

文章编号:1000-8055(2012)03-0695-06

# 基于改进遗传算法的燃气轮机自适应建模

刘永葆<sup>1</sup>, 贺 星<sup>1</sup>, 黄树红<sup>2</sup>

(1. 海军工程大学 船舶与动力学院, 武汉 430033;

2. 华中科技大学 能源与动力工程学院, 武汉 430074)

**摘 要:** 综合运用了一种改进的遗传算法和自适应建模技术对燃气轮机的精确特性进行寻优获取. 引入自适应机制优化交叉和变异算子, 同时引入模拟退火算法, 使改进遗传算法能很快接近最优解, 并能跳出局部最优的陷阱, 在保证解的质量的同时提高了收敛的速度. 针对以往自适应模型中未考虑测量参数间的线性相关性和不同的传感器测量精度对目标函数的影响等问题, 采用加权方法建立了较为完备的燃气轮机自适应数学模型, 应用改进遗传算法获取燃气轮机部件的精确特性, 实例计算结果表明: 模拟退化改进遗传算法进行的自适应建模效果更好.

**关 键 词:** 燃气轮机; 自适应建模; 修正因子; 遗传算法; 模拟退火

中图分类号: TK47

文献标志码: A

## Adaptive simulation of gas turbine performance using improved genetic algorithm

LIU Yong-bao<sup>1</sup>, HE Xing<sup>1</sup>, HUANG Shu-hong<sup>2</sup>(1. College of Naval Architecture and Marine Power,  
Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China;2. College of Energy and Power Engineering,  
Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** The precision performance of gas turbine was obtained by synthetically using an improved genetic algorithm and adaptive modeling techniques. Adaptive mechanisms were also added to optimize the crossover and mutation operators, and simulated annealing was also imported. The improved genetic algorithm can approach the optimal solution quickly, and trip out the trap of locally optimal solution. It can insure the solution quality and improve the convergence speed. Considering that previous studies did not take into account the problems that the objective function was impacted by some measuring parameters which had linear correlation and sensor accuracy class, a more maturity adaptive model was established by using the weighted method, and the algorithm was used to search the precision performance. The results show that the improved GA-based performance adaptation method is more robust.

**Key words:** gas turbine; adaptive simulation; modified factors; genetic algorithm; simulated annealing

燃气轮机健康管理中的性能退化和故障诊断  
前提是以燃气轮机的健康状态下的精确特性作为

基准态. 虽然燃气轮机部件特性可通过实验获得,  
但耗费昂贵、周期长, 不可能对每台燃气轮机进行

收稿日期: 2011-04-25; 修订日期: 2011-09-07

基金项目: 国家自然科学基金创新研究群体科学基金(50721005)

作者简介: 刘永葆(1967—), 男, 山东淄博人, 教授、博士生导师, 博士, 主要从事燃气轮机性能分析、控制与故障诊断研究.

特性实验;对于同一型号燃气轮机,其特性很相近,我们可以根据已知燃气轮机装置的特性或该系列机组的通用标准特性,通过所研究的燃气轮机装置在试车台上实际运行的有关测量参数,对该燃气轮机进行部件特性的修正,以达到获取精确的燃气轮机部件特性的目的,这种方法就是燃气轮机部件的自适应建模<sup>[1]</sup>.

谢光华等<sup>[2]</sup>运用改进的共轭梯度算法对部件特性参数进行校正.段守付等<sup>[3]</sup>用 Kalman 滤波实现自适应修正.吴虎等<sup>[4]</sup>运用单纯形优化方法预测出航空发动机部件特性.陈玉春等<sup>[5]</sup>根据测量参数合理选择部件特性修正因子;使用部件特性删除法求解部件特性修正因子.肖洪等<sup>[6]</sup>对以单纯形和遗传算法求解自适应模型的结果进行了对比分析.蒋建军等<sup>[7]</sup>利用单纯型优化方法,预测出不同飞行条件下发动机的风扇、压气机、燃烧室、高、低压涡轮等部件特性.王永华等<sup>[8]</sup>引入压力比函数  $Z$  和辅助参数  $\beta$ ,对数学模型进行了部件特性自适应修正.Stamatis A 等<sup>[9]</sup>采用机载自适应建模的方法对燃气轮机的技术状况进行实时的评估.Li Y G 等<sup>[10-13]</sup>运用线性和非线性的气路分析法以及遗传算法对燃气轮机进行了自适应建模,并对自适应参数的敏感度和自适应的鲁棒性进行了研究.

综上所述,对燃气轮机自适应建模技术的研究,许多学者采用的方法从传统的优化算法改进到现代智能算法,即主要是在寻优方法上力求突破.但在自适应建模中的最核心的目标函数构造上,鲜有研究和考虑各种因素对其的影响,并建立较为合理和完备的目标函数.

本文根据自适应建模的原理<sup>[1]</sup>,考虑测量基数不同、部件匹配、测量参数相关性、以及传感器测量精度等四个因素,构建了较为完备的目标函数,并运用模拟退化改进遗传算法形成混合的智能优化算法,对所研究的燃气轮机装置的部件特性进行修正,并获取该机组的精确部件特性,为燃气轮机的健康监控和性能退化评估奠定基础.

## 1 改进的遗传算法

自适应建模本质上是数学的最优化问题.最优化算法分为传统优化算法和智能优化算(即发后发式优化算法)两大类.传统优化算法主要有线性规划的单纯形法,非线性规划的基于梯度的各类迭代算法.传统优化算法主要有三步:第一步是选择一个初始解,一般来说,这个初始解还必须是

可行的;第二步是判断停止准则是否满足;第三步是改进方向移动.但传统的优化算法存在以下难以克服的局限性:一是单点运算方式大大限制了计算效率;二是向改进方向移动限制了跳出局部最优的能力;三是停止条件只是局部最优性的条件;四是对目标函数和约束函数的要求限制了算法的应用范围.

相对传统优化算法,智能优化算法有以下特点:一是对目标函数和约束函数表达的要求更为宽松;二是计算的效率比理论上的最优解更重要;三是算法随时终止能够随时得到较好的解;四是对优化模型中的数据的质量要求更加宽松;五是智能算法的鲁棒性较好.

基于燃气轮机的自适应建模中存在修正因子多、而测量参数少,测量参数中还存在着线性相关等特点,本文在自适应建模中采用模拟退火改进遗传算法这种混合智能优化方法进行自适应建模.

简单遗传算法局部搜索能力不强,容易陷入局部最优解,且进化运算的后期速度比较慢.因此可引入自适应机制<sup>[14]</sup>和模拟退火算法<sup>[15]</sup>改进的遗传算法,以提高算法的收敛速度和跳出局部最优解的能力.本文运用的混合算法包括以下两个方面的改进.

### 1.1 自适应交叉和变异机制

简单遗传算法在寻求最优解时,如一个解在好几代后仍保持不变,则算法就会滞留在局部最小值,搜索方案需要做一些改动,可以引入自适应机制.在这种机制中,如果一个“最优解”在持续  $N$  代后仍保持不变,且  $N > N_{\text{frozen}}$ ,则交叉率和变异率变为

$$P_c = P_{c0} + \frac{N - N_{\text{frozen}}}{N}(\alpha - P_{c0}) \quad (1)$$

$$P_m = P_{m0} + \frac{N - N_{\text{frozen}}}{N}(\beta - P_{m0}) \quad (2)$$

式中  $N_{\text{frozen}}$  为正整数常量,  $P_{c0}$ ,  $P_{m0}$  为初始交叉率和变异率,  $\alpha$ ,  $\beta$  为常数.如果  $N < N_{\text{frozen}}$  或者最优解发生变化,则  $N$  为 0,交叉率和变异率仍为它们的初始值,即:  $P_c = P_{c0}$ ;  $P_m = P_{m0}$ .式(1)、式(2)分别称为自适应交叉机制、自适应变异机制.

### 1.2 模拟退化的融合

遗传模拟退火算法以遗传算法控制寻优方向,从而加快搜索进程.用模拟退火算法解决局部收敛问题,以提高搜索精度,充分发挥了遗传算法的快速全局搜索性能和模拟退火算法的局部搜索能力,具有较高的效率和广泛的适用性.

因此引入模拟退火算法再次对自适应遗传算法改进,其原理就是以所得到的当前最佳适应度和上次得到的最佳适应度相比较,当基于邻域的一次随机搜索使当前解的质量提高时,接受这个被改进的解作为新的当前解;当前解的质量降低时,以概率  $\exp(-\Delta e/T)$  接受这个质量较差的解作为新的当前解.其中  $\Delta e$  为随机搜索前后解的差; $T$  为退火温度,是模拟退火的主要控制参数.从接受概率的公式可知,当  $T \gg \Delta e$  时,接受概率接近于1,算法进行全局随机搜索;随着  $T$  逐渐变小,接受质量差的解的概率也逐步减小,使算法能够从局部最优的“陷阱”中跳出,有可能达到全局最优解.

## 2 燃气轮机自适应建模

首先,将燃气轮机的热力学参数归为三类:

第一类就是部件性能参数  $X$ ,即为待修正的自适应参数.包括部件效率、流量等.

第二类就是可测量参数  $Y$ ,即为自适应建模的目标参数.包括燃气轮机各个部件进出口截面的工质的压力、温度、转速等.

第三类就是输入参数和燃气轮机控制参数  $u$ ,即边界条件和控制条件.包括环境压力、环境温度以及燃气轮机控制策略等.

可测量参数  $Y$  和性能参数  $X$  存在热力学函数关系

$$Y = f(X, u) \quad (3)$$

式中  $X \in R^n$  为  $n$  维的待修正的部件性能参数向量,  $Y \in R^m$  为  $m$  维的测量参数向量,  $u \in R^w$  为  $w$  维的外部环境和控制参数向量.

由于部件特性不准确和燃气轮机模型本身的偏差,由燃气轮机计算出的可测量参数值  $Y_{\text{cal}}$  和实际测量参数值  $Y_{\text{act}}$  存在偏差,令偏差的相对值  $e = \|(Y_{\text{act}} - Y_{\text{cal}})/Y_{\text{act}}\|$ .同时,考虑到燃气轮机部件之间的匹配工作,目标函数中应该纳入共轴“压气机-涡轮”的功率平衡方程.燃气轮机平衡方程产生的残差相对值记为  $\varepsilon$ ,  $\varepsilon \in R^v$  为  $v$  个平衡方程.

定义修正因子向量  $M$

$$M = \frac{X_{\text{act}}}{X_{\text{ref}}} \quad (4)$$

式中  $X_{\text{act}}$  为所研究的燃气轮机装置实际特性向量;  $X_{\text{ref}}$  为已知燃气轮机装置的特性或该系列机组的通用标准特性向量.

为了消除因为测量参数的基数的不同而对目

标函数产生不同的影响,目标函数中采用相对偏差.同时,鉴于测量参数之间的线性相关性和不同传感器的测量精度,在不同测量参数前还需进行加权处理,即以相对偏差和相对残差和加权方法构造目标函数  $F_c$ :

$$F_c = a \cdot e + b \cdot \varepsilon = \sum_{i=1}^m a_i \left( \frac{Y_{i,\text{act}} - Y_{i,\text{cal}}}{Y_{i,\text{act}}} \right)^2 + \sum_{j=1}^v b_j \varepsilon_j^2 \quad (5)$$

式中  $a_i$  和  $b_j$  为加权系数.在加权系数  $a_i, b_j$  的设置上,应满足(或采用)以下三个策略:

- 1) 总体上测量参数对目标函数的影响要大于模型中部件匹配的影响,即  $\sum_{i=1}^m a_i > \sum_{j=1}^v b_j$ ;
- 2) 具有线性相关性的测量参数的加权系数  $a_i$  的设置

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^m a_i = 1 & m = 2 \\ 1.5 \leq \sum_{i=1}^m a_i \leq 2 & m \geq 3 \end{cases}$$

- 3) 传感器精度高的测量参数的加权系数比传感器精度低的测量参数的加权系数要大.

预选修正因子向量  $M^{(0)}$ ,代入式(4)初步计算出  $X_{\text{act}}^{(0)}$ ,将  $X_{\text{act}}^{(0)}$  代入燃气轮机热力学模型中,式(3)变为

$$Y = f(X, M, u) \quad (6)$$

将计算出的  $Y_{\text{cal}}^{(0)}$  代入加权目标函数  $F_c$ ,当  $F_c$  值较大时,改变修正因子向量  $M$ ,进行迭代计算,直到  $F_c$  值达到最小值  $F_{c,\text{min}}$  或小于预设的目标值  $\delta$  ( $\delta > 0$ ),得到最佳修正因子向量  $M_{\text{opt}}$ ,进而获得燃气轮机装置的特性  $X_{\text{act}} = M_{\text{opt}} \cdot X_{\text{ref}}$ .

燃气轮机自适应建模的流程如图1所示.

## 3 燃气轮机精确特性的获取

本文的研究对象为某型三轴燃气轮机,该燃气轮机装置结构示意图如图2所示.图2中,各个截面用0~7这8个阿拉伯数字表示:0表示大气环境,1表示低压压气机(LC)进口截面,2表示低压压气机出口(即高压压气机进口)截面,3表示高压压气机(HC)出口(即燃烧室进口)截面,4表示燃烧室(B)出口(即高压涡轮进口)截面,5表示高压涡轮(HT)出口(即低压涡轮进口)截面,6表示低压涡轮(LT)出口(即动力涡轮进口)截面,7表示动力涡轮(PT)出口截面.

对该型燃气轮机,其部件特性采用8个修正因子,如表1所示.

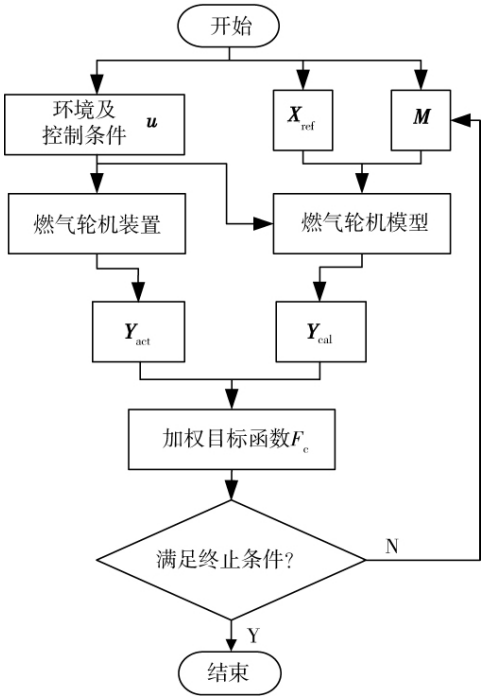


图 1 燃气轮机自适应建模流程

Fig. 1 Flow chart of gas turbine adaptive modelling

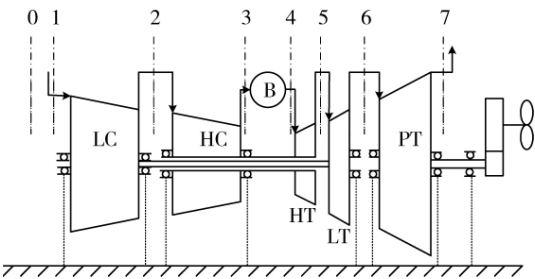


图 2 三轴燃气轮机结构示意图

Fig. 2 Structure of the three-shaft gas turbine with twin-shaft gas-generator

表 1 修正因子

Table 1 Modified factors

| 部件名称  | 修正因子                                        |                                       |
|-------|---------------------------------------------|---------------------------------------|
| 低压压气机 | $M_1 = \frac{\eta_{lc,act}}{\eta_{lc,ref}}$ |                                       |
| 高压压气机 | $M_2 = \frac{\eta_{hc,act}}{\eta_{hc,ref}}$ | $M_3 = \frac{G_{hc,act}}{G_{hc,ref}}$ |
| 燃烧室   | $M_4 = \frac{\eta_{b,act}}{\eta_{b,ref}}$   |                                       |
| 高压涡轮  | $M_5 = \frac{\eta_{ht,act}}{\eta_{ht,ref}}$ | $M_6 = \frac{G_{ht,act}}{G_{ht,ref}}$ |
| 低压涡轮  | $M_7 = \frac{\eta_{lt,act}}{\eta_{lt,ref}}$ | $M_8 = \frac{G_{lt,act}}{G_{lt,ref}}$ |

考虑到自适应建模中各修正参数的实际物理意义,各修正值的取值范围设定为 0.9~1.1,且修正后的各部件的效率值  $\eta_{act} < 1$ .

9 个测量参数分别为:①低压转子转速  $n_l$ ;②高压转子转速  $n_h$ ;③低压压气机进口空气流量  $G_{lc}$ ;④低压压气机出口空气温度  $T_2$ ;⑤低压压气机出口空气压力  $p_2$ ;⑥高压压气机出口空气温度  $T_3$ ;⑦高压压气机出口空气压力  $p_3$ ;⑧低压涡轮出口燃气温度  $T_6$ ;⑨低压涡轮出口燃气压力  $p_6$ .

3 个控制参数分别为:①环境温度  $t_0$ ;②环境压力  $p_0$ ;③燃油质量流量  $G_f$ .

2 个平衡检验误差参数为:①低压轴功率平衡 ( $N_{elt} - N_{ele}$ );②高压轴功率平衡 ( $N_{eht} - N_{ehc}$ ).

4 个预猜值分别为:①低压压气机压比  $\pi_{lc}$ ;②高压压气机压比  $\pi_{hc}$ ;③高压涡轮膨胀比  $\pi_{ht}$ ;④低压涡轮膨胀比  $\pi_{lt}$ .

适应度  $F$  的定义为

$$F = \frac{1}{1 + F_e} \tag{7}$$

由式(7)易知:由于式(5)中的定义可知目标函数  $F_e$  为正数,随着自适应迭代的进行,  $F_e$  逐步减少,适应度  $F$  也随之增大,其极值  $F_{max} = 1$  是最优.

根据自适应建模原理,运用遗传算法(GA)、模拟退火改进遗传算法(SA-GA)分别编程.两种智能算法的有关参数设置如下:普通遗传算法,最大进化代数 为 500,种群规模为 40,染色体的选择方法为轮盘赌法,编码方式为浮点法,交叉概率为 0.6,变异概率为 0.1,变异方法为浮点法.模拟退火改进遗传算法:模拟退火的初始温度  $T_0 = 100$ ,  $r = 0.98$ ,内循环次数为 3 次;自适应交叉和变异机制中  $\alpha = 0.9$ ,  $\beta = 0.2$ ,  $N_{frozen} = 5$ ;其中有关遗传算法部分的参数设置和普通遗传算法一样.两种智能算法训练过程的适应度曲线如图 3 所示.

燃气轮机设计工况点的自适应建模结果如表 2 所示.

由图 3 可知,在收敛的速度方面,改进遗传算法初期的适应度初期上升很快,仅在第 31 代就达到了普通遗传算法在第 250 代时的效果;并在第 268 代时得到的平均适应度和最佳适应度均要高于普通遗传算法在第 500 代时的最佳值.所以,尽管对于相同的进化代数,模拟退火改进遗传算法的 CPU 运行时间要长,但对于相同精度解而言,改进遗传算法的收敛速度明显要快.

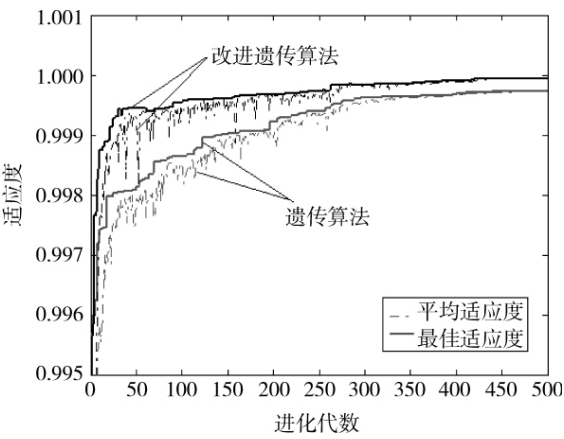


图 3 适应度曲线

Fig. 3 Curve of fitness

表 2 设计工况点的计算值和测量值的相对误差

Table 2 Relative error between calculated value and measured value at design operating condition

| 参数                     | 自适应前<br>误差/% | 自适应后误差/% |          |
|------------------------|--------------|----------|----------|
|                        |              | GA       | SA-GA    |
| $n_1/(r/min)$          | 0            | 0.28121  | 0.09088  |
| $n_h/(r/min)$          | 0            | -0.62378 | -0.20632 |
| $G_{lc}/(kg/s)$        | -0.73008     | -0.59943 | -0.00599 |
| $T_2/K$                | 0.39917      | -0.01761 | -0.59505 |
| $p_2/MPa$              | -0.06069     | -0.04682 | -0.08219 |
| $T_3/K$                | 2.90660      | -0.19275 | 0.05781  |
| $p_3/MPa$              | -0.06088     | 0.16965  | 0.29645  |
| $T_6/K$                | 1.28680      | -0.62772 | 0.17038  |
| $p_6/MPa$              | 0.01594      | 0.10780  | -0.06625 |
| $(N_{elt}-N_{ele})/kW$ | -0.78026     | 0.11195  | 0.17203  |
| $(N_{eht}-N_{ehe})/kW$ | 0.73536      | 0.08169  | 0.02831  |
| $F_c$                  | 0.11954      | 0.01321  | 0.00567  |

由表 2 中的设计工况点的计算值和测量值的相对误差可知,自适应前相对误差的最大值为 2.90660%,自适应后相对误差的最大值为 -0.59505%;且目标函数  $F_c$  由 0.11954%降低到了 0.00567%,自适应修正后的效果较理想。

由目标函数  $F_c$  可知,相对于简单遗传算法(GA)进行自适应建模而言,模拟退化改进遗传算法(SA-GA)进行的自适应建模效果更好。所以由模拟退化改进遗传算法(SA-GA)得到的最优的修正因子如表 3 所示。

表 3 设计工况点的修正因子的最优值

Table 3 Optimum value of modification factor at design operating condition

| 修正因子  | 修正量     | 修正因子  | 修正量     |
|-------|---------|-------|---------|
| $M_1$ | 1.00731 | $M_2$ | 1.05316 |
| $M_3$ | 0.97140 | $M_4$ | 1.01000 |
| $M_5$ | 1.02420 | $M_6$ | 0.94778 |
| $M_7$ | 1.01335 | $M_8$ | 0.98830 |

4 结 论

考虑到部件特性不准确和燃气轮机模型本身的偏差,消除因为测量参数的基数不同而对目标函数产生不同的影响,同时考虑了测量参数相关性、以及传感器测量精度这些因素的影响,本文以相对偏差和相对残差构建了较为完善的加权目标函数,并结合实际工程应用,提出了加权系数  $a_i$ ,  $b_j$  的设置策略,进而将燃气轮机自适应建模转换为数学的最优化问题。

运用遗传算法这种群智能算法的种群随机初始化过程(即随机产生本文的修正因子向量群)来尽可能降低参数之间相关性的负面影响。同时引入模拟退火算法,结果表明,改进遗传算法能很快接近最优解,并能跳出局部最优的陷阱,在保证解的质量的同时提高了收敛的速度。

对于燃气轮机动态的性能退化评估和健康监控中,需要的是燃气轮机各部件在全工况范围内的精确特性。为此,可以先对燃气轮机的离散稳态工况点重复进行本文的自适应建模方法,分别得到修正因子在各个离散工况点下的修正量,再进行拟合得到全工况范围内的精确特性。

参考文献:

[1] Stamatis A, Mathioudakis K, Papailiou K D. Adaptive simulation of gas turbine performance[J]. Journal of Gas Turbine and Power, 1990, 112(2): 168-175.

[2] 谢光华, 曾庆福, 张燕东. 航空发动机仿真模型参数自适应校正[J]. 航空动力学报, 1998, 13(1): 37-40.

XIE Guanghua, ZENG Qingfu, ZHANG Yandong. Adaptive rectification of parameters in aeroengine simulation model[J]. Journal of Aerospace Power, 1998, 13(1): 37-40. (in Chinese)

[3] 段守付, 樊思齐, 卢燕. 航空发动机自适应建模技术研究[J]. 航空动力学报, 1999, 14(4): 440-442.

DUAN Shoufu, FAN Siqi, LU Yan. Adaptive modelling technique for aeroengine[J]. Journal of Aerospace Power,

- 1999, 14(4): 440-442. (in Chinese)
- [4] 吴虎, 肖洪, 蒋建军. 涡扇发动机部件特性自适应模拟[J]. 推进技术, 2005, 26(5): 430-433.  
WU Hu, XIAO Hong, JIANG Jianjun. Adaptive simulation of turbofan engine component performance[J]. Journal of Propulsion Technology, 2005, 26(5): 430-433. (in Chinese)
- [5] 陈玉春, 黄兴, 徐思远, 等. 涡轮发动机部件特性自适应模型的确定方法[J]. 推进技术, 2008, 29(2): 214-218.  
CHEN Yuchun, HUANG Xing, XU Siyuan, et al. A method of definition for the adaptive simulation model of gas turbine performance[J]. Journal of Propulsion Technology, 2008, 29(2): 214-218. (in Chinese)
- [6] 肖洪, 刘振侠, 廉筱纯. 两种涡扇发动机部件特性自适应模型对比[J]. 中国民航大学学报, 2008, 26(3): 17-19.  
XIAO Hong, LIU Zhenxia, LIAN Xiaochun. Comparison of two simulation models of turbofan component performance[J]. Journal of Civil Aviation University of China, 2008, 26(3): 17-19. (in Chinese)
- [7] 蒋建军, 鲁伟, 尹洪举, 等. 航空发动机部件特性自适应计算方法[J]. 航空计算技术, 2008, 38(4): 11-13.  
JIANG Jianjun, LU Wei, YIN Hongju, et al. Adaptive simulation of a missile engine component performance [J]. Aeronautical Computing Technique, 2008, 38(4): 11-13. (in Chinese)
- [8] 王永华, 李本威, 孙涛, 等. 基于部件特性自适应的涡扇发动机仿真[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2009, 35(2): 11-13.  
WANG Yonghua, LI Benwei, SUN Tao, et al. Self-adaptive simulation of turbofan engine based on components characteristics [J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2009, 35(2): 11-13. (in Chinese)
- [9] Stamatis A, Kamboukos P, Aretakis N, et al. On board adaptive models: a general framework and implementation aspects[C] // Proceedings of ASME Turbo. Expo. 2002. Amsterdam, The Netherlands; International Gas Turbine Institute, 2002.
- [10] Li Y G, Pilidis P, Newby M A. An adaptation approach for gas turbine design-point performance simulation[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2006, 128(4): 789-795.
- [11] Li Y G. Gas turbine performance and health status estimation using adaptive gas path analysis[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2010, 132(4): 041701-041709.
- [12] Li Y G, Marinai L, Gatto E L, et al. Multiple point adaptive performance simulation tuned to aeroengine test-bed data [J]. Journal of Propulsion and Power, 2009, 25(3): 635-641.
- [13] Li Y G, Pilidis P. GA-based design-point performance adaptation and its comparison with ICM-based approach[J]. Applied Energy, 2010, 87(1): 340-348.
- [14] 阮国靖. 基于模拟退火改进的实参遗传算法及其工程应用[J]. 科学技术与工程, 2010, 10(20): 5046-5049.  
RUAN Guojing. Simulated annealing and its engineering application[J]. Science Technology and Engineering, 2010, 10(20): 5046-5049. (in Chinese)
- [15] 凌玲, 胡于进, 王青青, 等. 基于改进遗传算法的孔群加工路径优化[J]. 华中科技大学学报(自然版), 2009, 37(8): 88-91.  
LING Ling, HU Yujin, WANG Qingqing, et al. Holes machining path optimization using the improved genetic algorithm[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2009, 37(8): 88-91. (in Chinese)