

双轴分排涡扇发动机气路故障诊断 测量参数选择方法

胡良权¹, 陈敏^{1,2}, 唐海龙^{1,2}, 郭昆³

- (1. 北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191;
2. 先进航空发动机协同创新中心, 北京 100191;
3. 中国航天科工集团公司 北京动力机械研究所, 北京 100074)

摘 要: 针对地面台架试车气路故障诊断测量参数的优化选择提出了一种四步优化方法. 该方法包括测量参数敏感性分析、部件性能参数相关性分析、影响系数矩阵条件数分析和遗传算法检验. 第1步选择出了总空气流量; 第2步选择出了风扇出口总温和压气机出口总温; 第3步选择出了12种对故障诊断有利的测量参数组合; 第4步选择出了最有利于故障隔离的测量参数组合. 利用遗传算法进行单一故障辨识的结果表明: 所选的12种测量参数组合的适应度都大于0.85, 接近于最优的适应度1. 对于最有利的测量参数组合, 利用遗传算法的故障辨识验证结果表明, 其适应度均大于0.9, 验证了四步优化方法的有效性.

关 键 词: 地面台架试车; 气路故障诊断; 测量参数; 优化选择; 遗传算法

中图分类号: V231

文献标志码: A

Measurement parameters selection method for gas path fault diagnosis of two-shaft split flow turbofan engine

HU Liang-quan¹, CHEN Min^{1,2}, TANG Hai-long^{1,2}, GUO Kun³

- (1. School of Energy and Power Engineering,
Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China;
2. Collaborative Innovation Center for Advanced Aero-Engine, Beijing 100191, China;
3. Beijing Power Machinery Research Institute,
China Aerospace Science and Industry Corporation, Beijing 100074, China)

Abstract: Aiming at measurement parameters optimal selection for gas path fault diagnosis in ground test bed, a four-step optimal method was presented. The four-step optimal method includes measurement parameters sensitivity analysis, component performance parameters correlation analysis, influence coefficient matrix condition number analysis and genetic algorithm validation. According to the first step, total air mass flow was picked out. In the second step, total temperature at fan exit and total temperature at compressor exit were picked out. In the third step, twelve measurement parameters combinations beneficial to fault diagnosis were picked out. In the final step, the best measurement parameters combination was obtained. Based on the genetic algorithm, the simulated diagnostic results show that, with these twelve measurement parameters combinations, all the fitness values for each single fault diagnosis are more than 0.85, which approximate the optimal fitness value 1. As to the most promising measurement parameter combination, all the fitness values are greater than 0.9 by genetic algorithm validation, which demonstrate the validity of this four-step op-

timal method.

Key words: ground test bed; gas path fault diagnosis; measurement parameters; optimal selection; genetic algorithm

航空发动机气路故障诊断是保证航空发动机安全工作、节约运营成本和延长使用寿命的一项重要技术措施。该措施是根据航空发动机测量参数的变化来估计部件性能参数的变化,以达到故障的检测、辨识和隔离。目前航空发动机气路故障诊断方法主要有线性最小二乘法、非线性遗传算法、神经网络法、支持向量机法和专家系统法等^[1]。上述方法要完成对航空发动机故障的准确诊断都离不开测量参数的优化选择,因为航空发动机内部工作环境复杂,考虑到传感器布置、传感器数量、传感器测量精度和降低故障诊断成本等因素,希望选择的测量参数不仅能准确诊断故障,而且测量参数的个数越少越好。

针对测量参数的优化选择问题,Stamatis等^[2]提出了测量参数敏感性方法,该方法根据测量参数对部件性能参数的敏感性大小选择测量参数。Provost^[3]提出了测量参数相关性方法,该方法计算两个测量参数间的相关性,当某两个测量参数的相关性较强时,只选择其中一个测量参数。Kaboukos等^[4]提出了影响系数矩阵条件数方法,该方法根据测量参数组合的条件数大小选择测量参数。唐耿林^[5]提出了测量参数估值普通残差平方和方法,该方法根据测量参数组合普通残差平方和大小选择测量参数。孙祥逢等^[6]提出了测量参数估值预测残差平方和方法,该方法根据测量参数组合预测残差平方和大小选择测量参数。以上文献所述方法都能有效缩小测量参数优化选择的范围,但都没有考虑测量随机噪声的影响。文献[2-4]没有阐明测量参数敏感性方法、测量参数相关性方法和影响系数矩阵条件数方法是否能有机地结合。文献[5-6]选择出的测量参数组合没有逐一检验是否能有效辨识故障。

针对以上文献的不足,本文以双轴分排涡扇发动机为研究对象,在考虑测量随机噪声的情况下对地面台架试车气路故障诊断测量参数的选择提出一种四步优化方法。该方法将测量参数敏感性分析、部件性能参数相关性分析、影响系数矩阵条件数分析和遗传算法检验有机地结合在一起。通过四步优化方法得到最有利于故障隔离的测量参数组合。

1 故障诊断数学方法

1.1 故障方程描述

航空发动机气路故障诊断故障方程组可以表示为

$$\delta y = B\delta x + e \quad (1)$$

其中 δy 为测量参数偏差向量; B 为无噪声影响系数矩阵; δx 为部件性能参数偏差向量; e 为测量随机噪声向量。

由于测量随机噪声的影响,各个测量参数的标准差不相等,在故障方程组求解时各个方程不应同等看待。为了减小故障诊断误差,须对故障方程组进行等方差处理^[7]。假设测量随机噪声服从高斯分布,记其协方差矩阵为 R ,当 R 正定时故障方程组(1)可通过线性变换使 R 归一化,即 $\tilde{e} \in N(0, I)$,其中 I 为单位矩阵。此时无噪声影响系数矩阵 B 根据式(2)变换成带噪声影响系数矩阵 G

$$G = (\sqrt{R})^{-1} B \quad (2)$$

经过等方差处理后各个方程的标准差都相等。对故障方程组进行等方差处理的目的在于若某个测量参数的测量误差较大,就应使它在故障方程组中的重要性下降一些,其下降程度与测量误差的标准差成正比^[8]。

经过等方差处理的带噪声影响系数矩阵 G 各列数量级可能不相同,为减小各列数量级差别的影响,须对 G 进行标准化处理^[9]。记 G 中每列 g_i 的欧几里德范数为 $\sqrt{g_i^T g_i}$,对 G 右乘矩阵 W , W 如式(3)所示。

$$W = \begin{bmatrix} \sqrt{g_1^T g_1} & & & \\ & \sqrt{g_2^T g_2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \sqrt{g_m^T g_m} \end{bmatrix}^{-1} \quad (3)$$

记

$$C = GW \quad (4)$$

此时 G 变换成标准化的带噪声影响系数矩阵 C ,其各列具有相同的数量级。

1.2 带有噪声的影响系数矩阵获取

本文以如图1所示的双轴分排涡扇发动机为研究对象,其运行状态点为地面高度 $H=0$ km,

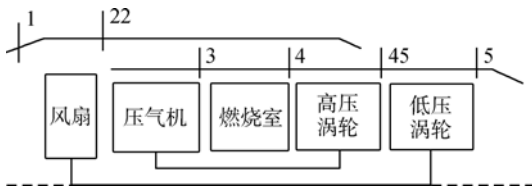


图 1 双轴分排涡扇发动机结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of two-shaft split flow turbofan engine

$Ma=0$, 控制低压转子转速 $N_1=100\%$ 。

本文拟定部件性能参数有 8 个: 风扇效率 (η_{fan})、风扇流量 ($\dot{m}_{fan}$)、压气机效率 (η_{com})、压气机流量 ($\dot{m}_{com}$)、高压涡轮效率 (η_{hpt})、高压涡轮流量 ($\dot{m}_{hpt}$)、低压涡轮效率 (η_{pt}) 和低压涡轮流量 ($\dot{m}_{pt}$)。地面台架试车拟定测量参数有 12 个: 风扇出口总温 (T_{22})、风扇出口总压 (p_{22})、压气机出口总温 (T_3)、压气机出口总压 (p_3)、高压涡轮出口总温 (T_{45})、高压涡轮出口总压 (p_{45})、低压涡轮出口总温 (T_5)、低压涡轮出口总压 (p_5)、高压转子转速 (N_2)、总空气流量 ($\dot{m}_a$)、燃油流量 ($\dot{m}_f$) 和推力 (F)。需要指出的是: ①双轴分排涡扇发动机稳态控制规律采用低压转子转速 N_1 恒定, 因而该转速不作为测量参数; ②双轴分排涡扇发动机高压涡轮出口总温 (T_{45}) 在 900 K 左右, 因而视为可测量的参数。

通过双轴分排涡扇发动机性能仿真模型模拟 8 个部件性能参数分别变化 1% ($\dot{m}_{hpt}$ 和 $\dot{m}_{pt}$ 变化

+1%, 其余 6 个部件性能参数变化 -1%) 对 12 个测量参数的影响, 得到无噪声影响系数矩阵 **B**。考虑到测量随机噪声的影响, 对各测量参数加入随机噪声, 各测量参数随机噪声的标准差如表 1 所示^[10-11]。无噪声影响系数矩阵 **B** 结合式 (2)~式 (4) 变换成标准轮的带噪声影响系数矩阵 **C**, 如表 2 所示。

表 1 测量参数标准差 (相对于实际值百分数)

Table 1 Measurement parameters standard deviation (percent of reference value)

测量参数	标准差 $\sigma/\%$
风扇出口总温 T_{22}	0.2
风扇出口总压 p_{22}	0.3
压气机出口总温 T_3	0.2
压气机出口总压 p_3	0.3
高压涡轮出口总温 T_{45}	0.5
高压涡轮出口总压 p_{45}	0.3
低压涡轮出口总温 T_5	0.2
低压涡轮出口总压 p_5	0.3
高压转子转速 N_2	0.1
总空气流量 $\dot{m}_a$	0.5
燃油流量 $\dot{m}_f$	0.3
推力 F	0.8

表 2 $H=0\text{m}$, $Ma=0$, $N_1=100\%$ 时标准化带噪声影响系数矩阵 **C**Table 2 $H=0\text{m}$, $Ma=0$, $N_1=100\%$ saced influence coefficient matrix with noise **C**

测量参数	影响系数							
	η_{fan}	$\dot{m}_{fan}$	η_{com}	$\dot{m}_{com}$	η_{hpt}	$\dot{m}_{hpt}$	η_{pt}	$\dot{m}_{pt}$
T_{22}	-0.077	0.045	-0.033	-0.009	-0.035	0.031	0.013	-0.044
p_{22}	0.032	0.127	-0.067	-0.023	-0.070	0.062	0.037	-0.133
T_3	-0.207	0.136	-0.193	-0.076	0.040	-0.148	-0.101	0.185
p_3	-0.263	0.326	-0.001	-0.001	0.021	-0.338	-0.233	0.331
T_{45}	-0.169	0.110	-0.199	-0.063	-0.211	0.187	-0.188	0.014
p_{45}	-0.267	0.326	-0.018	0.001	-0.015	0.009	-0.315	0.114
T_5	-0.435	0.284	-0.511	-0.160	-0.545	0.476	-0.544	0.107
p_5	-0.284	0.337	-0.038	-0.004	-0.036	0.022	-0.289	0.337
N_2	-0.444	0.495	0.723	-0.975	0.709	-0.699	-0.238	0.753
$\dot{m}_a$	-0.003	0.115	0.007	0.002	0.008	-0.006	-0.004	0.008
$\dot{m}_f$	-0.554	0.507	-0.364	-0.108	-0.383	0.329	-0.595	0.351
F	-0.087	0.165	-0.034	-0.009	-0.036	0.029	-0.089	0.074

2 测量参数选择

基于故障方程组(1)的故障诊断方法要估计8个部件性能参数所需的测量参数个数最少为8个(考虑传感器布置和降低诊断成本等因素,希望测量参数个数越少越好).从拟定的12个测量参数中选择8个测量参数共有 $C_{12}^8=495$ 种组合.为了有效选择对故障诊断有利的组合,在此提出了如图2所示的四步优化方法.该方法前3步为测量参数初选环节,即对带噪声影响系数矩阵 $\mathbf{C}$ (表2)进行测量参数敏感性分析、部件性能参数相关性分析和影响系数矩阵条件数分析,初步缩小测量参数的选择范围;第4步为测量参数精选环节,即利用双轴分排涡扇发动机模型模拟故障样本,再用遗传算法逐一检验初选出的测量参数组合是否能有效辨识故障.下面对四步优化方法做详细介绍.

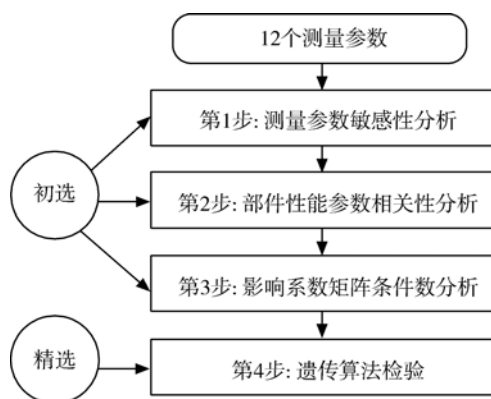


图2 四步优化方法流程图

Fig. 2 Four-step optimal method flow diagram

2.1 测量参数敏感性分析

测量参数敏感性的概念最早由Stamatis等^[2]提出,该方法通过计算测量参数对部件性能参数的敏感性来选择测量参数.本节测量参数敏感性分析是在唐耿林^[5]提出的故障指印图分析方法的基础上发展而成.

若一个部件发生了故障,这个部件的故障对某个(些)测量参数的影响较大,对其他测量参数的影响较小,则偏差大的测量参数就和这个故障联系在一起.把影响系数矩阵变换成故障指印图并进行人工判读,只有对部件性能参数敏感的测量参数才能暴露出故障,选择该测量参数将能有效监视该种故障.

根据表2分别画出8个部件性能参数对12

个测量参数的故障指印图,共12张故障指印图.在此仅以总空气流量 $\dot{m}_a$ 故障指印图(如图3所示)为例,说明敏感性分析选择测量参数原则.由图3可知,总空气流量 $\dot{m}_a$ 只对一个部件性能参数:风扇流量 $\dot{m}_{fan}$ 较敏感,对其余7个部件性能参数相对不敏感.选择总空气流量 $\dot{m}_a$ 这个测量参数,则能很好地辨识风扇流量 $\dot{m}_{fan}$ 故障.

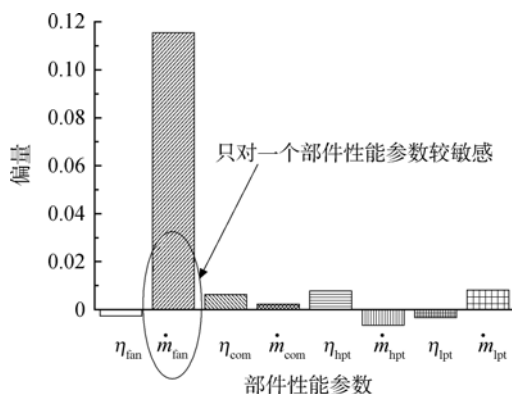


图3 $\dot{m}_a$ 故障指印图

Fig. 3 $\dot{m}_a$ fault fingerprint diagram

逐一对12张故障指印图进行敏感性分析得知,除了总空气流量 $\dot{m}_a$ 只对一个部件性能参数较敏感外,其余11个测量参数都对至少两个以上的部件性能参数较敏感,这对故障隔离是不利的.综上分析可知,应该选择的测量参数为总空气流量 $\dot{m}_a$.

2.2 部件性能参数相关性分析

Provost^[3]提出了测量参数相关性概念,该方法通过计算两个测量参数间的相关性来选择测量参数.需要指出,与上述方法不同的是,本节通过计算两个部件性能参数间的相关性来选择测量参数.

若某两个不同部件性能参数对同一组测量参数的影响相当,则称这两个部件性能参数是相关的.相关性的程度可通过表2中不同两列间的相似度来反映.

向量 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ 的相似度 R_{UV} 定义为两向量的夹角余弦

$$R_{UV} = \cos \theta = \frac{\mathbf{U}^T \mathbf{V}}{\|\mathbf{U}\|_2 \|\mathbf{V}\|_2} \quad (5)$$

如果相似度越接近于1,则表明向量 $\mathbf{U}$ 和 $\mathbf{V}$ 越相关.对两部件性能参数而言,如果相似度越接近于1,则表明两部件性能参数越相似,即两相似故障.根据式(5)依次计算表2不同两列间的相似度,相似度大于0.9的列组合需要重点关注.经计算得知

相似度大于 0.9 的列组合有两组: $R_{UV}(\eta_{fan}, \eta_{pt}) = 0.972$, $R_{UV}(\eta_{com}, \eta_{hpt}) = 0.959$. 说明风扇效率 η_{fan} 与低压涡轮效率 η_{pt} 是相似故障, 压气机效率 η_{com} 与高压涡轮效率 η_{hpt} 是相似故障.

为了区分两组相似故障, 根据表 2 分别画出两组相似故障的相关性分析柱状图, 如图 4 和图 5 所示.

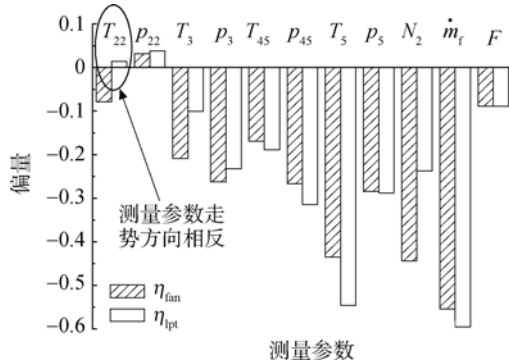


图 4 η_{fan} 与 η_{pt} 相关性分析

Fig. 4 η_{fan} and η_{pt} correlation analysis

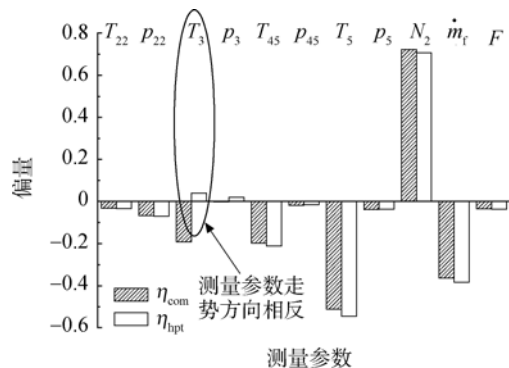


图 5 η_{com} 与 η_{hpt} 相关性分析

Fig. 5 η_{com} and η_{hpt} correlation analysis

由图 4 可知, 为区分相似故障风扇效率 η_{fan} 与低压涡轮效率 η_{pt} , 需选择测量参数走势方向相反的风扇出口总温 T_{22} . 由图 5 可知, 为区分相似故障压气机效率 η_{com} 与高压涡轮效率 η_{hpt} , 需选择测量参数走势方向相反的压气机出口总温 T_3 .

2.3 影响系数矩阵条件数分析

为了进一步缩小测量参数选择范围, 在前面 2.1 节测量参数敏感性分析和 2.2 节部件性能参数相关性分析基础之上进行影响系数矩阵条件数分析.

矩阵 A 的条件数 k 等于 A 的范数与 A 的逆

的范数的乘积, 即

$$k = \text{cond } A = \|A\|_2 \|A^{-1}\|_2 \quad (6)$$

条件数 k 反映了矩阵计算对于误差的敏感性. 对于线性方程组 $Ax=b$, 如果矩阵 A 的条件数很大, b 的微小改变就会引起解 x 的较大改变, 方程数值稳定性较差, 称线性方程组 $Ax=b$ 是病态的. 如果矩阵 A 的条件数很小, b 的微小改变引起解 x 也微小改变, 方程数值稳定性较好, 称线性方程组 $Ax=b$ 是良态的.

针对本文故障诊断研究, 各个测量参数受测量随机噪声的影响, 故障方程组(1)呈现出不同的性态. 由条件数的概念可知:

影响系数矩阵的条件数越小, 故障方程组数值稳定性越好, 对部件性能参数的估计越准确; 相反, 影响系数矩阵的条件数越大, 故障方程组数值稳定性越差, 对部件性能参数的估计越不准确.

前面 2.1 节和 2.2 节已选出 3 个测量参数: 总空气流量 $\dot{m}_a$ 、风扇出口总温 T_{22} 和压气机出口总温 T_3 , 要达到 8 个测量参数, 还需从剩下的 9 个测量参数中再选 5 个测量参数, 共有 $C_9^5 = 126$ 种测量参数组合. 根据表 2 和式(6)逐一计算 126 种测量参数组合的条件数, 计算结果如图 6 所示. 由图 6 可知测量参数组合的条件数在第 12 种组合后变化加速, 表明测量参数对部件性能参数的估计越来越不准确. 条件数排在 12 的测量参数组合所含参数情况如表 3 所示, “✓”表示选择.

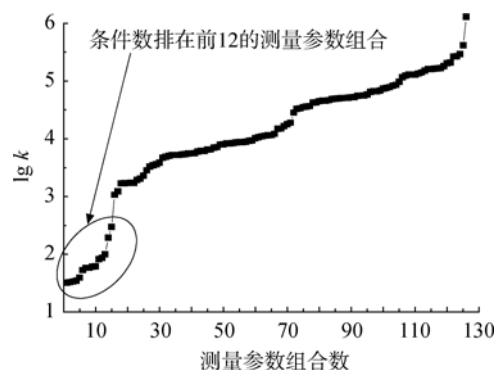


图 6 测量参数组合排序

Fig. 6 Measurement parameters combination order

表 3 所列 12 种测量参数组合被认为是对隔离 8 个故障有利的, 但它们是否能有效辨识故障需要经过检验, 才能得到最有利于故障隔离的测量参数组合. 检验方法采用了遗传算法.

表3 条件数前12的测量参数组合

Table 3 Top twelve condition number of measurement parameters combination

测量参数序号	$\dot{m}_h$	T_{22}	T_3	p_{22}	p_3	T_{45}	p_{45}	T_5	p_5	N_2	$\dot{m}_t$	F	$\lg k$
1	•	•	•		✓		✓		✓	✓	✓		1.507
2	•	•	•		✓		✓	✓	✓	✓			1.518
3	•	•	•		✓	✓	✓		✓	✓			1.529
4	•	•	•		✓		✓	✓			✓	✓	1.542
5	•	•	•		✓	✓	✓			✓	✓		1.595
6	•	•	•	✓	✓		✓			✓	✓		1.726
7	•	•	•	✓	✓		✓		✓	✓			1.768
8	•	•	•	✓	✓		✓			✓		✓	1.768
9	•	•	•	✓	✓		✓	✓		✓			1.786
10	•	•	•	✓	✓	✓	✓			✓			1.791
11	•	•	•		✓	✓	✓			✓		✓	1.916
12	•	•	•		✓		✓	✓		✓		✓	1.936

3 遗传算法检验

3.1 部件故障算例

风扇(FAN)和压气机(COM)由于叶片结垢会导致效率和流量下降^[12]. 预设风扇效率 η_{fan} 下降 1% ($\eta_{fan} - 1\%$), 风扇流量 $\dot{m}_{fan}$ 下降 3% ($\dot{m}_{fan} - 3\%$); 压气机效率 η_{com} 下降 1% ($\eta_{com} - 1\%$), 压气机流量 $\dot{m}_{com}$ 下降 3% ($\dot{m}_{com} - 3\%$). 高压涡轮(HPT)和低压涡轮(LPT)由于叶片烧蚀会导致效率下降而流量上升^[12]. 预设高压涡轮效率 η_{hpt} 下降 1% ($\eta_{hpt} - 1\%$), 高压涡轮流量 $\dot{m}_{hpt}$ 上升 3% ($\dot{m}_{hpt} + 3\%$); 低压涡轮效率 η_{lpt} 下降 1% ($\eta_{lpt} - 1\%$), 低压涡轮流量 $\dot{m}_{lpt}$ 上升 3% ($\dot{m}_{lpt} + 3\%$).

为了检验初选出的 12 种测量参数组合是否能够有效辨识故障, 表 4 列出了 15 种故障算例^[13], 包括 4 个单部件故障, 6 个双部件故障, 4 个三部件故障, 1 个四部件故障. 这 15 种故障算例基本涵盖了 4 个旋转部件可能发生的故障.

3.2 遗传算法流程

验证 12 种测量参数组合是否能够有效辨识 15 种故障算例的故障样本由双轴分排涡扇发动机仿真模型模拟产生. 考虑到双轴分排涡扇发动机仿真模型的高度非线性, 本文采用了自适应遗传算法. 自适应遗传算法运行参数如下: 种群大小 $P_{opsize} = 100$, 交叉概率 $P_c = 0.75$, 变异概率 $P_m = 0.05$, 最大

进化代数 $M_{axgen} = 1000$, 自适应交叉概率 $P_{cl} = 0.9$, $P_{cz} = 0.6$, 自适应变异概率 $P_{ml} = 0.1$, $P_{m2} = 0.001$.

遗传算法优化选择测量参数的流程如图 7 所示, 目标函数 O_f 定义为^[14-15]

$$O_f = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[a_i \left| \frac{\hat{\bar{y}}_i - \bar{y}_i}{\bar{y}_i} \right| \cdot 100 \right] \quad (7)$$

表4 部件故障算例

Table 4 Component fault cases

故障算例序号	故障类型	故障部件
1	单部件故障	FAN
2		COM
3		HPT
4		LPT
5	双部件故障	FAN+COM
6		FAN+HPT
7		FAN+LPT
8		COM+HPT
9		COM+LPT
10		HPT+LPT
11	三部件故障	FAN+COM+HPT
12		FAN+COM+LPT
13		FAN+HPT+LPT
14		COM+HPT+LPT
15	四部件故障	FAN+COM+HPT+LPT

其中 M 为测量参数个数; a_i 为测量参数权重, 测量参数按标准差的倒数 $1/\sigma_i$ ^[16-17] 进行加权; $\hat{y}_i$ 为测量参数仿真值; $\bar{y}_i$ 为测量参数目标值, 目标值通过双轴分排涡扇发动机仿真模型模拟旋转部件效率变化 1%, 流量变化 3%, 并对测量参数加入测量随机噪声得到. 测量随机噪声 X_{noise} 的相对值按如下公式给出^[18]

$$X_{\text{noise}} = D(\mu_i \pm 3\sigma_i)$$

(8)

其中 D 为 $[0, 1]$ 区间服从均匀分布的随机数; μ_i 为测量随机噪声均值, 测量随机噪声服从高斯分布 $\mu_i=0$; σ_i 为测量参数标准差相对值 (见

表 1).

适应度 F_{fitness} 定义为^[14-15]

$$F_{\text{fitness}} = \frac{1}{1 + O_f}$$

(9)

适应度越接近于 1, 表明测量参数对部件性能参数的估计越准确. 这样就把测量参数选择问题转换为一个优化问题来处理.

3.3 检验结果分析

用遗传算法逐一检验初选出的 12 种测量参数组合对 15 种故障算例的辨识效果. 测量参数辨识故障的适应度如表 5 所示.

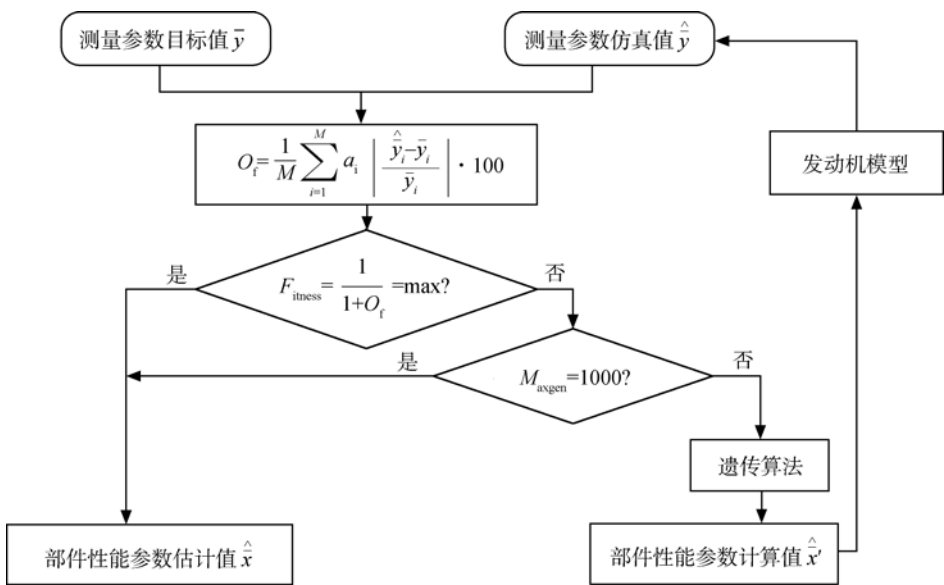


图 7 遗传算法优化测量参数选择流程图

Fig. 7 Flow chart of genetic algorithm optimal measurement parameters selection

表 5 遗传算法辨识测量参数适应度

Table 5 Genetic algorithm identify measurement parameters fitness

故障算 例序号	适应度											
	组合 1	组合 2	组合 3	组合 4	组合 5	组合 6	组合 7	组合 8	组合 9	组合 10	组合 11	组合 12
1	0.871	0.873	0.900	0.908	0.903	0.890	0.903	0.885	0.883	0.903	0.901	0.899
2	0.902	0.921	0.884	0.927	0.897	0.894	0.912	0.904	0.894	0.910	0.915	0.881
3	0.889	0.894	0.903	0.905	0.886	0.901	0.889	0.893	0.900	0.886	0.889	0.900
4	0.872	0.905	0.877	0.922	0.915	0.904	0.867	0.896	0.887	0.884	0.875	0.917
5	0.894	0.885	0.902	<u>0.902</u>	<u>0.919</u>	0.910	0.900	0.903	0.904	0.854	0.904	0.897
6	0.913	0.906	0.898	0.915	0.886	0.893	0.903	0.887	0.889	0.887	0.867	0.876
7	0.907	0.899	0.865	0.909	0.876	0.884	0.890	0.899	0.875	0.903	0.892	0.909
8	0.911	0.912	0.895	0.920	0.901	0.905	0.886	0.908	0.905	0.916	0.907	0.912
9	0.893	0.891	0.904	0.915	0.894	0.888	0.907	0.904	0.912	0.895	0.910	0.889
10	0.905	0.910	0.899	0.917	0.883	0.876	0.904	0.889	0.904	0.894	0.867	0.899
11	<u>0.917</u>	0.912	0.901	<u>0.910</u>	0.915	0.894	0.884	0.897	0.881	0.906	0.868	0.909

续表

故障算例序号	适应度											
	组合1	组合2	组合3	组合4	组合5	组合6	组合7	组合8	组合9	组合10	组合11	组合12
12	0.896	0.884	0.900	0.915	0.898	0.901	0.893	0.884	0.895	0.875	0.903	0.910
13	0.865	0.871	0.911	0.907	0.902	0.906	0.896	0.879	0.867	0.893	0.887	0.895
14	0.884	0.896	0.893	<u>0.909</u>	0.894	0.877	0.904	0.907	<u>0.914</u>	0.907	0.895	0.885
15	0.910	0.907	0.887	0.912	0.901	0.895	0.902	0.883	0.890	0.893	0.902	0.900

分析表5可知:①12种测量参数组合(组合1~组合12)的适应度都大于0.85,说明在考虑测量噪声的情况下测量参数对故障的辨识精度依然比较高,遗传算法鲁棒性好。②第4种测量参数组合辨识15种故障算例的适应度都大于0.9,而其余11种测量参数组合辨识15种故障算例的适应度有的大于0.9,有的小于0.9,说明第4种测量参数组合对故障的辨识精度平均水平高于其余11种测量参数组合对故障的辨识精度。③第4种测量参数组合辨识大部分故障算例(12种故障算例)的适应度都是最大的,但对第5种、第11种、第14种故障算例的辨识适应度小于其他测量参数组合的辨识适应度(见表5横线标示),但从数值来看辨识精度相差不大。

图8和图9给出了第4种测量参数组合对单部件故障(故障算例1~4)和四部件故障(故障算例15)的辨识结果(由于篇幅所限在此仅列出单部件故障和四部件故障的辨识结果)。该组测量参数组合对单部件故障、双部件故障、三部件故障和四部件故障的辨识误差偏差量(简称偏差)最大值都不超过0.4%,说明测量参数对故障的辨识精度较高,能有效辨识双轴分排涡扇发动机故障。

综上分析得知第4种测量参数组合: $\dot{m}_a, T_{22}$,

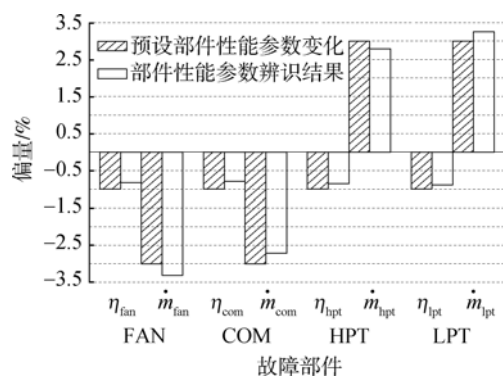


图8 单部件故障辨识结果

Fig.8 Single component fault identification results

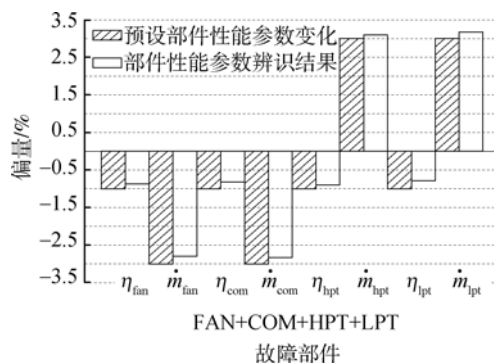


图9 四部件故障辨识结果

Fig.9 Four components fault identification results

$T_3, p_3, p_{45}, T_5, N_2, \dot{m}_t$ 对故障隔离最有利。

需要指出的是:①15种故障算例基本涵盖了4个旋转部件可能发生的故障,对于考虑4个旋转部件发生单一部件性能参数衰退的情况,本研究结果也同样适用;②本文的研究结果只是基于理论数值模拟,还需加强试验的验证。

4 结 论

本文以双轴分排涡扇发动机为研究对象,研究了地面台架试车气路故障诊断中测量参数的优化选择问题。通过研究得到以下结论:

1) 四步优化方法能有效缩小测量参数的选择范围,通过该方法得到了最有利于故障隔离的测量参数组合: $\dot{m}_a, T_{22}, T_3, p_3, p_{45}, T_5, N_2, \dot{m}_t$ 。

2) 测量参数的选择可以看成是一个优化问题,遗传算法不仅能有效辨识双轴分排涡扇发动机的故障而且具有良好的鲁棒性。

3) 本研究方法同样适用于其他类型发动机的测量参数优化选择,具有较好的通用性,并且对工程实际气路故障诊断测量参数的优化选择具有一定的借鉴意义。

参考文献:

- [1] LI Yiguang. Performance analysis based gas turbine diagnostics: a review[J]. Journal of Power and Energy, 2002,

- 216(5):363-377.
- [2] Stamatīs A, Mathioudakis K, Papailiou K. Optimal measurement and health index selection for gas turbine performance status and fault diagnosis[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 1992, 114(2): 209-216.
- [3] Provost M J. The use of optimal estimation techniques in the analysis of gas turbine[D]. Cranfield, UK: Cranfield University, 1994.
- [4] Kaboukos P, Oikonomou P, Stamatīs A, et al. Optimizing diagnostic effectiveness of mixed turbofans by means of adaptive modeling and choice of appropriate monitoring parameters[R]. Manchester, UK: Defense Technical Information Center Compilation Part Notice ADP014126, 2001.
- [5] 唐耿林. 航空发动机性能监视参数选的研究[J]. *推进技术*, 1998, 19(2): 92-96.
- TANG Genglin. Investigations on selecting performance-monitoring parameters of aero-engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 1998, 19(2): 92-96. (in Chinese)
- [6] 孙祥逢, 陈玉春, 胡福. 发动机故障诊断主因子模型的测量参数选择[J]. *航空动力学报*, 2010, 25(1): 129-135.
- SUN Xiangfeng, CHEN Yuchun, HU Fu. Research on selection of measurement parameters of engine fault diagnosis based on primary factor model[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2010, 25(1): 129-135. (in Chinese)
- [7] Borguet S, Leonard O. A sparse estimation approach to fault isolation[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, 2010, 132(2): 021601. 1-021601. 7.
- [8] 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.
- [9] Litt J S. An optimal orthogonal decomposition method for Kalman filter-based turbofan engine thrust estimation[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, 2008, 130(1): 011601. 1-011601. 12.
- [10] Pinelli M, Spina P. Gas turbine field performance determination; the source of some uncertainties[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, 2002, 124(1): 155-160.
- [11] Aretakis N, Mathioudakis K, Stamatīs A. Non-linear engine component fault diagnosis from a limited number of measurements using a combinatorial approach[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, 2010, 132(4): 041701. 1-041701. 9.
- [12] Jasmani M, LI Yiguang, Ariffin Z. Measurement selection for component gas path diagnostics using analytical approach and measurement subset concept[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, 2011, 133(11): 111701. 1-111701. 9.
- [13] Ogaji S, Sampath S, Singh R. Parameter selection for diagnosing a gas turbine's performance deterioration[J]. *Applied Energy*, 2002, 73(1): 25-46.
- [14] LI Yiguang. An genetic algorithm approach to estimate performance status of gas turbine [J]. *ASME Paper GT2008-50175*, 2008.
- [15] LI Yiguang, Pilidis P. GA-based design-point performance adaptation and its comparison with ICM-based approach [J]. *Applied Energy*, 2010, 87(1): 340-348.
- [16] Zedda M, Singh R. Gas turbine engine and sensor fault diagnosis using optimization techniques[R]. AIAA 99-2530, 1999.
- [17] Gulati A, Zedda M, Singh R. Gas turbine engine and sensor multiple operating point analysis using optimization techniques[R]. AIAA-2000-3716, 2000.
- [18] LI Yiguang, Pilidis P, Newby M A. An adaption approach for gas turbine design point performance simulation[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbine and Power*, 2006, 128(4): 789-795.

(编辑: 陈 越)