

基于逆跟踪控制的航空发动机气路健康 参数估计修正方法研究^{*}

李本威¹, 朱飞翔², 宋汉强², 赵 勇²

(1. 海军航空工程学院 飞行器工程系, 山东 烟台 264001;

2. 海军航空工程学院 研究生管理大队, 山东 烟台 264001)

摘 要: 针对新型航空发动机气路部件状态监控缺乏故障样本的不足, 利用发动机非线性模型和气路故障模拟方法, 获取故障样本, 运用最小二乘支持向量回归机 (LSSVR) 建立气路健康参数的 (理想) 估计器。主要工作是在 LSSVR 的基础上, 从逆跟踪控制的角度, 设计了基于逆模型在线辨识与变结构控制相结合的修正系统, 减小理想估计器与真实发动机之间由于测量噪声与系统噪声对估计精度造成的影响。通过仿真实验, 离线修正后, 估计值的相对误差最大值从 69% 缩小 5%, 在线修正后, 估计值的相对误差最大值从 69% 缩小 13%, 修正系统有效地提高了性能估计的准确度, 减小了气路部件状态监控的误判和误诊的概率。

关键词: 气路健康参数估计; 逆跟踪控制; 在线辨识; 滑模变结构控制; 修正

中图分类号: V231.3 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2016) 05-0966-08

DOI: 10.13675/j.cnki.tjjs.2016.05.022

Aero-Engine Gas Path Health Parameters Estimation and Correction Method Research Based on Inverse Track Control

LI Ben-wei¹, ZHU Fei-xiang², SONG Han-qiang², ZHAO Yong²

(1. Department of Airborne Vehicle Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China;

2. Graduate Students' Brigade, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: In order to study the problem of the lack of gas path fault samples for a neo-aero-engine, engine nonlinear model and gas path components fault simulation method are utilized to gain fault samples. Then, least squares support vector regression (LSSVR) machine is used to establish the gas path health parameter estimator. Based on LSSVR estimator, the main work of this paper is to design a correction system based on inverse model track control, which is composed of inverse model online identification and variable structure controller. The purpose of correction system is to eliminate the effects of measurement noise and systematic noise on estimation accuracy between ideal estimator and real engine. Through experiment, with offline bias correction, the maximum of relative error reduced from 69% to 5%, with online bias correction, the maximum of relative error reduced from 69% to 13%. Estimation accuracy is improved by correction system effectively, and the probability of misjudgment and the misdiagnosis is reduced.

Key words: Gas path component health parameter estimation; Inverse track control; Online identification; Sliding mode variable structure control; Correction

^{*} 收稿日期: 2015-01-15; 修订日期: 2015-03-20。

基金项目: 国家重点型号预研项目。

作者简介: 李本威, 男, 博士, 教授, 研究领域为航空发动机测试理论与技术。E-mail: lbw103@sina.com

1 引言

随着航空发动机性能监视和故障诊断技术的发展,国外先进的军用、民用航空发动机,基本上都配备了健康管理系统和故障诊断系统^[1]。我国某新型航空发动机,由于服役时间短,装备数量少,目前缺乏对应的故障样本,为了针对该型发动机开展配套的健康管理系统研制,实现在线的气路状态监控和故障诊断,以修正的发动机非线性模型为基础,通过气路故障模拟的方式获取气路故障样本,然后利用最小二乘支持向量回归机^[2],建立气路部件健康参数在线估计器^[3],实现性能参数的在线估计。

然而,由于所设计的估计器是基于模型生成的模拟故障样本建立的,模型的非线性特性以及未建模动态,会造成估计器模型与真实系统的不匹配,引起估计误差;其次,由于我国现有的发动机气路机载传感器的数量很少,通常少于待估计的气路健康参数的数量,为了保证故障方程的正定,通常只能优化选择不多于传感器个数的几个主要的健康参数作为估计对象^[4]。当其它未被作为估计对象的健康参数出现蜕化的情况时,必然会对气路截面参数造成影响,从而间接对已设计的气路健康参数估计器的估计精度造成影响,再次,由于附件系统故障、振动干扰等非气路状态的变化对气路参数造成的影响也会对估计结果造成影响。可以将上述3种情况造成的误差概括为系统噪声,另外,由于真实发动机的实测数据中存在测量噪声,而模拟的故障数据是理想数据,不存在测量噪声,且当故障引起的气路截面参数的变化量与测量噪声的大小相近时,便会对健康参

数估计的精度造成影响。因此,单纯将理想气路健康参数估计器直接用于真实发动机的健康管理系统,必然会出现不匹配,甚至是误诊。

虽然,测量噪声可以通过平滑处理来减小,但系统噪声却很难消除。为了实现气路健康管理系统与发动机的匹配,本文在健康参数估计器的基础上,设计了修正系统,如图1所示。

其中,真实发动机的气路可测热力学参数与部件健康参数之间的关系可以通过一般表达式 $y=f(d,h,c)+v$ 来表征,其中 y 是气路截面可测量参数, d 是外部运行环境参数(高度,马赫数等), h 是部件健康参数的蜕化量; c 是发动机控制参数(如油门杆,喷口可调面积,导叶角等), v 是测量噪声。

为了保证理想部件性能估计器的输入 u 也是不含噪声的理想输入,需要寻找到最优的噪声信息 b ,使得输入 $u=y_d-y_{\text{base}}-b$ 是不含噪声的,修正系统的原理就是求解最优的噪声信息 b ,使得气路截面测量参数的真实值 y_d 与非线性模型对应的估计值 y_m 之间的偏差 e 最小。当 e 最小时,所求的 b 就是最优解,此时的支持向量机回归估计器计算的健康参数蜕化量就是最优的估计值,从而达到对估计值进行修正的目的。

现代先进的健康管理系统的的设计模式是机载监视气路测量参数是否超出阈值,再离线进一步估计性能参数,那么图1虚线部分可以用寻优算法代替(如遗传算法,粒子群算法等)。Simon Donald L 依据上述修正原理,将神经网络和遗传算法相结合运用到航空发动机性能诊断上,其研究成果最终作为 NASA 飞行器飞行安全项目的一部分而得到运用^[5]。

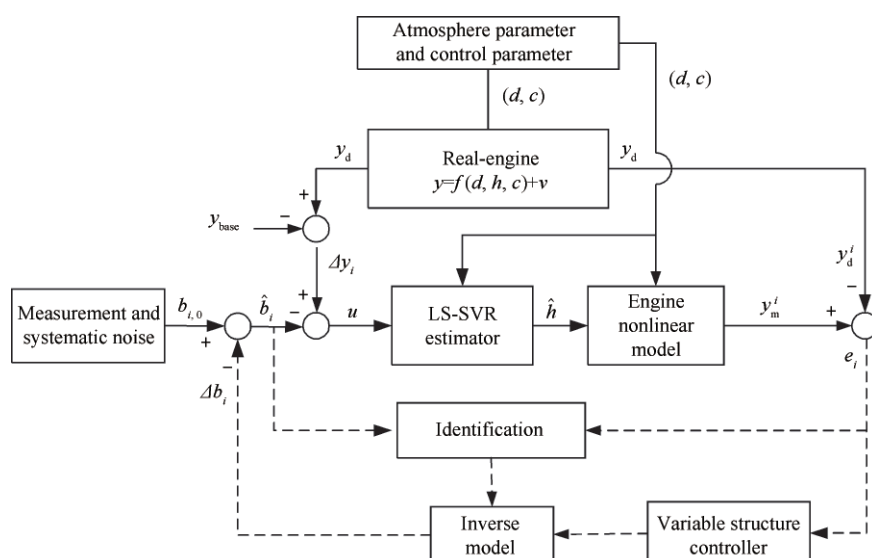


Fig. 1 Health parameter estimation and correction schematic diagram based on variable structure and inverse model control

随着故障诊断技术的发展,如今的发动机健康管理系统都向机载和实时性发展,气路健康参数的实时监控成为气路健康管理的重要组成部分,也将成为发动机直接推力实时优化控制的前提。如果继续沿用遗传算法、粒子群等寻优算法进行修正,显然达不到实时的要求,以粒子群寻优算法为例,如果以迭代30次,每代的粒子规模为20,系统就需要运行600次,这显然是十分耗时的。

鉴于发动机状态是连续变化的,本文尝试从控制系统的角度出发,设计估计参数的修正系统,其中将噪声 b 作为控制输入,以实测气路截面参数为跟踪目标值,通过设计控制系统。由于系统没有固定的解析模型,无法定性的设计控制器,需要借助系统辨识获取跟踪修正系统的逆模型^[6~9],结合滑模变结构控制算法,来设计逆跟踪控制系统,当跟踪误差 e 趋于0(滑模函数趋于理想滑模面 $s=0$)时,系统趋于稳定^[10~13],此时的健康参数估计值即为最优估计,其原理如图1所示。

2 基于支持向量机的逆模型辨识与变结构控制方法

对于由支持向量机健康参数估计器和发动机非线性模型组成的气路可测参数估计系统可以看作是一个多输入多输出非线性系统,输入为 u ,输出为 y_m ,其可以表示成形如式(1)的形式^[8]。其中 M 和 N 分别是输入与输出参数的维数; b 是噪声,是由测量噪声和系统噪声组成的; y_m 是非线性模型估计的气路截面参数值; $Y_m(k), \dots, Y_m(k-p), U(k), \dots, U(k-p)$ 是系统输入 u 与输出 y_m 对应的 p 组样本,其中 $Y_m(\cdot)$ 和 $U(\cdot)$ 分别是 N 维输出向量和 M 维向量, $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 是非线性函数

$$\begin{cases} y_m^1(k+1) = f_1[Y_m(k), \dots, Y_m(k-p), U(k), \dots, U(k-p)] + \sum_{i=1}^M g_{1,i}[Y_m(k), \dots, Y_m(k-p), U(k), \dots, U(k-p)]u_i(k+1) \\ y_m^2(k+1) = f_2[Y_m(k), \dots, Y_m(k-p), U(k), \dots, U(k-p)] + \sum_{i=1}^M g_{2,i}[Y_m(k), \dots, Y_m(k-p), U(k), \dots, U(k-p)]u_i(k+1) \\ \vdots \\ y_m^N(k+1) = f_N[Y_m(k), \dots, Y_m(k-p), U(k), \dots, U(k-p)] + \sum_{i=1}^M g_{N,i}[Y_m(k), \dots, Y_m(k-p), U(k), \dots, U(k-p)]u_i(k+1) \end{cases} \quad (1)$$

当给定噪声信息 b 时, $u(k+1) = y_d(k+1) - y_{base}(k+1) - b(k+1)$,估计系统能够跟踪真实发动机

的实测参数 y_d 。那么第 i 个输出参数 y_m^i 的跟踪误差 e_i 可以表示为

$$e_i(k+1) = y_m^i(k+1) - y_d^i(k+1) \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

设计滑动超平面

$$\begin{aligned} s(k+1) &= C^T e(k+1) = -C^T Y_d(k+1) + C^T \cdot \\ &F[Y_m(k), \dots, Y_m(k-p), U(k), \dots, U(k-p)] + C^T \cdot \\ &G \left[\sum_{i=1}^m g_i[Y_m(k), \dots, Y_m(k-p), U(k), \dots, U(k-p)] \right] u(k+1) \end{aligned} \quad (3)$$

将滑动超平面表示成函数 $h(\cdot)$ 关于 $Y_m, U, u(k+1)$ 的表达式,将式(2)代入式(3)中

$$\begin{aligned} s(k+1) &= \\ &h \left[\begin{matrix} Y_m(k), Y_m(k-1), \dots \\ Y_m(k-p), U(k-1), \dots, U(k-p), u(k+1) \end{matrix} \right] = \\ &h \left[\begin{matrix} Y_d(k) - e(k), Y_d(k-1) - e(k-1), \dots \\ Y_d(k-p) - e(k-p), \\ Y_d(k) - Y_{base}(k) - b(k), \dots, \\ Y_d(k-p) - Y_{base}(k-p) - b(k-p), \\ Y_d(k+1), Y_d(k+1) - Y_{base}(k+1) - b(k+1) \end{matrix} \right] = \\ &h \left[\begin{matrix} Y_d(k), Y_d(k-1), \dots \\ Y_d(k-p), e(k), e(k-1), \dots, e(k-p), \\ Y_{base}(k+1), Y_{base}(k), \dots, \\ Y_{base}(k-p), Y_d(k+1), b(k+1) \end{matrix} \right] \end{aligned} \quad (4)$$

其中 Y_d 是跟踪目标向量, $F[\cdot]$ 是由 $f(\cdot)$ 组成的向量, $G[\cdot]$ 是由 $\sum_{i=1}^m g_{ni}[Y(k), U(k)]u_i(k)$ 组成的向量, C^T 是系数向量;此时,滑动超平面相当于一个多输入单输出的系统,在任意 k 时刻,样本数据 $Y_d(k), Y_d(k-1), \dots, Y_d(k-p), e(k), e(k-1), \dots, e(k-p), U(k), \dots, U(k-p)$ 是已知的,即 $F[\cdot]$ 和 $G[\cdot]$ 是一定的,此时,滑模函数是关于 s 和 u 的线性函数,且是一一对应的,那么就有滑模函数的逆函数存在^[10],即

$$\begin{aligned} b(k+1) &= \\ &h^{-1} \left[\begin{matrix} Y_d(k+1), Y_d(k-1), \dots \\ Y_d(k-p), e(k), e(k-1), \dots, e(k-p), \\ Y_{base}(k+1), \dots, Y_{base}(k-p), s(k+1) \end{matrix} \right] \end{aligned}$$

由于 $s(j) = C^T e(j)$;则上式可以表示成

$$\begin{aligned} b(k+1) &= h^{-1} \left[\begin{matrix} Y_d(k-p), e(k-p), s(k-p), Y_{base}(k-p), \dots, \\ Y_d(k), e(k), s(k), Y_{base}(k), \\ e(k+1), Y_d(k+1), s(k+1), Y_{base}(k+1) \end{matrix} \right] \end{aligned}$$

从而,可以得到基于最小二乘支持向量机在线

辨识的逆模型样本

$$\begin{cases} X_{\text{SVM}} = [Y_d(\cdot), e(\cdot), s(\cdot), Y_{\text{base}}(\cdot)] \\ Y_{\text{SVM}} = [b(\cdot)] \end{cases}$$

如果进行离线的辨识与修正,此时只需要一个故障样本数据,从而跟踪目标和基准值都是一定的,辨识系统可以简化为

$$\begin{cases} X_{\text{SVM}} = [e(\cdot), s(\cdot)] \\ Y_{\text{SVM}} = [b(\cdot)] \end{cases}$$

3 变结构控制趋近律设计

变结构控制系统的设计分为两个阶段:第一个阶段是到达阶段,指系统由任意初始状态,在变结构控制律的作用下进入或到达滑动模态,第二个阶段是滑动模态阶段,系统状态在滑动超平面上产生滑动模态运动,趋向状态稳定。

设计变结构控制律

$$\begin{cases} s(k+1) = \\ \left\{ \begin{aligned} (1-D_1)s(k) - \left(\frac{L}{L+k} - D_1 \right) s(k) \operatorname{sgn}[s(k)] & \quad |s(k)| \geq Z \\ s(k+1) = -(1-D_2)s(k) & \quad |s(k)| < Z \end{aligned} \right. \end{cases} \quad (6)$$

其中, $0 < D_1, D_2 < 1$, $L > 0$; $Z > 0$, $|s(k)| < Z$ 定义为准滑动模带区;当 $|s(k)| \geq Z$ 时,系统处于到达阶段,控制律为

$$s(k+1) - s(k) = -D_1 s(k) - \left(\frac{L}{L+k} - D_1 \right) s(k) \operatorname{sgn}[s(k)]$$

其中, $(1-D_1)s(k)$ 是线性控制分量,使系统状态以指数形式趋近于滑动模态, $-\left(\frac{L}{L+k} - D_1 \right) s(k) \operatorname{sgn}[s(k)]$ 是非线性控制分量(变增益继电控制型)。

当 $s(k) < 0$ 时,

$$\begin{aligned} s(k+1) - s(k) &= \\ -D_1 s(k) - \left(\frac{L}{L+k} - D_1 \right) s(k) &= -\frac{L}{L+k} s(k) > 0 \end{aligned}$$

此时, $s(k+1) > s(k)$, 且 $s(k+1) = \frac{k}{L+k} s(k) < 0$,

$$|s(k+1)| = \left| \frac{k}{L+k} s(k) \right| < |s(k)|。$$

当 $s(k) > 0$ 时,

$$\begin{aligned} s(k+1) - s(k) &= \\ -D_1 s(k) - \left(\frac{L}{L+k} - D_1 \right) s(k) &= -\frac{L}{L+k} s(k) < 0 \end{aligned}$$

此时, $s(k+1) < s(k)$, 且 $s(k+1) = \frac{k}{L+k} s(k) > 0$;

$$|s(k+1)| = \left| \frac{k}{L+k} s(k) \right| < |s(k)|。$$

总之, $|s(k+1)| < |s(k)|$, $s(\cdot)$ 以指数形式趋近于理想滑模超平面 $s=0$, 满足变结构控制的到达条件。

为了避免滑模轨迹收敛到滑模面附近的领域,当系统运动到准滑动模带区时,设计负指数趋近律,即

$$\text{当 } |s(k)| < Z, s(k+1) = -(1-D_2)s(k);$$

$$\text{当 } s(k) < 0, s(k+1) - s(k) = -(2-D_2)s(k) > 0, \\ s(k+1) > s(k);$$

$$\text{当 } s(k) > 0, s(k+1) - s(k) = -(2-D_2)s(k) < 0, \\ s(k+1) < s(k);$$

$$\text{且 } |s(k+1)| = |-(1-D_2)s(k)| < |s(k)|;$$

$$\text{且 } \operatorname{sgn}[s(k+1)] = -\operatorname{sgn}[s(k)]。$$

在准滑动模态区内,滑模轨迹以负指数形式趋近于理想滑模面,且滑模轨迹步步穿越理想滑面,形成准滑动模态,当 $k \rightarrow \infty$, $s(k) \rightarrow 0$ 。

4 在线实时修正算法流程

算法流程如图2所示。

(1) 系统给定一个初始噪声信号 $b(0)$, 并记录修正系统的输出 $y_d(1)$, $y_{\text{base}}(1)$, $e(1)$ 和 $s(1)$ 。

(2) 将逆模型的辨识训练样本 $b(k)$, $y_d(k)$, $y_{\text{base}}(k)$, $e(k)$ 和 $s(k)$ 进行归一化处理,当样本总数 k 少于设定的样本规模 R 时,样本数逐次增加,辨识系统以增量式最小二乘支持向量机进行辨识,当样本数达到 R 后,通过新对新样本进行相关度检测,优选具有新信息的新样本,剔除旧样本的方式实现样本的更新,辨识系统采用递推式最小二乘支持向量机的进行辨识^[2,14,15]。

(3) 变结构控制器按照设计的趋近律估计出下一时刻的滑模函数值 $\hat{s}(k+1)$, 由于在线时,跟踪目标是连续变化的,可以将上一时刻的跟踪目标近似为下一时刻的跟踪目标,从而组成逆模型的输入信号 $X_{\text{ssvr}}(k+1) = [y_d(k), y_{\text{base}}(k), \hat{e}(k), \hat{s}(k+1)]$ 。

(4) 通过逆模型计算出下一时刻的控制量 $b(k+1)$, 并对其进行反归一化处理,进行下一步的运算。

5 仿真实验

以某航空发动机为对象,建立仿真模型,由于缺乏真实的故障数据,本文以模拟故障数据进行理论分析,用于检验算法的有效性。

该型发动机的气路截面可测参数为:低压压气

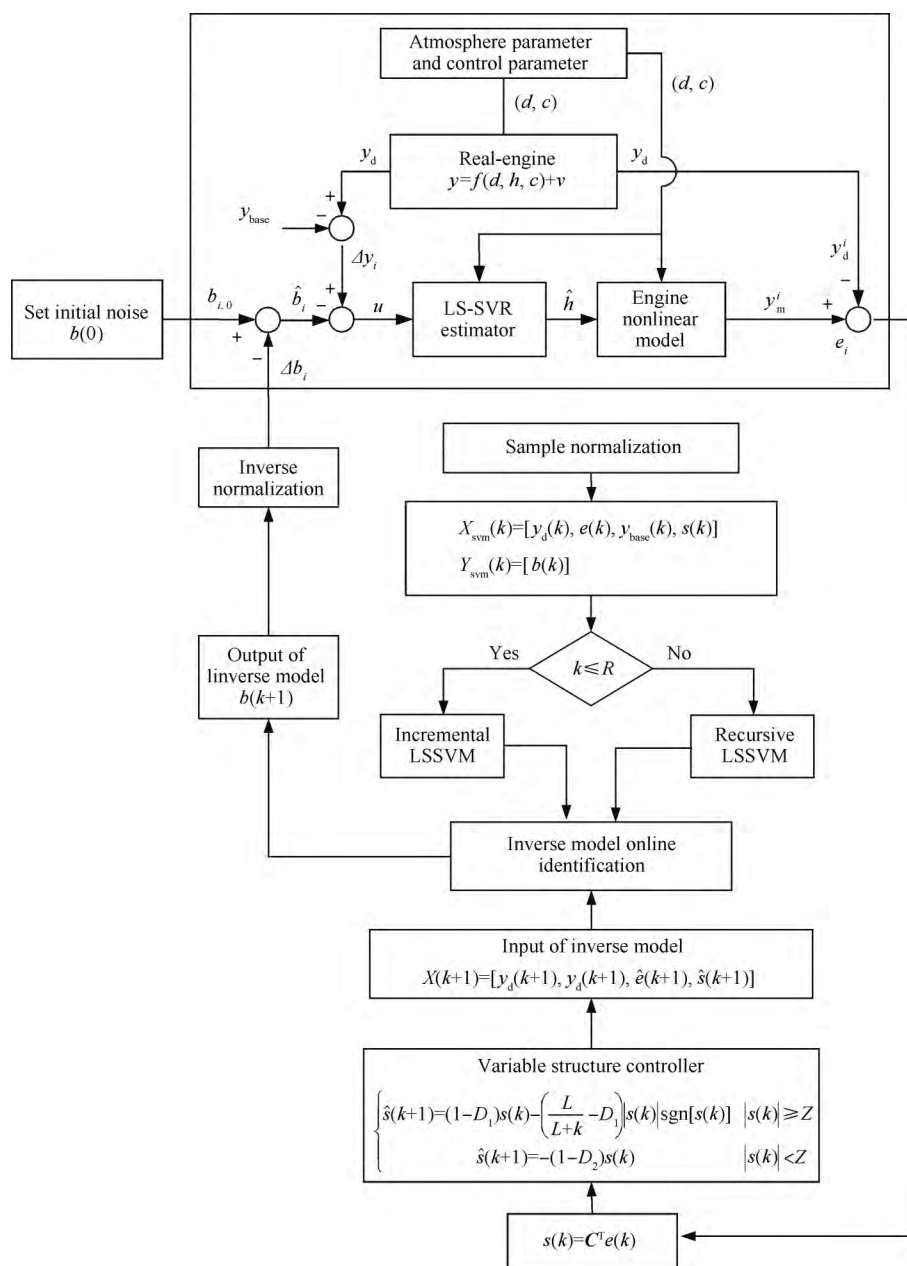


Fig. 2 Health parameter online estimation and correction Algorithm process

机出口压力(传感器精度 0.4%)、高压压气机出口压力(传感器精度 0.4%)、低压涡轮后燃气温度(1%)、低压涡轮后燃气压力(传感器精度 0.4%)、低压转子转速(传感器精度 0.15%)、高压转子转速(传感器精度 0.15%)、燃油流量。利用健康参数与测量参数间的相关性矩阵分析方法,优化选择相关性大的 6 个健康参数:低压压气机换算空气流量 ΔM_{LC} , 高压压气机换算空气流量 ΔM_{HC} , 高压压气机效率 $\Delta \eta_{HC}$, 高压涡轮效率 $\Delta \eta_{HT}$, 高压涡轮换算流量 ΔM_{HT} , 低压涡轮效率 $\Delta \eta_{LT}$ 作为气路部件的健康参数,在低压轴转速的高转速区得到 751 组样本,利用最小二乘支持向量机建立健康参数的估计器,其中,健康参数估计器的支

持向量机的核函数选为高斯径向基函数,核参数为 $\sigma 1 = 5$,支持向量机的规则化参数为 $C1 = 100$ 。逆模型辨识的支持向量机核参数为 $\sigma 2 = 0.5$,规则化参数为 $C2 = 100$,滑模函数的系数 $C = [1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1]^T$ 。

故障样本的模拟方式:(1)随机设定一组健康参数的蜕化量(相对百分比)作为基准值。其中,蜕化的健康参数,除了选定的 6 个以外,还分别对未被选中的低压压气机效率和低压涡轮换算流量,分别设定一定的蜕化量,将后 2 个性能参数引起的气路截面参数的变化量作为模拟系统噪声,(2)根据安装传感器的精度,按照白噪声的特性,模拟测量噪声,在数据采样序列中,按照 11 点平滑的方式,减小测量

噪声。

仿真分析:(1)测试在不进行修正时的估计误差。用带噪声信息的数据和不带噪声信息的数据(图1~6的前100个样本序列)分别进行健康参数估计,分析LSSVR估计器的精度和噪声信息对估计精度的影响。仿真结果如表1。

(2)测试离线状态进行修正的估计误差。即只取一组稳态故障数据作为跟踪目标,通过随机给定500组输入 b ,得到500组逆模型的训练样本,离线训练好逆模型,然后随机给定一个初始 $b(0)$,利用修正模型,使控制系统跟踪故障数据,当控制系统趋于稳

定时,即得到离线估计与修正的最优解。

(3)测试在线进行修正的估计误差。随机给定初始控制量 b ,通过增量式和基于优选样本的递推式最小二乘支持向量机进行在线逆模型辨识,为了保证实时性,样本规模控制在300个,在初始阶段,为了获取更多的有效样本,滑模函数的收敛系数 D 应取得大一些,随着有效样本的增加,逐渐减小 D 到一个适当值,使得系统在最短的时间内建立起有效逆模型训练样本库。

通过仿真分析,其分析结果如图(3)~(10),如表2。

Table 1 Precision of the LSSVR estimator in the influence of noise

Health parameter	Deterioration base/%	No correction					
		Fault sample without noise			Fault sample with noise		
		Estimation	Absolute error	Relative error/%	Estimation	Absolute error	Relative error/%
ΔM_{LC}	2.2251	2.2118	-0.0133	0.598	2.0755	-0.1496	6.723
ΔM_{HC}	1.0451	1.089	0.0439	4.2	1.7681	0.723	69.18
$\Delta \eta_{HC}$	-1.0823	-1.0987	-0.0164	1.525	-1.4602	-0.3779	34.92
ΔM_{HT}	-2.9642	-2.8847	0.0795	2.682	-2.4697	0.4945	16.68
$\Delta \eta_{HT}$	-2.7199	-2.7325	-0.0126	0.463	-3.1987	-0.4788	17.6
$\Delta \eta_{LT}$	-2.1065	-2.0728	0.0337	1.6	-2.2387	-0.1322	6.276

Table 2 Estimation precision contrast of online correction and offline correction

Health parameter	Deterioration base/%	Fault sample with noise					
		Offline correction			Online correction		
		Estimation	Absolute error	Relative error/%	Estimation (mean)	Absolute error	Relative error/%
ΔM_{LC}	2.2251	2.1927	-0.0324	1.456	2.1648	-0.0603	2.71
ΔM_{HC}	1.0451	1.0912	0.0461	4.411	1.1798	0.1347	12.89
$\Delta \eta_{HC}$	-1.0823	-1.1343	-0.052	4.805	-1.1827	-0.1004	9.277
ΔM_{HT}	-2.9642	-2.8794	0.0848	2.861	-2.7546	0.2096	7.071
$\Delta \eta_{HT}$	-2.7199	-2.787	-0.0671	2.467	-2.8114	-0.0915	3.364
$\Delta \eta_{LT}$	-2.1065	-2.1369	-0.0304	1.44	-2.1735	-0.067	3.181

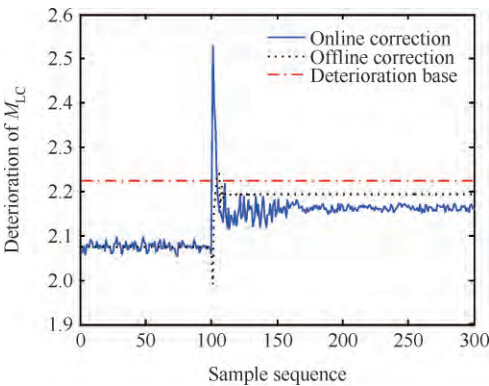


Fig. 3 Low compressor flow deterioration

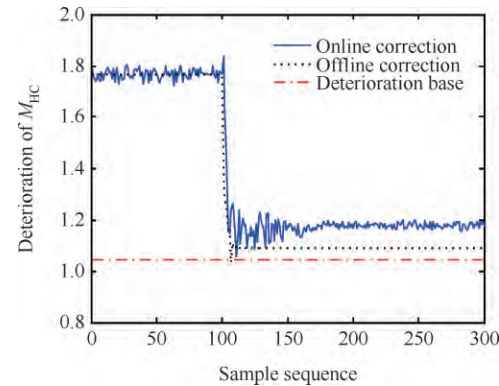


Fig. 4 High compressor flow deterioration

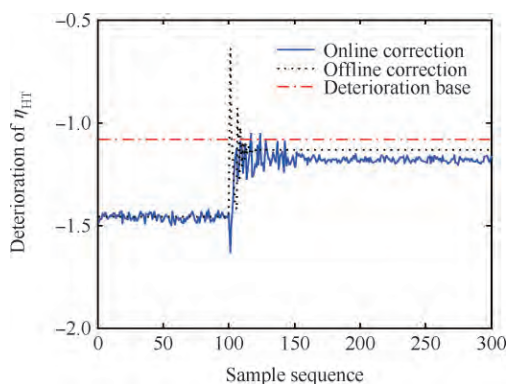


Fig. 5 High pressure turbine efficiency deterioration

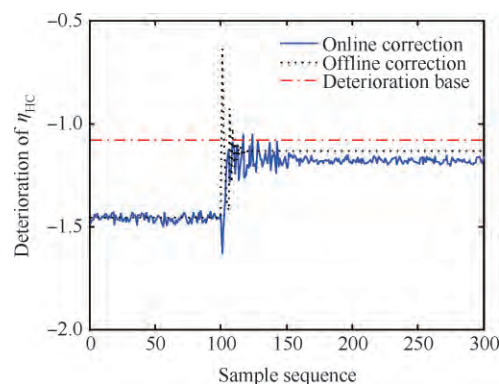


Fig. 6 High compressor efficiency deterioration

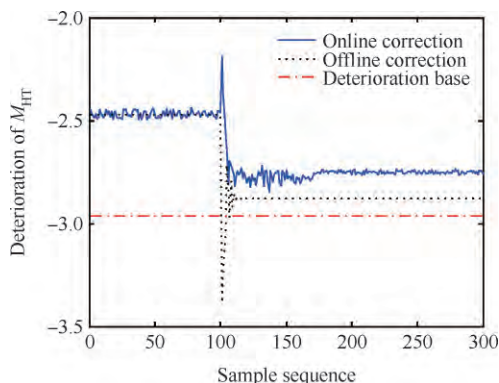


Fig. 7 High pressure turbine flow deterioration

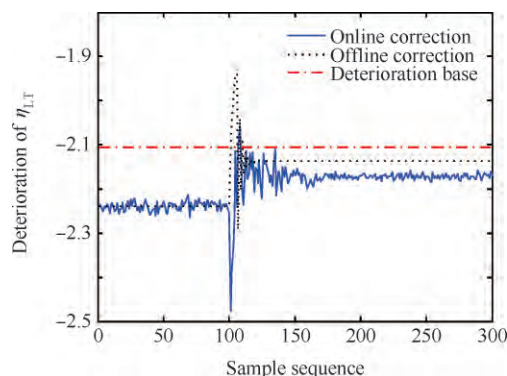


Fig. 8 Low pressure turbine efficiency deterioration

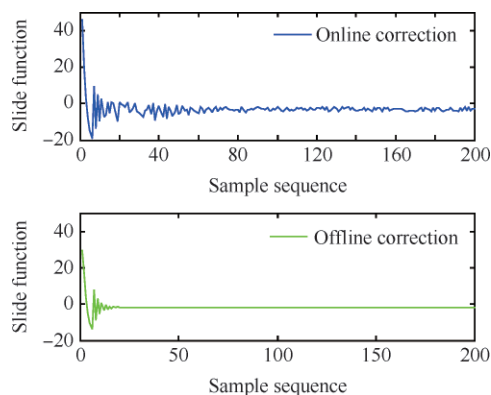


Fig. 9 Slide function of variable structure control

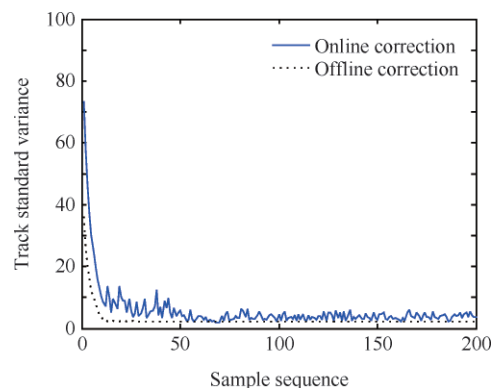


Fig. 10 Track standard variance

实验结论:

(1)通过对不带误差信息的样本进行估计,LSSVR估计器的估计相对误差在3%以内。

(2)通过对带误差信息的样本进行估计,LSSVR估计器的估计误差明显增大,其中 ΔM_{HC} 的估计相对误差达到了69%, $\Delta \eta_{HT}$ 的估计值为-3.1987%,如果以国军标规定的3%的故障判别准则,那么此时的估计结果就会造成误判,所以有必要对估计器进行修正。

(3)对带误差信息的故障数据分别进行离线和在线的估计和修正。离线估计时,跟踪目标是一组

常值,且离线可以获取更多的逆模型训练样本,仿真结果显示,离线估计的误差可以达到5%以内,且收敛速度较快。在线估计时,由于逆模型的样本需要在线获取,且为了确保实时性,样本规模小于离线估计时,使得逆模型的模型精度减小,从而影响了健康参数的估计精度,在线估计时估计误差在15%以内,相对于无修正时的69.18%得到了很大提高,且实现了实时性。图9中滑模函数在趋于稳态时并没有趋于理想滑模面 $s=0$,图10中跟踪误差也没有收敛到0,这是因为,逆模型的辨识误差,使得系统收敛到理想滑模面的附近的一个小领域内。

6 结 论

本文针对测量噪声和系统噪声对气路部件健康参数最小二乘支持向量估计器的估计精度的影响,从控制系统设计的角度,设计了逆模型跟踪控制的修正系统,得到结论主要有:

(1)通过对不进行修正的性能估计系统进行仿真分析,证明了噪声引起的估计误差较大,且容易引起误诊,证明了进行修正的必须性。

(2)利用逆模型在线辨识和滑模变结构控制相结合的逆跟踪修正系统,取代了传统的迭代寻优算法,使得性能估计系统更具有时效性。

(3)通过对估计系统进行不修正、离线修正以及在线修正三种仿真对比实验表明,离线修正后,估计值的相对误差最大值从69%缩小5%,在线实时修正后,估计值的相对误差最大值从69%缩小13%,修正系统能够有效的提高性能估计的准确度。

参考文献:

- [1] 尉询楷,杨立,刘芳,等. 航空发动机预测与健康管理[M]. 北京:国防工业出版社,2014.
- [2] 李应红,尉询楷. 航空发动机的智能诊断、建模与预测方法[M]. 北京:科学出版社,2013.
- [3] 赵永平. 支持向量回归机及其在智能航空发动机参数估计中的应用[D]. 南京:南京航空航天大学,2009.
- [4] 杨征山,俞刚,庄锡明,等. 基于参数线性组合的航空发动机气路健康参数估计[J]. 推进技术,2014,35(3): 408-412. (YANG Zheng-shan, YU Gang, ZHUANG Xi-ming, et al. Gas Path Health Parameters Estimation of Aircraft Engine Based on Linear Combination [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2014, 35(3): 408-412.)
- [5] Simon Donald L. A Hybrid Neural Network-Genetic Algorithm Technique for Aircraft Engine Performance Diagnostics [R]. AIAA 2001-3763.
- [6] 尉询楷,李应红,王剑影,等. 基于支持向量机的航空发动机辨识模型[J]. 航空动力学报,2004,19(5): 684-688.
- [7] 王海寿,谢寿生,武卫,等. 基于稀疏最小二乘支持向量机的航空发动机动态过程辨识[J]. 航空动力学报,2010,25(9): 2139-2147.
- [8] 王文栋. 基于SVR的控制系统辨识建模研究[J]. 航空试验与研究,2009,22(3): 33-36.
- [9] 刘建勋,王剑影,李应红,等. 某型发动机启动模型的支持向量机辨识及应用[J]. 推进技术,2004,25(5): 401-404. (LIU Jian-xun, WANG Jian-ying, LI Ying-hong, et al. An Identification Model of Aero Engine Starting Based on Support Vector Machine and Its Application [J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2004, 25(5): 401-404.)
- [10] 张益波. 基于支持向量机的变结构控制方法研究[D]. 浙江:浙江大学,2006.
- [11] Zhang Yibo, Ren Jia. A Kind of Robust Variable Structure Control Scheme Based on Support Vector Machine. [C]. *CHN: Proceedings of the 26th Chinese Control Conference*, 2007.
- [12] Avidan S. Support Vector Tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(8): 1064-1072.
- [13] 蔡开龙,谢寿生. 航空发动机多变量模糊滑模变结构模型跟踪控制[J]. 推进技术,2008,29(6): 737-742. (CAI Kai-long, XIE Shou-sheng. Multiple Variable Fuzzy Sliding Mode Variable Structure Model Tracking Control for Aero Engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2008, 29(6): 737-742.)
- [14] 周欣然,滕召胜. 基于LSSVM的MIMO系统快速在线辨识方法[J]. 计算机应用,2009,29(8): 2281-2284.
- [15] 张浩然,汪晓东. 回归最小二乘支持向量机的增量和在线式学习算法[J]. 计算机学报,2006,29(3): 400-406.

(编辑:张荣莉)