

基于核主元分析方法的燃气涡轮发动机 燃烧系统实时监测与诊断

朱飞翔¹, 李本威², 赵 勇¹, 宋汉强¹

(1. 海军航空工程学院 研究生一队, 山东 烟台 264001;

2. 海军航空工程学院 飞行器工程系, 山东 烟台 264001)

摘 要: 针对燃气涡轮发动机燃烧室状态监测方法不足,故障定位难和故障早期发现难的问题,以涡轮排气温度场周向数据为分析依据,通过研究燃气在涡轮通流部分的偏转规律,利用核主元分析(KPCA)方法对经过有效性处理后的温度场数据进行分析,并结合两台发动机的故障数据,分别对燃烧系统自身故障和热电偶传感器故障进行检测与识别,验证了排气温度场燃气偏转规律与核主元分析相结合的方法对燃烧系统故障和传感器故障进行诊断的有效性.结果表明:该方法能够将安装了环管式分布火焰筒的燃气涡轮发动机燃烧室的故障诊断定位层次从目前的燃烧室这个大部件提高到火焰筒级别的小部件.

关 键 词: 燃烧系统; 火焰筒; 排气温度场; 燃气偏转; 核主元分析; 实时监测与诊断; 故障识别

中图分类号: V263.6

文献标志码: A

Real-time monitor and diagnosis of combustion system based on kernel principal component analysis

ZHU Fei-xiang¹, LI Ben-wei², ZHAO Yong¹, SONG Han-qiang¹

(1. Graduate Students' Brigade,

Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai Shandong 264001, China;

2. Department of Aircraft Engineering,

Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai Shandong 264001, China)

Abstract: According to the shortage of gas turbine engine combustor condition monitoring method, fault location and incipient fault detection, the low-turbine exhaust circumferential temperature field data were utilized to study the deflection law of gas in turbine through flow region, and the normalized temperature field data were analyzed by taking advantage of kernel principal component analysis (KPCA) method. Based on two engines' fault data, the fault detection and identification for the combustor fault and thermocouple sensor were developed respectively. The method of combining exhaust temperature field deflection law with kernel principal component analysis method to study combustor camber fault and thermocouple sensor fault was proved to be effective. Results show that, this method improves the fault orientation level from combustion level to camber level for gas turbine engine combustor with loop tube camber.

Key words: combustion system; camber; exhaust temperature field; gas drift; kernel principal component analysis; real-time monitor and diagnosis; fault identification

航空发动机燃烧室出口温度场的均匀度是影响发动机热端部件(涡轮导向器和转子叶片)寿命和可靠性的重要因素. 发动机在使用过程中由于燃料喷嘴雾化状态、燃油量分配的不均匀性、以及火焰筒、过渡段、联焰管等燃烧系统的裂纹和烧坏情况都会对燃烧室出口温度场的均匀度造成影响^[1-2]. 因此,可以通过对温度场分布情况的监测,来实现对燃烧系统健康状态的监测. 一般直接测量的温度场数据是涡轮排气温度场,由于从每个燃烧室出来的燃气,只在涡轮的通流部分中沿叶轮旋转的方向转了一定的角度就排出了涡轮,几乎还来不及与相邻的燃烧室出来的燃气进行掺合^[3],所以排气温度场的均匀度可以间接反映燃烧室出口温度场的均匀度^[4].

目前,对于燃气轮机的排气温度场的监测方法通常是采用分散度评估,依据分散度的大小、最大正偏差测点位置以及最大负偏差测点位置来评估相应测点火焰筒的工作状态. 在故障特征明显的情况下,这种方法可以简单直接的找到发生故障的位置. 然而,分散度的评估方法属于“事后”监测,当出现故障告警时,可能燃烧系统已经损坏了^[5-6]. 因此,需要开展燃烧系统的实时监测,通过实时监测掌握燃烧系统健康状态的变化趋势,在温度场的畸变度未达到阈值或发生故障前,及时的对燃烧系统进行检查维护.

作为一种基于数据模型的方法,多元统计分析理论为机械设备的状态监测与故障检测的研究提供了一种数学工具和解决方案^[7],该理论无需掌握精确的数学模型,不需要异常或故障样本,只需要正常状态下的样本,便可以构造出反映正常

状态即性能的统计量指标,并且可以确定统计量的界限值,容易实现故障的检测^[7]. 而其中的利用主元分析(PCA)方法进行故障检测与诊断的技术得到了学术界的广泛重视. 但 PCA 方法是一种线性映射算法,应用于复杂非线性系统的故障检测时,存在着提取信息不充分的缺点;Scholkopf 等在研究支持向量分类算法提出一种非线性主元分析的故障方法——核主元分析(KPCA)方法^[8]. KPCA 方法不需要进行复杂的优化和非线性变换;计算过程较简单. 将 KPCA 应用到温度场的监测中,可以离线训练正常状态的 KPCA 模型,然后在线监测和故障部位识别,从而能够满足实时的在线监测要求. 将 KPCA 应用到发动机的燃烧系统的实时状态监测具有良好的工程应用前景.

1 燃气在涡轮通流区域的偏转规律

从每个火焰筒出来的燃气,只在涡轮通流部分中沿叶轮旋转了一定的角度就排出涡轮,基本上还来不及和邻近的火焰筒出来的燃气进行掺合. 从理论上讲,如果某个热电偶测得的温度,与其他测点相比,过高或是过低都可以从这个热电偶在排气管所处的周向位置,沿旋转方向相反的方向,旋转一定的角度,便可估计出哪一个燃烧室工作不正常. 所以需要首先研究燃气进入涡轮通流区域的偏转规律^[3].

本文以某型具有一级高压涡轮和一级低压涡轮的燃气涡轮发动机为研究对象,通过采集其台架试车数据(如表 1),分析燃气随着发动机工作状态的变化,燃气偏转的规律,为基于温度场数据的燃烧系统故障识别提供依据.

表 1 7 个工作状态下的台架试车验收数据

Table 1 Trivet experiment data in seven kinds of operation modes

参数	工作状态						
	空载	10%负载	20%负载	35%负载	60%负载	80%负载	额定负载
高压压气机入口空气流量 $q_{m,a2}/(\text{kg/s})$	19.38	41.28	51.38	59.39	71.63	79.93	86.94
高压压气机出口空气总温 T_3/K	451	570	613	664	706	734	759
高压压气机出口空气总压 p_3/MPa	0.338	0.743	0.975	1.268	1.621	1.865	2.086
燃油流量 $q_{m,f}/(\text{kg/s})$	0.182	0.375	0.553	0.795	1.132	1.397	1.646
高压轴转速 $N_h/(\text{r/min})$	3133	5330	5969	6640	6993	7205	7515
低压轴转速 $N_l/(\text{r/min})$	6191	9653	8042	8475	8897	9177	9413
低压涡轮出口燃气总压 p_6/MPa	0.113	0.153	0.184	0.229	0.288	0.331	0.369
低压涡轮出口燃气总温 T_6/K	580	698	757	837	926	990	1044

1) 由 $q_{m,a3} = q_{m,a2}(1-\phi)$, 得到燃烧室入口空气流量, 其中 ϕ 为高压压气机总引气系数; 根据燃烧室混合气的余气系数 α , 以及 p_3 , T_3 及 T_4 , 查燃烧室特性就可以得到燃烧效率 η_b , 再根据燃烧室的能量平衡方程, 通过迭代计算得到涡轮前的燃气温度 T_4

$$q_{m,f} H_u \eta_b + q_{m,f} h_f(T_f) + q_{m,a3} h_a(T_3) = q_{m,f} h_f(T_4) + q_{m,a3} h_g(T_4)$$

由燃烧室的总压恢复系数计算燃烧室出口压力

$$p_4 = \sigma_b p_3$$

高压涡轮入口燃气流量

$$q_{m,g4} = q_{m,a3} + q_{m,f}$$

利用气动函数, 计算

$$q(Ma_{\lambda_4}) = \frac{q_{m,g4} \sqrt{T_4}}{K_q A_4 p_4}$$

其中

$$K_q = \sqrt{\frac{\kappa}{R} \left(\frac{2}{\kappa+1} \right)^{\frac{\kappa-1}{\kappa+1}}}$$

式中 κ 为等熵指数, 又由

$$q(Ma_{\lambda_4}) = \left(\frac{\kappa+1}{2} \right)^{\frac{1}{\kappa-1}} Ma_{\lambda_4} \left[1 - \frac{\kappa-1}{\kappa+1} Ma_{\lambda_4}^2 \right]^{\frac{1}{\kappa-1}}$$

计算得到高压涡轮入口燃气马赫数 Ma_{λ_4} .

2) 由高压涡轮的入口燃气流量 $q_{m,g4}$ 和高压轴转速 N_h , 可以在高压涡轮特性曲线上迭代运算, 反推得到高压涡轮的共同工作线位置 κ_{ht} , 从而依据高压轴转速 N_h 和共同工作线位置 κ_{ht} , 可以在高压涡轮特性图上插值得到高压涡轮效率 η_{ht} 和高压涡轮的膨胀比 π_{ht} , 于是可以根据涡轮膨胀过程的热力计算公式得到高压涡轮出口温度 T'_5 , 当考虑冷却引气时, 高低压涡轮引冷气量分别为

$$q_{m,htcol} = K_{htcol} q_{m,a2};$$

$$q_{m,lcol} = K_{lcol} q_{m,a2}$$

式中 K_{htcol} 为高压涡轮从高压压气机冷却引气系数; K_{lcol} 为低压涡轮从高压压气机冷却引气系数; 高压涡轮出口的燃气总焓值为

$$h_g(T_5) = \frac{q_{m,g5} h_g(T'_5) + q_{m,acol} h_a(T_{htcol})}{q_{m,g5} + q_{m,acol}}$$

迭代得到 T_5 ; 高压涡轮出口燃气流量为

$$q_{m,g5} = q_{m,g4} + q_{m,acol}$$

高压涡轮出口压力为

$$p_5 = p_4 / \pi_{ht}$$

利用气动函数, 计算

$$q(Ma_{\lambda_5}) = \frac{q_{m,g5} \sqrt{T_5}}{K_q A_5 p_5}$$

又由

$$q(Ma_{\lambda_5}) = \left(\frac{\kappa+1}{2} \right)^{\frac{1}{\kappa-1}} Ma_{\lambda_5} \left[1 - \frac{\kappa-1}{\kappa+1} Ma_{\lambda_5}^2 \right]^{\frac{1}{\kappa-1}}$$

计算得到高压涡轮出口燃气马赫数 Ma_{λ_5} .

3) 低压涡轮出口燃气流量为

$$q_{m,g6} = q_{m,a5} + q_{m,lcol}$$

利用气动函数, 计算

$$q(Ma_{\lambda_6}) = \frac{q_{m,g6} \sqrt{T_6}}{K_q A_6 p_6}$$

又由

$$q(Ma_{\lambda_6}) = \left(\frac{\kappa+1}{2} \right)^{\frac{1}{\kappa-1}} Ma_{\lambda_6} \left[1 - \frac{\kappa-1}{\kappa+1} Ma_{\lambda_6}^2 \right]^{\frac{1}{\kappa-1}}$$

计算得到低压涡轮出口燃气马赫数 Ma_{λ_6} .

得到了燃气在 3 个界面的燃气马赫数 Ma_{λ_4} , Ma_{λ_5} , Ma_{λ_6} (如图 1), 以及高压轴转速 N_h 和低压轴转速 N_l , 依据燃气流过涡轮叶栅的速度矢量三角形 (如图 2), 可以计算燃气流过高、低压涡轮的时间 ($t_1 \sim t_4$) 以及燃气相对火焰筒偏转的角度 (如图 3). 由图 3 可知, 在空载状态下, 燃气偏转约

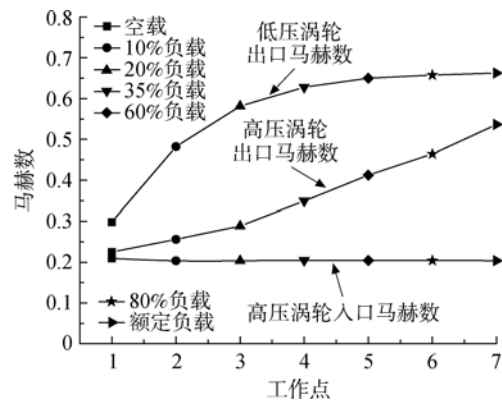


图 1 涡轮 3 个截面的燃气马赫数

Fig. 1 Gas Mach number in three turbine cross-sections

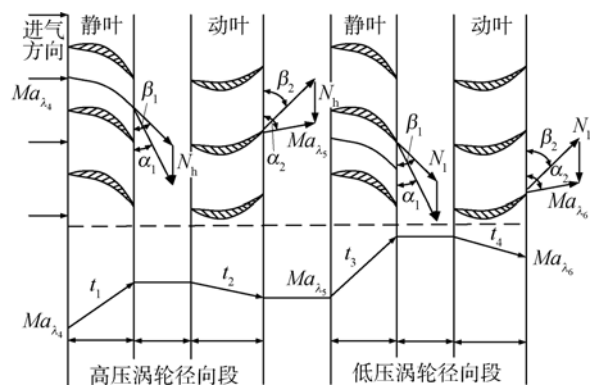


图 2 燃气流过涡轮通流部分的速度矢量图

Fig. 2 Velocity vector diagram of gas pass the turbine through-flow area

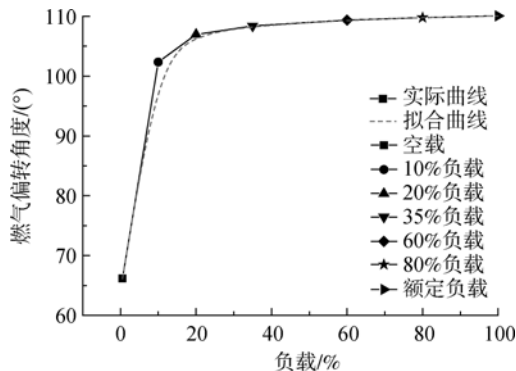


图3 不同工作状态下燃气偏转的角度

Fig. 3 Gas deflection angle in different operation modes

66°,即从涡轮排出的燃气在涡轮通流部分中沿叶轮旋转方向偏转约3个火焰筒的位置.随着工况的增加,燃气偏转的角度逐渐增加并趋于稳定,在20%负载到额定负载区间,燃气偏转角度约为109°,即燃气偏转约5个火焰筒的位置.

2 数据样本的有效性处理

本文所研究的发动机燃烧室具有16个环管布置的火焰筒,在低压涡轮后对应环形分布了16个热电偶.随着发动机从空载到额定工作状态的变化,排气温度也从450 K左右变化到800 K左右,温度变化的幅值较大.显然,从多元统计分类的角度,用实测数据直接进行训练和检测是不合适的,必须将所有状态下的数据归整到同一个数量级下.

2.1 测试样本的有效性处理

测试样本从发动机台架试车验收数据中提取,所使用的温度传感器的测量误差是1.5%.分别提取 N 次试车过程中,发动机在 M 个工作状态下的数据,组成 $N \times M$ 组正常状态下的样本.其中每组正常数据样本是将该时刻运行状态下前后20组实测数据经平滑处理后得到的一组样本,以消除传感器测量误差对样本的污染.

2.2 测试样本的有效性处理

交付使用的发动机上,传感器的采样速率是20次/s,数据处理系统将每秒内20组实测数据进行平滑处理后,然后以1次/s的速率将测试数据发送到监测与诊断系统.

2.3 数据的标准化处理

标准化处理的方法:对每组测量数据,分别去掉最大和最小的7个数据,将剩下的2个数据取平均值,作为温度场16点数据的平均值 $T_{6,avg}$,然

后将16点温度值 $T_6 = [T_{6,1}, T_{6,2}, \dots, T_{6,16}]$ 相对于平均值 $T_{6,avg}$ 的偏差量 $T_{6,std} = T_6 - T_{6,avg}$ 作为多元统计的数据样本,实现将不同工作状态下的数据归整到同一数量级下^{[[9-11]]}.

分别选取某台该型发动机在7个工作状态下的排气温度场的台架数据,经数据有效性处理后,如图4所示,其视角沿气流流动方向(即前视图),其中内圆是基准坐标(零坐标),图中 $T_{6,std}$ 表示周向温度偏差量,圆内的数据点表示相应测点的温度相对于平均值偏低,圆外的数据点表示相应测点的温度相对于平均值偏高,其中燃气沿图4顺时针方向偏转.由图4可知,在空载状态下,温度场的畸变度较大,是因为在启动和空载状态下,只有一个油路保证燃烧室工作,燃油分配器对火焰筒燃油分配的不均匀以及燃油压力偏小,使得每个火焰筒出口温度不均匀度偏大.其他工况下,由两个油路共同保障,燃油压力也随工况增加而增加,温度场的分布也趋于稳定.

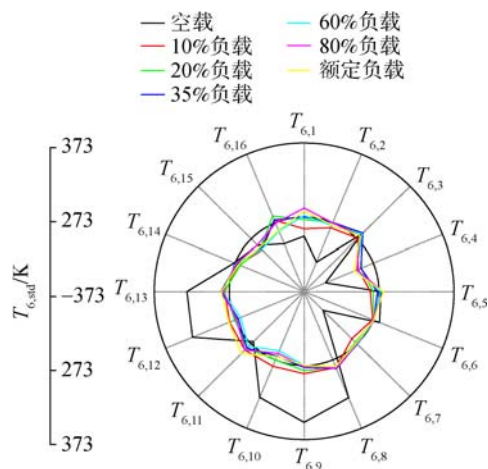


图4 数据处理后的周向温度场示意图

Fig. 4 Temperature field circumferential sketches after normalization

3 核多元统计方法用于燃烧系统的实时状态监测

基于核函数的主元分析方法是一种非线性多元统计分析方法,其基本思想是将原始数据样本输入空间通过适当的非线性映射变换到高维特征空间 F ,然后在高维特征空间中进行线性主元分析,得到高维特征空间 F 的线性主元,该线性主元实质是原始样本输入空间的非线性主元.要实现故障的有效检测,需要借助两个统计量 T^2 和

SPE(squared prediction error). T^2 统计量通过监测指标向量在 KPCA 模型空间中的波动来反映设备状态变化, SPE 则监测数据在 KPCA 残差空间中的变化, 它们的大小反映了指标向量偏离正常状态的程度^[12-14].

由多元核统计理论可知, T^2 统计量为

$$T^2 = \mathbf{t}_{\text{new}}^T \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{t}_{\text{new}} = \mathbf{K}_{\text{new}}^T \mathbf{\alpha} \mathbf{\Lambda}^{-1} \mathbf{\alpha}^T \mathbf{K}_{\text{new}} = \text{tr}(\mathbf{\alpha}^T \mathbf{K}_{\text{new}} \mathbf{K}_{\text{new}}^T \mathbf{\alpha} \mathbf{\Lambda}^{-1}) \quad (1)$$

SPE(量符号记为 S_{pe}) 统计量为

$$\mathbf{K}_{\text{new}} = \begin{bmatrix} k(x_1, x_{\text{new}}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k(x_1, x_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k(x_{\text{new}}, x_i) + \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k(x_i, x_j) \\ k(x_2, x_{\text{new}}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k(x_2, x_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k(x_{\text{new}}, x_i) + \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k(x_i, x_j) \\ \vdots \\ k(x_n, x_{\text{new}}) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k(x_n, x_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k(x_{\text{new}}, x_i) + \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k(x_i, x_j) \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{n \times 1} \quad (3)$$

$$C_{T^2, \text{new}, i} = \left| \frac{\partial T^2_{\text{new}}}{\partial v_i} \right| = \left| \frac{\partial}{\partial v_i} [\text{tr}(\mathbf{\alpha}^T \mathbf{K}_{\text{new}} \mathbf{K}_{\text{new}}^T \mathbf{\alpha} \mathbf{\Lambda}^{-1})] \right| = \left| \text{tr} \left[\mathbf{\alpha}^T \left(\frac{\partial}{\partial v_i} \mathbf{K}_{\text{new}} \mathbf{K}_{\text{new}}^T \right) \mathbf{\alpha} \mathbf{\Lambda}^{-1} \right] \right| \quad (4)$$

$$\begin{aligned} C_{\text{spe}, \text{new}, i} &= \left| \frac{\partial S_{\text{pe}, \text{new}}}{\partial v_i} \right| = \left| \frac{\partial}{\partial v_i} \left[1 - \frac{2}{n} \sum_{j=1}^n k(x_j, x_{\text{new}}) + \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n k(x_j, x_k) - \mathbf{t}_{\text{new}}^T \mathbf{t}_{\text{new}} \right] \right| = \\ &= \left| \frac{\partial}{\partial v_i} \left[-\frac{2}{n} \sum_{j=1}^n k(x_j, x_{\text{new}}) - \mathbf{t}_{\text{new}}^T \mathbf{t}_{\text{new}} \right] \right| = \\ &= \left| -\frac{2}{n} \frac{\partial}{\partial v_i} \left(\sum_{j=1}^n k(x_j, x_{\text{new}}) \right) - \frac{\partial}{\partial v_i} (\mathbf{K}_{\text{new}}^T \mathbf{\alpha} \mathbf{\alpha}^T \mathbf{K}_{\text{new}}) \right| = \\ &= \left| \frac{2}{n} \cdot \frac{1}{\sigma^2} \sum_{j=1}^n (x_{j,i} - x_{\text{new}, i})^2 k(x_j, x_{\text{new}}) + \text{tr} \left[\mathbf{\alpha}^T \frac{\partial}{\partial v_i} (\mathbf{K}_{\text{new}} \mathbf{K}_{\text{new}}^T) \mathbf{\alpha} \right] \right| \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $\frac{\partial}{\partial v_i} (\mathbf{K}_{\text{new}} \mathbf{K}_{\text{new}}^T)$ 的推导详见于文献[12, 15], 将

$\frac{\partial}{\partial v_i} (\mathbf{K}_{\text{new}} \mathbf{K}_{\text{new}}^T)$ 代入上式, 即可计算出每个变量对统计量 T^2 和 SPE 的贡献率. 通过计算核函数对每个变量的偏导数来度量每个变量对统计量 T^2 和 SPE 的贡献率 C_{T^2} 和 C_{spe} . 由于这两个统计量没有理论上界, 所以需要进行标准化处理, 即

$$C_{\text{std}_T, i} = \frac{C_{T^2, i}}{\sum_{i=1}^{16} C_{T^2, i}}; \quad C_{\text{std}_{\text{spe}}, i} = \frac{C_{\text{spe}, i}}{\sum_{i=1}^{16} C_{\text{spe}, i}}$$

当发动机燃烧系统出现突发故障或是统计量的监测值超限了, 那么可以通过贡献率来判断故障变量, 贡献率较大的即为故障变量.

图 5 是基于 KPCA 的排气温度场实时状态

$$S_{\text{pe}} = 1 - \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n k(x_i, x_{\text{new}}) + \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k(x_i, x_j) - \mathbf{t}_{\text{new}}^T \mathbf{t}_{\text{new}} \quad (2)$$

去均值中心化后的新数据内核向量 $\mathbf{K}_{\text{new}}$, 其中采用高斯径向基函数作为核函数. 其中, $\mathbf{t}_{\text{new}}$ 是新数据的非线性主元, $\mathbf{\Lambda}$ 为保留的主元所对应的特征值组成的对角矩阵, $\mathbf{\alpha}$ 是特征值对应的特征向量; $k(\cdot, \cdot)$ 是核函数; 第 i 个变量对统计量 T^2 和 SPE 的贡献率分别为 $C_{T^2, \text{new}, i}$ 和 $C_{\text{spe}, \text{new}, i}$.

监测与故障识别的原理图. 系统主要分为 3 个模块: 离线训练模块, 实时在线监测模块以及故障识别模块. 发动机在交付使用前, 会进行大量台架试车, 通过收集某台发动机在不同工况下的多组台架试车数据, 将有效性处理后的数据样本作为非线性核多元统计的正常训练样本数据, 用于离线训练 KPCA 模型, 通过实时监测实测数据向量的统计量是否超过离线训练模型确定的控制限来判断是否出现故障, 当出现异常, 系统自动触发故障识别模块, 并记录故障前后时刻的数据, 用作故障样本. 同时系统利用当前的数据, 计算统计量相对各个指标向量的偏导数(贡献率)来确定各个指标向量对引起故障所占比重的大小, 从而确定故障数据主要来自哪些热电偶. 最后依据燃气在涡轮通流部分的偏转规律, 确定故障出现在哪个火焰筒附近, 并借助孔探等途径, 进一步进行检查和维护.

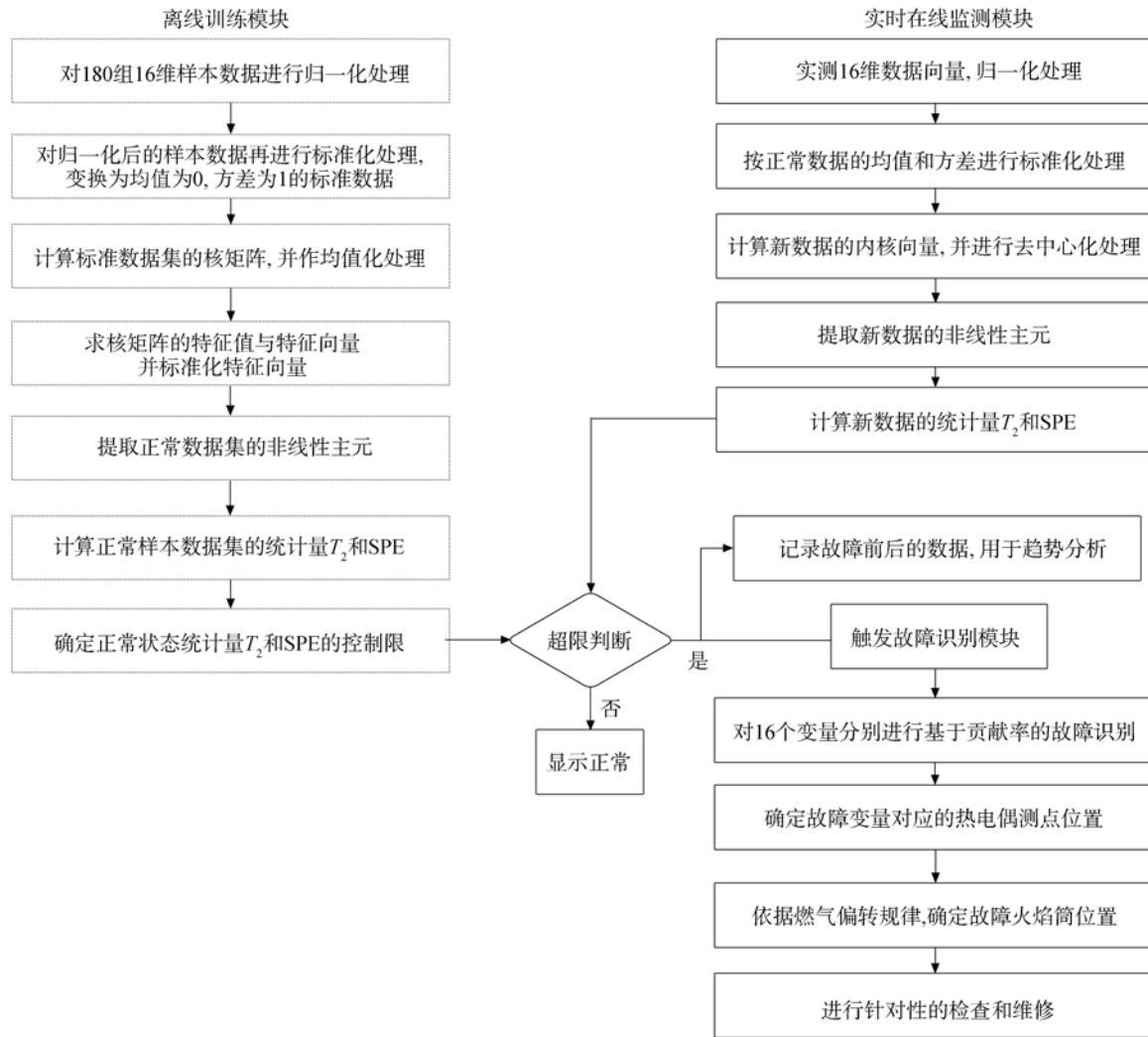


图 5 基于 KPCA 的温度场实时状态监测与诊断的原理图

Fig. 5 Temperature field real-time monitor and diagnosis schematic diagram based on KPCA

4 实验案例

通过两台该型发动机台架试车验收阶段的数据报表和使用寿命内的发参记录数据,利用上述 KPCA 实时监测和基于贡献率的故障识别方法,对燃烧系统自身故障和热电偶传感器故障,两型故障进行检测和识别。

4.1 实例 1:燃烧系统故障检测

4.1.1 训练正常状态下的 KPCA 模型

通过收集某型涡轮轴发动机(编号 X1)的台架试车数据,选取从 10%负载到额定负载,共 6 个工作状态下、180 组燃气温度场数据作为正常状态下的数据样本,进行 KPCA 正常状态模型的训练。其中核函数的参数采用交叉验证的方法进行优化确定。主元个数通过主元贡献率进行确定,累积主元贡献率的界限值设为 95%,训练结果如表 2。

表 2 KPCA 模型的主元贡献率及累计贡献率

Table 2 Principal component contribution rate and rollover contribution rate of KPCA model

主元数量	特征值	贡献率/%	累积贡献率/%
1	14.171	55.66	55.66
2	3.922	15.4	71.06
3	2.757	10.83	81.89
4	1.507	5.92	87.81
5	0.961	3.77	91.8
6	0.47	1.85	93.43
7	0.446	1.75	95.18
⋮	⋮	⋮	⋮
180	0	0	100

KPCA 正常状态的训练模型由 7 个主元构成主元模型,分别计算统计量 T^2 和 SPE,并得到置信度为 99% 时的控制限为 $S_{pe,\alpha}=0.626$; $T_{\alpha}^2=19.875$.

4.1.2 KPCA 实时在线监测

该发动机工作了 72 次,共运行了 93 h,在第 43 h 检测到异常,此时发动机正工作在 0.8 工况,系统记录了该时刻前后的数据.传感器采样速率为 20 次/s,将每秒内的 20 组数据经平滑处理,以 1 次/s 的速率发送到实时监测与诊断系统,以消除数据中测量误差对监测结果的影响.通过 KPCA,其统计量 T^2 和 SPE 的实时监测结果如图 6、图 7 所示,由图 6、图 7 可知,通过两个统计量均能准确检测到异常情况.

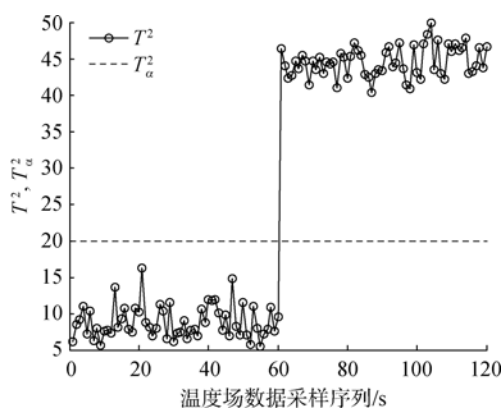


图 6 案例 1 中统计量 T^2 实时监测

Fig. 6 Real-time monitor curve of statistic T^2 of case 1

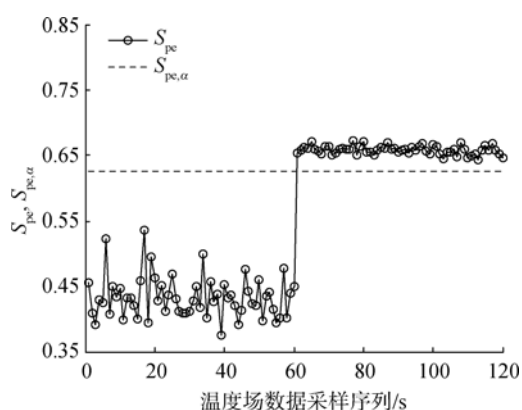


图 7 案例 1 中统计量 SPE 的实时监测

Fig. 7 Real-time monitor curve of statistic SPE of case 1

4.1.3 基于贡献率的故障识别

当系统检测到异常情况后,启动故障识别模块,通过对故障数据进行贡献率的计算分析,其结果如图 8、图 9 所示,在正常状态下,各个变量的统计量在 0.0625 附近波动,即各个变量对统计量

的贡献相近.当出现异常后,10,11,12 号 3 个测点(变量)的贡献率增大,且明显大于其他测点,其中 11 号测点的贡献率最大,在它附近的 10 号和 12 号两个测点的贡献率较其略小,根据基于贡献率的故障识别原理,可以判定这 3 个测点为故障测点位置,从而,可将 11 号测点定位为故障数据源.

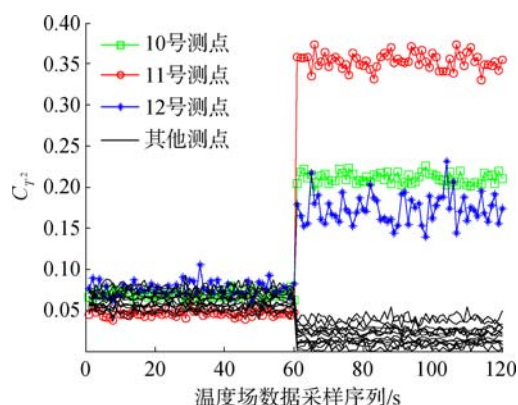


图 8 案例 1 中各个测点数据对统计量 T^2 的贡献率

Fig. 8 Contribution rate of every monitor point against statistic T^2 of case 1

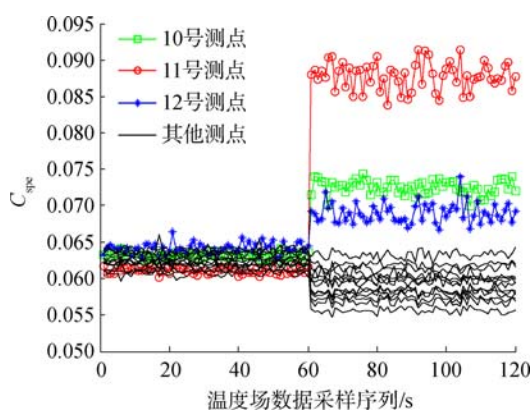


图 9 案例 1 中各个测点数据对统计量 SPE 的贡献率

Fig. 9 Contribution rate of every monitor point against statistic SPE of case 1

由于异常故障出现在 80% 负载状态下,依据燃气偏转的规律,燃气在涡轮通流部分中大约偏转 5 个火焰筒的位置,沿燃气偏转的逆方向,可以大概将故障定位在 6 号火焰筒附近,经过对比温度场周向分布数据在正常(如图 10)和故障(如图 11)时刻的图形,发现故障部位的温度相对正常状态偏低,预判故障原因可能是喷嘴堵塞积炭或是冷空气泄露,又经故障趋势分析,发现故障是缓慢恶化,所以排除了喷嘴堵塞积炭(突发)的故障原因,而将故障定位在火焰筒裂纹引起的冷却空气侵入,经孔探检查发现 6 号火焰筒的掺合孔边出

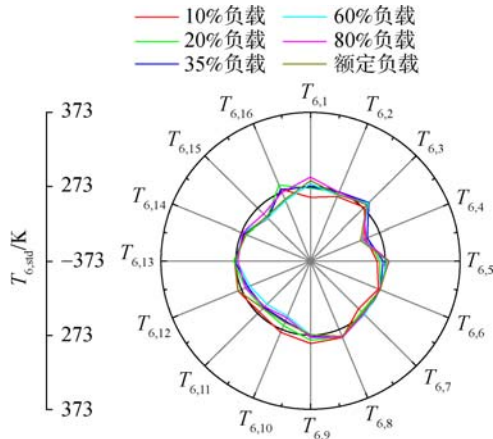


图 10 正常状态下 X1 号发动机周向温度场示意图
Fig. 10 X1 engine temperature field circumferential sketch under normal operation

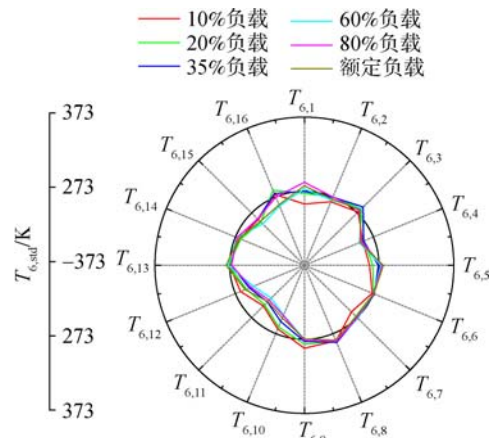


图 11 故障状态下 X1 号发动机周向温度场示意图
Fig. 11 X1 engine temperature field circumferential sketch under fault operation

现裂纹,过多的冷却空气进入到火焰筒内,致使 6 号火焰筒出口温度降低,掺混效应又使得附近的 5 号和 7 号火焰筒的出口温度也降低。由于火焰筒掺合孔边裂纹长度不大,经过局部补焊修复后,仍能继续使用。

4.1.4 趋势分析

低压涡轮后周向温度场分布系数 δ_c 在设计阈值内,就可以判定异常在允许的范围。

$$\delta_{c,up} = \left| \frac{T_{6,max}^* - T_{6,avg}^*}{T_{6,avg}^*} \right|$$

$$\delta_{c,down} = \left| \frac{T_{6,min}^* - T_{6,avg}^*}{T_{6,avg}^*} \right|$$

当分布系数接近阈值,就需要对故障进行维修。周向温度场分布系数 δ_c 依不同型号的发动机设计不同而不同。

该发动机在运行第 64 h,对火焰筒掺合孔边

裂纹进行局部补焊修复后,6 号火焰筒性能恢复正常。分别选取发动机运行小时数内,在额定状态下的数据记录,绘制出统计量 T^2 和 SPE 随性能恶化的变化趋势(如图 12、图 13)。

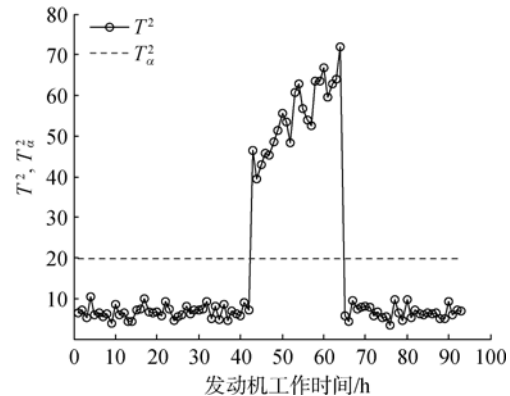


图 12 额定状态下,案例 1 中统计量 T^2 随时间变化的趋势

Fig. 12 Variation tendency of statistic T^2 with time at rated load of case 1

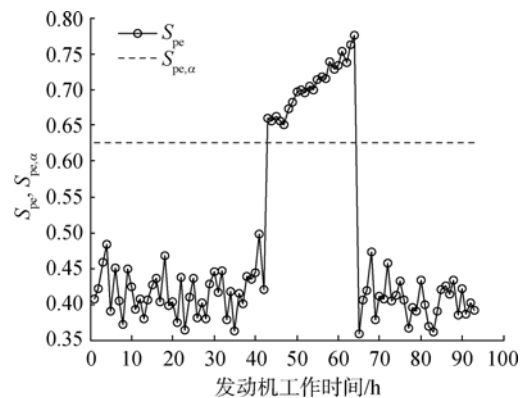


图 13 额定状态下,案例 1 中统计量 SPE 随时间变化的趋势

Fig. 13 Variation tendency chart of statistic SPE with time at rated load of case 1

4.2 实例 2:热电偶传感器故障检测

另外一台同型号发动机(编号 X2),工作了 105 次,共运行 127 h,在第 69 h,额定负载运行时检测到温度场有异常,通过 KPCA,其统计量 T^2 和 SPE 的实时监测结果(如图 14、图 15 所示)其中,统计量 T^2 的监测曲线虽有阶跃的异常响应,但是没有超出阈值,而统计量 SPE 的监测结果能够检测到异常。在基于贡献率的故障识别模块,故障数据对两个统计量的贡献率都能准确检测到故障变量(如图 16、图 17),相对于实例 1 的 3 个故障变量,此时只有 3 号测点这一个主要的故障变量。由于在额定状态工作,燃气偏转约 5 个火焰筒

位置,沿燃气偏转的逆方向,可以大概将故障定位在14号火焰筒附近,经检查后,发现14号火焰筒没有异常,经过对比周向温度场分布数据在正常(如图18)和故障(如图19)时刻的图形,判断出故障原因可能是传感器出现偏置故障,更换了以后,系统恢复正常.

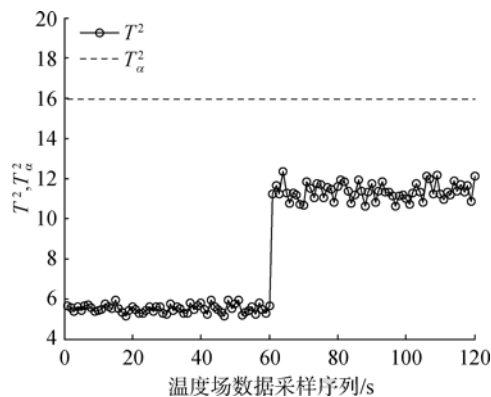


图14 案例2中统计量 T^2 实时监测

Fig. 14 Real-time monitor curve of statistic T^2 of case 2

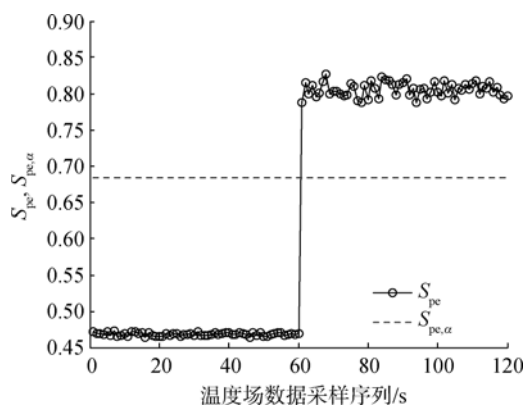


图15 案例2中统计量 SPE 实时监测

Fig. 15 Real-time monitor curve of statistic SPE of case 2

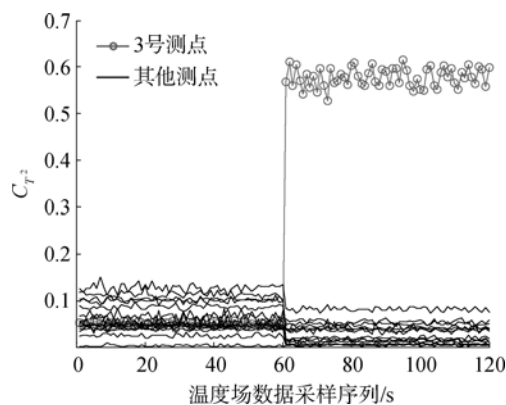


图16 案例2中各个测点温度对统计量 T^2 的贡献率

Fig. 16 Contribution rate of every monitor point against statistic T^2 of case 2

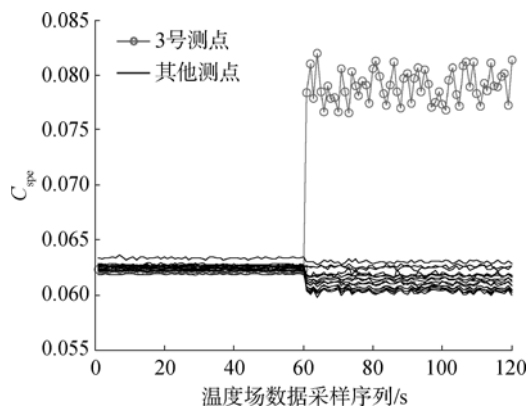


图17 案例2中各个测点温度对统计量 SPE 的贡献率

Fig. 17 Contribution rate of every monitor point against statistic SPE of case 2

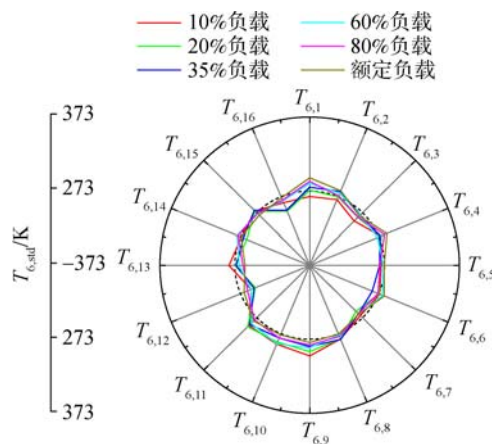


图18 正常状态下X2号发动机周向温度场示意图

Fig. 18 X2 engine temperature field circumferential sketch under normal operation

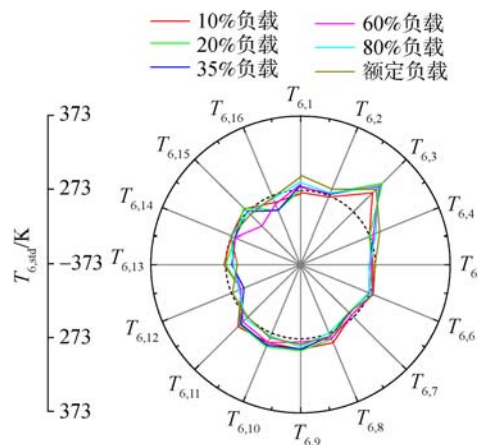


图19 故障状态下X2号发动机周向温度场示意图

Fig. 19 X2 engine temperature field circumferential sketch under fault operation

在实时监测模块, T^2 的监测值没有出现超限报警,这是因为统计量 T^2 是通过指标向量的波

动来表征系统状态的变化,在指标向量的维数较大,而波动的向量维数较小时, T^2 值也就相对较小,可能达不到监测阈值;但SPE是通过残差的大小来表征系统状态变化,其灵敏度更高一些.将故障原因定位为传感器故障的原因是因为:实例1是火焰筒的故障,出现故障的火焰筒的出口温度偏低(或偏高),掺混效应必然会使得附近两个或多个火焰筒的温度受到影响,也会出现偏低(或偏高).而传感器的故障只会影响其本身的变化,而不会影响附近火焰筒,所以根据辨识到的故障变量只有一个,所以将故障定位为传感器.基于这点分析,可以直观的区分传感器故障与燃烧系统的故障.

5 结 论

由于燃烧系统的复杂性,燃烧系统的故障检测与诊断技术一直是气路主要部件健康管理的短板,常规的以燃烧室效率蜕化量为性能评估参数的诊断方法,只能将故障定位到燃烧室这个大部件级;以“分散度”为评估指标的监测方法属于“事后”监测,不能完全反应部件故障恶化程度.本文从温度场的波动和各测点温度偏离正常状态的程度来反应燃烧系统的健康状况,借助核主元分析方法,对燃烧系统实施实时监测和故障识别,将故障定位提高到火焰筒级别.同时,结合两台发动机的故障数据,分别对燃烧系统自身故障和热电偶传感器故障进行检测与识别,验证了排气温度场燃气偏转规律与核主元分析相结合的检测方法,以及其对燃烧系统故障和传感器故障进行监测的正确性和可行性.该方法可以为孔探监测和日常设备维护提供指导.

参考文献:

- [1] 刘凯,张宝诚,马洪安.某型燃气轮机燃烧室出口温度场的调试[J].航空动力学报,2013,28(6):1387-1389.
LIU Kai, ZHANG Baocheng, MA Hong'an. Experiment on outlet temperature field of a gas turbine combustor[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(6): 1387-1389. (in Chinese)
- [2] 刘富强,房爱兵,崔玉峰,等.回流环形燃烧室出口温度场的试验[J].航空动力学报,2012,27(1):48-54.
LIU Fuqiang, FANG Aibing, CUI Yufeng, et al. Experiment of outlet temperature distribution of a reverse-flow annular combustor[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(1): 48-54. (in Chinese)
- [3] 姜伟,越士杭.燃气轮机原理、结构与应用[M].北京:科学出版社,2002.
- [4] 张树林,杨宝兴,王洪斌,等.航空发动机涡轮前温度场数据分析方法[J].航空发动机,2007,33(4):23-25,54.
ZHANG Shulin, YANG Baoxing, WANG Hongbing, et al. A analysis method about before-turbine temperature field of aero-engine[J]. Aero-engine, 2007, 33(4): 23-25, 54. (in Chinese)
- [5] 俞立凡,金建荣.9FA 燃机排气温度场偏转规律研究[J].电力建设,2009,30(3):63-66.
YU Lifan, JIN Jianrong. Study on deflection laws of 9FA gas-turbine exhaust temperature field[J]. Electric Power Construction, 2009, 30(3): 63-66. (in Chinese)
- [6] 毛华军.燃气轮机排气温度监视和保护功能分析[J].华电技术,2009,31(8):11-15.
MAO Huajun. Analysis of exhaust temperature monitor and protection function for gas turbine[J]. Huadian Technology, 2009, 31(8): 11-15. (in Chinese)
- [7] 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.
- [8] Scholkopf B, Smola A, Muller K R. Kernel principal component analysis. advances in kernel methods-support vector learning[M]. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology Press, 1999.
- [9] Masi M, Gobatto P, Toffolo A, et al. Numerical and experimental analysis of the temperature distribution in a hydrogen fuelled combustor for a 10 MW gas turbine[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2011, 133(2): 432-440.
- [10] Bishop C K, Allan W. Effects of fuel nozzle condition on gas turbine combustion chamber exit temperature distributions[R]. ASME Paper GT2010-23441, 2010.
- [11] 张宝诚.航空发动机试验和测试技术[M].北京:北京航空航天大学出版社,2005.
- [12] 胡金海,谢寿生,骆广琦,等.一种基于贡献率图的 KPCA 故障识别方法[J].系统工程与电子技术,2008,30(3):572-576.
HU Jinhai, XIE Shousheng, LUO Guangqi, et al. Fault identification method of kernel principal component analysis based on contribution plots and its application[J]. Systems Engineering and Electronic, 2008, 30(3): 572-576. (in Chinese)
- [13] 杨帆,胡金海,陈卫,等.主元分析方法在航空发动机故障监测与诊断中的应用[J].机械科学与技术,2008,27(3):330-333.
YANG Fan, HU Jinhai, CHEN Wei, et al. The study of engine fault detection and identification method based on the theory of multivariate statistical analysis [J]. Mechanical Science and Technology, 2008, 27(3): 330-333. (in Chinese)
- [14] 胡金海.基于多元统计分析理论的航空发动机故障检测与识别方法研究[D].西安:空军工程大学,2006.
HU Jinhai. The study of engine fault detection and identification method based on the theory of multivariate statistical analysis[D]. Xi'an: Air Force Engineering University, 2006. (in Chinese)
- [15] Choi S W, Lee C, Lee J M, et al. Fault detection and identification of nonlinear processes based on kernel PCA[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2005, 75(1):55-67.

(编辑:王碧璐)