

# 基于改进粒子群的航空发动机部件特性修正\*

李明洲, 嵇润民, 黄向华

(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, 江苏 南京 210016)

**摘要:** 涡桨发动机采用定转速工作方式, 试车数据集中分布在几个不同转速工作状态附近。为利用大量分布不均匀的试车数据进行部件特性修正, 提出一种改进参数的模拟退火粒子群算法, 解决多工作点性能匹配时易陷入局部最优的问题, 提高涡桨发动机部件特性修正精度。针对以往依靠经验和试错确定修正系数定义域时效率低下, 且限制了算法搜索能力的问题, 提出一种根据相邻等转速线确定非设计点区域修正系数上下限的方法。模型计算结果与实验数据对比表明, 修正后模型各参数平均误差从3.95%降低到0.89%, 最大误差从11.32%降低到2.37%, 精度明显提高。

**关键词:** 涡桨发动机; 部件特性; 修正; 试车数据; 数学模型; 粒子群优化

中图分类号: V233.7 文献标识码: A 文章编号: 1001-4055 (2022) 11-210662-09

DOI: 10.13675/j.cnki. tjs. 210662

## Aeroengine Component Characteristic Correction Based on Improved Particle Swarm Optimization

LI Ming-zhou, JI Run-min, HUANG Xiang-hua

(Jiangsu Province Key Laboratory of Aerospace Power System, College of Energy and Power Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** Turboprop engine adopts constant speed working mode, and the test data are distributed centrally around several different speed working states. In order to make use of a large number of unevenly distributed test data for component characteristic correction, a simulated annealing particle swarm optimization algorithm with improved parameters is proposed to solve the problem of easily falling into local optimum when performance matching at multiple working points, and improve the characteristic correction accuracy of turboprop engine components. In order to solve the problem of low efficiency and limited searching ability of the algorithm when determining the correction coefficient domain by experience and trial and error in the past, a method is proposed to determine the upper and lower limits of the correction coefficient in the region of non-design points according to adjacent equal speed lines. The comparison between the calculated results and the experimental data shows that the average error of each parameter of the modified model decreases from 3.95% to 0.89%, and the maximum error decreases from 11.32% to 2.37%. The accuracy is obviously improved.

**Key words:** Turboprop engine; Component characteristics; Correction; Test data; Mathematical model; Particle swarm optimization

\* 收稿日期: 2021-09-15; 修订日期: 2021-11-02。

基金项目: 国家自然科学基金 (51576097; 51976089); 国防科技委员会基础研究强化项目 (2017-JCJQ-ZD-047-21)。

作者简介: 李明洲, 硕士生, 研究领域为航空发动机建模与控制。

通讯作者: 黄向华, 博士, 教授, 研究领域为航空发动机建模、先进控制理论、飞行/推进综合控制等。

引用格式: 李明洲, 嵇润民, 黄向华. 基于改进粒子群的航空发动机部件特性修正[J]. 推进技术, 2022, 43(11):210662. (LI Ming-zhou, JI Run-min, HUANG Xiang-hua. Aeroengine Component Characteristic Correction Based on Improved Particle Swarm Optimization[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2022, 43(11):210662.)

## 1 引言

高精度的航空发动机部件级模型能够模拟发动机的真实性能,是各类发动机研究中的重要工具,而发动机模型的精确度主要取决于压气机、涡轮等旋转部件特性。鉴于发动机建模过程中存在诸多简化假设,以及制造工艺、装配误差和实际使用中性能退化的存在,数学模型中所用部件特性与真实发动机并不可能完全一致,因此相同输入条件下模型输出的性能参数与试车数据会存在一定的差异。为提高发动机模型的精度以满足工程需要,有必要对现有部件特性进行修正,使模型输出能够与实验数据相匹配。

现有的部件特性修正技术主要通过两种途径对特性进行优化。一种是将部件特性包含的流量、压比、效率间的关系以函数表示,以某种方法优化函数系数,使函数能够最好地拟合实验数据中的部件参数,从而直接构造出特性图。Kong等<sup>[1-2]</sup>基于遗传算法求解系数得到特定转速下流量与压比、效率与流量间的三次多项式关系,从而获得较高精度的部件特性。Tsoutsanis等<sup>[3-5]</sup>用椭圆函数表示压气机特性图,通过优化确定与转速相关联的椭圆的各项参数,并分别应用在了稳态和动态的过程;Yang等<sup>[6]</sup>将初始特性图的等转速线用一系列同心圆表示,通过多目标优化将其调整为椭圆曲线形式,以匹配实验数据。直接构造特性图的方式具有很高的精度,然而正如文献[3-5]中所述,应用这种方法的前提是具有足够数量且覆盖所有工作范围的实验数据,否则容易产生构造出的部件特性泛化性不足、仅能保证在一小部分等转速线附近具有较高准确性的问题。

另外一种部件特性修正方法是定义一组修正向量或修正系数,通过某种算法求取其最优解,对原有的特性图进行缩放、移动,使模型输出能够与实验数据相匹配。Stamatis等<sup>[7]</sup>在20世纪90年代提出了修正系数的概念,调整特性图并在燃气轮机上进行了验证。Li等<sup>[8]</sup>提出了一种多点性能匹配方法,分别针对设计点和非设计点区域提出了不同的修正系数定义,并采用遗传算法得到最佳值。后又提出了一种二次多项式形式的非设计点修正系数<sup>[9]</sup>,以进行非线性多点性能匹配。金鹏等<sup>[10]</sup>和Li等<sup>[11]</sup>分别采用非线性滤波算法和影响系数矩阵直接求取部件特性上每个点的修正量,实现性能的修正。这种方法通用性较好,在数据量不多时仍能获得相对准确的部件特性,但在匹配多个工作点时也更容易引起局部最优

解问题。

显然,无论是求解拟合函数的系数还是特性图修正系数,待求解未知数都是有限的且远小于实验数据量,因此无法获得能够满足所有求解目标的解,只能通过不断迭代计算,得到满足某种性能指标的最优解,因而需要采用优化算法来求解这些最优解。陈义成<sup>[12]</sup>对比了部件特性修正中粒子群算法、遗传算法和微分进化算法的利弊,得出粒子群算法综合性能相对较好,但收敛速度受惯性权重影响较大的结论。潘鹏飞等<sup>[13]</sup>和杨欣毅等<sup>[14]</sup>分别采用变权值适应度函数的遗传算法和改进量子粒子群算法求解修正系数,精度均有明显提升。部件特性修正的效果与求得的最优解密切相关,而能否快速找到当前问题的全局最优解由算法的收敛速度、跳出局部最优的能力决定,因此根据特定的问题改进优化算法是提高模型修正精度的必要手段。

将优化算法应用到部件特性修正工作后,部件特性修正即转化为一个最优化问题,修正系数或修正向量的求解从初值出发,在一个确定的定义域中搜索。定义域的确定要满足既能最大化算法寻优空间(如粒子群算法中个体位置的最大值和最小值),又保证不产生等转速线交叉等违背特性图性质的问题。以往的工作中,修正系数定义域的选择一般通过经验选取,这需要大量的试错,同时也无法最大化定义域<sup>[15]</sup>。

本文以某型涡桨发动机为研究对象,建立发动机部件级数学模型,采用修正系数法,利用包括设计点和非设计点区域在内的试车数据修正部件特性,使多工作点性能都能很好地匹配;提出一种改进参数的模拟退火粒子群算法以改善局部最优问题,提高修正精度,并提出一种根据相邻等转速线确定修正系数定义域的方法;最后将改进的算法与经典粒子群算法比较,验证本文方法的有效性。

## 2 对象与方法

### 2.1 涡桨发动机模型

本文采用部件级建模方法建立某型单轴涡桨发动机数学模型,部件包括螺旋桨、进气道、压气机、燃烧室、涡轮和尾喷管,其结构示意图和各截面定义如图1和表1所示。

选定发动机模型的输入参数为飞行高度 $H$ ,马赫数 $Ma$ ,燃油量 $W_f$ ,桨距角 $\varphi$ 。对于模型稳态计算,根据由各部件间参数关系建立的稳态共同工作方程,利用Newton-Raphson法不断迭代计算更新初猜值使

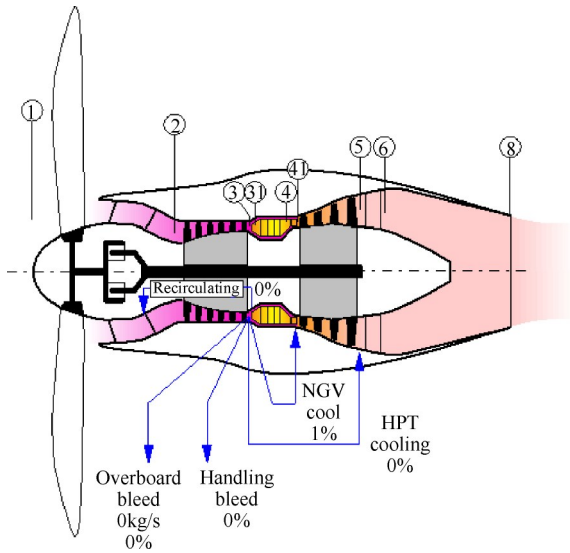


Fig. 1 Structure of Turboprop engine

Table 1 Section definition of turboprop engine

Section	Definition
0	Atmosphere
2	Inlet of compressor
3	Outlet of compressor
31	Inlet of combustion
4	Outlet of combustion
41	Inlet of Turbine
5	Outlet of Turbine
6	Inlet of nozzle
8	Throat of nozzle

得共同工作方程趋于平衡,即可得到发动机性能参数与各截面的热力学参数。

选定模型稳态计算的初猜值为转速  $n$ , 压气机压比系数  $\beta_c$ , 涡轮压比系数  $\beta_t$  (压比系数  $\beta = (\pi - \pi_{min}) / (\pi_{max} - \pi_{min})$ ,  $\pi_{min}$  及  $\pi_{max}$  分别为等转速线上最小和最大压比)。共同工作方程的数量应与初猜值相同,包括两个流量平衡方程和一个功率平衡方程,即

$$\begin{cases} W_{g5} - W_{g4} - W_{Cool} = 0 \\ W_{g8} - W_{g6} = 0 \\ \eta_T P_T - P_C - P_{Airscrew} = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中  $W_{g4}$ ,  $W_{g5}$  分别为燃烧室出口和涡轮出口流量,  $W_{Cool}$  为冷却气流量;  $W_{g6}$ ,  $W_{g8}$  分别为尾喷管进出口流量;  $P_T$ ,  $P_C$ ,  $P_{Airscrew}$  分别为涡轮产生功率和压气机、螺旋桨消耗功率,  $\eta_T$  为轴机械效率。

## 2.2 部件特性修正方法

基于试车数据,通过一组表示修正前后部件特性关系的修正系数对特性图进行缩放、移动等调整:

在模型与试验具有相同输入的条件下,以迭代修正系数使模型计算的输出和试车数据间的误差最小为目标,利用优化算法寻找修正系数的最佳值。

### 2.2.1 设计点修正

航空发动机设计点工作状态下的各种参数一定程度上表征了发动机整体的性能。将部件特性以匹配设计点为目标进行修正后,非设计点的精度一般也会相应提高,且越接近设计点误差越小,因此首先基于设计点进行整体的特性修正。

设计点的修正是以设计点的试车数据得出的修正系数对部件特性进行整体的缩放平移。对于压气机等旋转部件特性图来说,就是利用修正系数对流量、压比、效率进行调整以修正等转速线的位置。

以压气机为例,设计点的修正系数定义为

$$F_{\pi,DP} = \frac{\pi_{c,DP} - 1}{\pi_{c,DP0} - 1} \quad (2)$$

$$F_{W,DP} = \frac{W_{a2c,DP}}{W_{a2c,DP0}} \quad (3)$$

$$F_{\eta,DP} = \frac{\eta_{c,DP}}{\eta_{c,DP0}} \quad (4)$$

式中下标 DP0 代表未修正时的设计点数据,下标 DP 代表修正后的设计点数据。因为设计点修正是对特性图整体的调整,不存在等转速线交叉等问题,因此可以不特别设置修正系数定义域,只要保证修正后满足压比 > 1,效率 < 1 即可。设计点修正后压气机特性图的变化如图 2 所示。

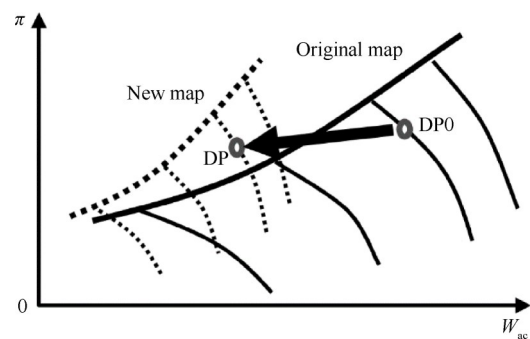


Fig. 2 Correction of design point

在设计点修正时,为保证能够最大程度地提高修正精度,需对非旋转部件的特性进行同时调整。本次工作选择对进气道总压恢复系数  $\sigma_0$ , 燃烧室总压恢复系数  $\sigma_b$  进行修正,其修正系数分别为

$$F_{\sigma_0} = \frac{\sigma_{0,DP}}{\sigma_{0,DP0}} \quad (5)$$

$$F_{\sigma_b} = \frac{\sigma_{b,DP}}{\sigma_{b,DP0}} \quad (6)$$

2.2.2 非设计点修正

在完成了全图调整后,设计点处精度满足要求,特性图能够粗略覆盖发动机主要工作点范围,然而各非设计点计算误差依然较大。因此对于特性图非设计点的修正应以设计点为基准,不再对该处做变动以保证设计点修正结果不受影响,只调整其它区域等转速线。

出于充分利用试车数据的考虑,每一个样本点都应被视为一个精度衡量点。本文工作的试车数据样本量较大,由于涡桨发动机工作过程的特殊性,数据集中分布在几个不同的工作状态附近,因此将各样本按照在压气机特性图上的位置进行分组,调整一处等转速线时使用该等转速线区间内所有样本进行多点联合寻优,求出一组修正系数。

基于设计点数据对特性图进行整体调整后,对每条等转速线的单独调整相对来说变动幅度较小,因此参数的修正以设计点的参数为基准。选择非设计点的压比、流量修正系数为

$$F_{\pi,OD} = \frac{\pi_{C,OD1} - \pi_{C,ref}}{\pi_{C,OD} - \pi_{C,ref}} \quad (7)$$

$$F_{W,OD} = \frac{W_{a2c,OD1} - W_{a2c,ref}}{W_{a2c,OD} - W_{a2c,ref}} \quad (8)$$

式中下标 OD,OD1 分别表示修正前后的非设计点数据,下标 ref 表示参考点数据,也就是设计点。

由于非设计点区域的修正是对每条等转速线分别调整,因此修正系数的定义域应在保证每条等转速线具有最大调整空间的同时,不产生违背特性图性质的问题。特性图等转速线不可交叉,且每条等转速线与相邻两条线间距并不完全一样,相邻等转速线上对应的点的比例关系也不同,因此流量修正系数的定义域应当受到相邻两条等转速线的限制。设计点处折合转速大于非设计点区域,越靠近设计点的等转速线折合流量越大,也即与设计点折合流量的差越小。设定流量修正系数的上下限为

$$\begin{cases} F_{W,OD,i} > \max \left( \frac{W_{a2c,i+1,j} - W_{a2c,ref}}{W_{a2c,i,j} - W_{a2c,ref}} \right) \\ F_{W,OD,i} < \min \left( \frac{W_{a2c,i-1,j} - W_{a2c,ref}}{W_{a2c,i,j} - W_{a2c,ref}} \right) \end{cases} \quad (9)$$

式中  $i$  表示第  $i$  条等转速线,  $j$  表示等转速线上第  $j$  个点。

当折合流量相同时,低折合转速下压气机做工能力较之高折合转速时弱,因此压比的调整也同样受到相邻两条等转速线的限制,即

$$\begin{cases} F_{\pi,OD,i} > \max \left( \frac{\pi_{C,i+1,j} - \pi_{C,ref}}{\pi_{C,i,j} - \pi_{C,ref}} \right) \\ F_{\pi,OD,i} < \min \left( \frac{\pi_{C,i-1,j} - \pi_{C,ref}}{\pi_{C,i,j} - \pi_{C,ref}} \right) \end{cases} \quad (10)$$

等效率线没有不允许交叉的限制,因此效率修正系数保持不变,即

$$F_{\eta,OD} = \frac{\eta_{C,OD1}}{\eta_{C,OD}} \quad (11)$$

非设计点修正后特性图的变化如图3所示。

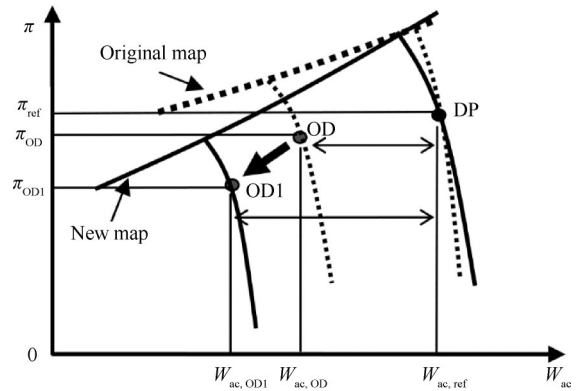


Fig. 3 Correction of off-design point

等转速线的调整过程如图4所示,首先选择与设计点相邻的等转速线区间,用上述方法计算出一组修正系数,将该区间与两侧未修正区间相邻的等转速线用该组修正系数调整。之后再选择下一个相邻的区间,用同样的方法修正,直至所有等转速线都修正完成。每次修正的流程如图5所示。

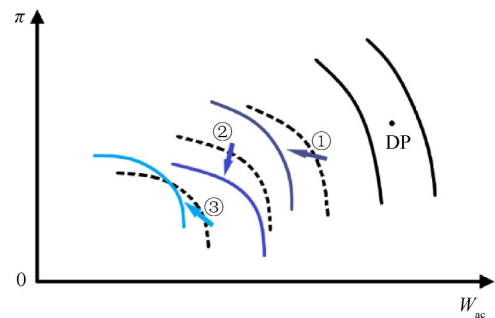


Fig. 4 Adjust of characteristic curves

2.2.3 适应度函数

将发动机试车数据与特性图修正后模型输出之间的误差作为评价寻优结果的准则,建立与修正系数相关的目标函数如下

$$f(F) = \min \left[ \sum_{i=1}^n w_i \left| \frac{P_{i,sim} - P_{i,real}}{P_{i,real}} \right| \right] \quad (12)$$

则适应度函数与目标函数正相关,有

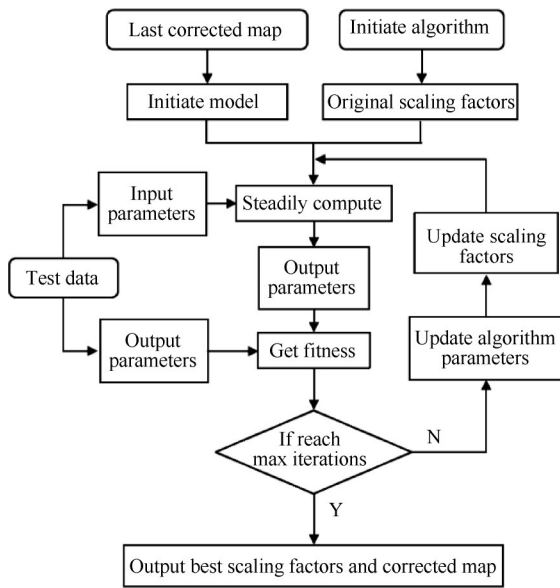


Fig. 5 Correction process

$$J = k \times f(F) \quad (13)$$

式中  $p_i (i \in 1 \sim 4)$  为寻优目标参数, 下标 sim 表示模型仿真数据, real 代表相同工况下试车数据, 本次工作选取的目标参数为转速  $n$ 、压气机出口压力  $p_3$ 、涡轮后燃气温度  $T_5$ 、螺旋桨功率  $P_{Airscrew}$ ;  $w_i$  代表各目标参数的权重系数;  $k = 1$ 。适应度越大说明模型输出的数据与试验测量数据吻合程度越高, 模型的误差越小。

多点联合寻优时, 目标函数定义改变为

$$f(F) = \min \left[ \left[ \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n w_i \left| \frac{P_{i,sim} - P_{i,real}}{P_{i,real}} \right| \right] / m \right] \quad (14)$$

式中  $m$  为涉及的样本点的个数。

### 2.3 模拟退火改进粒子群算法

#### 2.3.1 经典粒子群算法

粒子群寻优算法 (Particle swarm optimization, PSO) 是一种基于种群的优化方法。种群中的每个个体 (粒子) 都代表  $N$  维被优化问题的一个解空间, 每次迭代所有粒子都从当前位置出发根据其速度向新位置移动, 直至达到最优或超过界限。设第  $i$  个粒子 ( $i \in M$ ) 在第  $k$  代的位置为  $X_k^i = (x_{k,1}^i, x_{k,2}^i, \dots, x_{k,n}^i)$ , 速度  $v_k^i = (v_{k,1}^i, v_{k,2}^i, \dots, v_{k,n}^i)$ , 其适应度是与粒子位置相关的函数  $f(X_k^i)$ 。PSO 更新速度和位置的算法如下

$$v_{k+1} = \omega v_k + c_1 r_1 (I_{best} - X_k) + c_2 r_2 (G_{best} - X_k) \quad (15)$$

$$X_{k+1} = X_k + v_{k+1} \quad (16)$$

式中  $I_{best}$  和  $G_{best}$  为粒子自身和种群的历史最佳位置;  $r_1$  和  $r_2$  是 0 和 1 之间的随机数;  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子;  $\omega$  为

惯性权重, 随种群迭代次数逐渐减小。粒子的更新过程如图 6 所示。

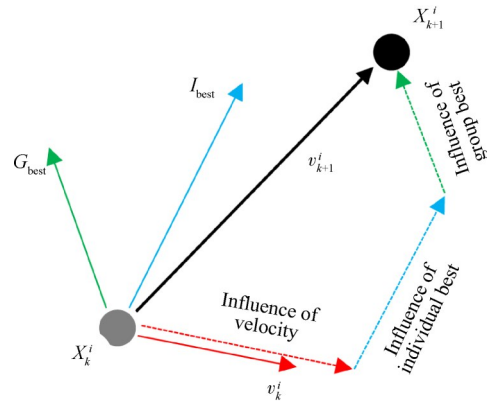


Fig. 6 Update process of particle

粒子位置的变化即粒子速度由三部分组成: (1) 粒子先前速度项, 受惯性权重影响; (2) 粒子自身认知项, 受自身最佳位置影响; (3) 粒子社会认知项, 受种群最佳位置影响。

经典 PSO 算法的控制参数少、收敛过程快, 但容易受目标函数影响达到局部最优。为了使算法能更好地解决前文所述问题, 需对其进行改进。

#### 2.3.2 算法参数的优化

经典粒子群算法中一般采用随种群迭代次数增加而线性衰减的惯性权重  $\omega$ , 以及数值恒定的学习因子  $c_1$  和  $c_2$ 。 $\omega, c_1$  和  $c_2$  是权衡算法搜索能力和协调粒子与群体之间交流的重要参数, 过去的这种控制参数调整机制在面对不同的问题时不够灵活, 容易使算法产生收敛慢、陷入局部最优等问题。

理想的位置更新算法应在迭代前期维持较大的惯性权重  $\omega$  以保证全局搜索能力, 而后  $\omega$  应快速衰减, 在后期将寻优范围缩小时增强局部搜索能力<sup>[16]</sup>。根据这种思想, 选择一种基于正态分布衰减的惯性权重<sup>[17]</sup>, 即

$$\omega = \omega_{min} + (\omega_{max} - \omega_{min}) \frac{1}{\sqrt{2\pi} \theta} e^{-\left(\frac{k}{k_{max}}\right)^2 / 2\theta^2} \quad (17)$$

式中  $\omega_{min}, \omega_{max}$  分别为  $\omega$  的下限和上限;  $k_{max}$  为最大迭代次数;  $\theta = 0.4$ 。

学习因子  $c_1, c_2$  分别对应粒子的自身认知能力和社会认知能力<sup>[18]</sup>, 在算法迭代初期注重全局搜索能力时应使  $c_1 > c_2$ , 使粒子倾向自身的优化, 加强遍历性; 在算法后期应使  $c_1 < c_2$ , 增加粒子间的信息交流, 加强搜索最优解。因此, 采用如下形式<sup>[19]</sup>的可变学习因子

$$c_1 = c_{1start} - (c_{1start} - c_{1end}) \times \frac{k}{k_{max}} \quad (18)$$

$$c_2 = c_{2start} + (c_{2end} - c_{2start}) \times \frac{k}{k_{max}} \quad (19)$$

式中  $c_{1start}, c_{1end}, c_{2start}, c_{2end}$  分别为  $c_1$  和  $c_2$  的初值和终值。

改进算法参数后,随迭代次数的增加,  $\omega$  下降速度先增快再减缓,在开始阶段和末尾阶段分别有一段平缓期;迭代的前一半过程  $c_1 > c_2$ ,后一半过程  $c_1 < c_2$ 。

### 2.3.3 模拟退火算法

模拟退火算法(Simulated annealing, SA)能够有效地解决局部最优问题,因此常与其它算法结合进行组合优化<sup>[20-22]</sup>。SA算法利用Metropolis准则决定系统状态的变化与否:在新一轮迭代中产生的解相对现有最优解较差时,此解仍有概率被接受,因而增大了算法跳出局部最优的可能性。

Metropolis准则定义状态变化的概率为

$$P_k^i = \begin{cases} 1 & , E_k^i \leq E_g \\ e^{-\frac{E_k^i - E_g}{T_k}} & , E_k^i > E_g \end{cases} \quad (20)$$

式中  $E_k^i$  和  $E_g$  分别表示第  $i$  个粒子在第  $k$  代的内能和种群最优解的内能,即目标函数计算出的总误差;  $T_k$  表示当前温度,随迭代次数逐渐衰减。

若状态变化概率不为1,则通过轮盘赌法选择用以替代种群历史最优解的个体<sup>[23]</sup>,种群中每个粒子被选择的概率为

$$P_g^i = \frac{e^{-\frac{E_k^i - E_g}{T_k}}}{\sum_{i=1}^M e^{-\frac{E_k^i - E_g}{T_k}}} \quad (21)$$

将模拟退火算法加入粒子群寻优中,在种群进入局部最优解、最优解变化停滞时以Metropolis准则为依据进行退火操作,可以有效提高跳出局部最优的概率。

### 2.3.4 改进后的算法流程

Step 1 设置种群大小  $M$  和最大迭代次数  $k_{max}$ ,初始化粒子位置和速度;

Step 2 计算各粒子初始适应度,获取各粒子  $I_{best}$  和种群  $G_{best}$ ;

Step 3 根据式(15),(16),(17)更新惯性权重  $\omega$ 、学习因子  $c_1$  和  $c_2$ ,并递减温度  $T$ ;

Step 4 根据式(13),(14)进行一次迭代寻优计算;

Step 5 计算各粒子新的适应度,更新  $I_{best}$  和  $G_{best}$ ;

Step 6 判断全局最优解是否停滞,若是则根据

式(18),(19)进行退火操作,选择替代全局最优解的粒子;

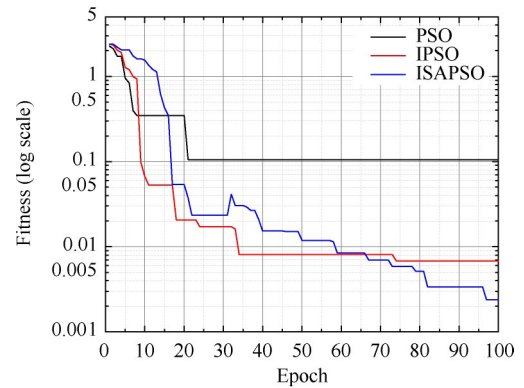
Step 7 判断是否到达最大迭代次数  $k_{max}$ ,是则结束寻优,输出当前最优解粒子,否则回到Step 3。

## 3 结果对比与分析

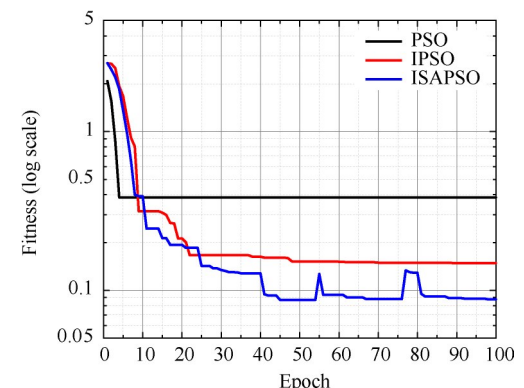
### 3.1 改进算法性能对比

为验证第2节中所述改进算法对于部件特性修正工作的优化效果,采用设计点处试车数据分别进行单点寻优和多点联合寻优,对比不同算法下适应度曲线的变化过程和最终结果。

将种群大小  $M$  设置为60,最大迭代次数  $k_{max}$  设为100;惯性权重  $\omega_{min}, \omega_{max}$  分别设定为0.4,0.9;学习因子  $c_{1start} = 2, c_{1end} = 0.5, c_{2start} = 0.5, c_{2end} = 2$ 。Metropolis准则中温度  $T_k$  的衰减率为0.95,适应度曲线的变化如图7所示,其中PSO表示经典粒子群算法,IPSO表示在PSO基础上改进惯性权重和学习因子的算法,ISAPSO表示模拟退火改进粒子群算法。



(a) Single-point computing



(b) Multiple-points computing

Fig. 7 Fitness change of different algorithms

应用不同算法获得的适应度最小值如表2所示。

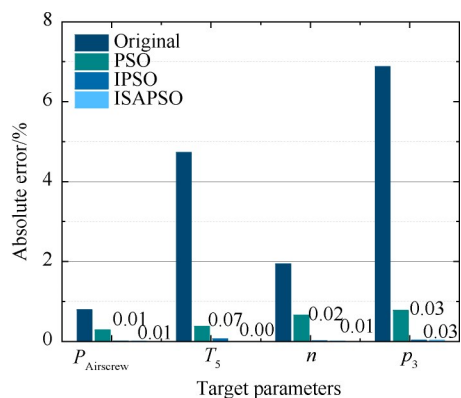
分析适应度变化曲线可以得出,PSO算法在迭代

**Table 2 Best fitness of different algorithms**

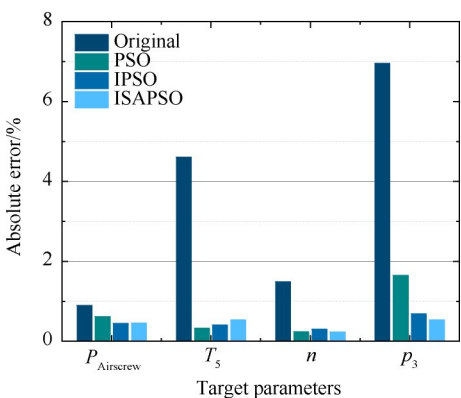
Algorithm	Single-point	Multiple-point
PSO	0.10514	0.38449
IPSO	0.00681	0.14869
ISAPSO	0.00238	0.08779

的前 20 轮内就会陷入停滞,导致精度无法进一步提高,而 IPSO 则可以持续搜索全局最优解,在此基础上,ISAPSO 增加了在后期 IPSO 仍会陷入停滞时跳出最优的能力,促使算法持续搜索最优解。对比单点寻优和多点寻优时不同算法的最佳适应度,IPSO 相比 PSO 精度分别提高了 93.5% 和 61.3%,而 ISAPSO 在此基础上又分别提高了 65.0% 和 40.9%。

利用三种不同算法对设计点进行特性修正后,发动机模型计算出的设计点目标参数与试车数据间的误差如图 8 所示,其中图 8(a)为单点寻优结果,图 8(b)为设计点附近多工作点联合寻优结果(图 8(b)中数值均为平均值)。



(a) Single-point computing



(b) Multiple-points computing

**Fig. 8 Error of different algorithms**

应用不同算法获得的所有目标参数的平均误差如表 3 所示。

分析上述图像及数据,显然改进算法参数与混合模拟退火算法都对于基于粒子群算法的部件特性

**Table 3 Average error of different algorithms**

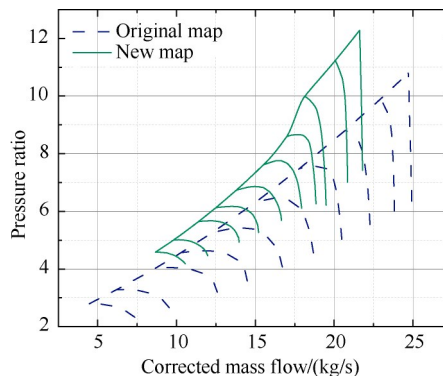
Algorithm	Single-point	Multiple-point
Original	3.5850	3.4895
PSO	0.5275	0.7105
IPSO	0.0325	0.4645
ISAPSO	0.0125	0.4395

修正有较大的精度提升效果。根据最后的修正结果来看,改进算法得到的目标参数误差相比经典粒子群有较大减小:单点寻优时可达误差小于 0.1%,IPSO 和 ISAPSO 相比 PSO 误差分别下降了 93.8% 和 97.6%;多点寻优的平均误差也都小于 1%,IPSO 和 ISAPSO 相比 PSO 误差分别下降了 34.6% 和 38.1%,可以认为适用于本文修正工作。

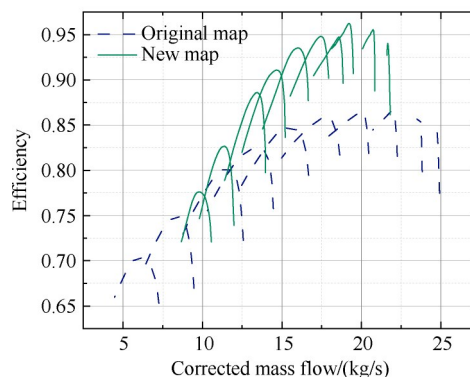
**3.2 特性修正结果**

根据第 2 节中所述方法,首先基于设计点试车数据对旋转部件特性图进行整体调整,并对进气道与燃烧室总压恢复系数进行修正,再根据特性图上设计点下侧三个等转速线区间对应的三组样本点依次对特性图进行局部调整。修正前后,压气机部件特性如图 9 所示。

修正前后,一组设计点附近工作点与三组不同等转速线区间内的非设计点目标参数平均误差对比如表 4 所示。



(a) Massflow-pressure ratio map



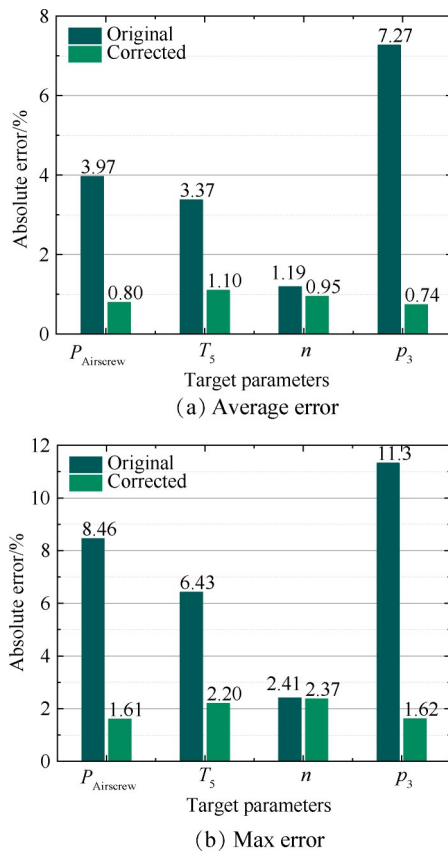
(b) Massflow-efficiency map

**Fig. 9 Component map of compressor**

**Table 4 Error of every working state (%)**

State	$P_{\text{Airscrew}}$	$T_5$	$n$	$p_3$
DP (before)	0.89	4.61	1.49	6.96
DP (after)	0.45	0.53	0.23	0.54
OD1 (before)	5.92	4.49	1.46	5.67
OD1 (after)	1.16	1.14	0.62	0.46
OD2 (before)	6.35	3.68	0.94	6.37
OD2 (after)	0.61	0.95	1.11	0.68
OD3 (before)	2.87	0.33	0.85	10.39
OD3 (after)	1.09	1.96	1.97	1.36

将试车数据中参与特性修正的所有工作点在修正前后的误差汇总,求各目标参数的误差平均值与最大值,其结果如图10所示。

**Fig. 10 Absolute error before and after correction**

分析以上结果,相比修正前各目标参数的精度均有较大提升,只有涡轮后燃气温度 $T_5$ 的平均误差大于1%,其余目标参数均小于1%;修正后最大误差的下降尤为明显,除转速 $n$ 外都从6%以上降低到了2%左右。可以认为,本文部件特性的修正满足工程实际的需求。

## 4 结论

本文针对基于试车数据修正发动机模型部件特

性的问题,提出了一种模拟退火改进粒子群算法进行优化,得出以下结论:

(1)采用改进粒子群算法参数和混合模拟退火算法的方式可以有效改善粒子群算法陷入局部最优解的问题,并显著提高寻优的精度,由实验表明单点寻优和多点寻优的精度分别提高97.6%和38.1%。

(2)基于试车数据进行多点联合寻优以修正发动机模型部件特性,将模型误差由平均3.95%降低到0.89%,最大误差11.32%降低到2.37%,说明此改进算法适用于部件特性修正问题。

**致谢:**感谢国家自然科学基金、国防科技委员会基础研究强化项目的资助。

## 参考文献

- [1] Kong C, Kho S, Ki J. Component Map Generation of a Gas Turbine Using Genetic Algorithms [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2006, 128(1): 92-96.
- [2] Kong C, Ki J. Components Map Generation of Gas Turbine Engine Using Genetic Algorithms and Engine Performance Deck Data [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2007, 129(2): 312-317.
- [3] Tsoutsanis E, Meskin N, Benammar M, et al. An Efficient Component Map Generation Method for Prediction of Gas Turbine Performance [R]. *ASME* 2014-25753.
- [4] Tsoutsanis E, Khorasani, K, Benammar M, et al. Transient Gas Turbine Performance Diagnostics Through Non-linear Adaptation of Compressor and Turbine Maps [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2015, 137(9): 1-12.
- [5] Tsoutsanis E, Li Y G, Pilidis P, et al. Non-Linear Model Calibration for Off-Design Performance Prediction of Gas Turbines with Experimental Data [J]. *The Aeronautical Journal*, 2017, 121(1245): 1758-1777.
- [6] Yang Q C, Li S Y, Cao Y P. A New Component Map Generation Method for Gas Turbine Adaptation Performance Simulation [J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2017, 31(4): 1947-1957.
- [7] Stamatis A, Mathioudakis K, Papailiou K D. Adaptive Simulation of Gas Turbine Performance [J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 1990, 112(2): 168-175.
- [8] Li Y G, Marinai L, Lo Gatto E, et al. Multiple-Point Adaptive Performance Simulation Tuned to Aeroengine Test-Bed Data [J]. *Journal of Propulsion and Power*, 2009, 25(3): 635-641.
- [9] Li Y G, Abdul Ghafir M F, Wang L, et al. Nonlinear Multiple Points Gas Turbine Off-Design Performance Ad-



- aptation Using a Genetic Algorithm[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2011, 133(7): 1-9.
- [10] 金鹏, 鲁峰, 黄金泉. 涡扇发动机部件特性的滤波自动修正更新方法[J]. 推进技术, 2019, 40(12): 2664-2672. (JIN Peng, LU Feng, HUANG Jin-quan. Automatic Filtering-Based Modification and Updating of Component Characteristics for Turbofan Engine[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2019, 40(12): 2664-2672.)
- [11] 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.
- [12] 陈义成. 航空发动机模型修正技术研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2020.
- [13] 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.
- [14] 杨欣毅, 王永华, 贺孝涛, 等. 基于改进量子粒子群的发动机部件特性修正[J]. 航空计算技术, 2012, 42(2): 4-8.
- [15] Li Y G, Abdul Ghafir M F, Wang L, et al. Improved Multiple Point Nonlinear Genetic Algorithm Based Performance Adaptation Using Least Square Method[J]. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2012, 134(3): 1-10.
- [16] Lv J, Shi X. Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Factor Selection Strategy[C]. *Chengdu: IEEE 4th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC)*, 2019.
- [17] 徐浩天, 季伟东, 孙小晴, 等. 基于正态分布衰减惯性权重的粒子群优化算法[J]. 深圳大学学报(理工版), 2020, 37(2): 208-213.
- [18] Wang Chao, Ou Yang, Shan Zhiyong. Improved Particle Swarm Optimization Algorithm Based on Dynamic Change Speed Attenuation Factor and Inertia Weight Factor [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, 1732(1).
- [19] 滕志军, 吕金玲, 郭力文, 等. 基于动态加速因子的粒子群优化算法研究[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(12): 125-129.
- [20] Javidrad F, Nazari M. A New Hybrid Particle Swarm and Simulated Annealing Stochastic Optimization Method [J]. *Applied Soft Computing Journal*, 2017, 60: 634-654.
- [21] Emad Mirsadeghi, Salman Khodayifar. Hybridizing Particle Swarm Optimization with Simulated Annealing and Differential Evolution [J]. *Cluster Computing*, 2020, 24: 1135-1163.
- [22] 闫群民, 马瑞卿, 马永翔, 等. 一种自适应模拟退火粒子群优化算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2021, 48(4).
- [23] Zhuang Wu, Shuo Zhang, Ting Wang. A Cooperative Particle Swarm Optimization with Constriction Factor Based on Simulated Annealing [J]. *Computing*, 2018, 100(8): 861-880.

(编辑: 史亚红)