

燃气轮机气路测量参数的模糊智能选择

姜荣俊¹, 高建华¹, 刘永葆¹, 黄树红²

(1. 海军工程大学 动力工程学院, 武汉 430033;

2. 华中科技大学 能源与动力工程学院, 武汉 430074)

摘 要: 针对燃气轮机气路性能的监测诊断需求, 基于气路小偏差分析得到的影响系数矩阵, 首先从测量参数选择的相关性要求出发, 应用模糊聚类分析方法得到了要求数目的目标聚类; 进一步从参数选择的敏感性等要求出发, 通过模糊综合评价方法从多元素聚类中筛选出了各自的代表测量参数, 从而实现了燃气轮机气路测量参数的模糊智能选择. 实例表明: 利用模糊聚类分析方法可直接实现测量参数的相关性选择, 并可以方便可靠地根据目标要求选择合理的测量参数组合, 利用模糊综合评价方法的测量参数的敏感性选择更为有效可靠.

关 键 词: 燃气轮机; 测量参数; 智能选择; 气路性能; 模糊理论

中图分类号: V231

文献标志码: A

Fuzzy intelligent selection of gas turbine gas path measurement parameters

JIANG Rong-jun¹, GAO Jian-hua¹, LIU Yong-bao¹, HUANG Shu-hong²

(1. College of Power Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033;

2. School of Energy and Power Engineering,

Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: According to the needs of gas turbine gas path performance monitoring and diagnosis, based on the influence coefficient matrix by gas path small deviation analysis, the measurement parameters were classified into target clustering with required number by fuzzy clustering analysis method starting from the correlation requirements of parameters selection. Furthermore, from the sensitivity requirements of parameters selection, the representative measurement parameters of each multi-element clustering were picked out by fuzzy comprehensive evaluation method. Thereby the fuzzy intelligent selection of gas turbine gas path measurement parameters was realized. The case study shows that fuzzy clustering analysis method can carry out the parameter correlation selection directly, so it is reliable and convenient to select the reasonable measurement parameter group for a target request; it's also more efficient and reliable for the measurement parameter sensitivity selection with fuzzy comprehensive evaluation method.

Key words: gas turbine; measurement parameter; intelligent selection;
gas path performance; fuzzy theory

燃气轮机气路性能的监测诊断是保证燃气轮机安全运行, 减少寿命费用, 防止恶性事故的有效

手段. 因为监测诊断的深度和精度等差异, 对测量参数数量的要求也有所差别^[1-2], 所以有必要根据

收稿日期: 2013-11-06

基金项目: 国家自然科学基金(50721005)

作者简介: 姜荣俊(1973—), 男, 江苏丹阳人, 讲师, 博士, 主要从事动力机械的状态监测和故障诊断研究.

监测诊断的目的要求,综合考虑成本、安装及效果等因素,合理选择有效的测量参数。

基于各种监测诊断要求和考虑,国内外学者对燃气轮机气路测量参数的选择进行了有关的研究。Urban 基于线性气路分析(linear gas path analysis, LGPA)方法,提出采用诊断误差作为筛选测量参数的一个重要准则,并明确提出测量参数的数目不能少于性能参数数目^[3]。Consumi 和 Agostino 基于数据统计推理,根据不同的气路测量参数组合的诊断精度对测量参数进行了选择^[4]。Ogaji 等基于敏感度和诊断误差,分别利用线性和非线性气路分析(non-linear gas path analysis, NLGPA)方法,对燃气轮机测量参数的选择问题做了进一步研究,结果说明在模拟单一气路故障情况下,根据 NLGPA 方法所选择出的测量参数方案具有更好的合理性,而在多种气路故障情况下, NLGPA 方法的优越性则并不十分明显^[5]。唐耿林基于敏感性、相关性和诊断误差对航空发动机的性能测量参数进行了选择^[6]。孙祥逢等针对气路故障诊断主因子模型,基于敏感性、相关性和诊断误差对测量参数进行了选择,证明测量参数太多对采用故障方程的诊断不利,并尝试给出了解释^[7]。总结目前的方法主要是给出了选择的有关准则要求,但具体操作并不是很直接,主要是基于专家经验。

本文在借鉴已有研究的基础上,尝试采用模糊理论对燃气轮机气路性能测量参数的选择问题进行研究,主要针对参数选择的相关性和敏感性要求,依次采用模糊聚类分析方法和模糊综合评价方法,从理论上对某船用三轴燃气轮机的气路测量参数进行了优化选择。

1 燃气轮机气路性能的监测诊断

燃气轮机气路性能监测诊断的原理是 Urban

提出的气路分析技术。气路分析的原理是映射燃气轮机测量参数和特征量间的气动热力学关系^[8-9],构建其小偏差方程

$$\delta Y = A \times \delta X \quad (1)$$

其中 $X \in R^n$ 是特征量参数;输出矢量 $Y \in R^m$ 是气路性能测量参数; $A \in R^{m \times n}$ 是影响系数矩阵(influence coefficient matrix, ICM)。若影响系数矩阵 A 可逆,则得

$$\delta X = A^{-1} \times \delta Y \quad (2)$$

式中 A^{-1} 称为故障系数矩阵(fault coefficient matrix, FCM)。基于关系式,可以通过测量参数变化量得到燃气轮机部件特征量参数的变化量,从而实现燃气轮机气路性能的监测诊断。

因为很难得到实际燃气轮机模型的精确解析形式,现在通常采用精确仿真模型的数值线性化的方法来得到影响系数矩阵 A 。而且 A 通常是非正定矩阵,因此实际很少直接采用式(2)来求解小偏差方程(式(1)),而更多采用最小二乘等方法。

以上就是 Urban 早在 20 世纪 70 年代提出的基于小偏差方程的 LGPA^[10]。

某船用三轴燃气轮机结构如图 1 所示。因为仅考虑稳态监测诊断,因此忽略气路的容积效应,认为同一特征截面处的气路参数相同。

考虑船用三轴燃气轮机中动力涡轮的气路性能故障通常较少,且其气路参数受负载(如螺旋桨)的影响较大,变化较复杂,因此一般不作为气路性能监测参数,但实际仍需对其进行监控以防超速。另外考虑燃烧室掉块、烧裂等故障不会引起燃气轮机性能参数的明显变化^[11],因此只分析燃油喷嘴堵塞故障有关的燃烧室效率特征量。选取了 9 个需要监测诊断的气路性能特征量:高低压压气机的效率(η)和流量($\dot{m}$)、高低压涡轮及动力涡轮的效率和流量、燃烧室效率。

对于船用三轴燃气轮机,在一定的环境参数

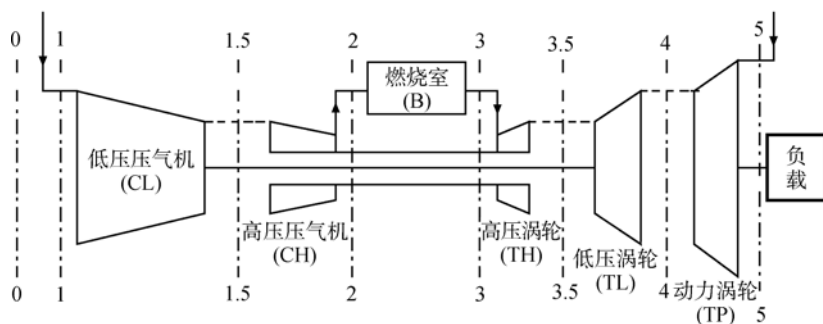


图 1 某船用三轴燃气轮机结构示意图

Fig. 1 Sketch of structure of a marine gas turbine with three-shaft

(大气压力、温度和湿度)和油门位置下,可以被用作气路性能监测诊断的征兆量主要有:①转速,包括低压压气机转速 n_1 、高压压气机转 n_2 等;②压力,包括低压压气机出口压力 $p_{1.5}$ 、高压压气机出口压力 p_2 、燃烧室出口压力 p_3 、高压涡轮出口压力 $p_{3.5}$ 、低压涡轮出口压力 p_4 等;③温度,包括低

压压气机出口温度 $T_{1.5}$ 、高压压气机出口温度 T_2 、燃烧室出口温度 T_3 、高压涡轮出口温度 $T_{3.5}$ 、低压涡轮出口温度 T_4 等;④其他,包括功率 P 、燃油流量、发动机扭矩等。

通过仿真计算,得到如表 1 所示船用三轴燃气轮机在 1.0 设计工况下的影响系数矩阵 A 。

表 1 某船用三轴燃气轮机 1.0 设计工况下的影响系数矩阵 A

Table 1 ICM A of a marine gas turbine with three-shaft at 1.0 design condition

参数	$\delta \dot{m}_{cl}$	$\delta \eta_{cl}$	$\delta \dot{m}_{ch}$	$\delta \eta_{ch}$	$\delta \dot{m}_{th}$	$\delta \eta_{th}$	$\delta \dot{m}_{tl}$	$\delta \eta_{tl}$	$\delta \eta_p$
$\delta T_{1.5}$	-0.051	-0.065	0.050	-0.209	-0.100	-0.231	-0.491	0.407	0.134
$\delta p_{1.5}$	-0.517	1.022	0.032	-0.125	-0.055	-0.145	-1.417	1.249	0.500
δn_1	-0.530	0.407	-0.096	0.414	0.202	0.449	-0.313	0.373	0.221
δT_2	0.029	-0.198	0.010	-0.277	-0.291	0.168	-0.146	0.171	0.185
δp_2	-0.298	0.635	-0.266	1.037	-0.591	1.268	-0.471	0.629	0.686
δn_2	0.045	-0.152	-0.304	0.368	-0.009	0.427	0.103	0	0.129
δT_3	0.187	-0.481	0.114	-0.590	-0.355	-0.440	0.196	-0.270	0.327
δp_3	-0.289	0.618	-0.256	0.997	-0.725	1.208	-0.452	0.606	0.691
$\delta T_{3.5}$	0.195	-0.501	0.144	-0.617	-0.300	-0.676	0.147	-0.282	0.328
$\delta p_{3.5}$	-0.300	0.622	-0.209	0.900	0.438	0.974	-1.496	0.609	0.699
δT_4	0.247	-0.566	0.152	-0.651	-0.317	-0.714	0.365	-0.497	0.322
δp_4	-0.255	0.567	-0.192	0.830	0.403	0.897	-0.369	0.476	0.685
δP	-0.287	0.645	-0.247	1.066	0.519	1.151	-0.421	0.543	1.158

从测量参数的选择要求来考虑^[12-13],以上 13 个征兆量都作为测量参数显然不太符合实际,首先原则上 9 个测量参数就可满足 9 个性能特征量的监测诊断要求,而且因为高速、高温、高压气流的存在,燃烧室出口、高压涡轮出口等处温度和压力的测试往往比较困难且成本较高,因此即使在台架试车非全流程参数测试情况下^[14],这些测量参数的选择都值得商榷。因此有必要对这 13 个征兆量进行优化选择,使满足船用三轴燃气轮机气路性能的监测诊断要求。假设这些测量参数满足气路性能监测诊断的测量精度要求。

2 基于模糊聚类分析的相关性选择

传统考虑参数选择的相关性要求主要是指:不同故障作用下,同一组测量参数变化之间的相关性要尽量小,即希望对不同的故障特征量,同一组测量参数有不同的变化特征,只有这样才能达到隔离故障的目的。但这种考虑对测量参数的选择显然不是一个直接有效的解决方法,因为这只

能知道不同故障下某测量参数组合变化之间的相关性,并不能明确给出组合中各测量参数对相关性的影响。

换个角度考虑,参数选择的相关性要求也可认为是:在相同的一组故障特征量变化下,对应的不同测量参数变化组之间的相关性要尽量小。从矩阵理论的角度考虑这也是等价的。

从模糊理论的角度出发,以上考虑实际上就是希望在相同的一组故障特征量变化下,对应的不同测量参数变化组之间尽量不要相似。从测量参数选择的角度出发,就可以直接对测量参数进行选择,如果某些测量参数变化相似则可以把它们归为一类,这实际上就是模糊聚类分析的思想。也就是说可以从测量参数变化组的模糊相似性角度出发,应用聚类分析理论对其进行归类,从而实现测量参数的选择。

模糊聚类分析就是根据事物特性指标的模糊性,应用模糊数学的方法确定样本的亲疏程度而实现分类的方法。设论域 $U = \{x_1, x_2, \dots, x_{13}\}$ 为被

分类的对象, $\mathbf{x}_i$ 依次对应表 1 中的征兆量 $\{T_{1.5}, p_{1.5}, \dots, P\}$, 每个对象 $\mathbf{x}_i$ 又由 9 个指标表示其性状, 依次对应表 1 中性能特征量 $\mathbf{V} = \{\dot{m}_{cl}, \eta_{cl}, \dots, \eta_b\}$ 引起的变化, 即: $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i9}) (i=1, 2, \dots, 13)$.

于是得到原始数据矩阵, 即表 1 中给出的影响系数矩阵 $\mathbf{A}_{13 \times 9}$.

模糊聚类分析的第 1 步是确定识别对象之间的亲疏关系, 也就是按照某一准则对论域 U 中元素两两之间赋以 $[0, 1]$ 区间内的一个相似系数 $r_{ij} = R(x_i, x_j)$, 建立模糊相似矩阵 $\mathbf{R}$, 即标定. 确定 r_{ij} 的方法主要有相似系数法、距离法等, 这里采用相关系数法进行标定.

$$r_{ij} = \frac{\left| \sum_{k=1}^m (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{jk} - \bar{x}_j) \right|}{\sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{ik} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{k=1}^m (x_{jk} - \bar{x}_j)^2}} \quad (3)$$

$$\text{式中 } \bar{x}_i = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_{ik}, \bar{x}_j = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m x_{jk}.$$

根据影响系数矩阵 $\mathbf{A}_{13 \times 9}$, 建立模糊相似矩阵 $\mathbf{R}$. 因为影响系数矩阵 $\mathbf{A}_{13 \times 9}$ 中的量已经是无量纲量, 而且彼此差异不是很大, 因此数据标准化处理与否对后面聚类分析的影响不大, 研究结果也表明如此. 下面给出数据没有标准化处理后得到的模糊相似矩阵 $\mathbf{R}$, 如表 2 所示.

表 2 模糊相似矩阵 $\mathbf{R}$
Table 2 Fuzzy similar matrix $\mathbf{R}$

参数	$\delta T_{1.5}$	$\delta p_{1.5}$	δn_1	δT_2	δp_2	δn_2	δT_3	δp_3	$\delta T_{3.5}$	$\delta p_{3.5}$	δT_4	δp_4	δP
$\delta T_{1.5}$	1.0000												
$\delta p_{1.5}$	0.8251	1.0000											
δn_1	0.2651	0.6616	1.0000										
δT_2	0.5236	0.2755	0.0015	1.0000									
δp_2	0.1784	0.4794	0.7656	0.3368	1.0000								
δn_2	0.3852	0.2812	0.3155	0.0923	0.5933	1.0000							
δT_3	0.0632	0.3574	0.7491	0.4242	0.5148	0.3185	1.0000						
δp_3	0.1812	0.4702	0.7314	0.3628	0.9976	0.5766	0.4705	1.0000					
$\delta T_{3.5}$	0.1368	0.2923	0.7543	0.3055	0.6057	0.4391	0.9780	0.5646	1.0000				
$\delta p_{3.5}$	0.4526	0.7096	0.8431	0.1553	0.7594	0.3332	0.6324	0.7252	0.6262	1.0000			
δT_4	0.0843	0.4774	0.8205	0.1877	0.6540	0.3628	0.9689	0.6132	0.9755	0.7342	1.0000		
δp_4	0.1919	0.5416	0.9204	0.0956	0.8531	0.5639	0.6672	0.8190	0.7034	0.9189	0.7555	1.0000	
δP	0.2018	0.5111	0.8729	0.1391	0.8315	0.5768	0.5430	0.8013	0.5791	0.8951	0.6337	0.9851	1.0000

对模糊相似矩阵进行模糊聚类分析, 将征兆量区分为彼此之间有足够类间距的若干类. 根据测量参数的数目选择要求, 最优的类数目是 9. 因此根据 9 个目标类的寻优要求, 采用编网法^[15]求其动态聚类图. 编网法的主要步骤如下:

1) 求出截矩阵 $\mathbf{R}_\lambda$, 且空去布尔矩阵的主对角线的右上部分.

2) 将主对角线的 1.0000 对应的元素用分类对象代替.

3) 将剩下的 0, 1.0000 中的 0 去掉.

4) 用经线(竖线)和纬线(横线), 将 1.0000 与对角线上待分类对象连接, 即编网, 通过如此打

结而连在一起的对象归为一类.

求截矩阵就是给定一定的 $\lambda \in [0, 1]$, 对模糊

$$\text{相似矩阵求布尔矩阵 } \mathbf{R}_\lambda, r_{ij}(\lambda) = \begin{cases} 1 & r_{ij} \geq \lambda \\ 0 & r_{ij} < \lambda \end{cases}$$

分类对象随着 λ 值的减小而不断汇聚, 分类数目也越少. 基于该原理, 可以得到 9 个分类: $\{T_{1.5}\}, \{p_{1.5}\}, \{n_1\}, \{T_2\}, \{n_2\}, \{p_2, T_3, p_3, T_{3.5}\}, \{p_{3.5}\}, \{T_4\}, \{p_4, P\}$.

3 基于模糊综合评价的敏感性选择

为了得到 $\{p_2, T_3, p_3, T_{3.5}\}$ 和 $\{p_4, P\}$ 两个聚类的代表测量参数, 从敏感性等要求出发, 对这两

个聚类中的参数继续进行筛选。

只有对特征量敏感的测量参数才能暴露故障,根据敏感性要求可直接选择测量参数。每个状态测量参数对系统的故障部位和故障程度的敏感性是不同的,从这些参数中可以挑选出对故障特征量最敏感的状态量,也可以用某几个测量参数组合成一个敏感性较大的综合参数。对于气路性能测量参数有可能通过特定气路故障有关的状态量来直觉猜测相关的测量参数,但基于气路分析之类的方法往往更可取,影响系数矩阵 $\mathbf{A}$ 反映了测量参数和特征量之间的敏感性关系,但直接从中选择出敏感性更大的参数实际还是比较困难的:一方面因为各系数的大小可能比较接近而难于判断;另一方面因为不同征兆量可能分别对不同特征量敏感而难于判断,从不同的特征量入手可能得到截然不同的结论;再一方面因为在参数选择时有必要考虑各特征量对征兆量的影响程度差异,而如何把握则是一个模糊择优的问题。

测量参数敏感性选择的模糊综合评价是一种多目标决策的数学模型,就是应用模糊变换原理和最大隶属度原则,根据各特征量原因与征兆量之间不同程度的因果关系,在综合考虑所有的征兆量变化的基础上,来判断各个征兆量对所有特征量的敏感性,具体步骤如下。

1) 确定原因集 $\mathbf{H} = \{\dot{m}_{cl}, \eta_{cl}, \dot{m}_{ch}, \eta_{ch}, \dot{m}_{th}, \eta_{th}, \dot{m}_{tl}, \eta_{tl}, \eta_b\}$, 该集合是由各特征量原因组成的普通集合,这些原因可能具有不同程度的模糊性。

2) 确定征兆集 $\mathbf{L} = \{T_{1.5}, p_{1.5}, n_1, T_2, p_2, n_2, T_3, p_3, T_{3.5}, p_{3.5}, T_4, p_4, P\}$, 该集合是各特征量原因可能引起的各种不同征兆测量参数组成的普通集合。

3) 求解单原因模糊评价,即单独从一个特征量 h_i 变化出发,确定该被评价对象 h_i 对征兆集中第 j 个元素 l_j 的隶属度 o_{ij} , 这样得到第 i 个特征量的单原因评价集

$$\mathbf{O}_i = \{o_{i1}, o_{i2}, \dots, o_{in3}\} \quad (4)$$

它是征兆集 $\mathbf{L}$ 上的模糊子集,同理得到每个特征量的单原因评价集,构造出一个总的单原因评价模糊矩阵 $\mathbf{O}$ 。

影响系数矩阵中的各列元素反映了各特征量与各征兆量之间的不同程度的因果关系,因此可以通过该矩阵得到单原因评价模糊矩阵。在某特征量作用下征兆量的敏感性大小只与该参数变化的绝对大小有关,因此首先将影响系数矩阵取绝对值,再对其进行转置使满足式(4)的排列形式,得到矩阵 $\mathbf{D} = \text{abs}(\mathbf{A}^T)$ 。但该矩阵并不满足单原因评价模糊矩阵值在 $[0, 1]$ 之间的要求,因此对其进行进一步标准化处理,将数据压缩到 $[0, 1]$ 上。这里采用平移-极差变换: $r_{ij} = \frac{d_{ij} - \min \mathbf{D}}{\max \mathbf{D} - \min \mathbf{D}}$, 最终得到如表 3 所示的单原因评价模糊矩阵 $\mathbf{O}$ 。

单原因评价模糊矩阵 $\mathbf{O}$ 是原因集 $\mathbf{H}$ 到征兆集 $\mathbf{L}$ 的一个模糊关系矩阵,表示了特征量与征兆量的隶属关系和亲疏程度。

4) 确定原因权重集。征兆的原因可能是各种各样,其重要程度也不尽相同,对征兆影响大的特征量原因要特别重视。为了评价在多原因情况下单特征量原因在总评价中的影响程度大小,赋予相应的权重系数 c_i , 各权重系数组成原因集 $\mathbf{H}$ 上的原因权重模糊子集

$$\mathbf{C} = \{c_1, c_2, \dots, c_9\} \quad (5)$$

表 3 单原因评价模糊矩阵 $\mathbf{O}$

Table 3 Single reason evaluation fuzzy matrix $\mathbf{O}$

参数	$\delta T_{1.5}$	$\delta p_{1.5}$	δn_1	δT_2	δp_2	δn_2	δT_3	δp_3	$\delta T_{3.5}$	$\delta p_{3.5}$	δT_4	δp_4	δP
$\delta \dot{m}_{cl}$	0.034	0.345	0.354	0.019	0.199	0.030	0.125	0.193	0.130	0.200	0.165	0.170	0.192
$\delta \eta_{cl}$	0.044	0.683	0.272	0.133	0.424	0.102	0.321	0.413	0.335	0.416	0.379	0.379	0.431
$\delta \dot{m}_{ch}$	0.033	0.022	0.064	0.007	0.178	0.203	0.076	0.171	0.096	0.139	0.101	0.128	0.165
$\delta \eta_{ch}$	0.140	0.084	0.277	0.185	0.693	0.246	0.394	0.667	0.412	0.602	0.435	0.555	0.713
$\delta \dot{m}_{th}$	0.067	0.037	0.135	0.195	0.395	0.006	0.237	0.484	0.201	0.293	0.212	0.269	0.347
$\delta \eta_{th}$	0.154	0.097	0.300	0.112	0.848	0.285	0.294	0.808	0.452	0.651	0.477	0.600	0.769
$\delta \dot{m}_{tl}$	0.328	0.947	0.209	0.098	0.315	0.069	0.131	0.302	0.098	1.000	0.244	0.247	0.281
$\delta \eta_{tl}$	0.272	0.835	0.249	0.114	0.421	0	0.181	0.405	0.188	0.407	0.332	0.318	0.363
$\delta \eta_b$	0.089	0.334	0.148	0.124	0.459	0.086	0.219	0.462	0.219	0.467	0.215	0.458	0.774

权重系数 $c_i \in [0, 1]$, 符合归一化条件. 这里基于单原因评价模糊矩阵 O , 根据各特征量作用下不同测量参数的总响应来确定

$$c_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{12} o_{ij}^2} / \sum_{i=1}^9 \sqrt{\sum_{j=1}^{12} o_{ij}^2} \quad (6)$$

通过计算得(模糊集合的 Zadeh 表示法)

$$\begin{aligned} C = & \frac{0.063}{\dot{m}_{cl}} + \frac{0.119}{\eta_{cl}} + \frac{0.040}{\dot{m}_{ch}} + \frac{0.150}{\eta_{ch}} + \\ & \frac{0.084}{\dot{m}_{th}} + \frac{0.167}{\eta_{th}} + \frac{0.141}{\dot{m}_{tl}} + \\ & \frac{0.119}{\eta_{tl}} + \frac{0.119}{\eta_b} \end{aligned} \quad (7)$$

5) 模糊综合评价. 通过单个原因选择测量参数显然是不全面的, 必须考虑所有原因影响, 才能得出比较合理的评价结果. 考虑各特征量原因权重后可以得到一个模糊综合评价, 即

$$\begin{aligned} B &= C \circ O = (c_1, c_2, \dots, c_m) \cdot \\ & \begin{bmatrix} o_{11} & o_{12} & \dots & o_{1n} \\ o_{21} & o_{22} & \dots & o_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ o_{m1} & o_{m2} & \dots & o_{mn} \end{bmatrix} = \\ & (b_1, b_1, \dots, b_n) \end{aligned} \quad (8)$$

B 中各元素 b_j 是在广义模糊合成运算下得出的运算结果, 其计算公式为

$$b_j = (c_1 \circ o_{1j}) \circ (c_2 \circ o_{2j}) \circ \dots \circ (c_m \circ o_{mj}) \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (9)$$

简记为模型 $M(\circ, \circ)$, 其中 $\circ$ 为广义模糊“与”, $\circ$ 为广义模糊“或”运算.

B 是征兆集上的模糊子集, 表示了征兆测量参数 l_j 对综合评价所得模糊子集的隶属度. 如果选择一个决策, 则可按照最大 b_j 所对应的测量参数作为评价的结果, 从而筛选出合理的敏感测量参数.

用 5 种模型^[16-17] 计算, 测量参数敏感性选择的模糊综合评价结果见表 4. 从表中可以看出:

1) 模型 1, 2, 3 的计算结果不是很好, 因为这 3 种计算模型实质都是“主原因决定型”的综合评价, 丢失了大量的有用信息. 模型 4, 5 为加权平均型的综合评价, 依权重大小对所有原因均衡兼顾, 比较适合这里的参数选择应用, 因此下面主要根据模型 4, 5 的计算结果来分析.

2) 对于聚类 $\{p_2, T_3, p_3, T_{3.5}\}$, p_3 和 p_2 最为敏感, 但考虑测量性要求可以认为 p_2 更为合适.

表 4 测量参数选择的模糊综合评价结果

Table 4 Fuzzy comprehensive evaluation result of measurement parameters selection

序号	模型	$C \circ O = B = (b_1, b_2, b_3, b_4, b_5, b_6, b_7, b_8, b_9, b_{10}, b_{11}, b_{12}, b_{13})$												
		$T_{1.5}$	$p_{1.5}$	n_1	T_2	p_2	n_2	T_3	p_3	$T_{3.5}$	$p_{3.5}$	T_4	p_4	P
1	$M(\wedge, \vee)$	0.154	0.141	0.167	0.150	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167	0.167
2	$M(\cdot, \vee)$	0.046	0.133	0.050	0.028	0.141	0.048	0.059	0.135	0.075	0.141	0.080	0.100	0.128
3	$M(\wedge, \oplus)$	0.821	0.799	1.000	0.821	1.000	0.649	0.990	1.000	0.957	1.000	1.000	1.000	1.000
4	$M(\cdot, \oplus)$	0.150	0.408	0.237	0.122	0.497	0.127	0.243	0.489	0.268	0.536	0.321	0.394	0.509
5	$M(\cdot, +)$	0.150	0.408	0.237	0.122	0.497	0.127	0.243	0.489	0.268	0.536	0.321	0.394	0.509

注: “ $\wedge$ ”为取小(min)运算; “ $\vee$ ”为取大(max)运算; “ $\cdot$ ”为普通实数乘法; “ $+$ ”为普通实数加法; “ $\oplus$ ”为上限 1 下求和, 即 $x \oplus y = \min(1, x + y)$.

3) 对于聚类 $\{p_4, P\}$, P 比 p_4 更加敏感, 单从敏感性来讲应该更为合适. 但根据评价结果, p_4 的敏感性评估结果(0.394)相对来说已经很高, 如果考虑测量的难易程度及机旁监控的便易性等测量性要求, 则 p_4 似乎更为合适, 因此这里选择 p_4 为测量参数.

至此得到理论优选的 9 个测量参数 $\{T_{1.5}, p_{1.5}, n_1, T_2, p_2, n_2, p_{3.5}, T_4, p_4\}$.

4 气路测量参数选择的有效性检验

气路诊断的过程实际就是: 基于小偏差方程(式(1)), 根据已知的测量参数偏差求解未知的性能特征量偏差的数值计算问题. 用数值方法求解小偏差方程(式(1)), 其结果难免有误差. 原因有两种: 一是选用的计算方法, 如为了保证算法的稳定性, 采用选主元的高斯消去法, 选主元的三角分

解法等;二是方程组本身.一般来说因为各种误差原因的存在,式(1)的影响系数矩阵 $\mathbf{A}$ 与测量项 $\delta \mathbf{Y}$ 的数值并不完全正确^[18].对于这种偏离正确值的扰动导致的计算精度问题,根据数值计算理论,可以用矩阵 $\mathbf{A}$ 的条件数 $\text{cond} \mathbf{A}$ 来衡量^[19]

$$\text{cond} \mathbf{A} = \|\mathbf{A}\| \cdot \|\mathbf{A}^{-1}\| \quad (10)$$

式中“ $\|\cdot\|$ ”是矩阵的某种范数.条件数反映了矩阵 $\mathbf{A}$ 和方程本身的性态,条件数小,扰动引起的解的相对误差一定小;条件数大,扰动引起的解的相对误差就可能很大.理论上,条件数确定了解的相对误差上限,是引入误差的最大可能放大倍数.

因此对于式(1),影响系数矩阵 $\mathbf{A}$ 的性态将对计算结果有直接的影响.

对此,Ogaji 等指出^[5],如果测量参数选取较差的话将导致故障系数矩阵中的系数较大,从而导致方程迭代过程不收敛或者导致较大的计算误差,因此可以直接通过影响系数矩阵的条件数 $\text{cond}(\mathbf{A})$ 来判断监测诊断的有效性.

表 5 给出了主要几种不同测量参数组合下影响系数矩阵的谱范数 $\|\cdot\|_2$ 条件数.表中符号“ $\checkmark$ ”表示选择该参数.

表 5 不同测量参数组合的条件数

Table 5 $\text{cond}(\mathbf{A})$ of different measurement parameter groups

序号	测量数目	$T_{1.5}$	$p_{1.5}$	n_1	T_2	p_2	n_2	T_3	p_3	$T_{3.5}$	$p_{3.5}$	T_4	p_4	P	$\text{cond} \mathbf{A}$
1	9	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$				$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		29.0
2	9	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$				$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	30.0
3	9	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		$\checkmark$	$\checkmark$			$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		11 704.5
4	9	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		$\checkmark$	$\checkmark$			$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		28.8
5	9	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		$\checkmark$			$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		13 101.6
6	9	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$					$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	3 607.3
7	10	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$				$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	32.0
8	10	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$				$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	631.0
9	10	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		$\checkmark$			$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	969.0
10	10	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$			$\checkmark$		$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	1 551.1
11	13	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	34.7

对表 5 进行分析:

1) 考虑聚类的 $\{p_4, P\}$ 中参数选择,分析序号 1,2 组合,两者条件数都很小且近似,根据测量性要求选择 p_4 是比较合适的.

2) 考虑聚类 $\{p_2, T_3, p_3, T_{3.5}\}$ 中参数的选择,分析序号 1,3,4,5 组合, T_3 和 $T_{3.5}$ 对应的组合条件数明显增大,所以是不合适的;而 p_2 和 p_3 对应组合的条件数都很小且近似,根据测量性要求选择 p_2 是比较合适的.

3) 考虑高温端 $p_{3.5}$ 的测量,发现组合中如果没有该参数,条件数会明显增大,也就是诊断有效性会明显下降,因此在监测诊断中应该尽量含该测量参数.

通过以上不同测量参数组合下影响系数矩阵的条件数分析,可以认为前述步骤选择的 9 个测量参数从诊断的有效性来看是比较合适的.

5 结 论

1) 利用模糊聚类分析方法可以直接实现测量参数的相关性选择.

2) 通过模糊动态聚类图,可以方便可靠地根据目标要求选择合理的测量参数组合.

3) 利用模糊综合评价方法可以在综合考虑所有的征兆量影响的基础上,合理判断各个征兆量对所有特征量的敏感性,从而对测量参数的敏感性选择更为有效可靠.

4) 文中所提方法主要是从理论层面考虑,对燃气轮机气路测量参数的选择有一定的指导作用,但在实际应用中还必须针对工程实际深入考虑,如高压涡轮后压力 $p_{3.5}$ 的测量等.

参考文献:

[1] 凯巴. 航空燃气涡轮发动机技术诊断[M]. 王起鹏, 刘德

- 馨,译.北京:航空工业出版社,1990.
- [2] 陈卫,程礼,李全通,等.航空发动机监控技术[M].北京:国防工业出版社,2011.
- [3] Urban L A. Parameter selection for multiple fault diagnosis of gas turbine engines[J]. Journal of Engineering for Power, 1975, 97(2): 225-230.
- [4] Consumi M, Agostino L. A statistical inference approach to gas path analysis of a turbofan[R]. AIAA-1998-3551, 1998.
- [5] Ogaji S O T, Sampath S, Singh R, et al. Parameter selection for diagnosing a gas turbine's performance deterioration[J]. Applied Energy, 2002, 73(1): 25-46.
- [6] 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): 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)
- [7] 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 mode[J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(1): 129-135. (in Chinese)
- [8] Urban L A. Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring[J]. Journal of Aircraft, 1973, 10(7): 400-406.
- [9] LI Yiguang. A GPA diagnostic system for aeroengine applications[J]. Journal of Aerospace Power, 2007, 22(6): 898-908.
- [10] LI Yiguang. Performance analysis based gas turbine diagnostics: a review[J]. Journal of Power and Energy, 2002, 216(5): 363-377.
- [11] Ogaji S O T. Advanced gas-path fault diagnostics for stationary gas turbines[D]. Bedford: Cranfield University, 2003.
- [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] 邓明, 金业壮. 航空发动机故障诊断[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2012.
- [14] 陈益林. 航空发动机试车工艺[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010.
- [15] 刘普寅, 吴孟达. 模糊理论及其应用[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 2001.
- [16] 张金玉, 张炜. 装备智能故障诊断与预测[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
- [17] 夏虹, 刘永阔, 谢春丽. 故障诊断技术[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2010.
- [18] 何汉林, 魏汝祥, 李卫军. 数值分析[M]. 武汉: 湖北科学技术出版社, 1999.
- [19] 邓建中, 葛仁杰, 程正兴. 计算方法[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1985.