

文章编号:1000-8055(2011)10-2376-06

基于变权重最小二乘法的发动机气路故障诊断

鲁 峰, 黄金泉, 孔祥天

(南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016)

摘 要: 针对航空发动机气路部件故障诊断中存在的严重故障诊断问题, 提出基于变权重最小二乘法进行发动机故障诊断. 该方法在发动机仿真实验的基础上采用加权最小二乘法进行故障诊断, 并对算法进行了改进, 根据初期诊断结果对故障权重系数矩阵进行修正, 使诊断结果更加合理可信. 仿真表明, 基于变权重最小二乘法的发动机气路故障诊断能快捷有效地诊断气路部件严重故障.

关 键 词: 航空发动机; 气路故障诊断; 影响系数矩阵; 变权重最小二乘法; 严重故障

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Gas-path fault diagnosis for aero-engine based on variable weighted least-squares

LU Feng, HUANG Jin-quan, KONG Xiang-tian

(College of Energy and Power Engineering,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A method of variable weighted least-squares was presented to solve the problem of large deviation in aero-engine gas-path fault diagnosis. Weighted least-squares was adopted and improved by correcting the weight coefficient matrix depending on the initial diagnosis result. Simulation on a turbofan engine shows that this method can provide meaningful and verified diagnosis of severe fault with more believable results.

Key words: aero-engine; gas-path diagnosis; influence coefficient matrix; method of variable weighted least-squares; severe fault

随着对航空发动机安全性和可靠性要求的提高, 发动机健康管理技术成为发动机维护不可或缺的手段. 航空发动机结构复杂, 工作环境恶劣, 属故障多发系统. 而在所有发动机的故障中, 气路故障占了相当大的比重^[1]. 航空发动机气路分析可以快速诊断和隔离发动机部件、传感器故障, 从而能及时地判断发动机的健康情况, 为发动机维修和换发提供必要的依据. 因此, 选择恰当的故障诊断方法至关重要, 其中基于影响系数矩阵的故障诊断方法是进行发动机故障诊断最有效的方法之一^[2].

1972 年 Urban^[3]提出了影响系数矩阵法, 又

叫做小偏差模型法, 该方法的主要思想就是根据航空发动机部件特性状态参数(如流通能力、效率等)与气路测量参数之间的变化关系进行故障诊断. 随后出现了许多采用影响系数矩阵进行发动机气路分析的应用^[4]. 1993 年 Doel^[5-7]提出了加权最小二乘法对大修前后的发动机进行故障诊断与基线更新, 成功地进行了地面试车台验证, 但是它对基线及测量精度要求比较高; 另外, 诊断结果有故障扩散化趋势, 需要专业人员对诊断结果进行解读. 基于线性模型的卡尔曼滤波方法应用比较广泛, 该方法利用可测参数去估计不可测参数, 能进行故障重构, 卡尔曼滤波法对单故障诊断有较

收稿日期: 2010-11-20; 修订日期: 2011-03-14

基金项目: 南京航空航天大学基本科研业务费项目(V1042-021)

作者简介: 鲁峰(1981—), 男, 浙江长兴人, 讲师, 博士, 主要研究方向为航空发动机建模、故障诊断与信息融合.

好的表现,而对多故障效果较差,且对模型的精度依赖性高^[8-11].范作民等^[12-13]于上世纪 80 年代末提出了主因子方法,它与常规诊断方法的区别是:不是将所有的故障进行组合组成影响系数矩阵,而只是由故障的一部分组成影响系数矩阵进行诊断.为了解决主因子的选择是否正确,提出了故障相关性准则及合理性准则来对诊断结果进行优化.主因子方法可以允许测量参数个数小于故障数,解决了故障共线性问题,但是存在以下问题:对于传感器测量及基线精度要求较高,当故障模式较多时搜索的计算量较大.

本文根据发动机的小偏差模型对发动机气路故障进行分析,首先采用加权最小二乘法进行发动机故障的诊断,然后根据诊断结果修正故障权重,使权重矩阵和实际发动机模型更接近,从而改进了加权最小二乘法,它可以将故障隔离到各个气路部件及传感器.

1 加权最小二乘法

为了准确地分析发动机部件性能,传感器测量误差必须考虑在内,而加权最小二乘法允许存在测量误差的情况下进行发动机的性能分析.加权最小二乘法的数学理论基础主要根据下面的系统模型:

$$z = h(x) + v \quad (1)$$

式中 z 为 p 维测量参数偏差向量,由气路测量参数与稳态正常参数的偏差组成; x 为 n 维状态向量,由表征发动机健康状态的参数(如压气机效率,涡轮流量函数的偏差等)组成; $h(x)$ 表示 x 对 z 的非线性影响系数矩阵,维数为 $p \times n$; v 是 p 维测量误差向量,主要由测量噪声及建模误差组成.由于 x 根据 z 确定,测量参数维数 p 必须大于状态向量维数 n .

为简化非线性模型的最优化问题,将非线性模型线性化

$$z = Hx + v \quad (2)$$

式中 H 是线性化的故障影响系数矩阵,维数同样为 $p \times n$.

为了对加权最小二乘法进行简化,需要做如下假设^[6]: v 为均值为零的高斯分布,测量参数误差的协方差矩阵为 $R = E(vv^T)$,通常, R 的非对角元素为零;不失一般性, x 也符合高斯分布,其均值为零,其协方差矩阵为 $M = E(xx^T)$,多数情况下, M 的非对角元素假设为零,表示故障模式

之间没有关联性;如果某一故障必然引起另一故障的产生,则它们所对应的非对角元素可以不为零,这种情况较少发生.需要注意的是, M 矩阵中元素的大小反映了故障的权重大小,特别是 M 的对角元素直接表示各故障的权重,通过其定义式可以看出,当该值较大时,说明对应的故障模式容易发生较严重的故障,而且其大小和状态量成二次比例关系.因此,又可以将 M 称为故障权重矩阵.

加权最小二乘法的目标是根据下式来确定 x 的最优估计:

$$J = \frac{1}{2} [x^T M^{-1} x + (z - Hx)^T R^{-1} (z - Hx)] \quad (3)$$

式中矩阵 M 和 R 用来表示发动机的统计概率模型, J 是反映 x 和 z 的相关性的概率密度函数, J 越小反映其对应的 x 和 z 越接近统计模型,这里称 J 为目标函数.

使 J 最小化所对应的 x 就是具有的最大条件概率估计,即最优估计.通过求 J 关于 x 的偏导数 dJ ,并使之为零,可以得到最优估计求解公式

$$x_0 = (M^{-1} + H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} z \quad (4)$$

式中 $x_0 = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n]^T$,表示各状态相对正常状态的退化量,以百分数表示.

根据 x_0 可以得到相应的测量参数偏差估计 z_0 , 计算式如下:

$$z_0 = Hx_0 \quad (5)$$

由式(2),(4)和(5)可以得到测量参数误差估计

$$v_0 = [I - H(M^{-1} + H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1}] z \quad (6)$$

最优估计的目标函数值 J_0 可由 x_0 代入式(3)得到, J_0 的实际值由模型与实际测量数据的吻合程度确定, J_0 的期望值为 $p/2$.随着 J_0 的增大,假设的统计模型(主要由发动机基线模型、系数矩阵 H 和协方差矩阵 M 和 R 确定)与实际模型的吻合的概率越小.当 J_0 远远大于 $p/2$ 时,有理由确信有一个或多个统计假设是错误的^[6].

2 算法改进

采用加权最小二乘法可以快速进行发动机气路分析,但是由于发动机故障诊断的复杂性,仅采用加权最小二乘法会遇到很多问题. M , R 矩阵的大小、基线的准确度,测量噪声都会对诊断结果有影响.因此,对诊断结果的可靠性进行评价相当重要.

线性小偏差是影响系数矩阵法的基本假设,即发动机的状态变化在较小范围内变化时测量 z

随 x 是成线性比例变化的,比如当风扇效率成倍退化时,测量参数偏差也应成倍增加.但是由于发动机线性模型(基线模型、系数矩阵 H)误差,发动机本身的非线性及协方差矩阵 M, R 的选择,在发动机性能与正常状态相差较大时,发动机实际模型会和线性模型偏离较大,这时 J_0 的值也会很大,为了判断诊断结果的有效性,可以通过 J_0 的值确定诊断结果的置信度.

文献[7]指出 $2J_0$ 符合 χ^2 分布,当线性模型和发动机相符时, $2J_0$ 的值接近 p ; 当线性模型和发动机相差很大时, $2J_0$ 将很大. 为了确定诊断结果是否有效,选取 χ^2 分布的上 α 分位点的值为诊断结果可信的上界,即临界值,一般取 $\alpha=0.05$, 则临界值对应的置信度为 95%. 当 $2J_0$ 小于临界值时,表示置信度大于 95%, 则结果是可信的,否则诊断结果不可信. $2J_0$ 的期望值和 95% 置信度值都是随测量参数个数 p 的单调增加函数,图 1 显示了 $2J_0$ 在 χ^2 分布下期望值和临界值随测量参数个数变化曲线,从图中可以看到,当测量参数个数一定时,期望值和临界值都是不变的,当 J_0 大于其临界值时,认为诊断结果是不可信的.

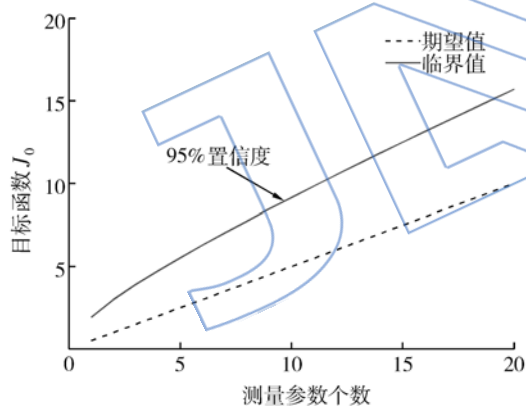


图 1 目标函数的期望值和临界值随测量参数个数的变化曲线

Fig. 1 Expected and critical values of objective function

通用(GE)公司的 TEMPER 软件^[6]在加权最小二乘法的基础上采用“故障逻辑”对严重故障进行诊断. 当有严重故障发生时, J_0 大于其 95% 的置信度值, 诊断无效. 为了在这种情况下继续进行气路分析, 需要修正故障权重, 即改变矩阵 M 的对角线上的元素, 乘以一个比较大的因子, 对各权重因子逐一进行试探, 直到 J_0 的值小于临界值, 便认为主要故障是由于该权重因子所对应的部件故障或传感器故障所引起的. “故障逻辑”可

以成功对故障程度较重的发动机进行故障诊断,但是它只能对单个严重故障进行定性分析.

根据加权最小二乘法可以得到 x_0 和 J_0 , 当 J_0 大于临界值时, 则判定诊断结果无效. 经分析在测量误差较小的情况下主要有两大原因会引起 J_0 的增大: ①发动机性能偏离正常工作点较大导致发动机的非线性, 从而使实际发动机线性化模型中的影响系数矩阵发生较大变化; ②实际诊断结果和已知统计模型的差别, 如一个故障的权重本来很小, 但是该故障突然发生而且比较严重, 这时通过式(5)计算的 J_0 值就会相当大. 通常影响系数矩阵 H 是不能改变的, 但是权重矩阵 M 一般根据发动机使用经验及实验统计来确定, 它是随着发动机运行而变化的, 因此可以通过改变故障权重矩阵 M 来改善诊断结果.

在忽略测量误差的情况下, 由式(3)可以得出 $J \approx (1/2) x^T M^{-1} x$, 则 J 与 x 成二次正比, 而与故障权重成反比关系, 当 J_0 大于临界值时, 主要的原因是由于 x_0 较大, J_0 随 x_0 二次增大, 这时诊断结果 x_0 虽不可信, 但它是根据已知统计模型求得的, 统计模型中只有矩阵 M 的一些较严重故障对应的权重发生了较大变化, 其他的权重没有太大变化. 因此, 诊断结果仍然保留着重要的故障信息. 由于 M 的对角元素权重越大表示越容易发生严重故障, 而 x_0 表示故障的严重程度, 在诊断结果可信的情况下两者约呈二次正比关系, 可以根据首次诊断结果 x_0 来对权重矩阵 M 进行修正.

本文采用变权重方法根据加权最小二乘法诊断结果对权重矩阵进行修正, 并利用新的权重矩阵再次进行故障诊断, 得到较好的诊断结果, 解决了“故障逻辑”中所遇到的问题. 在首次使用加权最小二乘法得到 J_0 大于临界值时, M 和 x_0 出现不“匹配”现象, 即权重较小的故障对应的诊断结果反而较严重, 这时应根据首次诊断结果来修正权重矩阵 M . 如果将 M 的对角元素分别乘以 $x_i (i=1, \dots, n)$ 二次形式的因子, 可以使 J_0 回到临界值之下. 但是权重矩阵不是随意改变的, 当 x_i 接近于零时, 对角元素乘以 x_i^2 后也接近零, 相当于算法不对该故障进行诊断; 当 x_i 相当大时, 对角元素乘以 x_i^2 后非常大, 而现实中故障的严重程度不能太大, 如效率下降 50% 就没有物理意义. 因此应对权重变化设定一个合理的范围, 既要使算法能对所有故障进行诊断, 又要使权重矩阵具有现实物理意义.

在首次使用加权最小二乘法进行诊断结果不

可信时,应对故障权重矩阵进行修正,具体方法可通过下面三个步骤完成

1) 根据状态向量 $\mathbf{x}_0$ 得到权重因子向量 $\mathbf{w}$, 形式如下:

$$\mathbf{w} = [\omega_1 \quad \omega_2 \quad \cdots \quad \omega_n]^T \quad (7)$$

式中

$$\omega_i = \begin{cases} 1 & x_i \leq 1 \\ x_i^2 & 1 < x_i < 10 \\ 100 & 10 \leq x_i \end{cases} \quad i = 1, 2, \cdots, n$$

2) 将故障权重矩阵 $\mathbf{M}$ 的对角元素乘以权重因子得到新的故障权重矩阵 $\mathbf{M}'$, 计算式如下:

$$\mathbf{M}' = \begin{bmatrix} m_{11} \times \omega_1 & & \\ & m_{22} \times \omega_2 & \\ & & m_{mm} \times \omega_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

3) 根据新的权重矩阵再次使用加权最小二乘法进行故障诊断,新的状态向量和目标函数的计算如下面两式:

$$\mathbf{x}'_0 = (\mathbf{M}'^{-1} + \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{z} \quad (9)$$

$$J'_0 = \frac{1}{2} [\mathbf{x}'_0{}^T \mathbf{M}'^{-1} \mathbf{x}'_0 + (\mathbf{z} - \mathbf{H} \mathbf{x}'_0)^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{H} \mathbf{x}'_0)] \quad (10)$$

在采用了上述方法之后,经过一次权重修正即可使 J_0 小于临界值,由于权重矩阵根据首次诊断结果进行修正,增大状态量较大的故障所对应的权重系数,从而使权重矩阵更加符合实际故障状态;而且,权重矩阵的修正控制在合理的范围内,保证权重矩阵具有合理的物理意义.因此,采用新的权重矩阵后诊断结果将得到改善.

3 仿真实验

本文根据某发动机模型仿真建立了故障模型并获得影响系数矩阵,在此基础上对变加权最小二乘法进行验证.发动机模型是以某型双轴涡扇发动机的巡航性能参数建立的,通过分析各个气路部件的流通能力和效率参数对发动机的影响建立了共计 8 种故障模式的模型.然后通过模型仿真的测量参数的敏感性分析,选取对各故障影响比较敏感的测量参数,而且测量参数的个数必须大于故障模式个数,这里共选取 9 个测量参数.具体选取的测量参数及故障模式如表 1 所示.

由于发动机故障完全是在仿真环境中得出的,本文根据仿真环境提出了两项假设:①所有的故障发生概率相同,且相互独立,故障的发生概率

均比较小;②故障的严重程度随机分布,且都符合同一种分布规律.

表 1 发动机的测量参数和状态参数

Table 1 Measurements and state parameters of engine

测量参数	状态参数
低压涡轮转速 N_1	风扇流量 W_{fan}
高压涡轮转速 N_2	风扇效率 E_{fan}
排气温度 T_{eg}	低压压气机流量 W_{lpc}
燃油流量 W_f	低压压气机效率 E_{lpc}
风扇出口压力 p_{13}	高压压气机流量 W_{hpc}
压气机入口温度 T_{25}	高压压气机效率 E_{hpc}
压气机入口总压 p_{25}	高压涡轮流量 W_{ht}
压气机出口温度 T_3	低压涡轮效率 E_{lt}
压气机的出口压力 p_3	

真实发动机的不同部件退化速率不同,一般高温高压部件的效率退化速率较快,发动机故障之间也可能具有关联性.但是这些情况没有足够的实验数据验证,而且在仿真环境中不易实现.因此,为了简化发动机模型,便于仿真实验,认为上面两个假设在仿真实验中是成立的.通常在仿真程序中通过人为设定每种故障的严重程度便可以进行故障仿真与诊断结果的验证.

在上述假设的基础上可以确定故障权重矩阵 $\mathbf{M}$.由于故障相互独立, $\mathbf{M}$ 的非对角元素均为零;发生概率及严重程度分布相同,可知 $\mathbf{M}$ 的对角元素应该具有相同的值.因此,可以设置 $\mathbf{M}$ 为 8 维单位矩阵,表示各故障都可能发生轻微程度的退化,每个状态量变化的期望均为 1%.

测量参数误差的协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 为各测量参数噪声的方差,这里采用相对方差来表示,赋值如下:

$$\mathbf{R} = \text{diag}\{0.15^2 \quad 0.2^2 \quad \cdots \quad 0.3^2\}_{9 \times 9}$$

利用发动机模型仿真发动机高压压气机流量 (W_{hpc}) 退化 6% 且高压压气机效率 (E_{hpc}) 退化 2% 的故障,并根据仿真输出参数进行故障诊断,分别使用加权最小二乘法和变加权最小二乘法的诊断结果分别如图 2 和图 3 所示.

在图 2 和图 3 中使用柱状图来表示各个参数的大小,其中带有斜纹的浅色柱条表示诊断出的发动机健康状态参数退化大小,深色柱条表示根据诊断结果由式(6)得到的测量参数的相对误差估计,它们的单位均以百分数表示.由于发动机的测量参数个数 $p = 9$,由图 1 可知 J_0 的临界值约为 8.46,则对于加权最小二乘法(图 2)得到的 $J_0 = 14.727 7$ 大于临界值,其诊断结果是不可信

的;变加权最小二乘法(图3)根据状态向量 x_0 对权重进行了修正,并再次利用加权最小二乘法得到 $J'_0=1.6705$,诊断结果有效,与真实的发动机退化状态基本相符,而且在加权最小二乘法中出现的故障扩散问题得到了明显的改善。

如果采用“故障逻辑”进行诊断,则将 W_{hpc} 的权重增大 100 倍使 J_0 小于临界值,但是这只能判

定主要故障为 W_{hpc} ,无法判断是否有其他故障,而且更无法诊断出 W_{hpc} 的退化量。

下面分别对四组不同的发动机故障进行仿真实验,它们在首次诊断时均不可信,并分别将加权最小二乘法和变加权两种诊断结果放在一起进行比较,由于测量误差一般都比较小,这里仅显示状态量的大小,仿真结果如图4所示。

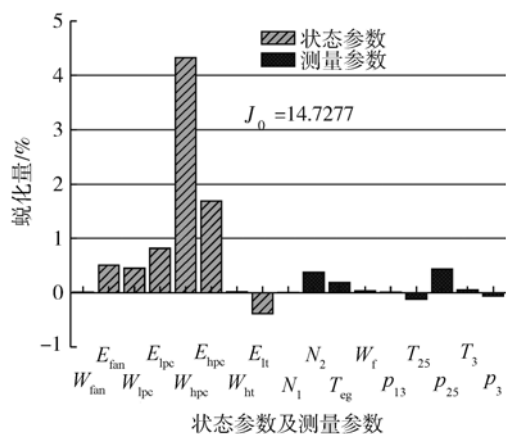


图2 加权最小二乘法诊断结果

Fig. 2 Results of weighted least-squares

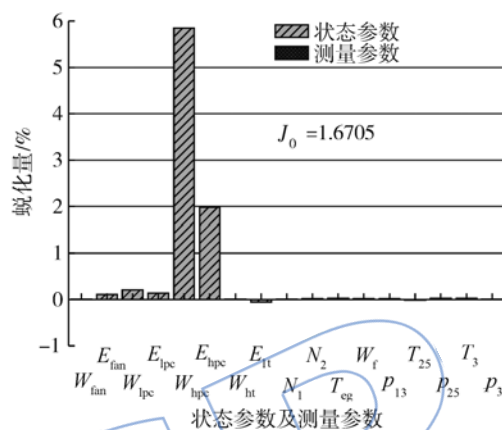
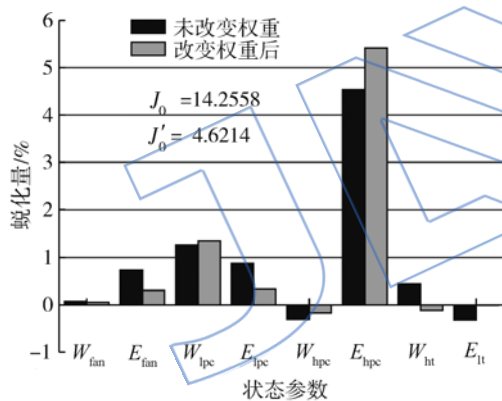
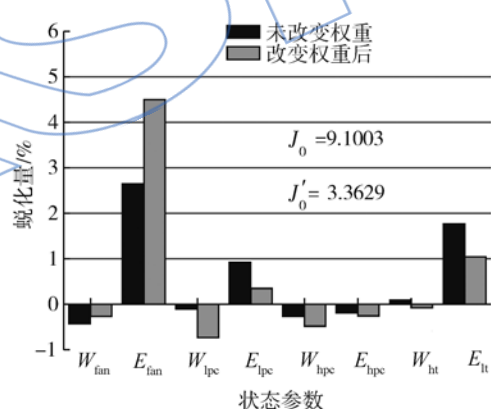


图3 变权重最小二乘法诊断结果

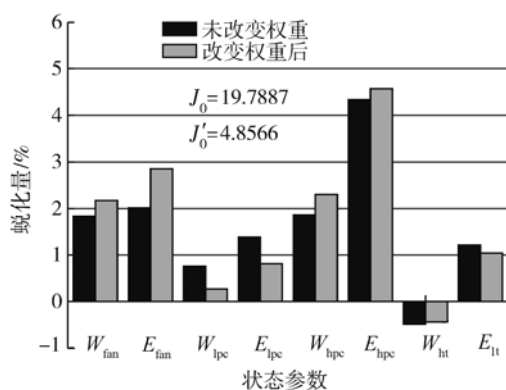
Fig. 3 Results of variable weighted least-squares



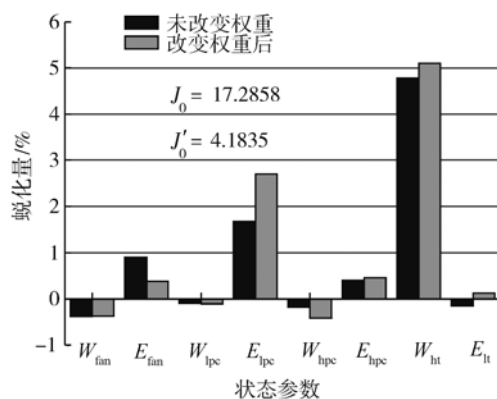
(a) E_{hpc} 退化6%且 W_{lpc} 退化2%



(b) E_{fan} 退化5%



(c) W_{fan} 退化2%, E_{fan} 退化3%
 W_{lpc} 退化3%, E_{lpc} 退化5%



(d) E_{lpc} 退化2%且 W_{ht} 退化5%

图4 改变权重前后诊断结果比较

Fig. 4 Comparisons of before and after correcting weight matrix

4 结 论

变权重最小二乘法方法可以有效地解决由于权重矩阵 $\mathbf{M}$ 不合理而导致的诊断失误现象. 它和“故障逻辑”不同之处主要在于:根据首次诊断的状态向量 $\mathbf{x}_0$ 和 J_0 对故障权重矩阵进行调整,并再次利用加权最小二乘法进行诊断,可以得到比较满意的诊断结果;而“故障逻辑”仅根据 J_0 的值对权重矩阵进行简单的改变,只能对严重故障进行定性分析.

通过以上仿真结果及分析总结如下:①故障权重矩阵 $\mathbf{M}$ 具有现实物理意义,它反映了故障发生的概率及严重程度,由于发动机故障的不可预见性,可以通过首次诊断结果对 $\mathbf{M}$ 进行调整;②可以对单个或多个严重故障进行定量分析;③一定程度上抑制了故障的扩散现象,可以得到更精确的诊断结果;④方法简单方便,具有很大的实用性.

参考文献:

- [1] Mercer C R, Simon D L, Hunter G W, et al. Fundamental technology development for gas-turbine engine health management[R]. NASA-TM-2007-0022364, 2007.
- [2] 郝英, 孙健国, 白杰. 航空燃气涡轮发动机气路故障诊断现状与展望[J]. 航空动力学报, 2003, 18(6): 753-760.
HAO Ying, SUN Jianguo, BAI Jie. State-of-the-art and prospect of aircraft engine fault diagnosis using gas path parameters[J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(6): 753-760. (in Chinese)
- [3] Urban L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring[R]. AIAA 1972-1082, 1972.
- [4] Li Y G. Performance-analysis-based gas turbine diagnostics: a review[J]. Power and Energy, 2002, 216(5): 363-377.
- [5] Doel D L. An assessment of weighted-least-squares-based gas path analysis[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1994, 116(2): 366-373.
- [6] Doel D L. TEMPER: a gas-path analysis tool for commercial jet engines[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 1994, 116(1): 82-89.
- [7] Doel D L. Interpretation of weighted-least-squares gas path analysis results[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2003, 125(3): 624-633.
- [8] Volponi A J. The use of kalman filter and neural network methodologies in gas turbine performance diagnostics: a comparative study[J]. Journal of Engineering for Gas Turbine and Power, 2003, 125(4): 917-924.
- [9] 陈毅, 黄金泉, 张鹏. 航空发动机控制系统传感器 FDIA 系统仿真[J]. 航空动力学报, 2008, 23(2): 396-400.
CHEN Yi, HUANG Jinquan, ZHANG Peng. Simulation of aero-engine control system sensor FDIA system[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(2): 396-400. (in Chinese)
- [10] 张鹏, 黄金泉. 基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2008, 23(5): 952-956.
ZHANG Peng, HUANG Jinquan. Aero-engine fault diagnosis using dual Kalman filtering technique[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(5): 952-956. (in Chinese)
- [11] 鲁峰, 黄金泉. 基于遗传算法的航空发动机机载模型支持向量机修正方法[J]. 航空动力学报, 2009, 24(4): 880-885.
LU Feng, HUANG Jinquan. AGA-LSSVR compensation for on-board self tuning model of aero-engine model[J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(4): 880-885. (in Chinese)
- [12] 范作民, 孙春林, 白杰. 航空发动机故障诊断导论[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [13] 范作民, 孙春林, 林兆福. 发动机故障诊断的主因子模型[J]. 航空学报, 1993, 14(12): B588-B595.
FAN Zuomin, SUN Chunlin, LIN Zhaofu. Primary factor model for jet engine fault diagnosis[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 1993, 14(12): B588-B595. (in Chinese)