

基于信息融合遗传算法的航空发动机 气路故障诊断

崔文斌, 叶志锋, 彭利方

(南京航空航天大学 能源与动力学院 江苏省航空动力系统重点实验室, 南京 210016)

摘 要: 针对航空发动机由传统定期维修向视情维修转变的发展趋势,研究了遗传算法在气路性能参数估计中的应用,提出了改进的基于信息融合的遗传算法,将多源信息融合到遗传算法中,用以减小遗传算法的搜索范围。仿真结果表明:通过融合多源信息,有效克服遗传算法在寻优过程中陷入局部最优的情况,从而提高了气路性能参数的估计精度,能将估计误差控制在5%以内。

关 键 词: 航空发动机; 遗传算法; 故障诊断; 信息融合; 气路

中图分类号: V233.7

文献标志码: A

Aero-engine gas path fault diagnosis based on genetic algorithm of information fusion

CUI Wen-bin, YE Zhi-feng, PENG Li-fang

(Jiangsu Province Key Laboratory of Aerospace Power System,

College of Energy and Power Engineering,

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

Abstract: For the development trend of aero-engines from traditional regular maintenance to condition-based maintenance, the genetic algorithm was studied in the gas path performance parameters estimation, and the improved genetic algorithm based on information fusion was proposed. The multi-source information was fused with genetic algorithm to reduce search range of genetic algorithm. The simulation results prove that the situation that genetic algorithm might fall into local optimum in optimization process can be effectively overcome by multi-source information fusion. The estimation accuracy of gas path performance parameters can be improved evidently, and the estimation error can be controlled within 5% or less.

Key words: aero-engine; genetic algorithm; fault diagnosis; information fusion; gas path

实现航空发动机从传统定期维修向视情维修转变的故障诊断技术,已成为国内外研究热点,近年来基于状态监测的故障预测技术更为航空发动机视情维修提供了新的途径^[1-3]。航空发动机气路性能参数估计技术作为气路故障预测的重要内容,为航空发动机制定维修计划提供了重要依

据^[4]。目前,航空发动机气路故障诊断仍面临许多困难,大部分航空发动机的测量参数数量少于气路故障诊断所需要参数数量,因而无法准确地对故障信息进行判断。同时,部分故障产生的现象很相似,没有足够的数据很难对其进行区分^[5]。

国内对气路故障诊断做了大量研究,文

收稿日期: 2013-11-26

基金项目: 江苏高校优势学科建设工程资助项目

作者简介: 崔文斌(1989—),男,江苏无锡人,硕士生,主要从事航空发动机健康管理及故障诊断研究。

通讯作者: 叶志锋(1962—),男,浙江杭州人,教授、博士生导师,博士,主要从事航空发动机控制与故障诊断领域的研究。

献[6-7]采用卡尔曼滤波器进行气路故障诊断,但当数据受到干扰或偏置时,诊断精度会大大降低.文献[8]将神经网络引入气路故障诊断中,虽然能克服模型不精确导致的诊断精度问题,但是仍然存在较多的漏诊及误诊问题.文献[9]认为,故障信息不足是造成气路故障诊断困难的主要原因,提出了一种基于信息融合的故障诊断机制,但贝叶斯网络是一种基于概率的方法,使得诊断结果存在一定的不稳定性.遗传算法在非线性寻优问题中有良好的表现,并在实际运用中取得了较好效果^[10].本文将遗传算法引入航空发动机气路性能参数估计中,针对智能算法容易陷入局部最优的问题,借鉴信息融合思想^[11],提出了基于遗传算法信息融合的故障诊断机制:以基于遗传算法的气路分析为基础,融合其他故障监测信息,得出对航空发动机气路故障更准确的描述,这些监测信息通过改变各部件气路性能参数搜索范围的方式融合到遗传算法中,来提高诊断精度和可信度.

1 基于遗传算法的气路性能参数估计

遗传算法是模拟达尔文生物进化论的自然选择和遗传学机理的生物进化过程的计算模型,是由美国 Holland 提出的不存在求导和函数连续性限定同时具有内在的隐并行性和更好的全局寻优能力的一种寻优算法^[12].遗传算法作为一种新的优化技术,近年来得到了广泛的研究和关注^[13-14].遗传算法不需要对求解的问题有很强了解,而是将问题简化为一种求近似最优解的过程,所以对不同问题可以灵活地构造适应度函数和目标函数进行求解.这些特点使得遗传算法在求解复杂问题时表现出突出的优势.

虽然遗传算法是一种非线性寻优的有效方法,但是航空发动机作为一个强非线性、高度耦合的系统,很容易使遗传算法在计算中发生局部最优、过早收敛等问题.所以在没有考虑其他诊断信息源的情况下,遗传算法仍然面临着诊断结果不确定性较大、诊断精度较差的问题,特别是故障不明显或者某些部件耦合性较强时,甚至不能准确隔离出故障单元体.针对此问题,提出了一种基于信息融合技术的遗传算法.

信息融合概念是 20 世纪 70 年代提出的一种能对过多的信息进行消化、解释和评估的技术.在航空发动机健康管理中进行信息融合是为了提高航空发动机故障诊断、性能预测以及关键部件剩余寿命估计的精确度和可信度^[15].信息融合在气

路故障诊断方面的应用主要有:对多源信息和数据进行分级处理,提取特征信息并融合;及时、精确地判断系统的态势,做出故障模式识别;分析出状态、现象和原因之间的关系^[16].信息融合技术能有效地解决传统故障诊断中出现的测量信息不足、诊断精度低的问题.将信息融合技术嵌入遗传算法中,能有效弥补遗传算法在故障诊断方面的缺陷.

1.1 气路性能参数估计的基本思想

遗传算法属于随机搜索算法,能够在概率搜索的基础上有效地利用已有个体的信息来搜索那些有希望改进优化问题解的个体.模拟由遗传算子作用于数字串构成的群体的进化过程,根据适应度函数值大小选择染色体,使适应性好的个体有更多的生存和繁殖机会,从而使群体不断进化最终逐步逼近到全局最优解附近.

遗传算法是一种高度并行、随机和自适应的通用优化算法,善于解决复杂问题和非线性问题.同时,遗传算法使用概率规则而非确定性规则组织搜索,只需要合适的适应度函数,而不依赖其他信息,因而具有极好的鲁棒性和广泛的适应性.遗传算法流程图如图 1.

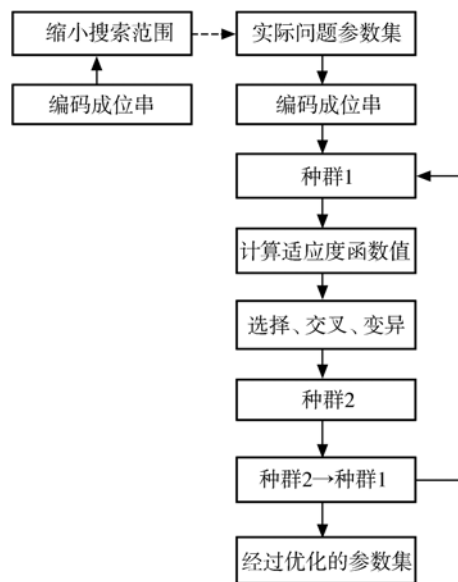


图 1 遗传算法流程图

Fig. 1 Flowchart of genetic algorithm

1.2 遗传算法预测气路性能参数模型

根据上述遗传算法流程选取待估计的气路性能参数作为遗传算法的参数集,记为 $f(f_1, f_2, \dots, f_n)$,采用浮点数编码.仿真所得气路可测参数记为 $Y_p(y_{p1}, y_{p2}, \dots, y_{pm})$,实际测量所得气路可测参数为 $Y_q(y_{q1}, y_{q2}, \dots, y_{qm})$,定义误差函

数为

$$E = |y_{p1} - y_{q1}| + \dots + |y_{pm} - y_{qm}| \quad (1)$$

则遗传算法中适应度函数可以取为

$$F = \frac{1}{1 + E} \quad (2)$$

于是,航空发动机气路性能参数估计问题转化成了一种寻优过程,根据航空发动机气路可测参数的实际测量数据寻找一组气路性能参数,使得这组气路性能参数下,气路可测参数尽可能贴近实际测量数据。

2 遗传算法仿真与分析

按照第1节讨论的基于遗传算法的气路性能参数估计方法,选用某型涡扇发动机(以下简称发动机)部件级模型进行仿真与分析。

2.1 气路故障模拟

发动机气路性能参数主要包括各部件性能蜕化量(用相对量表示),主要通过发动机部件(风扇记为FAN、压气机记为COM、高压涡轮记为HPT、低压涡轮记为LPT)的参数变化量(效率、流量)来表征。发动机气路传感器主要是温度和压力传感器,典型的发动机气路可测参数至少有8个。本文选用的气路性能参数和气路可测参数如表1所示。

表1 气路性能参数和气路可测参数

Table 1 Performance parameters and measurable parameters of gas path

气路性能参数	气路可测参数
风扇流量 $\dot{m}_f/\%$	风扇出口温度 T_{13}/K
风扇效率 $E_f/\%$	风扇出口压力 p_{13}/Pa
压气机流量 $\dot{m}_c/\%$	压气机出口温度 T_3/K
压气机效率 $E_c/\%$	压气机出口压力 p_3/Pa
高压涡轮流量 $\dot{m}_h/\%$	高压涡轮出口温度 T_{45}/K
高压涡轮效率 $E_h/\%$	低压转子转换转速 P_{nf}
低压涡轮流量 $\dot{m}_l/\%$	高压转子转换转速 P_{nc}
低压涡轮效率 $E_l/\%$	尾气温度 T_6/K

NASA 曾在 MAPSS(modular aero propulsion system simulation)仿真平台上,对发动机主要气路性能参数在完成一定数量工作循环后的参数变化量做过统计^[17]。统计结果表明,发动机气路性能参数随工作循环增加而蜕化,风扇与低压压气机的蜕化速率大致相近;相同工作周期下,蜕

化量最大为高压压气机,最小的是低压涡轮。而本文采用的部件级模型,将风扇和低压压气机简化为一个部件,而其余部件与 NASA 保持一致,可以根据 NASA 的统计结果选取如表2中的几种典型的气路故障模式进行仿真。

表2 气路故障模式

Table 2 Fault mode of gas path

故障模式	气路性能参数
FAN 故障	$\dot{m}_f = 2\%$, $E_f = 2/\%$
COM 故障	$\dot{m}_c = 3\%$, $E_c = 3/\%$
HPT 故障	$\dot{m}_h = -2\%$, $E_h = 2/\%$
LPT 故障	$\dot{m}_l = -1\%$, $E_l = 1/\%$
COM+HPT 故障	$\dot{m}_c = 3\%$, $E_c = 3\%$ $\dot{m}_h = -2\%$, $E_h = 2\%$
FAN+LPT 故障	$\dot{m}_f = 2\%$, $E_f = 2\%$ $\dot{m}_l = -1\%$, $E_l = 1\%$

2.2 仿真与分析

分别选取表2中HPT故障和LPT故障进行仿真计算,计算结果如表3所示(表中带下划线的数据表示设定故障),遗传算法适应度函数值曲线如图2。

表3 HPT故障和LPT故障仿真结果

Table 3 Simulation results of HPT and LPT faults

气路性能参数	故障模式	
	HPT 故障	LPT 故障
$\dot{m}_f/\%$	0.00525	0.12275
$E_f/\%$	0.01025	0.00500
$\dot{m}_c/\%$	0.01300	0.01300
$E_c/\%$	0.01050	0.10800
$\dot{m}_h/\%$	<u>-1.73425</u>	-0.15775
$E_h/\%$	<u>1.54525</u>	0.31550
$\dot{m}_l/\%$	-0.36780	<u>-0.65445</u>
$E_l/\%$	1.63395	<u>0.59915</u>

由图2可知,遗传算法收敛,适应度函数值的大小也比较理想,但结合表3仿真结果可知:采用遗传算法的气路性能参数估计精度较差,虽然能排除部分未发生故障的部件(如风扇和压气机部件),但仍无法准确得到故障部件及故障大小;而此时遗传算法适应度函数值已达到0.8,说明仿真所得气路可测参数与实际测量所得气路可测

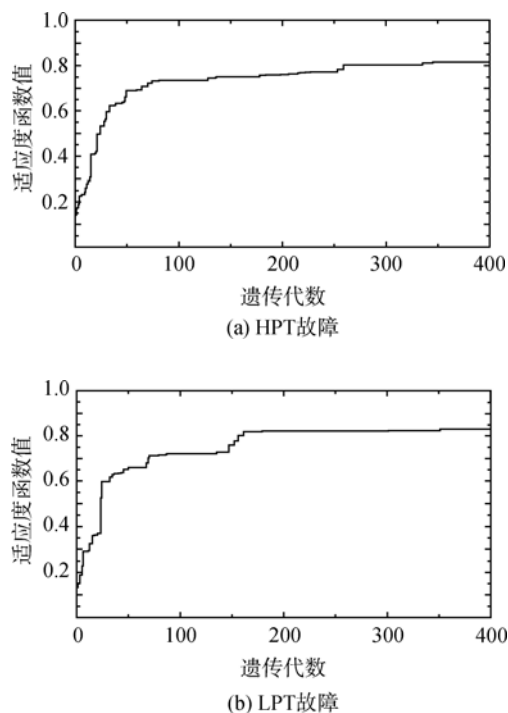


图2 HPT和LPT故障适应度函数值曲线

Fig. 2 Fitness value curve of HPT and LPT faults

参数的差值已经很小,即遗传算法陷入了局部最优.虽然遗传算法引入变异、交叉等方法来防止陷入局部最优及早熟现象,但是由于发动机是强非线性、多耦合的系统,不同故障模式可能拥有相似的气路特征,所以,仅靠这些气路可测参数信息很难准确地隔离并诊断出故障.只有融合其他故障信息,才有可能通过遗传算法进一步估计出准确的气路性能参数.

3 信息融合遗传算法仿真与分析

除了传统的气路压力和温度测量,还可以利用故障监视传感器的信息,如振动传感器、气路碎片监测传感器、涡轮叶片传感器等进行气路故障诊断.采用这类传感器后,能尽可能多地获得气路故障信息,也使得气路故障诊断更具有针对性,有效降低气路故障诊断的误诊率.

许多先进的监测装置也已引入发动机监测系统中,如同位素射线照相、辐射高温计等技术^[15].借助这些信息,气路故障诊断时往往能够对故障进行初步判断,使诊断更为准确.以发动机发生鸟击故障为例,在初步判断中,可以通过孔探准确定位鸟击引起的故障单元体甚至可以准确定位到某个叶片.

3.1 基于概率先验条件融合的气路故障诊断

发动机状态监测系统主要功能包括对某些故障的预测以及获得充分的历史数据,并可以通过

数据中包含的特征信息结合经验数据把故障发生的部位以概率的形式表征.以CFM56发动机为例,CFM56发动机采用半自动地面环境(SAGE)监测系统,故障处理方式主要是通过发动机采集获得的飞行数据,与历史数据进行比较,参考技术手册及外场经验,逐步缩小故障范围,隔离故障,决定发动机的维护措施.由此可见,依据从发动机历史数据提取出的特征信息,同时结合外场经验,通过分析状态监测系统的数据可以将故障定位到某些可能的部件.

由于这些经验信息本身具有一定的不确定性,不能说明故障发生的必然位置,但是依据这些经验信息得到结论仍有一定的参考价值;对于发生故障概率越大的部件,在气路可测参数中的故障信息也越为明显,这也间接地表明发生故障概率大的部件,其气路性能参数变化量应该大于发生故障概率小的部件.于是,这些经验信息可以以改变遗传算法搜索范围的形式融合到遗传算法之中,对于发生故障概率大的部件可以适当放大该部件气路性能参数的搜索范围,而对于发生故障概率小的部件,则适当减小其搜索范围.融合这些经验信息后仿真结果如表4所示.

表4显示:在融入以发生概率为载体的信息后,故障诊断效果有了明显的改善,能够准确地找到发生故障的部件,并能较为准确地估计出故障量.但对于低压压气机故障,估计精度仍低于其他故障.而在此故障模式下,适应度函数值变化如图3所示,遗传算法收敛,适应度函数值约为0.95,具有可信的适应度函数值.分析后认为,本文所采用的模型中低压涡轮的故障特征不够明显,很难得到精确的诊断结果,只有融合更多故障信息才能进一步提高低压涡轮诊断精度.

3.2 基于部件先验条件的信息融合

随着先进的故障排查手段的运用,能够实现故障的准确隔离.例如某些气路部件的缺损、裂纹及热变形等可以通过同位素射线照相进行准确定位^[18].这些先进的故障排查手段能够运用特殊的方式获取更多信息从而直接将故障准确地定位到某个或某几个单元体.对于这一类准确定位发生故障部件的信息,则可以通过改变遗传算法中的实际问题参数集的变量个数来融合到遗传算法中.当得到只有某个部件发生故障的信息后,则可以将其他部件的性能参数蜕化设置为零来处理.仿真结果如表5所示.

表 4 气路故障模式仿真结果

Table 4 Simulation results of fault mode of gas path

气路性能参数	故障模式					
	FAN 故障	COM 故障	HPT 故障	LPT 故障	HPT+COM 故障	LPT+FAN 故障
$\dot{m}_t/\%$	1.92175	0.01720	0.00053	0.03729	0.09345	1.91100
$E_t/\%$	1.94850	0.01963	0.00483	0.00397	0.08747	2.09825
$\dot{m}_c/\%$	0.00125	2.95425	0.00493	0.00892	2.90625	0.02237
$E_c/\%$	0.02098	2.99175	0.00538	0.00837	2.90850	0.00477
$\dot{m}_h/\%$	-0.01385	-0.00775	-1.95800	-0.03371	-2.02425	-0.07567
$E_h/\%$	0.02893	0.02275	1.93500	0.08146	2.07875	0.12938
$\dot{m}_l/\%$	-0.09870	-0.00861	-0.06644	-0.88380	-0.01833	-0.84285
$E_l/\%$	0.00188	0.00378	0.13352	0.89310	0.08814	0.88225

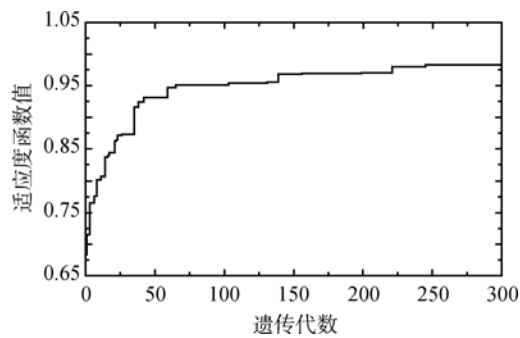


图 3 LPT 故障适应度函数值曲线

Fig. 3 Fitness value curve of LPT fault

表 5 信息融合仿真结果

Table 5 Simulation results of information fusion

气路性能参数	故障模式		
	LPT 故障	HPT+COM 故障	LPT+FAN 故障
$\dot{m}_t/\%$			1.97825
$E_t/\%$			1.98450
$\dot{m}_c/\%$		2.95875	
$E_c/\%$		3.04675	
$\dot{m}_h/\%$		-2.00085	
$E_h/\%$		1.97535	
$\dot{m}_l/\%$	-1.02115		-1.03055
$E_l/\%$	1.04675		1.02630

通过仿真可以发现,在确定发动机某个具体部件发生故障的条件下,通过遗传算法,能够准确地估计出故障量的大小,除低压涡轮部件有 5% 的估计误差外,其余部件估计误差都能控制在

3% 以内,诊断结果具有较高的可信度. 在融合部件先验条件后,不仅能解决低压涡轮诊断不准确的问题,而且所有性能参数的估计精度大大提高了. 以诊断难度最大的低压涡轮为例,比较融合不同信息对诊断结果的影响,3 种估计方法的估计误差如表 6 所示.

表 6 气路性能参数估计误差

Table 6 Estimation error of performance parameter of gas path

估计方法	无先验	概率先验	部件先验
估计误差/%	40.09	11.62	4.67

由表 6 可知融合的信息越具有针对性,诊断结果也越精确,当仅仅融合概率先验信息时,虽能改善诊断结果,能隔离出故障部位,但估计精度仍不能让人满意,当融合了基于单元体的部件先验条件时,通过遗传算法,能够得到精确的故障量,估计误差能控制在 5% 以内.

4 结 论

将遗传算法引入发动机气路性能参数估计中,为气路故障诊断开辟了一条思路,同时运用信息融合的思想,使遗传算法更具有针对性,能够克服诊断过程中出现的气路可测参数不确定、估计精度差等问题. 同时,随着新型监测技术和监测传感器的应用,也为信息融合故障诊断提供了可能. 仿真结果显示,仅仅通过遗传算法,无法准确隔离出故障部件,在融合其他先验条件后,不但能隔离出故障部件,估计精度和可信度也大大提高. 与传统的采用卡尔曼滤波器的诊断方法相比,提高了

估计精度,并能克服卡尔曼滤波器过分依赖模型和数据的不足.可见基于遗传算法的信息融合方法在气路性能参数估计方面是一种很有应用前景的方法.

参考文献:

- [1] Jaw L C. Recent advancements in aircraft engine health management (EHM) technologies and recommendations for the next step[R]. ASME Paper GT2005-68625, 2005.
- [2] Tumer I, Bajwa A. A survey of aircraft engine health monitoring systems[R]. AIAA 99-2528, 1999.
- [3] 徐萍, 康锐. 预测与状态管理系统 (PHM) 技术研究[J]. 测控技术, 2004, 23(12): 58-60.
XU Ping, KANG Rui. Research on prognostic and health management technology [J]. Measurement and Control Technology, 2004, 23(12): 58-60. (in Chinese)
- [4] 郭阳明, 蔡小斌, 张宝珍, 等. 故障预测与健康管理技术综述[J]. 计算机测量与控制, 2008, 16(9): 1213-1216, 1219.
GUO Yangming, CAI Xiaobin, ZHANG Baozhen, et al. Review of prognostics and health management technology [J]. Computer Measurement and Control, 2008, 16(9): 1213-1216, 1219. (in Chinese)
- [5] 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 diagnosis using gas path parameters[J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(6): 753-760. (in Chinese)
- [6] 张鹏, 黄金泉. 基于双重卡尔曼滤波器的发动机故障诊断[J]. 航空动力学报, 2008, 23(2): 952-956.
ZHANG Peng, HUANG Jinquan. Aero-engine fault diagnosis using dual Kalman filtering technique[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(2): 952-956. (in Chinese)
- [7] 赵文博, 叶志锋, 王继强. 基于卡尔曼滤波器组的航空发动机传感器故障诊断[J]. 机械制造与自动化, 2013, 24(3): 14-18.
ZHAO Wenbo, YE Zhifeng, WANG Jiqiang. Aircraft engine sensor fault diagnosis based on Kalman filters[J]. Machine Building and Automation, 2013, 24(3): 14-18. (in Chinese)
- [8] 叶志锋, 孙健国. 应用神经网络诊断航空发动机气路故障的前景[J]. 推进技术, 2002, 23(1): 1-4.
YE Zhifeng, SUN Jianguo. Prospect for neural networks used aero-engine fault diagnosis technology[J]. Journal of Propulsion Technology, 2002, 23(1): 1-4. (in Chinese)
- [9] 孙见忠, 左洪福. 基于多源诊断信息融合的发动机气路分析[J]. 航空动力学报, 2013, 28(8): 1885-1896.
SUN Jianzhong, ZUO Hongfu. Gas path analysis based on multi-sources diagnostics information fusion[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(8): 1885-1896. (in Chinese)
- [10] 刘才强, 时晨, 于伦正. 遗传算法在故障诊断中的应用研究[J]. 微电子学与计算机, 2008, 25(2): 97-99.
LIU Caiqiang, SHI Chen, YU Lunzheng. The study of applications of GA in fault diagnosis[J]. Microelectronics and Computer, 2008, 25(2): 97-99. (in Chinese)
- [11] 曲建岭, 唐昌盛, 肖辉雄, 等. 人工神经网络融合诊断航空发动机气路故障[J]. 航空动力学报, 2008, 23(11): 2124-2127.
QU Jianling, TANG Changsheng, XIAO Huixiong, et al. Integrated diagnosis of aero-engines' gas path fault using artificial neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(11): 2124-2127. (in Chinese)
- [12] 马岚, 张燕东. 多目标遗传算法及其在自动控制系统设计中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 1997, 9(5): 71-76.
MA Lan, ZHANG Yandong. Multi-objective genetic algorithms and its application to the design of automatic control system [J]. Systems Engineering and Electronics, 1997, 9(5): 71-76. (in Chinese)
- [13] Talbi H, Draa A, Batouche M. A new quantum-inspired genetic algorithm for solving the traveling salesman problem[R]. [S. l.]: 2004 IEEE International Conference on Industrial Technology, 2004.
- [14] Gu W, Zhang R, Zhao H. On fuzzy sliding mode guidance based on self-adaptive genetic annealing algorithm [R]. Qingdao Shandong: Automation and Logistics Conference, 2008.
- [15] 王施, 王荣桥, 陈志英, 等. 航空发动机健康管理综述[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2009, 22(1): 51-58.
WANG Shi, WANG Rongqiao, CHEN Zhiying, et al. Survey on aircraft engine health management[J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2009, 22(1): 51-58. (in Chinese)
- [16] 鲁峰, 黄金泉, 陈煜. 航空发动机部件性能融合故障诊断方法研究[J]. 航空动力学报, 2009, 24(7): 1649-1653.
LU Feng, HUANG Jinquan, CHEN Yu. Research on performance fault fusion diagnosis of aero-engine component [J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(7): 1649-1653. (in Chinese)
- [17] Jonathan A, Jonathan S, Dean K. A modular aero-propulsion system simulation of a large commercial aircraft engine[R]. AIAA-2008-4579, 2008.
- [18] 朱征云, 彭湘晖. 浅谈航空发动机监控技术[J]. 航空测试技术, 1984(2): 1-11.