

文章编号:1000-8055(2009)05-1061-05

结合统计的模型辨识在发动机故障诊断中应用

朱大明, 朱之丽

(北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191)

摘 要: 以一个双轴分排涡扇发动机为例,研究了数理统计和模型辨识组合法诊断发动机双故障的可行性和效果.模型辨识法基于发动机性能仿真模型,在辨识的过程中利用了发动机平衡技术,考虑了模型的非线性.运用数理统计方法对辨识法得到的结果进行再处理,弥补了单纯以拟合程度为标准进行故障隔离的不足,定义和选择合适的故障指标,可以在多重故障模型下得到良好的故障隔离效果.

关 键 词: 发动机; 故障诊断; 模型辨识; 统计

中图分类号: V231

文献标识码: A

Application of pattern recognition with statistics for engine fault diagnosis

ZHU Da-ming, ZHU Zhi-li

(School of Jet Propulsion,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: A combined method of pattern recognition and statistics was examined to diagnose the double faults of a double-shaft dividually-exhausting turbofan engine. The pattern recognition is based on the engine performance simulation model. Balance technique of engine was used during recognition process and the non-linear characteristic was considered. The result got by pattern recognition was treated statistically, compensating the deficiency in fault isolation decided purely by comparability. The right fault index is defined and calculated, proving that it is effective for double faults isolation.

Key words: engine; fault diagnosis; pattern recognition; statistics

在需要发动机的高安全性和维修管理性的今天,发动机故障诊断系统在故障检测和隔离方面的作用越来越重要.发动机故障诊断理论和方法研究目前已比较丰富.从早期的线性气路性能分析诊断方法,到后来的非线性气路性能分析诊断和神经网络诊断,直到上世纪末期的遗传算法和专家系统,以及近些年来它们改进和派生出的其他诊断方法,比如概率非线性诊断、各种各样的神经网络诊断、模糊专家系统诊断等,还有一些其他领域的故障诊断方法在发动机诊断领域的应用比如故障树诊断法等等^[1].

本文在已有模型辨识法的基础上^[2],使用数

理统计方法进行了改进,通过建立故障参数的概率密度函数和计算故障指标,对发动机双重故障进行隔离.本文以双轴分排涡扇发动机为例,分析了这种组合诊断法,案例的数据由发动机性能仿真模型模拟产生.结果表明,通过对多个诊断结果的统计学处理,可以得到隔离双重故障的良好效果.

1 基于气路诊断的模型辨识法^[3]

根据发动机的结构和设计参数,可以建立基于部件特性的发动机性能仿真模型.利用发动机性能仿真模型,把可能发生故障的部件性能参数

收稿日期:2008-05-05; 修订日期:2008-09-02

作者简介:朱大明(1981-),男,黑龙江延寿人,博士生,主要从事发动机性能优化和故障诊断研究.

如部件效率、流通能力等作为故障参数,而把另一些发动机试车中可测量的参数如转子转速、燃油流量、沿发动机气路各截面的总温、总压等作为测量参数。

辨识的过程就是调整故障参数,使由发动机模型得到的测量参数计算值与测量值之差最小。通过比较此时的部件性能参数与基线性能或其设计值的差别,可以判断发动机的健康状况。如果存在故障,则可隔离故障部件。

模型辨识法的数学基础可以归为非线性最小二乘问题在数据拟合中的应用。它的基本步骤如图1所示。

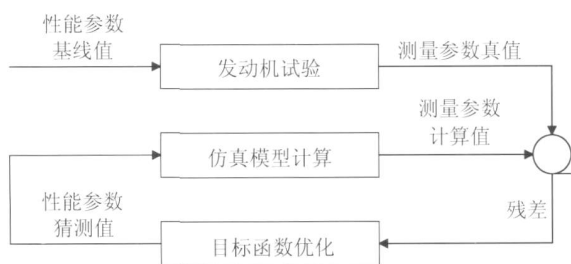


图1 模型辨识法诊断基本步骤

Fig.1 Basal process of the pattern recognition

2 数理统计对故障诊断的改进

如上所述,模型辨识法是非线性最小二乘法在数据拟合中的应用,即使用最小二乘法优化目标函数,反复迭代故障参数,使由此性能参数计算的测量参数尽可能接近经过标准化和有效性修正的测量参数。但是在有些单故障和多故障情况下,不同故障模式引起的测量参数变化十分相似,所以单纯的以拟合程度为标准进行故障隔离有些时候是不可行的。本文提出了一种改进方法,即使用数理统计对由模型辨识法得到的诊断结果进行处理,使用故障偏差及对应的概率密度函数计算故障指标,比较不同性能参数对应的故障指标进行故障隔离^[4]。这种由计算必需的统计参数而进行概率密度函数估计的方法比直接进行简单的统计参数计算要精确很多。这种改进方法的计算流程如图2所示。

2.1 概率密度函数计算

假设发动机一次试车,得到 M 组对应不同工作条件下的测量数据,那么使用上述的模型辨识法,通过对目标函数最小化可以得到对应的 M 组故障参数。对于故障参数 f 和同工作条件下的对应无故障参数 f_0 ,可以得到故障参数的某种百分

比偏差,具体如下:

$$\Delta f = (f - f_0) / f_0 \times 100 \% \quad (1)$$

当发送机故障种类和故障程度不变时,这个故障偏差受发动机工作条件变化影响很小。

图2 改进的诊断方法计算流程示意图

Fig.2 Flow chart of improved diagnostic

在某一个工作点获得故障参数,通过建立的发动机数学模型可以得到对应的故障偏差 Δf 。对于每一种故障参数,由 M 组故障参数得到对应的 M 个故障偏差,估算故障偏差 Δf 的概率密度函数,并使用合适的故障隔离标准,以准确的隔离部件故障。

在数理统计中,可以认为对于同一种类故障,一系列的 M 个故障参数为连续分布的随机变量,其概率密度可以认为近似等于正态分布的叠加。则 Δf 的概率密度函数可以用如下公式表示:

$$PDF(\Delta f) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{(\Delta f - \Delta f_j)^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (2)$$

式中的标准偏差 σ 可以使用样本标准偏差 s 进行计算,如下所示:

$$\sigma^2 = s^2 = \left[\sum_{j=1}^N \Delta f_j^2 \right] / (N - 1) \quad (3)$$

将式(3)代入(2)式,即可得到同一类型故障对应的 M 个故障参数 Δf 的估算概率密度函数 $PDF(\Delta f)$ 。

2.2 故障隔离指标计算

部件故障会导致由测量参数计算的故障参数偏离无故障时的标准值。显然我们希望故障部件对应的故障参数及其概率密度函数与其他无故障部件对应的参数有显著的区别,以达到故障隔离的目的。为此引进故障指标 IND ,由最大故障偏

差 $\Delta f_{\max}$ 的概率密度函数值和其绝对值乘积计算,

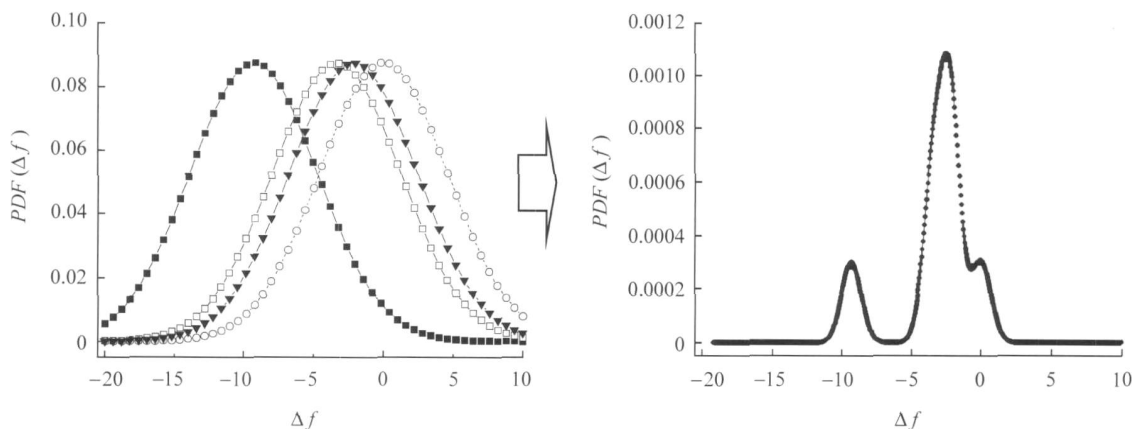


图 3 故障偏差概率密度函数的生成

Fig. 3 Combination of fault probability distribution function

具体如下:

$$IND_j = PDF(\Delta f_{j\max}) |\Delta f_{j\max}| \quad (4)$$

式中 j 代表同一类型故障.

由于故障偏差的概率密度函数是多个方差相同、数学期望不同的正态分布的叠加,所以它的图形是一个具有多峰值的类似正态分布(如图 3).

故障部件对应的故障偏差 Δf 比较大,则其方差 σ 也比较大,则其对应的概率密度函数值比较小.另外,在实际发动机试车试验中,故障以部件性能衰退为多,即使部件性能增强,其幅度也很小.即,故障参数 f 要么小于同工作条件下的对应无故障参数 f_0 ,要么大于不多.所以 $\Delta f_{\max}$ 只是算术最大值,其绝对值小.综上,本文认为故障指标值低的为故障部件.

3 应用分析

利用上述对模型辨识法的改进,以一个双轴分排涡扇发动机为例,进行用数理统计隔离发动机故障的可行性分析.

测量参数设为发动机地面台架试车所取,共 12 个,依次是:推力、燃油流量、总空气流量、低压转子转速、风扇出口总压、高压压气机出口总压、风扇出口总温、高压压气机出口总温、高压涡轮出口总温总压、低压涡轮出口总温总压.待诊断的故障有 10 个,即 10 个故障参数,依次是:风扇效率 η_{fan} 和流通能力 W_{fan} 、高压压气机效率 η_{hpc} 和流通能力 W_{hpc} 、高压涡轮效率 η_{hpt} 和流通能力 W_{hpt} 、低压涡轮效率 η_{lpt} 和流通能力 W_{lpt} 、外涵道总压恢复

系数 S_{duc} 和燃烧室效率 η_{bur} .

以下诊断使用的故障案例是由发动机性能仿真模型模拟产生.在单状态和双状态模型辨识法诊断情况下,一般发动机单故障诊断准确率比价高.本文只对使用模型辨识法诊断准确率较低的发动机双故障模式进行分析.

3.1 应用模式识别进行诊断

表 1 给出了只应用模型辨识法诊断部分双故障的计算结果.其中,故障 - 3% 表示故障参数比基线值相对降低了 3% (效率故障表示绝对值减小 0.03).

从表 1 可以看出,只使用模型辨识法对发动机双故障诊断效果不很理想.诊断结果中干扰信息很多,无法准确隔离故障部件.主要原因是当发动机结构和故障模式变复杂以后,有这样的现象存在:不同故障模式引起的测量参数变化会十分相似,这已经由数值试验证明.所以单纯的以拟合程度为标准进行故障隔离有时是不可行的.

3.2 应用数理统计进行隔离

表 2 给出了使用数理统计方法对已得诊断结果进行再处理之后计算结果.这里使用了多组高压转子转速不同的由模型辨识法计算的诊断结果,对于每一类型的故障参数建立对应的概率密度函数,计算其故障指标,将 IND 的计算结果列于表 2.

由表 2 可以看出,根据前面所述“最小故障指标对应故障部件”的准则,除了涉及到低压涡轮的两个故障以外,其余都可以很好的隔离故障.

表 1 模型辨识法对双故障的诊断结果

Table 1 Result of double faults diagnosis with pattern recognition

故障 (- 3 %)	诊断结果									
	η_{fan}	W_{fan}	η_{hpc}	W_{hpc}	η_{hpt}	W_{hpt}	η_{lpt}	W_{lpt}	S_{duc}	η_{bur}
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{fan}}$	- 2. 94	- 2. 60	- 0. 11	0. 92	- 1. 53	0. 81	3. 69	2. 87	- 0. 08	0. 88
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{hpc}}$	- 2. 77	- 0. 01	- 2. 13	- 0. 04	- 1. 77	- 0. 07	4. 17	2. 48	0. 03	- 0. 21
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{hpc}}$	- 2. 80	- 0. 57	- 0. 06	- 2. 37	- 1. 75	- 0. 11	3. 82	2. 61	- 0. 01	- 0. 15
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{hpt}}$	- 3. 04	0. 02	0. 18	0. 36	- 3. 30	0. 36	2. 53	1. 95	- 0. 01	0. 21
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{hpt}}$	- 3. 00	0. 04	- 0. 04	0. 15	- 0. 57	- 2. 51	2. 14	1. 24	- 0. 01	0. 36
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{lpt}}$	- 3. 22	0. 08	- 0. 17	0. 68	- 0. 93	0. 75	- 1. 50	2. 12	0. 03	0. 58
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{lpt}}$	- 3. 35	- 0. 02	0. 08	0. 28	- 1. 52	0. 24	3. 71	- 0. 18	- 0. 01	0. 27
$\eta_{\text{fan}}, S_{\text{duc}}$	- 2. 41	0. 10	0. 20	- 0. 54	- 1. 01	- 0. 67	2. 72	1. 10	- 1. 76	- 0. 33
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{bur}}$	- 3. 56	- 0. 04	- 0. 03	- 0. 14	- 1. 29	0. 16	3. 76	2. 91	0. 05	- 3. 36
$\eta_{\text{hpt}}, W_{\text{hpt}}$	- 0. 71	- 0. 06	- 0. 34	0. 40	- 2. 71	- 1. 45	1. 77	1. 40	- 0. 03	0. 73
$\eta_{\text{hpc}}, \eta_{\text{bur}}$	- 0. 56	- 0. 03	- 2. 09	0. 35	- 0. 80	0. 42	2. 32	1. 63	0. 00	- 1. 61
$\eta_{\text{hpc}}, \eta_{\text{hpt}}$	- 2. 18	- 0. 73	- 3. 59	0. 12	- 6. 37	0. 84	11. 90	7. 58	- 0. 04	0. 59

表 2 使用数理统计进行再处理之后故障指标 IND 的计算结果

Table 2 Result of fault index IND with statistics

故障 (- 3 %)	诊断结果				
	η_{fan}	W_{fan}	η_{hpc}	W_{hpc}	η_{hpt}
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{fan}}$	$3. 4 \times 10^{-5}$	$7. 7 \times 10^{-5}$	29. 107 1	1. 180 5	$6. 0 \times 10^{-4}$
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{hpc}}$	$8. 4 \times 10^{-4}$	4. 325 9	$1. 1 \times 10^{-3}$	1. 297 8	$1. 3 \times 10^{-2}$
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{hpc}}$	$6. 6 \times 10^{-4}$	0. 472 6	0. 305 5	$1. 6 \times 10^{-3}$	$1. 6 \times 10^{-2}$
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{hpt}}$	$5. 1 \times 10^{-5}$	6. 008 5	3. 514	1. 870 7	$1. 1 \times 10^{-4}$
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{hpt}}$	$6. 7 \times 10^{-5}$	0. 408 2	$2. 9 \times 10^{-2}$	0. 580 9	$7. 5 \times 10^{-2}$
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{lpt}}$	$5. 3 \times 10^{-5}$	1. 467 5	8. 030 9	0. 706 0	$3. 5 \times 10^{-4}$
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{lpt}}$	$9. 2 \times 10^{-4}$	175. 345 3	45. 026 1	5. 213 9	$1. 0 \times 10^{-2}$
$\eta_{\text{fan}}, S_{\text{duc}}$	$2. 4 \times 10^{-5}$	8. 888 0	8. 911 8	1. 961 8	$1. 6 \times 10^{-2}$
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{bur}}$	$8. 5 \times 10^{-7}$	7. 135 6	14. 431 4	17. 825 7	$1. 5 \times 10^{-2}$
$\eta_{\text{hpt}}, W_{\text{hpt}}$	$2. 3 \times 10^{-2}$	3. 665 9	0. 318 9	4. 425 8	$2. 0 \times 10^{-4}$
$\eta_{\text{hpc}}, \eta_{\text{bur}}$	$6. 2 \times 10^{-2}$	0. 954 7	$1. 1 \times 10^{-4}$	3. 325 0	$1. 2 \times 10^{-2}$
$\eta_{\text{hpc}}, \eta_{\text{hpt}}$	$1. 2 \times 10^{-2}$	$6. 4 \times 10^{-2}$	$6. 9 \times 10^{-4}$	$3. 5 \times 10^{-2}$	$4. 0 \times 10^{-4}$

故障 (- 3 %)	诊断结果				
	W_{hpt}	η_{lpt}	W_{lpt}	S_{duc}	η_{bur}
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{fan}}$	1. 242 9	$3. 9 \times 10^{-3}$	$2. 3 \times 10^{-2}$	126. 085 1	1. 176 9
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{hpc}}$	0. 833 0	$4. 9 \times 10^{-3}$	$1. 8 \times 10^{-2}$	59. 139 9	0. 700 0
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{hpc}}$	$3. 0 \times 10^{-2}$	$3. 8 \times 10^{-3}$	$1. 6 \times 10^{-2}$	4. 666	$4. 0 \times 10^{-2}$
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{hpt}}$	6. 722 2	$4. 1 \times 10^{-3}$	$3. 5 \times 10^{-2}$	912. 314 7	12. 419 6
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{hpt}}$	$4. 4 \times 10^{-4}$	$3. 1 \times 10^{-2}$	$2. 8 \times 10^{-2}$	37. 411 5	0. 503 6
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{lpt}}$	0. 473 5	$3. 7 \times 10^{-2}$	$2. 7 \times 10^{-2}$	97. 430 3	1. 209 7
$\eta_{\text{fan}}, W_{\text{lpt}}$	4. 748 9	$7. 7 \times 10^{-3}$	$9. 4 \times 10^{-3}$	210. 677 3	5. 567 5
$\eta_{\text{fan}}, S_{\text{duc}}$	1. 394 1	$1. 8 \times 10^{-3}$	$7. 6 \times 10^{-3}$	$2. 9 \times 10^{-5}$	1. 697 7
$\eta_{\text{fan}}, \eta_{\text{bur}}$	9. 358 1	$3. 6 \times 10^{-3}$	$1. 2 \times 10^{-2}$	148. 551	$2. 3 \times 10^{-6}$
$\eta_{\text{hpt}}, W_{\text{hpt}}$	$1. 6 \times 10^{-3}$	$6. 7 \times 10^{-3}$	$3. 1 \times 10^{-2}$	218. 347 9	2. 494 1
$\eta_{\text{hpc}}, \eta_{\text{bur}}$	1. 804 6	$8. 0 \times 10^{-3}$	$2. 4 \times 10^{-2}$	460. 833 7	$4. 5 \times 10^{-4}$
$\eta_{\text{hpc}}, \eta_{\text{hpt}}$	$2. 9 \times 10^{-2}$	$1. 3 \times 10^{-3}$	$3. 2 \times 10^{-3}$	2. 440 5	$6. 2 \times 10^{-2}$

表 3 去掉非故障参数以后故障指标 IND 的计算结果
Table 3 Result of fault index IND without non fault parameter

故障 (- 3 %)	诊断结果				
	η_{fan}	W_{fan}	η_{hpc}	W_{hpc}	η_{hpt}
η_{fan}, η_{hpt}	7.47×10^{-5}	8.513827	—	6.081024	8.81×10^{-3}
η_{fan}, W_{hpt}	7.00×10^{-5}	—	2.798981	76.01228	3.25×10^{-2}

故障 (- 3 %)	诊断结果				
	W_{hpt}	η_{hpt}	W_{lpt}	S_{duc}	η_{bur}
η_{fan}, η_{hpt}	8.368156	3.69×10^{-3}	1.04×10^{-2}	—	1.524087
η_{fan}, W_{lpt}	12.08274	9.45×10^{-2}	1.49×10^{-2}	—	0.776457

低压涡轮相关的故障隔离效果不好,其原因本文暂不做讨论.由于未知故障参数的减少会使故障参数估算减少很多不确定性,所以根据故障指标特征,对此问题可以如下解决:认为故障指标明显偏大的对应部件是非故障部件,在利用模型辨识方法诊断结果的基础上,再利用数理统计方法进行诊断时,把这些故障参数移走,以通过减少待诊断故障参数数目来增加诊断准确性.

对涉及低压涡轮的两个故障,分别去掉故障指标最大的两个故障参数,然后重新计算,计算结果如表 3 所示.可见,此时隔离故障效果良好.

4 结论与讨论

本文使用数理统计方法对模型辨识法进行了改进.通过对发动机性能模型模拟的故障案例进行测试,测试结果表明,这种通过对多个一次诊断结果的统计学处理,包括建立概率密度函数和计算故障指标,在双重故障隔离问题上取得了很大进步.这种通过计算得到建立概率密度函数所必需统计参数的方法比对故障参数直接进行简单的统计计算要好很多.所以相对机载故障诊断系统来说,这种方法更适用于台架试车诊断系统.

另外,从表 1 和表 2 还可以看出,相对于单纯的模型辨识法,数理统计法可以更加明显的隔离非故障部件,这对于台架试车诊断是很有用的.本文使用的故障案例,测量参数多余故障参数,但是台架试车时,经常有测量参数少于故障参数的时候,这对诊断很不利,会引起诊断算法出现无解方

程组而导致诊断准确率大大下降.这时可以考虑反复使用模型辨识和数理统计组合法,认为最大故障指标对应的是无故障部件,每次都把最大故障指标对应的故障参数去掉,直到故障参数等于或少于测量参数为止.从而扩大诊断系统的使用范围,提高诊断准确性.从诊断结果看,高压涡轮的故障指标虽高于低压涡轮,但与低压涡轮仍处于同一量级,因此模型对低压涡轮故障的诊断精度还有待进一步提高.

参考文献:

[1] LI Yiguang. Performance-analysis-based gas turbine diagnostics: a review [J]. J. Power and Energy, 2002, 216: 363-377.
[2] 孟凡涛. 涡扇发动机故障诊断与试车调整模型与应用研究 [D]. 北京:北京航空航天大学,2002.
MENG Fantao. The investigation of fault diagnosis and adjustment model applying for an turbofan engine [D]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2002. (in Chinese)
[3] 朱之丽,孟凡涛. 模型辨识法诊断发动机故障的分析[J]. 北京航空航天大学学报,2003,29(5):398-401.
ZHU Zhili, MENG Fantao. Aircraft engine fault diagnosis research using model identification based method[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics and Astronautics, 2003,29(5):398-401. (in Chinese)
[4] Romessis C. The use of probabilistic reasoning to improve least squares based gas path diagnostics [R]. ASME-GT2006-90619.