

基于特征值和特征向量的测量参数选择

白磊^{1,2}, 杨磊², 胡骏¹, 黄顺洲², 周人治²

(1. 南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016;

2. 中国航空发动机集团有限公司 四川燃气涡轮研究院, 成都 610500)

摘 要: 研究了航空发动机气路故障诊断中测量参数如何选择的问题。利用发动机故障诊断矩阵,提出了基于特征值和特征向量比较不同测量参数选择系统之间优劣的简易快速算法,该算法可以从几何角度直观地展现整体解空间和解矢量的方向等变化情况。通过一个单轴涡喷发动机测量系统对比案例有效地表明:地面测试系统的最大与最小特征值比为33,机载系统的最大与最小特征值比为1008,在该单轴涡喷发动机气路故障诊断方面,地面测试系统比机载系统明显更有利于气路故障诊断。该算法可用于优化机载发动机测量传感器布局、台架测量系统中测量传感器布局,指导工程中测量参数的选择等。

关 键 词: 故障诊断; 测量参数选择; 特征值; 特征向量; 奇异值分解

中图分类号: V231

文献标志码: A

Selection of measurement parameters based on eigenvalues and eigenvectors

BAI Lei^{1,2}, YANG Lei², HU Jun¹, HUANG Shunzhou², ZHOU Renzhi²

(1. College of Energy and Power Engineering,

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

2. Sichuan Gas Turbine Establishment,

Aero Engine Corporation of China, Chengdu 610500, China)

Abstract: The problem of how to choose the parameters in the aero engine gas path fault diagnosis was studied. Using engine fault diagnosis matrix, a simple and fast algorithm based on eigenvalues and eigenvectors to compare the advantages and disadvantages between different measurement systems was proposed. The algorithm can directly show the change of the global solution space and the direction of vectors from a geometric perspective. A comparison case study of a single-axis turbojet engine test system showed that the maximum-minimum eigenvalue ratio of the ground test system was 33, and the maximum-minimum eigenvalue ratio of the airborne system was 1 008. The ground test system is more advantageous to the fault diagnosis of the single-axis turbojet engine than the airborne system. The algorithm can be used to optimize the layout of sensors in airborne engines, measure sensor layout in bench measurement system, and guide the selection of measurement parameters in engineering.

Key words: fault diagnostics; selection of measurement parameter; eigenvalue; eigenvector; singular value decomposition

收稿日期: 2018-01-06

作者简介: 白磊(1980—),男,高级工程师,博士生,研究领域为航空发动机总体设计和试验技术研究。

引用格式: 白磊,杨磊,胡骏,等. 基于特征值和特征向量的测量参数选择[J]. 航空动力学报,2019,34(1):195-200. BAI Lei, YANG Lei, HU Jun, et al. Selection of measurement parameters based on eigenvalues and eigenvectors[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(1): 195-200.

20 世纪 70 年代, Urban 首先提出了基于故障影响系数矩阵的航空发动机气路故障诊断分析(GPA)方法, 该技术是利用发动机测量参数的变化来估计部件性能参数变化, 而达到故障检测和辨识的目的^[1-2]。在此基础上, 发动机气路故障诊断方法进一步发展, 产生了加权最小二乘法^[3]、神经网络法^[4-5]、贝叶斯网络法^[6-7]、遗传算法^[8]、支持向量机^[9]等。但无论以上那种方法用于发动机气路故障诊断, 都面临选择哪些测量参数用于诊断这个问题, 且测量参数的选择也直接影响诊断效果。

针对测量参数选择问题, Stamatis 等提出根据测量参数对部件性能参数敏感性大小来选择测量参数的方法^[10]; Ogaji 等提出在相关性测量参数子集中选择适合测量参数的方法^[11]; Kaboukos 等提出根据影响系数矩阵条件数与方程解数值解稳定性的关系来选择测量参数的方法^[12]; 唐耿林提出根据测量参数估值普通残差平方和的大小来选择测量参数方法^[13]; 孙祥逢等提出测量参数估值预测残差平方和的方法来选择测量参数^[14]; 李义光等提出了基于敏感性、相关性以及测量参数子集的三步测量参数选择法^[15]。这些方法没有从几何角度直观地展现整体解空间和解矢量的方向等变化情况, 本文在故障诊断方程基础上, 从空间几何角度, 提出了比较不同测量参数选择系统之间优劣的简易快速算法。

1 测量参数选择对故障诊断方程的影响

在常规的发动机气路故障诊断方程中, 以故障因子为自变量, 以测量参数换算值偏差为响应, 其矩阵形式为

$$\Delta y = A \Delta x + e \tag{1}$$

式中 Δy 为 $m \times 1$ 测量参数换算值偏差向量; Δx 为 $n \times 1$ 状态量偏差向量; e 为 $m \times 1$ 随机误差向量; A 为 $m \times n$ 影响系数矩阵, 已知 Δy 和 A , 可以由式(1)求出 Δx 中的非零值元素 $\Delta x_i (i=1 \sim n)$, 其中状态量 x_i 代表故障的类型, Δx_i 代表故障的严重程度。显然, 上述故障方程已经包含了测量参数的选择, 当测量参数选择已经确定了, 则上式中 Δy 就确定了, 当发动机工况点和故障因子确定了, 则影响系数矩阵 A 就确定了, 如果选择的测量参数具有高度的相关性, 则影响系数矩阵 A 容易出现奇异。所以, 测量参数的选择会直接影响故障诊断的效果。下面以一个二维系统为示例分析测量参数选择对于故障方程诊断的影响。

已知某发动机仅有高压压气机效率 $\Delta \eta_{hpc}$ 和高压涡轮效率 $\Delta \eta_{hpt}$ 这两个故障, 目前有两个测量系统(系统 A 和 B)用于分析该故障, 测量系统 A 仅测量了压气机进口总压 Δp_{25} 和压气机出口总压 Δp_3 , 测量系统 B 仅测量了压气机出口总压 Δp_3 和压气机出口总温 ΔT_3 。发动机在某一个稳定工况点下, 这两个测量系统的影响系数矩阵如下表 1 和表 2 所示, 且该稳定工况下, 测量得出 Δp_{25} 偏离 -1% , Δp_3 偏离 1% , ΔT_3 偏离 1% , 这三个测量参数在 99% 置信度时测量不确定度为 0.1% 。

表 1 测量系统 A 影响系数矩阵
Table 1 Influence coefficient matrix of measurement system A

测量参数	$\Delta \eta_{hpc}$	$\Delta \eta_{hpt}$
Δp_{25}	-0.865	-1.153
Δp_3	0.503	1.125

表 2 测量系统 B 影响系数矩阵
Table 2 Influence coefficient matrix of measurement system B

测量参数	$\Delta \eta_{hpc}$	$\Delta \eta_{hpt}$
Δp_3	0.503	1.125
ΔT_3	-1.163	0.398

测量系统 A 对应的故障方程组为

$$\begin{cases} -0.865\Delta \eta_{hpc} - 1.153\Delta \eta_{hpt} = \Delta p_{25} = \\ -1\% \pm 0.1\% \end{cases} \tag{1.1}$$

$$\begin{cases} 0.503\Delta \eta_{hpc} + 1.125\Delta \eta_{hpt} = \Delta p_3 = \\ 1\% \pm 0.1\% \end{cases} \tag{1.2}$$

测量系统 B 对应的故障方程组为

$$\begin{cases} 0.503\Delta \eta_{hpc} + 1.125\Delta \eta_{hpt} = \Delta p_3 = \\ 1\% \pm 0.1\% \end{cases} \tag{1.3}$$

$$\begin{cases} -1.163\Delta \eta_{hpc} + 0.398\Delta \eta_{hpt} = \Delta T_3 = \\ 1\% \pm 0.1\% \end{cases} \tag{1.4}$$

这两个系统对应的方程如图 1 所示。

从图 1 两个测量系统的对比可以发现:

1) 图 1 两个系统具有完全相同的比例坐标, 在部件健康指数空间中, 测量系统 B 更接近正交, 而系统 A 更接近于平行, 在二维空间中, 测量系统 A 的解不确定度(虚线交叉所形成褐色四边形部分的面积)明显大于测量系统 B 的解不确定度。

2) 观察测量系统 A 和 B, 解向量变化范围的

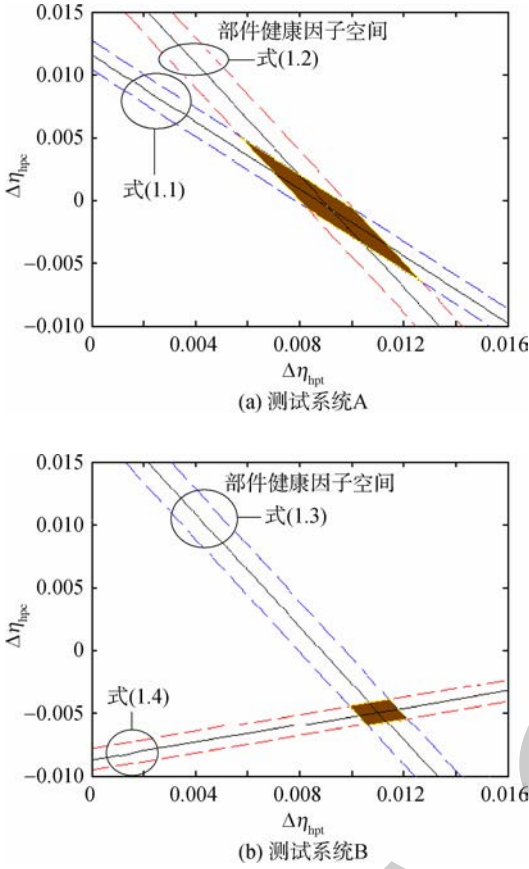


图 1 两种测量系统的解空间图示

Fig. 1 Solution space diagram of two kinds of measurement systems

大小(图中虚线交叉所形成的面积)主要是和两个测量系统本身相关(各直线的夹角),也和测量不确定度相关(如本例中的测量不确定度 0.1%)。

3) 当测量不确定度给定,即本例中 0.1% 测量不确定度给定,那么利用测量系统 A 求解将比利用测量系统 B 求解出现更大偏差的概率要大很多,因此,可认为测量系统 B 中选择的选择测量参数更合理。

综上可得,测量参数对发动机气路故障诊断的影响主要有两个关键因素:①测量参数的选择;②测量精度。第一个因素主要是测量参数与被诊断参数之间的内在联系会直接影响诊断效果,在本文示例中,这种内在联系表现为两条直线之间的角度,也就是式(1)影响系数矩阵 A 行向量之间的关系;第二个因素可以直观体现在测量不确定度上,在本文示例中,就是“0.1% 测量不确定度”,如果这个值变大,则在图 1 中两个解空间面积将成平方倍增加,从而导致解不确定度变大。

2 测量参数选择算法

上节在二维空间中演示了故障诊断方程与测

量参数选择的关系,二维空间中故障诊断的解空间是一个四边形面积(包含 9 个交点),同理,在三维空间中,该解空间将是一个多边形立方体(包含 27 个交点),衍生到高维空间,则故障诊断解空间将是一个由高维超平面组成的高维超体。由此,针对通常都是高维的故障诊断系统进一步研究,在高维空间中找到一组特殊向量表示该诊断系统的解空间能观度,其数学推导如下。

假定影响系数矩阵 A 为 $m \times n$ 维(m 表示被测量参数维数、 n 表示被诊断故障参数维数),在被诊断故障参数空间中,每一个方程所对应的向量角度主要和每一行元素的比例相关,所以将 A 矩阵按行归一化,产生一个新的矩阵 F ,则

$$F = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_m \end{pmatrix} \quad (2)$$

假设存在某特殊单位向量 v ,则该向量应该与所有 F 行向量尽可能正交,因此,求解特殊单位向量 v 便转化为式(3)所描述的优化问题

$$\begin{cases} \min G \\ G = (f_1 v)^2 + (f_2 v)^2 + \dots + (f_m v)^2 = v^T F^T F v \\ \text{s. t. } v^T v - 1 = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式(3)采用拉格朗日乘法,则得

$$G = v^T F^T F v + \lambda (v^T v - 1) \quad (4)$$

式(4)中 λ 为标量,因 $\min G$,则 $\frac{\partial G}{\partial v} = 0$,因此

$$(F^T F - \lambda E) v = 0 \quad (5)$$

式(5)中 E 表示为单位矩阵。

由此可见 v 是特征矩阵 $F^T F$ 的特征向量, λ 是与特征向量 v 对应的特征值,当特征值越小,则表示在该对应的特征向量方向上其能观度越弱,反之则能观度越强。在此基础上,利用 Av 即可求得测量空间的能观度方向。

另外,还可以对矩阵 F 利用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)得到 v 和 λ ,则 v 是矩阵 F 的右奇异向量, λ 为矩阵 F 奇异值的平方。

仍然以上文图 1 所示的两套不同的测量系统 A 和 B 为例,其影响系数矩阵仍然采用表 1 和表 2 所示,利用上述方法,可得测量系统 A 与 B 的特征值和特征向量分别如表 3、表 4 所示。

测量系统 A 在健康因子空间(被诊断故障参数)和测量空间的特征向量能观度方向如图 2 所示。图 2(a)的图中黑色实线、蓝色虚线、红色虚

线和图 1 含义一致。图 2(a)图中的绿色实线表示:在健康因子空间中,特征值分别为 1.9752 和 0.0248 时的健康因子矢量方向。图 2(b)中的蓝色箭头直线表示:在测量系统 A 的测量空间中,健康因子 $\Delta\eta_{hpc}$ 和 $\Delta\eta_{hpt}$ 在测量参数 Δp_{25} 和 Δp_3 的测量空间中的矢量方向。图 2(b)中的绿色箭头直线表示:在测量参数空间中,特征值分别为 1.9752 和 0.0248 时的测量参数矢量方向。

表 3 测量系统 A 的特征值和特征向量

Table 3 Eigenvalues and eigenvectors of the measurement system A

特征向量		特征值	
		0.0248	1.9752
健康因子空间	$\Delta\eta_{hpc}$	-0.8618	0.5073
	$\Delta\eta_{hpt}$	0.5073	0.8618
测量空间	Δp_{25}	0.1605	-1.4324
	Δp_3	0.1372	1.2247

表 4 测量系统 B 的特征值和特征向量

Table 4 Eigenvalues and eigenvectors of the measurement system B

特征向量		特征值	
		0.9094	1.0906
健康因子空间	$\Delta\eta_{hpc}$	0.3987	-0.9171
	$\Delta\eta_{hpt}$	-0.9171	-0.3987
测量空间	Δp_3	-0.831	-0.91
	ΔT_3	-0.8289	0.9077

测量系统 B 在被诊断故障参数健康因子空间(被诊断故障参数)和测量空间的能观度方向如图 3 所示。图 3 中的两幅图各条直线含义与图 2 一样。

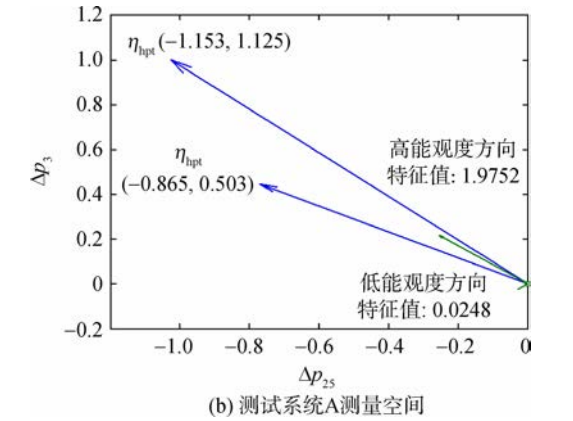
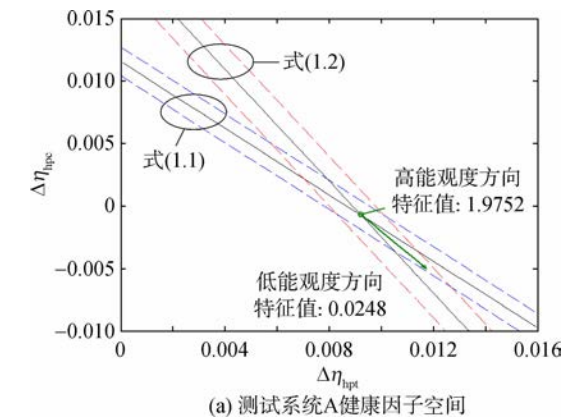


图 2 系统 A 在健康因子空间和测量空间的特征向量能观度

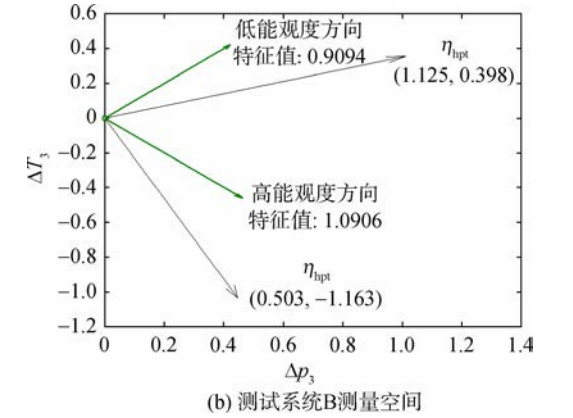
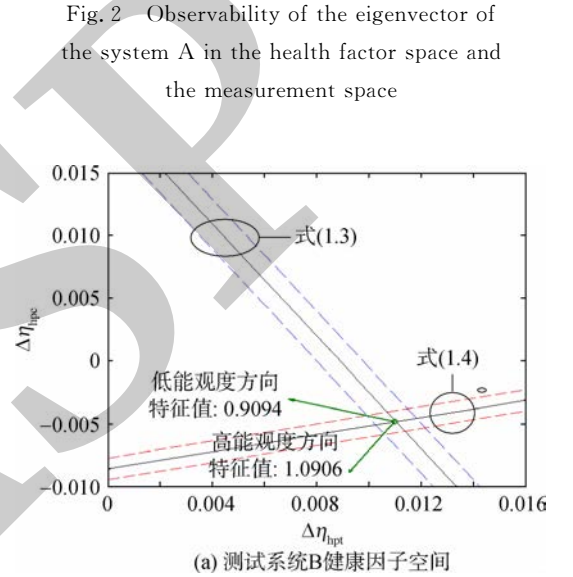


图 3 系统 B 在健康因子空间和测量空间的特征向量能观度

Fig. 3 Observability of the eigenvector of the system B in the health factor space and the measurement space

在上图 2 和图 3 中,绿色箭头表示了高/低能观度方向,结合表 3 和表 4 可以发现:

- 1) 特征向量的个数和健康因子个数一致;

- 2) 特征向量之间是彼此正交的;
- 3) 无论是在健康因子空间还是测量空间,大的特征值对应的特征向量和高能观度方向一致,低的特征值对应的特征向量和低能观度方向一致;
- 4) 系统 A 的特征值差异较大(1.975 2 与 0.0248,最大与最小值之间差异接近 80 倍),系统 B 的特征值差异较小(1.090 6 与 0.909 4,最大值与最小值之间差异仅 1.2 倍),特征值差异较大的系统对应低能观度系统,特征值差异较小的系统对应高能观度系统。

由此可见,该定量计算结果($\lambda_{\max}/\lambda_{\min}$)所得到的结论(测量系统 B 比测量系统 A 更适合于系统诊断)与图 1 解空间的图示结果(测量系统 B 的解不确定度面积比测量系统 A 的解不确定度面积更小)是一致的。

小结:①能观度特征向量可以指示故障参数解空间中哪个方向的解向量具有更好的能观度;②利用能观度特征值差异($\lambda_{\max}/\lambda_{\min}$)的比较,可以确定哪种测量系统的测量参数更有利于故障参数的诊断。

3 应用示例

将上述方法运用到一个的单转子涡喷发动机。假设,某单转子涡喷发动机机载测量系统 A,测量参数仅有 4 个参数: p_{s3} (压气机出口静压)、 p_5 (涡轮出口总压)、 T_5 (涡轮出口总温)、 W_f (燃油流量)。另外有台架测量系统 B,其测量参数也仅有 4 个: p_{s3} 、 T_3 (压气机出口总温)、 W_f 、 W_2 (发动机进口空气流量)。假设,已确定该发动机有 4 个需诊断参数(健康因子): X_{cw} (压气机流量健康因子)、 X_{ce} (压气机效率健康因子)、 X_{tw} (涡轮流量健康因子)、 X_{te} (涡轮效率健康因子)。现需要对比这两个测量系统哪一个更有利于这 4 个参数的诊断。该单轴涡喷发动机在某状态下的影响系数矩阵(故障诊断小偏差矩阵)如表 5 所示。

利用上述方法,分别分析机载测量系统 A 与台架测量系统 B 的能观度特征值和特征向量如表 6、表 7 所示。

从表 6、表 7 可以发现:机载测量系统 A 的特征值最大值 3.427 2 是最小值 0.003 4 的 1 008 倍,而台架测量系统 B 的特征值的最大值 2.799 8 是最小值 0.0836 的 33 倍,根据第 2 节的结论,特征值相差越小越好,则很明显在本示例中的台架测量系统 B 比机载测量系统 A 更有利于这 4 个故障参数的诊断。

表 5 单轴涡喷发动机影响系数矩阵的转置

Table 5 Transpose of influence coefficient matrix of turbojet engine

测量参数	诊断参数			
	X_{cw}	X_{ce}	X_{tw}	X_{te}
p_{s3}	-1.510	0.840	0.560	0.890
T_3	-0.466	0.748	0.127	0.204
p_5	-1.560	0.920	-0.610	1.150
T_5	-1.054	1.728	-1.056	2.118
W_f	-1.430	1.400	-2.250	2.460
W_2	-1.000	-0.010	0.001	-0.010

表 6 机载测量系统 A 的特征值和特征向量

Table 6 Eigenvalues and eigenvectors of the airborne measurement system A

特征向量	特征值			
	0.003 4	0.061	0.508 4	3.427 2
健康因子空间	ΔX_{cw}	-0.047 7	0.623 6	0.528 1
	ΔX_{ce}	0.709 3	0.522 7	-0.040 6
	ΔX_{tw}	-0.201 4	0.446 1	-0.831 3
	ΔX_{te}	-0.673 8	0.372 7	0.168 3
	Δp_{s3}	-0.044 6	0.079	-1.147 3
测量空间	Δp_5	0.074 9	-0.335 4	-0.160 6
	ΔT_5	0.061 5	0.564 3	0.607 6
	ΔW_f	-0.143 2	-0.246 8	1.472 5
				3.587 4

表 7 台架测量系统 B 的特征值和特征向量

Table 7 Eigenvalues and eigenvectors of the platform measurement system B

特征向量	特征值			
	0.083 6	0.446 2	0.670 4	2.799 8
健康因子空间	ΔX_{cw}	-0.091 1	0.364 2	-0.490 5
	ΔX_{ce}	0.424	0.669 7	-0.364 8
	ΔX_{tw}	-0.501 9	0.640 3	0.581 4
	ΔX_{te}	-0.748 4	-0.094 4	-0.536 9
	Δp_{s3}	-0.453 4	0.287 1	0.282
测量空间	ΔT_3	0.143 2	0.393 2	-0.08
	ΔW_f	0.012 1	-1.256 2	-2.438 2
	ΔW_2	0.093 9	-0.369 4	0.500 1
				0.777 7

4 结 论

本文建立了基于特征值和特征向量的测量参数选择简易算法,该算法能快速判断测量参数选择是否有利于发动机气路故障诊断,从而指导工程中测量参数的选择。该算法也可以用于优化机载发动机的测量传感器布局以及台架测试系统中测量传感器的布局等,本文得出的主要理论结论如下:

1) 在基于特征值和特征向量的测量参数选择算法中,特征值个数和被诊断参数个数一致,不同特征值差异越小的测量系统,越有利于故障诊断。

2) 在基于特征值和特征向量的测量参数选择算法中,健康因子空间的特征向量和测量空间的特征向量量可以直观的指示其最有利于发动机故障诊断的方向。

参考文献:

[1] URBAN L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring[J]. Journal of Aircraft, 1973, 10(7): 400-406.

[2] URBAN L A. Parameter selection for multiple fault diagnostics of gas turbine engines[R]. Journal of Engineering for Power, 1975, 97(2): 225-230.

[3] DOEL D L. An assessment of weighted-least-squares-based gas path analysis[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines & Power, 1994, 116(2): 366-373.

[4] TORELLA G, LOMBARDO G. Utilization of neural networks for gas turbine engines[R]. Melbourne, Australia: 12th International Symposium on Air Breathing Engines, ISABE95-7023, 1995.

[5] TORELLA G. Expert systems and neural networks for isolation in gas turbines[R]. Chattanooga, TN, USA: 13th International Symposium on Air Breathing Engines, ISABE 97-7148, 1997.

[6] PALMER C A. Combining bayesian belief networks with gas path analysis for test cell diagnostics and overhaul[R].

ASME Paper 98-GT-168, 1998.

[7] ROMESSIS C, MATHIOUDAKIS K. Bayesian network approach for gas path fault diagnosis[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines & Power, 2004, 128(1): 64-72.

[8] SURESH S, ANKUSH G. Fault diagnostics using genetic algorithm for advanced cycle gas turbine[R]. ASME Paper GT-2002-30021, 2002.

[9] 尉询楷, 陆波, 汪诚, 等. 支持向量机在航空发动机故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2004, 19(6): 844-848.

WEI Xunkai, LU Bo, WANG Cheng, et al. Applications of support vector machines to aeroengine fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2004, 19(6): 844-848. (in Chinese)

[10] STAMATIS A, MATHIOUDAKIS K, PAPAILIOU K. Optimal measurement and health index selection for gas turbine performance status and fault diagnosis[J]. Journal of General Physiology, 1992, 114(2): 209-216.

[11] OGAJI S O T, SINGH R. Study of the optimisation of measurement sets for gas path fault diagnosis in gas turbines[R]. ASME Paper GT-2002-30050, 2002.

[12] KABOUKOS P, OIKONOMOU P, STAMATIS A, et al. Optimizing diagnostic effectiveness of mixed turbofans by means of adaptive modelling and choice of appropriate monitoring parameters[R]. Manchester, UK: The RTP AVT Symposium on "Ageing Mechanisms and Control Part B: Monitoring and Management of Gas Turbine Fleets for Extended Life and Reduced Costs", 2001.

[13] 唐耿林. 航空发动机性能监视参数选择的研究[J]. 推进技术, 1998, 19(2): 38-42.

TANG Genglin. Investigations on selecting performance-monitoring parameters of aeroengine[J]. Journal of Propulsion Technology, 1998, 19(2): 38-42. (in Chinese)

[14] 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)

[15] LI Y G, JASMANI M S. Measurement selection for multi-component gas path diagnostics using analytical approach and measurement subset concept[R]. ASME Paper GT 2010-22402, 2010.

(编辑: 李岩梅)