

文章编号: 1000-8055(2009)10-2356-06

基于神经网络和模糊逻辑的 航空发动机状态监视

单晓明^{1,2}, 宋云峰^{1,2}, 黄金泉¹, 仇小杰¹, 鲁峰¹

(1. 南京航空航天大学 能源与动力学院, 南京 210016;

2. 中国航空工业集团公司 中国航空动力机械研究所, 株洲 412002)

摘 要: 设计了基于神经网络和模糊逻辑的航空发动机状态监视系统, 它包含数据有效性检查和发动机健康评估. 系统利用 BP(back propagation) 神经网络对发动机进行数据有效性检查, 根据发动机的状态确定测量参数的有效边界以检测发动机的测量参数是否超限; 利用模糊逻辑对发动机健康状况进行实时的评估, 监控发动机因性能蜕化引起的异常. 通过对某型涡扇发动机仿真, 验证了基于神经网络和模糊逻辑的状态监视系统的有效性.

关 键 词: 航空发动机; 状态监视; 神经网络; 模糊逻辑

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

Condition monitoring of aero-engine based on neural network and fuzzy logic

SHAN Xiaoming^{1,2}, SONG Yunfeng^{1,2}, HUANG Jinquan¹,
QIU Xiaojie¹, LU Feng¹

(1. College of Energy and Power Engineering,

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

2. China Aviation Powerplant Research Institute,

Aviation Industry Corporation of China, Zhuzhou 412002, China)

Abstract: The condition monitoring system based on neural network and fuzzy logic for an aero-engine was proposed, which covered data validity and health assessment. According to the validity inspection of dynamic data based on BP(back propagation) neural network, the measurement parameters exceeding normal boundary or otherwise was detected, and the boundary of instantaneous parameter could change along with aero-engine status. Fuzzy logic was used to estimate health parameters, and the abnormality caused by performance degradation was real-time monitored. Digital simulation carried out on a given turbofan engine highlights the validity of the condition monitoring system based on neural network and fuzzy logic.

Key words: aero-engine; condition monitoring; neural network; fuzzy logic

航空发动机状态监视是保证发动机安全工作、延长发动机使用寿命的一项重要技术措施^[1-2]. 从上世纪 70 年代以来, 国外的各种状态监

视系统陆续投入使用, 代表性的有: 普惠公司的 ECM II(engine condition monitoring II), GE 公司(General Electric Company)的 ADEPT

收稿日期: 2008 10 17; 修订日期: 2009 04 02

作者简介: 单晓明(1965-), 女, 江西婺源人, 博士生, 主要从事航空发动机设计与测控技术研究.

(advanced design environment prototype tool), 罗·罗公司的 COMPASS, 飞行状态监视系统 ACMS(aviation condition monitoring system), 飞行数据综合系统 AIDS(aviation data integration system) 等^[3-5]. 近几年来, 国内也开始了这方面的研究. 目前状态监视正在朝着实时化、综合化方向发展. 然而航空发动机是一强非线性 的气动热力学对象, 目前已有的状态监视系统存在很多不足之处.

首先, 唯一能够用来进行状态监视的是发动机测量参数, 而这些可测参数是有限的, 并且相互之间存在很强的相关性. 传统的发动机数据有效性检查监测的是发动机测量参数是否超过某一下限, 但这个上限值并不随发动机状态变化而变化, 也不能解决测量参数间的相关性问题, 对测量参数中混有的噪声也不能很好的消除. 其次, 卡尔曼滤波器诊断的结果依赖于所建立模型的精度, 并且发动机的测量参数不能少于需要诊断的性能参数. 为了解决这些问题, 本文将 以某型涡扇发动机为对象, 利用神经网络和模糊逻辑建立一个能够完成测量参数有效性检查和健康评估的状态监视系统.

1 系统结构

状态监视系统(如图 1)包含测量参数的有效性检查和发动机本身的健康评估两部分. 随着发动机工作时间的增加, 性能会发生蜕化, 各部件特性变差, 从而引起测量参数的变化. 发动机状态监视系统利用主要截面的压力、温度、转速、燃油流量等测量参数, 完成数据有效性检查和健康评估. 其中数据有效性检查利用神经网络对瞬态测量数据进行分析, 以判断各参数的超限情况, 并且其有效性边界随着发动机的高压转子转速的变化而改变, 从而可以更加准确的检测测量参数是否超限. 健康评估利用模糊逻辑对稳态测量数据进行分析, 实时评价发动机的健康状况, 完成对发动机性能蜕化的实时监控.

系统的测量参数包含: 高压转子转速 n_H , 低压转子转速 n_L , 风扇出口总温 T_{i21} , 压气机出口总压 p_{i3} , 低压涡轮出口总温 T_{i5} , 主燃油流量 W_f . 系统利用测量参数在相同 n_H 下与各自正常标定值间的偏差 Δn_L , ΔT_{i21} , Δp_{i3} , ΔT_{i5} , ΔW_f 作为输入, 以实现数据有效性检查和健康评估.

发动机的健康评估考虑以下几种性能蜕化情

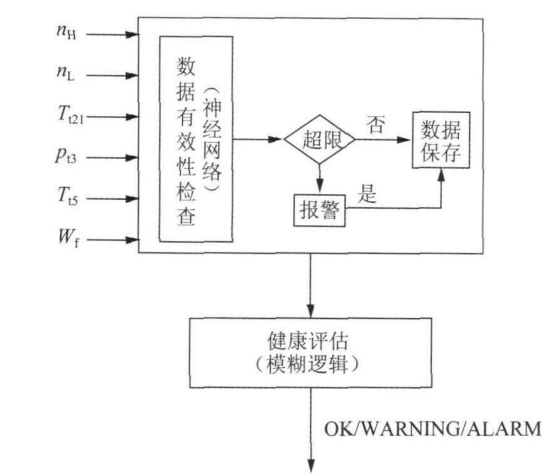


图 1 状态监视系统
Fig 1 Condition monitoring system

况: 风扇效率下降 $\eta_{F,d}$, 压气机效率下降 $\eta_{C,d}$, 压气机流量下降 $W_{C,d}$, 压气机流量上升 $W_{C,r}$, 高压涡轮流量下降 $W_{HT,d}$, 低压涡轮流量下降 $W_{LT,d}$, 低压涡轮流量上升 $W_{LT,r}$.

2 基于 BP(back propagation)神经网络的数据有效性检查

BP 神经网络算法实现简单、可调参数多、可控性好, 并且利用其非线性映射能力可以很好的解决各测量参数之间的相关性问题. 本文选择一个 5 输入 5 输出的 BP 神经网络进行数据有效性检查, 图 2 为数据有效性检查的 BP 神经网络结构图. 其输入是瞬态 Δn_L , ΔT_{i21} , Δp_{i3} , ΔT_{i5} , ΔW_f , 输出 Dn_L , DT_{i21} , Dp_{i3} , DT_{i5} , DW_f 则分别代表 n_L , T_{i21} , p_{i3} , T_{i5} , W_f 的超限程度.

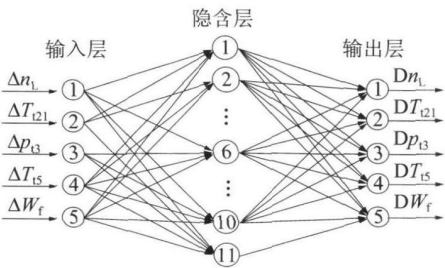


图 2 神经网络结构图
Fig 2 Neural network structure

选择网络的性能目标误差为 0.01. 对于隐含层数目的选择目前没有理论公式指导, 在对网络的学习精度和时间折中后, 选择网络的隐含层节点数为 11. 隐含层和输出层的激活函数选择分别选择如下:

$$y=\frac{2}{1+\exp(-2x)}-1 \tag{1}$$

$$y=\frac{1}{1+\exp(-x)} \tag{2}$$

神经网络的训练需要大量真实的发动机正常样本和故障样本, 由于目前缺乏实际可用的发动机数据, 因此只能利用发动机非线性模型仿真得到. 系统首先仿真得到发动机从慢车到最大状态之间所有的 $n_H, n_L, T_{i21}, p_{i3}, T_{i5}, W_f$ 正常瞬态值. 再以 n_H 为索引将所有的 $n_L, T_{i21}, p_{i3}, T_{i5}, W_f$ 值保存, 并将其作为有效性检查时各自的正常标定值, 从而可以得到各个 n_H 下 $\Delta n_L, \Delta T_{i21}, \Delta p_{i3}, \Delta T_{i5}, \Delta W_f$ 值, 通过使各偏差值相对正常标定值变化 0% ~ 30%、以 5% 为间隔得到一组训练样本, 合计 16 807 个. 系统将偏差变化 $\pm 10\%$ 定义成测量参数的有效性边界, 超过 $\pm 10\%$ 定义成数据超限, 小于 $\pm 10\%$ 则定义成数据正常. 图 3 给出了 n_L 相对于 n_H 的有效性边界图.

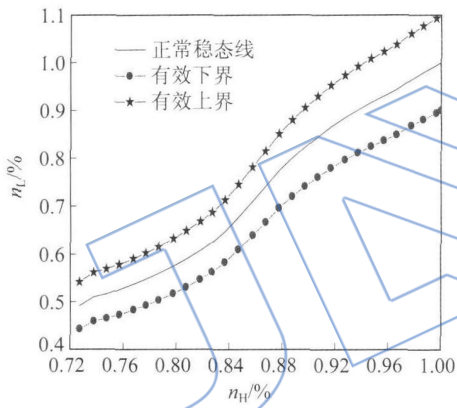


图 3 n_L 的有效性边界图

Fig 3 n_L validity boundary

为了消除各偏差数量级不同带来的不利影响, 需将训练样本归一化. 对输出参数来说, 系统将测量参数偏差变化 $\pm 10\%$ 定义成 0.8, 将偏差变化 $\pm 30\%$ 定义成 0, 将偏差没有变化时定义成 1. 表 1 给出了神经网络诊断结果与实际偏差值的映射表.

表 1 神经网络诊断结果与实际偏差的映射表

Table 1 Map between the neural network results and the errors

实际偏差/%	0	5	10	15	20	25	30
诊断结果	1	0.9	0.8	0.6	0.4	0.2	0

对输入参数来说, 设 Δx 为当前模拟的偏差绝对值, σ 是偏差相对正常值的百分比, $\Delta x_{\max}$ 是最大的偏差绝对值, 则归一化后的值 Δx_{IN} 为

$$\Delta x_{IN}=\Delta x / \Delta x_{\max}=(\sigma x) /(0.3 x)=0.3 \tag{3}$$

由式(3)知, 神经网络输入参数归一化后, 其值与发动机状态无关, 只与相对正常值的偏离程度有关, 因此从慢车到最大状态之间数据有效性检查的神经网络的训练样本都是一样的, 因此只需一个点下的一组训练样本, 就可以得到整个区间的权值和阈值.

当进行神经网络有效性检查时, 只需将根据当前采集到的 n_H 对正常瞬态值 $n_L, T_{i21}, p_{i3}, T_{i5}, W_f$ 进行插值, 将其减去当前实际测量值, 以获得偏差值, 然后利用式(3)进行归一化. 归一化结束后系统调用已经保存好的权值和阈值进行计算, 从而得到神经网络输出.

3 基于模糊逻辑的健康评估

发动机性能参数的变化会引起测量参数的变化. 利用模糊逻辑对稳态 $\Delta n_L, \Delta T_{i21}, \Delta p_{i3}, \Delta T_{i5}, \Delta W_f$ 数据进行分析, 实时监控发动机因性能蜕化引起的异常, 实现对发动机健康状况的估计. 模糊逻辑计算快、映射能力强, 其模糊产生器、模糊推理机和去模糊化器的选择具有很大的自由度, 因此模糊逻辑较适合于发动机健康状况实时评估.

模糊逻辑的输入是 $\Delta n_L, \Delta T_{i21}, \Delta p_{i3}, \Delta T_{i5}, \Delta W_f$, 输出 output 则代表发动机的健康状况, 图 4 给出了模糊逻辑参数示意图.

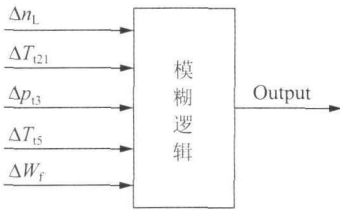


图 4 模糊逻辑输入输出参数示意图

Fig 4 Input and output of fuzzy logic sketch map

该模块首先对稳态 $\Delta n_L, \Delta T_{i21}, \Delta p_{i3}, \Delta T_{i5}, \Delta W_f$ 进行模糊化处理, 模糊量分为 low, med, high 三个级别, 分别对应于 3, 5, 7 三个值. 模糊逻辑的 output 也进行模糊化处理, 也分成 3 个级别, 即 OK, WARNING, ALARM, 分别对应于 3, 5, 7. 模糊逻辑 output 为 OK, 表明在发动机性能

蜕化在正常范围内; output 为 WARNING 或 ALARM, 表明在发动机性能退化超出了正常范围. 以 $\Delta\eta_{c,d}$ 为例, 当 $\Delta\eta_{c,d}$ 下降 2% 定义为判断 WARNING 的标准, 当 $\Delta\eta_{c,d}$ 下降 6% 定义为判断 ALARM 的标准, 其他 6 个性能量以同样的模糊标准进行定义. 为了便于计算, 采用三角模糊器对输入输出变量进行模糊化, 它不仅具有良好的消噪能力, 还有便于计算的优点. 图 5 给出了模糊逻辑输入和输出的隶属度函数分布图.

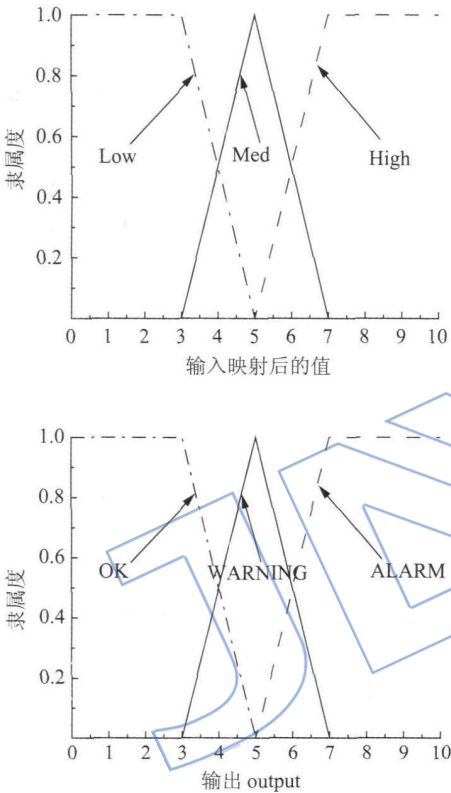


图5 输入和输出的隶属函数分布
Fig 5 Input and output membership function's distribution

由于实际发动机故障样本有限, 本文利用发动机非线性数学模型获取故障数据, 通过模拟 $\eta_{f,d}$, $\eta_{c,d}$, $W_{c,d}$, $W_{c,r}$, $W_{HT,d}$, $W_{LT,d}$, $W_{LT,r}$ 等 7 个性能量分别蜕化 2%, 得到 7 种情况下的 Δn_L , ΔT_{121} , Δp_{13} , ΔT_{15} , ΔW_f 各自的最大值, 将这些最大值定义成 med; 同样还分别模拟 7 种性能参数分别蜕化 6%, 得到 Δn_L , ΔT_{121} , Δp_{13} , ΔT_{15} , ΔW_f 的最大值, 将其定义成 high.

表 2 列出了 n_H 等于设计点的 82%, 7 种性能参数分别变化 6% 时 Δn_L , ΔT_{121} , Δp_{13} , ΔT_{15} , ΔW_f

的值. 根据表 2, 系统将 $\Delta n_L = 266 \text{ r/min}$, $\Delta T_{121} = 5.3 \text{ K}$, $\Delta p_{13} = 0.31$, $\Delta T_{15} = 113 \text{ K}$, $\Delta W_f = 523 \text{ kg/h}$ 定义成 high, 反映在图 5 上的值为 7.

表 2 发动机各性能参数变化 6% 时的测量参数偏差
Table 2 Parameter difference when aero engine performance parameter changes 6%

Case	$\Delta n_L / (\text{r/min})$	$\Delta T_{121} / \text{K}$	Δp_{13}	$\Delta T_{15} / \text{K}$	$\Delta W_f / (\text{kg/h})$
$\eta_{f,d}$	98	5	0.15	16	145
$\eta_{c,d}$	257	5.1	0.16	63	523
$W_{c,d}$	207	4.5	0.26	13	353
$W_{c,r}$	266	5.3	0.2	14	385
$W_{HT,d}$	234	2.3	0.09	113	54
$W_{LT,d}$	32	2.5	0.31	8	75
$W_{LT,r}$	14	2.5	0.3	8	88

模糊推理机是模糊逻辑系统的核心, 其作用在于根据当前的输入模糊信息, 从模糊规则库中选择与当前输入模糊信息具有一定匹配度的规则, 通过处理得到相应的输出信息. 模糊规则的选取是根据专家经验总结而来, 本文一共包含 11 条模糊规则, 限于篇幅, 只列出了其中有代表性的 3 条.

R1: if Δn_L is low and ΔT_{121} is low and Δp_{13} is low and ΔT_{15} is low and ΔW_f is low then Output is OK;

R4: if Δp_{13} is med and Δn_L is not high and ΔT_{121} is not high and ΔT_{15} is not high and ΔW_f is not high then Output is WARNING;

R9: if Δp_{13} is high then Output is ALARM.

利用模糊逻辑对发动机当前测量参数的稳态偏差值进行分析. 系统首先对输入进行模糊化, 参考当前状态下的 med 和 high 的偏差原始值, 将当前偏差的绝对值进行尺度变换, 使其映射到相应的论域中. 再根据图 5 得到当前偏差各自属于 low, med, high 的隶属度. 偏差模糊化后, 利用模糊推理机从模糊逻辑规则库中调用相应的规则进行模糊推理计算, 得到各自属于 OK, WARNING, ALARM 的隶属度大小, 系统选取重心法, 对所有的隶属度求加权平均, 得到去模糊化输出 y' 为

$$y' = \frac{\int_V y u_B(y) dy}{\int_V u_B(y) dy} \tag{4}$$

其中 $u_B(y)$ 表示 $y \in V$ 在模糊集 B 上的隶属度. 由图 5 可以看出, 若加权平均后的值小于 4, 则表明属于 OK 的隶属度较大, 此时模糊逻辑健康评估结果为 OK; 若加权平均后的值大于 4、小于 6, 则表明属于 WARNING 的隶属度较大, 此时模糊逻辑健康评估结果为 WARNING; 若加权平均后的值大于 6, 则表明属于 ALARM 的隶属度较大, 此时模糊逻辑健康评估结果为 ALARM.

4 仿真结果及分析

本文通过发动机非线性模型, 仿真得到 Δn_L , ΔT_{121} , Δp_3 , ΔT_{15} , ΔW_f 相对正常瞬态值变化 0%~24%、以 4% 为间隔的测试样本, 并且测试样本和训练样本不重叠. 表 3 列出了一个性能参数变化和两个性能参数变化时的平均误差和最大误差百分比, 可以看出, 神经网络具有较高的诊断精度.

表 3 神经网络有效性检查结果

Table 3 Effectiveness validity of neural network results		
故障情况	平均误差百分比/ %	最大误差百分比/ %
1 个参数超限	0.107 1	0.362 1
2 个参数超限	0.390 3	1.158 4

为了验证网络在包含噪声和测量参数相关性下的诊断能力, 仿真了 2 个测量参数发生较大偏差, 其余 3 个发生 1% 的偏差, 并且所有测量参数都加入 $\pm 1\%$ 噪声时的情况. 限于篇幅, 本文以 Δn_L , ΔT_{121} 分别变化 16% 和 12% 为例, 得到此时网络输出为 [0.5611, 0.7204, 0.9998, 1.0000, 1.0000], 图 6 给出了网络的实际误差随网络迭代次数的变化情况, 发现通过 10 次迭代后达到了性能要求. 利用表 1 给出的映射值, 得出结果是

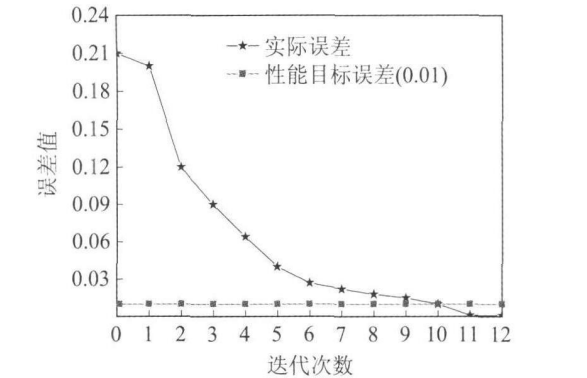


图 6 BP 网络误差随迭代次数变化的曲线
Fig 6 BP network errors changed with iterative degree

Δn_L , ΔT_{121} 分别变化 16.06% 和 12.03%, 符合实际情况. 本文还对发动机各种性能蜕化情况进行健康评估. 限于篇幅, 本文只给出了 n_H 等于设计点的 82%、7 种性能参数分别蜕化 5% 时的健康评估结果, 从表 4 中可以看出当性能参数变化量大于 2%、小于 6% 时, 系统就会警告 (WARNING), 与事实相符.

表 4 健康评估分析表

Table 4 Health evaluation analysis

故障模式	尺度变换后的值	模糊输出
$\eta_{F,d}$	{ 5 0, 5 2, 5 4, 0 1, 5 0 }	WARNING(5.0)
$\eta_{C,d}$	{ 5 7, 5 5, 5 2, 5 5, 6 2 }	WARNING(5.8)
$W_{C,d}$	{ 6 3, 5 2, 6 4, 2 5, 6 0 }	WARNING(5.8)
$W_{C,r}$	{ 6 3, 5 2, 6 2, 3 0, 6 0 }	WARNING(5.8)
$W_{HT,d}$	{ 6 0, 5 2, 0 2, 6 4, 1 8 }	WARNING(5.6)
$W_{LT,d}$	{ 3 6, 1 6, 6 4, 0 4, 1 3 }	WARNING(5.0)
$W_{LT,r}$	{ 3 6, 1 8, 6 1, 0 4, 1 3 }	WARNING(5.0)

5 总 结

- 1) 提出了利用神经网络对发动机瞬态测量参数的有效性检查, 利用模糊逻辑对发动机健康评估的状态监视系统.
- 2) 通过仿真, 神经网络有效性检查能够根据发动机当前状态实时判断瞬态测量参数的超限情况. 并且利用神经网络的非线性映射能力, 很好的解决了噪声和测量参数之间的相关性问题.
- 3) 利用模糊逻辑能够对发动机的健康状况进行有效的评估, 能够实时监控发动机因性能蜕化引起的异常状况.

参考文献:

[1] Roemer M J, Kacprzyński G J. Advanced diagnostic and prognostics for gas turbine engine risk assessment [C]// Aerospace Conference Proceedings. MT, U. S. A.: IEEE, 2000

[2] Roemer M J. Engine health monitoring system for advanced diagnostic monitoring for gas turbine engines [R]. AFRL-PR-WP-TR-1998-2120

[3] 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 diagnostic using gas path parameters [J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(6): 753-760 (in Chinese)

[4] 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. FDIA simulation of aerorengine system sensor FDIA system [J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(6): 753-760 (in Chinese)

[5] Iverson D. Inductive system health monitoring [C]//Proceedings of the 2004 International Conference on Artificial Intelligence(IC-AI 04). Las Vegas, NV, U. S. A.: CSREA Press, 2004

[6] 曾声奎, Michael G P, 吴际. 故障预测与健康管理 (PHM) 技术的现状与发展[J]. 航空学报, 2005, 26(5): 626-632

ZENG Shengkui, Michael G P, WU Ji. Status and perspectives of prognostics and health management technologies [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2005, 26(5): 626-632 (in Chinese)

[7] 张鹏, 黄金泉. 航空发动机气路故障诊断的平方根 UKF 方法研究[J]. 航空动力学报, 2008, 23(1): 169-173

ZHANG Peng, HUANG Jinquan. SRUKF research on aeroengine for gas path component fault diagnostics[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(1): 169-173 (in Chinese)

