

基于微分进化算法的航空发动机模型修正

朱正琛, 李秋红, 王 元, 潘鹏飞

(南京航空航天大学 江苏省航空动力系统重点实验室, 南京 210016)

摘要: 为了提高航空发动机性能仿真模型精度, 采用微分进化算法对发动机部件特性进行修正。对微分进化算法进行改进, 提出折线式交叉变量变化方式, 提高了算法的寻优能力。提出变步长牛顿 - 拉夫逊迭代算法, 基于平衡方程残差范数变化趋势, 改变牛顿 - 拉夫逊算法迭代计算步长, 提高了模型的收敛性和收敛速度。在设计点, 对各部件特性、引气系数、总压恢复系数进行修正, 使修正后的模型输出与试验数据相匹配。仿真结果表明: 改进后的牛顿 - 拉夫逊迭代算法收敛性更强、计算速度更快, 修正后的各输出参数的最大建模误差减小到 1.3762%, 满足建模误差需求。

关键词: 微分进化算法; 牛顿 - 拉夫逊迭代算法; 部件特性修正; 折线式交叉变量; 性能仿真模型; 航空发动机

中图分类号: V233.7

文献标识码: A

doi:10.13477/j.cnki.aeroengine.2016.01.011

Correction of Aeroengine Model Based on Differential Evolution Algorithm

ZHU Zheng-chen, LI Qiu-hong, WANG Yuan, Pan Peng-fei

(Jiangsu Province Key Laboratory of Aerospace Power Systems, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: In order to enhance the accuracy of the model, Differential Evolution (DE) algorithm was used to modify the component characteristics of an aeroengine. DE algorithm was improved, the broken line style across-variable was put forward, the optimization ability of the algorithm was increased. A variable step-size Newton-Raphson iteration algorithm was proposed based on the variation tendency of the residue errors norm of the balance equations, which could adjust step-size of Newton-Raphson resulting in improving the convergent ability and convergent speed of the model. At the design point, the characteristics correction coefficients of components, air-entraining correction coefficients and pressure recovery correction coefficients were optimized to achieve high matching accuracy of engine model outputs to test data. The simulation results show that the model based on variable step-size Newton-Raphson method could achieve better convergent performance with less time. After correction of aeroengine model, the maximum error was reduced to 1.3762%, which satisfied the modeling requirement.

Key words: Differential Evolution(DE)algorithm; Newton-Raphson method; components characteristics modification; across-variable in broken line style; performance simulation model; aeroengine

0 引言

计算机仿真技术既能够大幅度缩减航空发动机试车所需的时间和成本, 避免试车时的不安全因素, 又能够完全获得各截面的参数, 所以建立精确的发动机性能仿真模型有重要意义。但由于加工误差及使用过程中产生的性能蜕化等原因, 所建立的仿真模型与实际发动机之间存在一定差异。为了使发动机模型输出参数更加精确, 需要对发动机部件特性进行修正。

模型修正方案大致分 2 种。1 种是在有较多试车数据时, 采用函数拟合的方法来获得发动机的部件特性。文献[1~3]利用多组试车数据, 采用拟合法近似获得以 3 阶函数为表达形式的压气机增压比特性图。该方法能够获得整个工作范围内的工作特性, 但精度有待提高。文献[4]利用优化算法求得不同状态点的修正系数, 而后拟合修正系数曲面, 获得修正曲面后利用插值方法求得各点对应的修正系数。另 1 种是当试车数据较少时, 在原有部件特性上进行修正。为了避免

收稿日期: 2014-12-04

基金项目: 国家重大基础研究项目资助

作者简介: 朱正琛(1990), 男, 在读硕士研究生, 研究方向为系统控制与仿真; E-mail: 985124853@qq.com。

引用格式: 朱正琛, 李秋红, 王元, 等. 基于微分进化算法的航空发动机模型修正[J]. 航空发动机, 2016, 42(1): 53-58. ZHU Zhengchen, LI Qiu-hong, WANG Yuan, et al. Correction of aeroengine model based on differential evolution algorithm[J]. Aeroengine, 2016, 42(1): 53-58.

修正过程中的盲目性,国内外专家广泛采用优化算法来实现模型输出与试验结果的匹配。文献[5-7]利用最小二乘法对模型进行修正;文献[8-10]采用遗传算法对航空发动机部件特性进行修正。最小二乘法是 1 种局部搜索算法,遗传算法又容易陷入局部最优,同时其初始种群随机产生,初值不适宜,容易使模型发散。

本文以某涡扇发动机模型为研究对象,采用微分进化算法,利用发动机在设计点的试车数据,对模型的部件特性、引气系数以及总压恢复系数进行修正,减小建模的平均误差和最大误差。针对模型修正过程中易出现的计算发散现象,提出变步长牛顿-拉夫逊迭代算法,提高模型稳定性和收敛速度。

1 部件特性修正目标

部件特性是模型计算的基础,适宜的部件特性可以提高模型精度。对于发动机来说,由于难以获得精确的部件特性,在建模过程中通常使用通用特性,这会直接影响到模型的精度,为此本文采用部件特性修正因子对部件特性进行修正。以压气机的部件特性修正为例,设其设计点给定的特性为 (c_π, c_w, c_η) ,分别代表压比、流量和效率。选择对应的部件特性的修正因子为 $(\Delta c_\pi, \Delta c_w, \Delta c_\eta)$ 。修正后的模型新特性为 $(c_\pi \times \Delta c_\pi, c_w \times \Delta c_w, c_\eta \times \Delta c_\eta)$ 。

航空发动机模型是 1 个强耦合、强非线性的系统^[11],除部件特性以外的其他因素的变化同样会对模型的输出产生影响。本文在对部件特性进行修正的同时,考虑到模型的引气系数以及总压恢复系数与实际发动机设计状态的差异,将这些因素列入考量,以实现模型输出和试验数据的匹配^[12]。

修正因子选取见表 1。

表 1 待优化参数

参数类型	待优化参数				
风扇特性修正系数	Δf_π	Δf_w	Δf_η		
压气机特性修正系数	Δc_π	Δc_w	Δc_η		
高压涡轮特性修正系数	Δh_π	Δh_w	Δh_η		
低压涡轮特性修正系数	Δl_π	Δl_w	Δl_η		
引气系数	δ_{3in}	δ_{3in1}	δ_{31}		
总压恢复系数	σ_{16}	σ_7	σ_8	σ_B	σ_9

在表 1 中, Δf 、 Δc 、 Δh 分别代表风扇、压气机、高压涡轮对应的修正因子;下标中 π 、 w 、 η 分别对应压

比、流量、效率; δ_{3in} 为压气机中间级引气系数; δ_{31} 、 δ_{3in1} 为高、低压涡轮进口处引气分配系数; σ_8 、 σ_B 、 σ_7 、 σ_8 、 σ_{16} 分别为外涵道、进气道、燃烧室、掺混室、尾喷管所对应的总压恢复系数。

将修正后模型的输出与发动机真实数据的相对误差作为评判模型精度的标准。定义目标函数

$$O_i = \sum_{i=1}^M a_i \cdot \left| \frac{y_{\text{Test}} - y_{\text{Model}}}{y_{\text{Test}}} \right| \times 100 \quad (1)$$

式中: M 为参与评判的参数个数; a_i 为各参数的加权系数; y_{Test} 为试车数据; y_{Model} 为模型输出数据。采用目标函数的倒数作为适应度函数

$$J = \frac{1}{O_i} \quad (2)$$

模型输出与试验数据相对误差越大, O_i 也就越大,此时 J 也就越小,个体被淘汰的几率增大。式(1)中的 a_i 并非一成不变,当最优适应度 J 超过 20 代不发生变化时,找出相对误差最大的变量,增大其权值。相应减小相对误差最小变量的权值。从而能够减小建模最大误差,加快模型的收敛速度。

高、低压转速(N_2, N_1)的精度将直接影响到转速线的确定,转速对精度起统领作用。本文要求高、低压转速的精度均需达到 0.2%。若不能达到精度要求,则降低个体的适应度,使其被淘汰的几率增大,即令

$$J = \frac{0.6}{O_i} \quad (3)$$

模型在设计点的优化过程如图 1 所示。

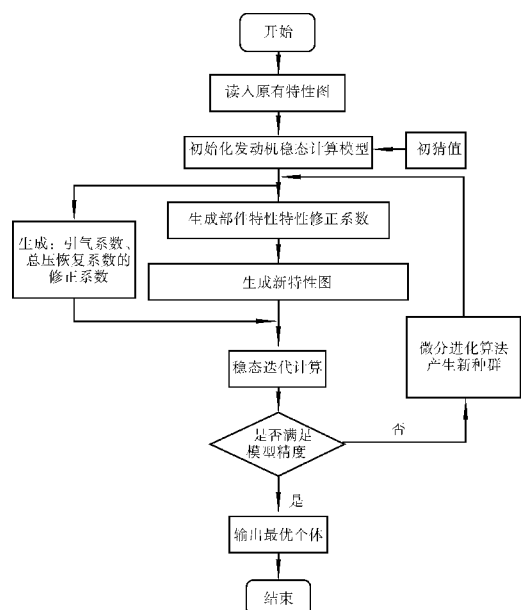


图 1 模型在设计点优化流程

采用 1 种合适的算法是模型修正的关键。微分进化算法在解决复杂全局化最优化问题方面的性能更加突出,过程也更加简单,受控参数少,被视为仿生智能计算产生以来在算法结构方面取得的重大进展^[13]。因此本文采用微分进化算法对模型进行优化。

2 微分进化算法设计

作为 1 种基于群体进化的仿生智能计算方法,微分进化算法通过种群个体间的合作与竞争来实现对优化问题的求解。设种群规模为 N_p ,可行解空间的维数为 D (本文中 D 为修正因子的个数)。首先,在问题的可行解空间内随机产生初始种群 $X(0)=(x_1^0, x_2^0, \dots, x_n^0)$,其中, $x_i^0=(x_{i,1}^0, x_{i,2}^0, \dots, x_{i,D}^0)$ 用于表征第 i 个个体解。本文每个个体 x_i 表征 1 组修正因子。

微分进化算法的基本操作包括变异、交叉及选择 3 种^[14]。通过这 3 种操作使种群朝着种群适应度值变大的方向进化,最终得到问题的最优解。

2.1 微分进化算法的基本操作

2.1.1 变异操作

生成变异向量 v_i

$$v_i = x_{r1} + \mu \cdot (x_{r2} - x_{r3}), i=1, 2, \dots, N_p \quad (4)$$

式中: (x_{r1}, x_{r2}, x_{r3}) 为在父代种群中随机选取的 3 个不同个体,且 $r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i$; μ 为 $[0, 2]$ 间的实型放缩因子,用于控制差分向量 (x_{r1}, x_{r2}) 的影响。

放缩因子较小会引起算法过早收敛,较大的 μ 值能提高算法跳出局部最优的能力,但当 $\mu > 1$ 时,算法的收敛速度会明显降低。放缩因子的经验选取范围为 $0.5 \sim 0.9$ ^[13],本文选取 $\mu = 0.6$ 。

2.1.2 交叉操作

微分进化算法交叉操作的目的是通过变异向量 v_i 和目标向量 x_i 各维分量随机重组提高种群个体的多样性。生成新的交叉向量 $u_i=(u_{i,1}, u_{i,2}, \dots, u_{i,D})$

$$u_{i,j} = \begin{cases} v_{i,j}, & r \leq C_R \text{ 或 } j=R_B \\ x_{i,j}, & r > C_R \text{ 或 } j \neq R_B \end{cases} \quad (5)$$

($i=1, 2, \dots, n$; $j=1, 2, \dots, D$)

式中: r 为 $[0, 1]$ 间的随机数; R_B 为 $[1, D]$ 间的随机整数,保证 u_i 至少要从 v_i 中获得 1 个元素,以确保有新的个体生成,从而避免种群的进化停滞; C_R 为 $[0, 1]$ 间的常数,称为交叉变量,其选择将会影响种群进化的速度和最优解的精度。

2.1.3 选择操作

微分进化算法的选择操作是 1 种“贪婪”选择模式,当且仅当新的向量个体 u_i 的适应度值比目标向量个体 x_i 的适应度值更好时, u_i 才会被种群接受。选择操作可描述为

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} u_i, & f(u_i) < f(x_i^t) \\ x_i^t, & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

2.2 交叉变量的设置

在微分进化算法中,交叉变量在整个进化过程中一般固定不变。这种做法虽然简单,但对于不同的优化问题,参数设置各不相同,需要进行多次试验才能确定合适的参数变化规律,提高算法的寻优能力。

本文提出 1 种折线式 C_R 的变化规律,在迭代初期,保持较大的交叉变量,使得算法具有较快的收敛速度;在迭代后期,保持较小的交叉变量,使得算法能够在最优解附近进行细致搜索;在迭代中期,交叉变量呈线性减小,使其变异概率逐渐减小。

$$C_R(t) = \begin{cases} C_{R2} & t < G_0 \\ C_{R1} & t > G - G_0 \\ C_{R1} - (t - G_0)(C_{R1} - C_{R2}) / (G - 2G_0) & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

式中: C_{R1} 、 C_{R2} 分别为最大、最小交叉变量; G_0 为保持交叉变量不变的代数; t 为当前代数; G 为最大进化代数。

为了验证这种交叉变量的寻优效果,在通用测试函数上对其开展仿真验证,并与 C_R 为常数和 C_R 呈线性变化^[15]的仿真结果进行对比。 C_R 为常数时,根据常规选择 $C_R = 0.6$; C_R 呈线性时按文献[15]的变化规律为

$$C_R(t) = C_{R1} - t(C_{R1} - C_{R2}) / G \quad (8)$$

测试函数为

$$\min f(x_1, x_2) = 0.5 + \frac{(\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}$$

式中: $-10.0 \leq x_1, x_2 \leq 10.0$ 。

该函数是 2 维的复杂函数,具有无数个极小值点,在 $(0, 0)$ 处取得最小值 0。选取初始种群大小为 100,迭代次数为 100, $C_{R1} = 0.9$, $C_{R2} = 0.1$ 。

对于每种规律都独立重复运行 20 次,然后比较算法 20 次运行的最优解和平均解。测试结果见表 2。

表 2 测试函数收敛精度的比较

方案	最优解	平均解
C_R 为常数	2.5687181e-008	4.81677e-06
C_R 线性变化	2.6264336e-009	1.66030e-07
C_R 折线变化	1.9431401e-011	9.76538e-10

从测试函数收敛结果的对比中可见,本文提出的折线式交叉变量搜索方式最优解和平均解更接近目标值“0”,求解效果更佳,收敛精度更高。

在优化过程中,由于初始种群在给定的范围内随机产生,且经过交叉变异也会产生一些偏离较远的个体,可能会引起模型发散,使得优化中断,影响优化的顺利进行。为此,本文对牛顿-拉夫逊迭代法进行改进,提出基于发散判断的变步长牛顿-拉夫逊迭代算法,能够基于平衡方程残差自适应调整计算步长,不但能够避免迭代过程中的发散,而且可以提高模型的收敛速度。

3 改进牛顿迭代法

基于稳态模型对发动机部件特性进行优化。发动机处于稳定工作状态时,应满足各截面流量连续、静压平衡和各转动部件的功率平衡。定义 6 个共同工作方程

$$\begin{cases} (\eta_{ht}W_{ht}-W_{EX}-W_c)/W_c=\varepsilon_1 \\ (\eta_{lt}W_{lt}-W_{fan})/W_{fan}=\varepsilon_2 \\ (P_{S6}-P_{S16})/P_{S16}=\varepsilon_3 \\ (P_{C8}-P_8)/P_8=\varepsilon_4 \\ (Q_{41cX}-Q_{41c})/Q_{41cX}=\varepsilon_5 \\ (Q_{45cX}-Q_{45c})/Q_{45cX}=\varepsilon_6 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\varepsilon_i(i=1,2,\dots,6)$ 为共同工作方程的残差; W_{ht} 为高压涡轮的功率; W_c 为高压压气机功率; η_{ht} 为高压涡轮的效率; W_{EX} 为高压涡轮的抽功量; W_{lt} 为低压涡轮的功率; W_{fan} 为风扇功率; η_{lt} 为低压涡轮的效率; P_{S6} 为内涵出口静压; P_{S16} 为外涵出口静压; P_{C8} 为由流量连续算得的喷口总压; P_8 为喷管出口背压; Q_{41cX} 为根据高压涡轮流量特性曲线计算出来的高压涡轮进口换算流量; Q_{41c} 为由高压涡轮导向器流入高压涡轮转子的换算流量; Q_{45cX} 为根据低压涡轮流量特性曲线插值得到的低压涡轮换算流量; Q_{45c} 为由低压涡轮导向器进入低压涡轮转子的换算流量。

模型修正基于稳态模型展开,采用牛顿-拉夫逊(N-R)迭代方法来求解满足误差要求的方程猜值。基本步骤是:先试给出方程的解 $v_1^{(0)}$ (称为初猜值),记平衡方程为 $\varphi(v_1)$,代入方程计算 ε_1 ,若满足残差要求,初猜值即是方程的解,若不满足要求,则需对猜值进行修正,下一步的猜值为

$$v(k+1)=v(k)-\lambda\Delta v(k)=v(k)-\lambda A^{-1}(k)\varepsilon(k) \quad (10)$$

式中: k 为N-R迭代次数; A 为基于平衡方程残差计算出的雅可比矩阵。

当 $|\varepsilon_i|<10^{-6}, i=1,2,\dots,6$,认为方程收敛,迭代停止。

N-R法对于初始值的要求比较苛刻,在初始条件较恶劣的情况下,迭代收敛比较困难。在优化过程中,由于初始种群随机产生,在模型修正的过程中频繁出现迭代不收敛的现象,会中断模型优化。在迭代时间方面,N-R法的计算步长 λ 固定,且需要重复计算雅可比矩阵,较小的计算步长会使模型调用次数过多,严重影响优化时间。目前在航空发动机数值计算应用中,针对N-R法的不足主要采取以下几种改进方案:初值拟合法、部件特性扩展、变步长等^[16-18],主要思路是通过改变初始条件从而改善算法本身的收敛性和收敛速度。但这些方法会牺牲计算的实时性,且不能改善算法本身在恶劣条件下的计算性能。

本文针对N-R法的不足,提出了基于发散判断的变步长N-R算法(V-N-R)。采用平衡方程残差的二范数值 $\|\varepsilon\|$ 的变化趋势来判断计算收敛或者发散的趋势,在计算濒临发散时适当缩短步长 λ ,避免程序发散,在计算远离发散边界时适当增大步长 λ ,加快程序收敛速度。

$$\lambda(k+1)=\begin{cases} 1.5\lambda(k), \|\varepsilon(k+1)\|\leq a\|\varepsilon(k)\| \\ \lambda(k)/3, \|\varepsilon(k+1)\|>a\|\varepsilon(k)\| \end{cases} \quad (11)$$

式中: a 为发散判断系数,且当 $\lambda>1$ 时,令 $\lambda=1$ 。

大量仿真研究表明 $\|\varepsilon(k+1)\|>\|\varepsilon(k)\|$ 的情况在最终计算收敛的计算过程频繁出现,是1种正常现象。而当 $\|\varepsilon(k+1)\|>2\|\varepsilon(k)\|$ 时,迭代计算趋于发散。

为验证基于发散判断的变步长N-R法的有效性,在相同初猜值条件下,给定不同修正因子,使得平衡方程的初始残差2范数值 $\|\varepsilon\|$ 不同,常规N-R法和V-N-R法模型运算结果对比见表3。

从表3中可见,当步长较短和残差的2范数较小时,2种方法都能收敛;当步长较大且残差2范数较大时,N-R法易发散。而改进后的算法能够判断发散趋势、及时调整计算步长,避免了迭代发散现象。从上面的迭代次数看,V-N-R法迭代次数明显少于常规N-R法的,而每次迭代都需要调用6次模型来计算雅可比矩阵,大幅减少了计算时间。

4 模型修正仿真结果

以V-N-R法进行模型稳态计算,采用改进后的微分进化算法修正模型,最大和平均建模误差随进化

表 3 牛顿法、改进牛顿法计算结果

$\ e\ $	计算步长	N-R 法		V-N-R 法	
		结果	迭代次数	结果	迭代次数
0.1700	0.1	收敛	117	收敛	5
0.1700	0.2	收敛	53	收敛	5
0.1700	0.25	收敛	41	收敛	5
0.1700	0.4	收敛	23	收敛	4
0.1700	0.5	收敛	17	收敛	5
0.1700	0.8	收敛	8	收敛	5
0.1700	1.0	收敛	5	收敛	5
0.3955	0.1	收敛	120	收敛	9
0.3955	0.5	收敛	21	收敛	5
0.3955	1.0	收敛	15	收敛	10
0.5761	0.1	收敛	135	收敛	8
0.5761	0.2	收敛	63	收敛	8
0.5761	0.25	收敛	50	收敛	9
0.5761	0.4	发散	—	收敛	13
0.5761	0.5	发散	—	收敛	23
0.6730	0.1	收敛	143	收敛	31
0.6730	0.2	发散	—	收敛	18
0.6730	0.5	发散	—	收敛	27
0.6730	1.0	发散	—	收敛	49

代数变化曲线如图 2 所示。修正前、后各输出参数误差对比如图 3 所示。

在图 3 中: N_1 、 N_2 分别为高、低压涡轮转速; P_{25} 、

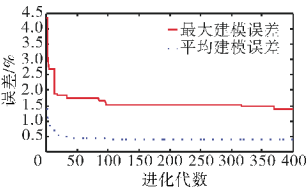


图 2 各代平均误差与最大误差变化

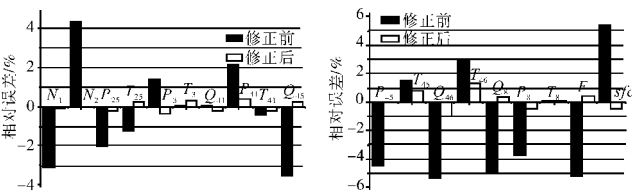


图 3 修正前、后截面参数对比

T_{25} 分别为高压压气机进口总压、总温; P_3 、 T_3 分别为表高压压气机出口处总压、总温; Q_{41} 、 P_{41} 分别为高压涡轮进口燃气流量、总压; Q_{45} 、 P_{45} 、 T_{45} 分别为低压涡轮进口处燃气流量、总压、总温; P_{46} 、 T_{46} 分别为低压涡轮出口处总温、总压; Q_8 、 P_8 、 T_8 分别为尾喷管出口处燃气流量、总压、总温; F 为发动机推力; sfc 为耗油率。

从图 3 中可见,修正后的模型精度得到大大改善。平均建模误差由修正前的 2.3154% 减小到

0.3888%。最大建模误差减小到 1.3762%,误差超过 1%的参数只有 P_{46} 和 T_{46} ,其他截面参数误差都低于 1%。满足了设计点精度误差小于 2% 的指标。

4 结论

(1)对求解模型的 N-R 算法提出基于发散判断机制的变步长改进,提高了模型的收敛性,加快了收敛速度。

(2)对微分进化算法提出折线式交叉变量变化方式,提高了算法的寻优能力。

(3)以部件特性修正因子、引气系数以及总压恢复系数为待优化参数,通过改进微分进化算法寻优,使模型输出与试验数据相一致,达到了稳态模型建模精度的要求。

参考文献:

[1] Kong C,Kho S,Ki J.Components map generation of a gas turbine using genetic algorithms [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2004,128(1):92-96.

[2] Kong C,Kho S,Ki J. Components map generation of a gas turbine using genetic algorithms and engine performance deck data [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power,2007,129(2):312-317.

[3] 杨欣毅,刘海峰,董可海. 依据实验数据求取航空发动机部件特性的新方法[J].航空计算技术,2009,39(3):48-51.

YANG Xinyi,LIU Haifeng,DONG Kehai. A new component map generation method of aeroengine based on experimental data[J]. Aeronautical Computing Technique,2009, 39(3):48-51.(in Chinese)

[4] 杨欣毅,沈伟,王文,等. 利用多状态试车数据修正发动机部件特性[J]. 航空动力学报,2012,27(8):1785-1791.

YANG Xinyi,SHEN Wei,WANG Wen,et al. Aeroengine component characteristic map correction using multi-state test data [J]. Journal of Aerospace Power,2012,27(8):1785-1791.(in Chinese)

[5] LI Y G,Pilidis P,Newby M A. An artificial neural network approach to compressor performance prediction [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power,2005,128(4):789-795.

[6] 刘盾,江和甫,都庆福. 部件特性图的非线性最小二乘拟合修正[J]. 燃气涡轮试验与研究,2000,13(4):18-21.

LIU Dun,JIANG Hepu,DU Qinfu. Component characteristics correction base on the nonlinear least-squares [J]. Gas Turbine Experiment and Research,2000,13(4):18-21.(in Chinese)

[7] 白磊,陈思兵,江和甫. 基于模型辨识的发动机部件特性修正研究[J]. 燃气涡轮试验与研究,2009,22(3):37-39.

BAI Lei,CHEN Sibing,JIANG Hepu. Investigation on correction methods of aeroengine components characteristics based on model identification[J]. Gas Turbine Experiment and Research,2009,22(23):37-39.(in Chinese)

- [8] 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)
- [9] Li Y G ,Marinai L, Lo G E, et al. Multiple point adaptive performance simulation tuned to aerospace tested-bed data[J]. Journal of Propulsion and Power, 2009, 25(3):635-641.
- [10] 刘永葆,贺星,黄树红.基于改进遗传算法的燃气轮机自适应建模[J].航空动力学报,2012,27(3):695-700.
LIU Yongbao,HE Xing,HUANG Shuhong. Adaptive simulation of gas turbine performance using improved genetic algorithm [J]. Journal of Aerospace Power,2012,27(3):695-700.(in Chinese)
- [11] 姜殿文.航空发动机部件特性修正技术研究与控制系统设计[D].南京:南京航空航天大学,2012.
JIANG Dianwen.Research on aeroengine components characteristics correction technique and control system design [D]. Nanjing:Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,2012. (in Chinese)
- [12] 潘鹏飞,李秋红,任冰涛,等.基于遗传算法的航空发动机部件特性修正[J].北京航空航天大学学报,2014,40(5):690-694.
PAN Pengfei,LI QiuHong,REN Bingtao,et al. Component map correction of aeroengine based on genetic algorithm[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics,2014,40(5):690-694.(in Chinese)
- [13] 段海滨,张祥银,徐春芳.仿生智能计算[M].北京:科学出版社,2011:107-111.
DUAN Haibin,ZHANG Xiangyin,XU Chunfang. Bioinspired computing[M].Beijing: Science Press,2011:107-111. (in Chinese)
- [14] 苏海军,杨煜普,王宇嘉.微分进化算法的研究综述[J].系统工程与电子技术,2008,30(9):1793-1797.
SU Haijun,YANG Yupu,WANG Yuja. Summary of differential evolution algorithm [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(9):1793-1797. (in Chinese)
- [15] 张炳才,秦四娟,乔世军,等.基于改进微分进化算法的电力系统无功优化[J].电力系统保护与控制,2010(15):91-94.
ZHANG Bingcai,QIN Sijuan,QIAO Shijun,et al. Reactive power optimization in power system based on modified differential evolution algorithm [J].Power System Protection and Control,2010(15):91-94. (in Chinese)
- [16] 苏三买,陈永琴.基于混合遗传算法的航空发动机数学模型解法[J].推进技术,2008,28(6):661-664.
SU Sanmai,CHEN Yongqin. Hybrid genetic algorithm in solving aeroengine nonlinear mathematical mode [J]. Journal of Propulsion Technology, 2008, 28(6):661-664. (in Chinese)
- [17] 王军,隋岩峰.求解航空发动机数学模型的迭代算法及其改进算法的收敛性研究[J].系统仿真学报,2014,26(2):310-314.
WANG Jun,SUI Yanfeng. Study on convergence and improvement of iteration methods in aeroengine mathematical models [J]. Journal of System Simulation,2014,26(2):310-314. (in Chinese)
- [18] 陈玉春,徐思远,杨云铠.改善航空发动机特性计算收敛性的方法[J].航空动力学报,2008,23(12):2242-2248
CHEN Yuchun,XU Siyuan,YANG Yunkai. Research on the method to solve convergence problem in aeroengine performance computation [J]. Journal of Aerospace Power,2008,23(12): 2242-2248.(in Chinese)

(编辑:赵明菁)