污染引起的桥路腐蚀、线路短接等       |

为了提高诊断准确率, 需要对发动机传感器测试参数信号进行预处理, 事先将其中的噪声消除或减弱, 减轻其对诊断结果的影响. 本文应用小波分析的方法<sup>[1-2]</sup>对信号滤波. 以  $t_6$  传感器的信号为例, 如图 1 所示, 上图为试车时传感器的输出信号, 未经过任何处理, 很明显有高频噪声的存在; 下图为滤波后的信号, 即滤去高频噪声后的低频信号. 其它传感器的测试输出也都要进行这一步的操作, 以降低噪声对故障诊断系统的影响.

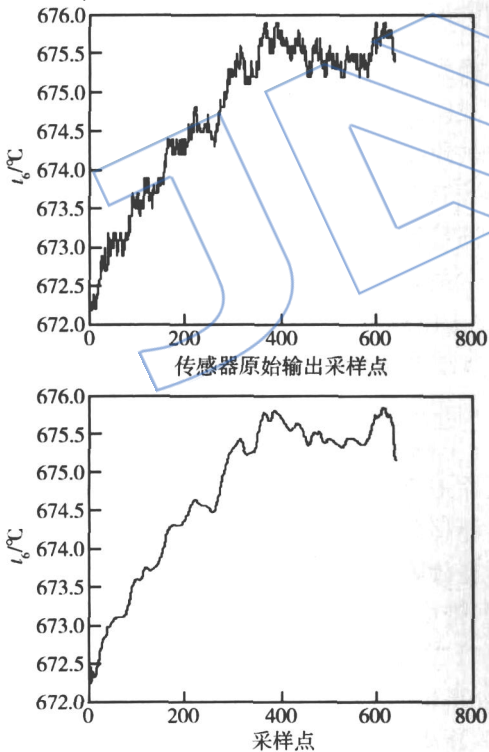


图 1  $t_6$  传感器信号降噪

Fig. 1  $t_6$  sensor signal decreasing noise

2 传感器故障诊断模型建立与求解

2.1 诊断模型建立

发动机传感器故障诊断的原理图见图 2. 基

于 SVR 的传感器故障诊断系统的核心就是空间预测机. 因此, 空间预测机的建立与训练成为建立诊断系统的关键一环.

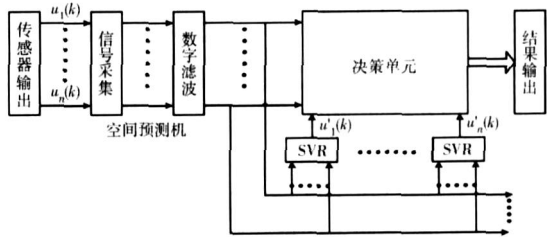


图 2 传感器故障诊断系统原理

Fig. 2 Principle diagram of sensor fault diagnosis

支持向量机在故障诊断中主要分为两种: 回归型 SVM 和分类型 SVM. 本文利用回归型支持向量机<sup>[3]</sup>. 对表 2 中的 6 个传感器而言, 根据发动机空间冗余信息, 来建立空间预测机模型, 即将第  $K$  时刻除了第  $i$  个传感器之外的其他 5 个传感器输出值作为模型输入, 则模型得到的输出就是  $K$  时刻第  $i$  个传感器的输出预测值. 决策单元中, 使预测值与传感器真实输出相比较, 计算出残差, 最终与设定的阈值相比较, 得出结论: 若残差超出阈值, 则说明传感器出现故障, 此时可用预测值作为传感器输出, 以实现信号恢复.

根据 SRM 原则<sup>[4]</sup>, 最优的回归函数是在一定约束条件下的最小化泛函, 采用  $\epsilon$ - 不敏感损失函数, 传感器诊断问题可归结为

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} \quad & y_i - w \cdot \phi(x_i) - b \leq \epsilon + \xi_i \\ & w \cdot \phi(x_i) + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, (i = 1, 2, \dots, n) \end{aligned}$$

其中常数  $C > 0$  为惩罚系数, 表示对超出误差  $\epsilon$  的样本的惩罚程度.  $\xi_i$  与  $\xi_i^*$  为松弛因子, 表示允许拟合误差的大小.

引入 Lagrange 函数

$$\begin{aligned} L(w, \xi, \xi^*) = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i^n (\xi_i + \xi_i^*) - \\ & \sum_i^n \alpha (\epsilon + \xi_i + y_i - w \cdot x_i - b) - \\ & \sum_i^n \alpha^* (\epsilon + \xi_i^* + y_i - w \cdot x_i - b) - \\ & \sum_i^n (\eta \xi_i + \eta^* \xi_i^*) \end{aligned}$$

其中  $\alpha, \alpha^*$  是 Lagrange 因子. 则上述的优化问题可转化为其对偶形式

$$\min_{\underline{a}^{(*)} \in R^{2n}} \frac{1}{2} \sum_i^n \sum_j^n (\underline{a}_i - \underline{a}^*) (\underline{a}_j - \underline{a}^*) \times$$
$$K(x_i, x_j) + \varepsilon \sum_i^n (\underline{a}_i + \underline{a}^*) +$$
$$\sum_i^n y_i (\underline{a}_i - \underline{a}^*)$$
$$\text{s. t.} \quad \sum_i^n (\underline{a}_i - \underline{a}^*) = 0$$
$$0 \leq \underline{a}_i, \underline{a}^* \leq \frac{C}{n} \quad (i = 1, 2, \cdots, n)$$

其中  $K(x_i, x_j)$  为核函数,即

$$K(x_i, x_j) = [\phi(x_i), \phi(x_j)]$$

求解得到最优解  $\underline{a}^{(*)} = (\underline{a}_1, \underline{a}_2, \cdots, \underline{a}_n, \underline{a}^*)^T$ ,

其中只有小部分  $\underline{a}$  或  $\underline{a}^*$  不为 0,它们对应的样本称为支持向量,用 SV 表示支持向量的集合.进而得到回归函数

$$f(x) = \sum_i^n (\underline{a}_i^* - \underline{a}) K(x_i, x_j) + b$$

其中  $b$  可以通过选择位于开区间  $\left[0, \frac{C}{n}\right)$  中的  $\underline{a}_i$  或  $\underline{a}_i^*$  来计算.若选到的是  $\underline{a}_i$ ,则

$$b = y_j - \sum_i^n (\underline{a}_i^* - \underline{a}) (x_i \cdot x_j) + \varepsilon$$

若选到的是  $\underline{a}_i^*$ ,则

$$b = y_k - \sum_i^n (\underline{a}_i^* - \underline{a}) (x_i \cdot x_k) - \varepsilon$$

2.2 模型训练求解及决策确立

本文利用某台发动机试车 6 个参数的 640 组数据,从中提取训练样本或作为检验数据(表 2).

表 2 试车数据

Table 2 Trial run data

|     | $n_L /$ | $n_H /$ | $p_3 /$ | $t_{3左} /$ | $t_{3右} /$ | $t_6 /$ |
|-----|---------|---------|---------|------------|------------|---------|
|     | %       | %       | MPa     | °C         | °C         | °C      |
| 1   | 91.83   | 97.18   | 1.648   | 467.6      | 474.2      | 672.0   |
| 2   | 91.84   | 97.17   | 1.648   | 467.5      | 474.1      | 672.2   |
| 3   | 91.84   | 97.16   | 1.649   | 467.6      | 474.2      | 672.2   |
| ... | ...     | ...     | ...     | ...        | ...        | ...     |
| 638 | 91.90   | 97.35   | 1.654   | 470.3      | 476.3      | 675.5   |
| 639 | 91.92   | 97.35   | 1.654   | 470.3      | 476.4      | 675.4   |
| 640 | 91.94   | 97.35   | 1.654   | 470.3      | 476.3      | 675.4   |

由于这些试车数据都是传感器输出的原始数据,所以其中含有大量的噪声,因此在使用其作为样本数据之前需要对其进行小波滤波.将 6 个传感器的数据分别进行滤波处理后可以利用其来提取训练样本了.对于支持向量机,训练过程中随着样本数的增多,运算量也会加大,所以样本不能太多(受计算机计算能力的限制),这里将样本数量定为 80 组,其余将作为检验数据.

图 2 中决策单元中最关键的就是确定各传感器的诊断阈值.阈值的选择则取决于传感器精度.针对该型发动机而言,转速传感器的精度为最大转速测得值的  $\pm 0.2\%$ ,温度传感器精度为  $\pm 1\%$ .压力传感器精度为  $\pm 2\%$ .所以,根据所测参数变化的范围计算,表 2 中,  $p_3$  传感器的残差监测阈值定为  $\pm 0.03\text{ MPa}$ ,  $t_3$  传感器的残差监测阈值定为  $\pm 4.5\text{ }^\circ\text{C}$ ,  $t_6$  传感器的残差监测阈值定为  $\pm 6.5\text{ }^\circ\text{C}$

3 仿真验证及分析

仿真工作是在以德国 dSPACE 仿真器为核心组成的测试监控平台上进行.传感器模拟故障信号通过 dSPACE 仿真器信号端子施加,诊断模型用 Matlab 语言编程. dSPACE 提供了软件组合 CDP,包括 Real-Time Interface, ControlDesk, ML IB/ MTRACE, CDP 结合 Matlab/ Simulink/ RTW,可以实现与 Matlab 的无缝连接,在 Matlab 中调用 dSPACE 的各种库函数,就可以实现研究所需的仿真试验.

以低压转速  $n_L$  传感器为例,首先利用 500 组数据对空间预测机进行回归精度的检验<sup>[5]</sup>,结果如图 3 所示.

将经小波消噪后的传感器滤波残差与 SVR 预测残差相比较(图 4),可以发现使用支持向量回归机预测的传感器输出与其真实输出所得到的预测残差要比传感器输出所带的噪声还要小,很好的满足了预期的回归精度.

本文针对低压转速,分别对传感器的偏置故障、冲击故障和漂移故障进行了计算机仿真.所构造的传感器故障信号模拟仿真方法为:

偏置故障:在原信号上加一恒定或随机的小信号;

冲击故障:在原信号上加一个脉冲信号;

漂移故障:信号以某一速率偏移原信号.

将故障信号从原始信号的第 300 采样点开始加入,构成传感器仿真信号,使其进入故障诊断系统进行验证.这里偏置故障可在原信号上加  $0.2\%$  来模拟;冲击故障在某一时刻加  $1\%$  来模拟;漂移故障可令信号以  $0.001\%$  每采样点的速率偏移原信号来模拟.偏置故障仿真结果如图 5 所示,图中曲线为预测输出减去传感器输出真值所得到的残差,而虚线则表示各传感器阈值.由曲线可知:当  $n_L$  传感器在第 300 点发生偏置故障时,只有  $n_L$  预测残差明显超出阈值,其它 5 个传感器的预测残差的则从第 300 采样点之后明显偏离零点,但未超出其阈值.

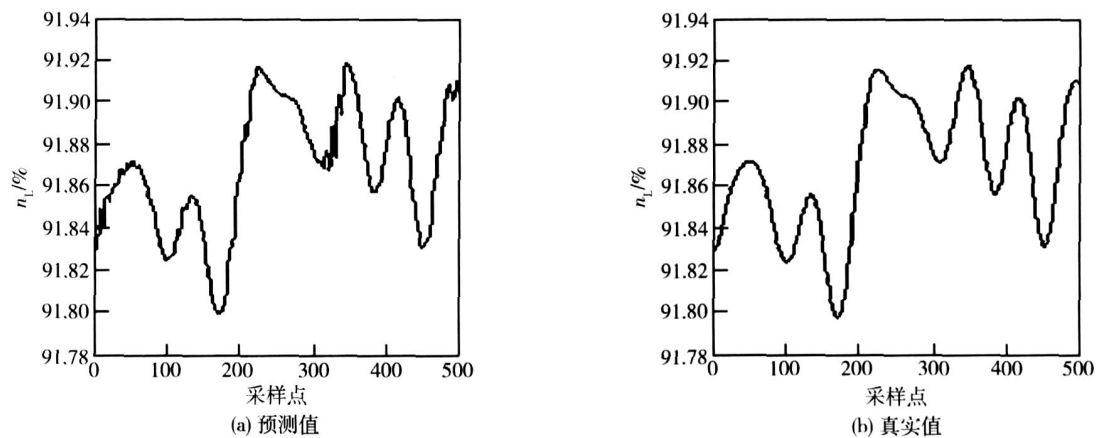


图 3 低压转速  $n_L$  预测机仿真结果

Fig. 3 Simulation effect of prediction machine for low compressor speed  $n_L$

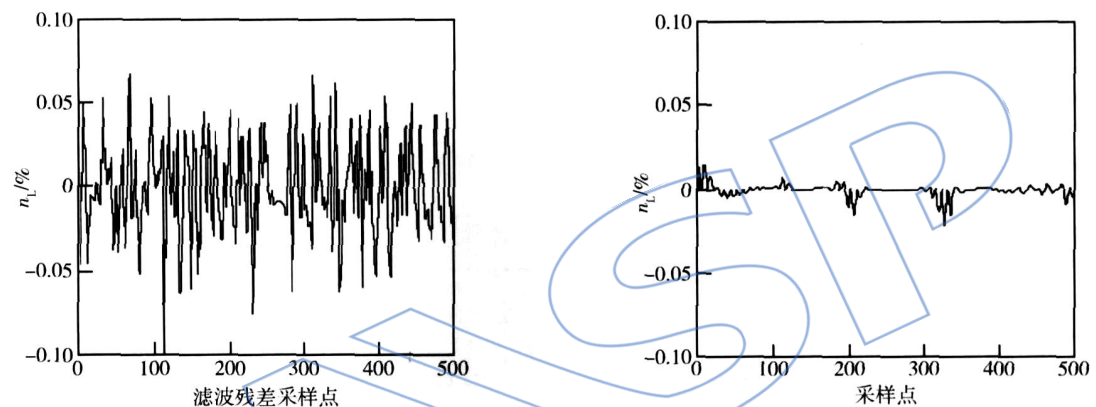


图 4 低压转速  $n_L$  滤波残差与 SVR 预测参差

Fig. 4 Filtering error and SVR prediction error of low compressor speed  $n_L$

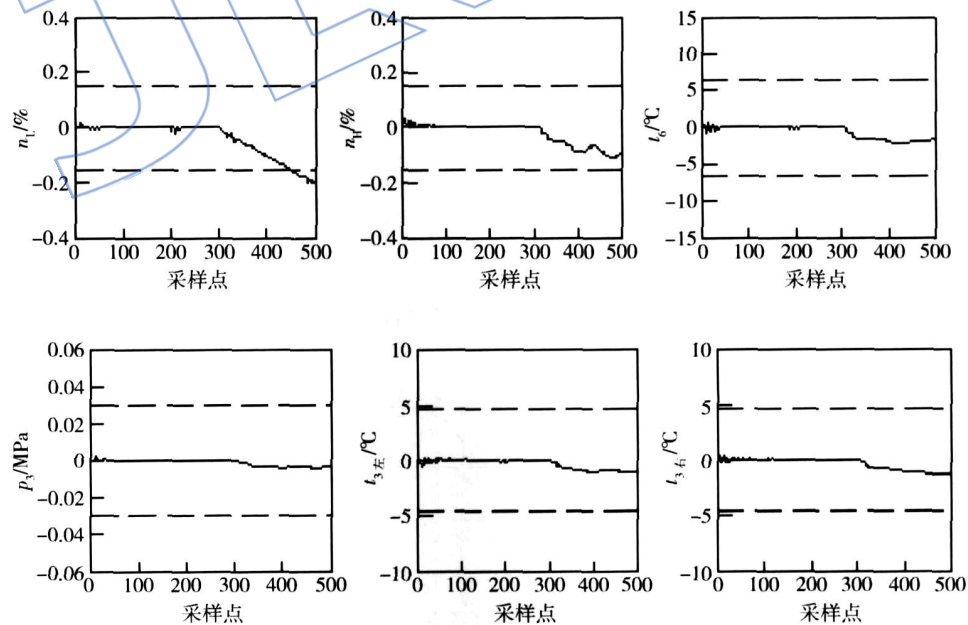


图 5 低压转速传感器偏置故障预测残差曲线

Fig. 5 Prediction error curve of deviation fault for low compressor speed sensor

冲击故障仿真结果如图 6 所示,观察该组曲线可以发现:当  $n_L$  传感器在第 300 点发生冲击故障时,  $n_L$  预测残差有一个明显的冲击,超出了阈值;其它 5 个传感器的预测残差的则在第 300 采样点出现一个很小的冲击,其大小未超出阈值。

低压转速  $n_L$  传感器漂移故障仿真结果如图 7 所示,由曲线可以看出,故障发生后,预测残差基本上以线性偏移零点。漂移发生的开始阶段其预测残差仍在允许的精度之内,在此区间内,可认为传感器无故障;当漂移累积的量超过阈值所允许的程度时,即预测残差超出阈值,即可认为传感器发生故障。而其它传感器的预测曲线则随着  $n_L$  传感器输出漂移的增大,其误差也不同程度的增

大,但始终保持在阈值之内。

从以上三种传感器故障诊断仿真结果来看,该诊断系统可以很好的将传感器的常见故障识别并隔离出来,并同时完成信号重构,所以基于 SVR 的传感器故障诊断系统完全达到了 X 型涡扇发动机传感器的精度要求。鉴于多传感器同时发生故障的概率较小,本文尚未进行多传感器组合故障的诊断研究。

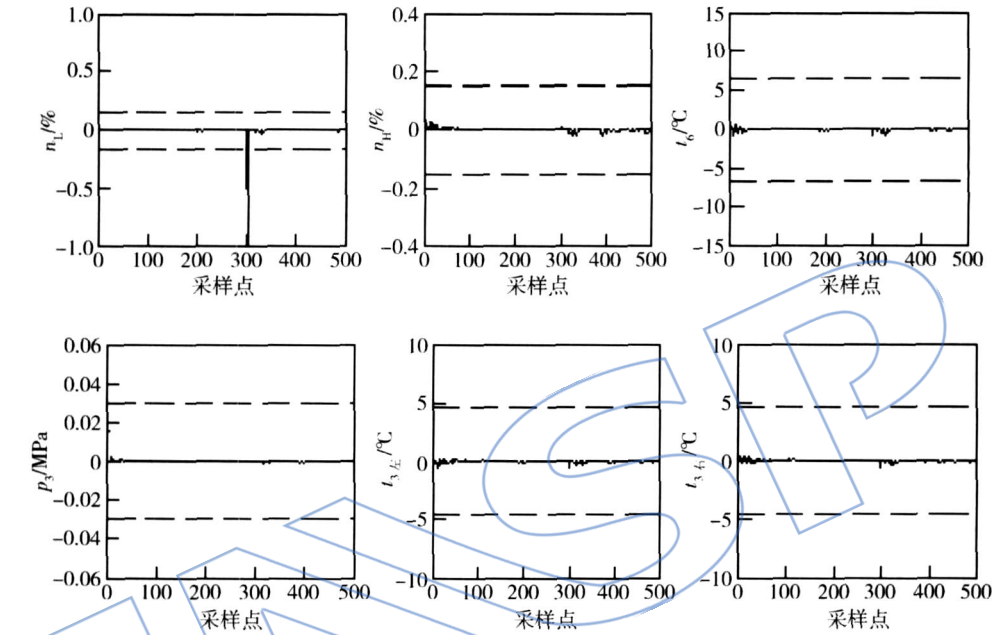


图 6 低压转速传感器冲击故障预测残差曲线

Fig. 6 Prediction error curve of shock fault for low compressor speed sensor

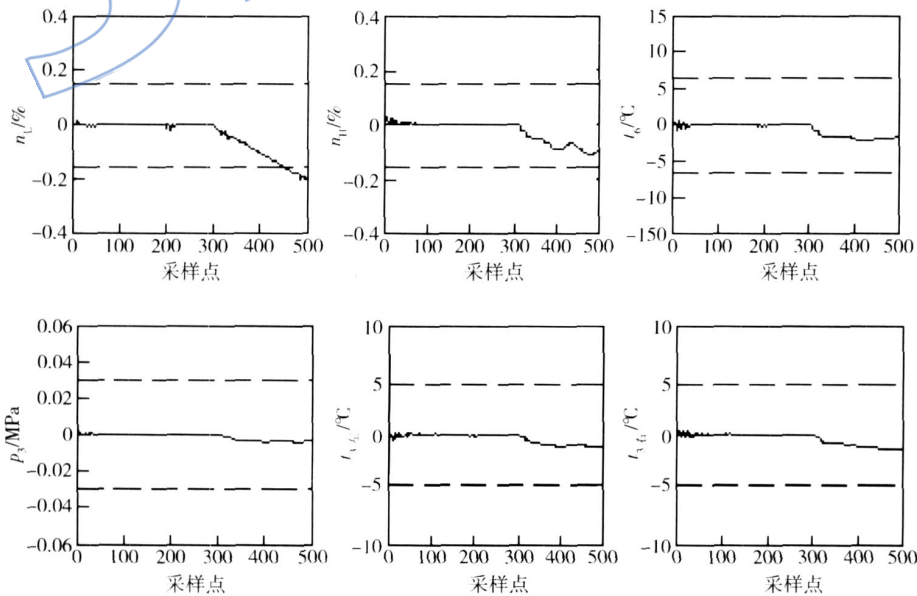


图 7 低压转速传感器漂移故障预测残差曲线

Fig. 7 Prediction error curve of floatation fault for low compressor speed sensor

## 4 结 论

本文给出了一套基于回归型支持向量机的传感器故障诊断方法实现对发动机气路参数传感器进行故障隔离与信号重构.通过计算机仿真验证,证明 SVR 在信号预测方面具有训练快、样本少、精度高等优点;基于 SVR 的传感器故障诊断系统很好的满足了各传感器的精度要求,并且具有实时、直观、可操作性强的特点,是一种很好的传感器故障诊断方法.所以 SVR 将在故障诊断领域得到更为广泛的应用,成为该领域的一个新的研究热点.

## 参考文献:

[1] 史贤俊,林飒,李瑞亮.基于最优小波包基的信号去噪算法

及其应用[J]. 海军航空工程学院学报,2006,21(5):506-509.

SHI Xianjun, LING Feng, LI Ruiliang. Signal denoising algorithm and its application based on best wavelet packet basis[J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2006, 21(5): 506-509.

[2] 费思科技产品研发中心.小波分析理论与 MATLAB 实现[M].北京:电子工业出版社,2005.

[3] 刘东,葛运建.基于 SVM 预测器的传感器故障诊断与信号恢复研究[J].传感技术学报,2005,18(2):247-253.

LIU Dong, GE Yunjian. Research on sensor fault detection and signal recovery based on SVM [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2005, 18(2): 247-253.

[4] 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.

[5] 费思科技产品研发中心. MATLAB 基础与提高[M].北京:电子工业出版社,2005.