

# 采用改进模拟退火算法的高速飞行器随控 总体优化方法

葛振振, 周军, 林鹏

(西北工业大学精确制导与控制研究所, 西安 710072)

**摘要:** 选取翼身组合体气动布局的高速飞行器为研究对象, 基于已建立的飞行器总体参数与气动非线性/耦合性等随控性指标间的表征数学模型, 开展高速飞行器的随控总体优化方法研究, 使得飞行器在全弹道上所有特征点处的非线性度/耦合度的最大绝对值达到最小。为改善经典模拟退火算法的全局搜索能力, 提高退火算法的趋优避劣性, 引入精英集合策略。算法测试结果表明: 改进模拟退火算法比经典模拟退火算法具有更好的收敛稳定性和收敛速度。算例飞行器的随控总体优化结果表明: 飞行器在全弹道上的非线性度  $m_{NL}^a$ 、耦合度  $C_{xy}$ 、 $C_{yx}$  分别改进了 90.6%、99%、36.5%, 取得了较好的优化效果。

**关键词:** 随控优化; 非线性度; 耦合度; 模拟退火算法; 精英集合策略

中图分类号: V448 文献标识码: A 文章编号: 1000-1328(2013)11-1427-07

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2013.11.002

## The Control-Configured Optimization Method for Hypersonic Vehicles Using the Improved Simulated Annealing Algorithm

GE Zhen-zhen, ZHOU Jun, LIN Peng

(Institute of Precision Guidance and Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** Based on the established model that both aerodynamic nonlinearity and aerodynamic coupling are the function of configuration parameters, a chosen hypersonic vehicle's shape will be optimized to search for optimal configuration parameters with the lowest nonlinearity and coupling of the all ballistic feature points. To improve simulated annealing algorithm's search capability in the whole feasible region, a well-chosen aggregation strategy containing a few locally best optimal elements is introduced. The optimization results of test functions indicate that the improved algorithm possesses a better convergence stability and speed. The specific vehicle's control-configured optimization results reveal that the improved simulated annealing algorithm is more effective and has a better search capability in the whole feasible region.

**Key words:** Control-configured optimization; Degree of nonlinearity; Degree of coupling; Simulated annealing algorithm; Aggregation strategy

### 0 引言

随控布局飞行器<sup>[1]</sup>是在 20 世纪 70 年代最早提出的, 通过放宽静稳定性、机动载荷控制等狭义随控布局技术, 将主动控制技术应用到飞机上以发挥控制系统的潜力, 放宽对总体设计的需求。近年来, 通

过借鉴狭义随控布局思想, 提出了其逆向思想——广义随控布局<sup>[2-3]</sup>: 以降低控制系统设计难度和提高飞行品质为目的, 对飞行器总体布局进行优化。

目前传统的飞行器气动外形优化<sup>[4]</sup>通常以增加飞行器的升阻比、升力线斜率为目的, 研究对象仍以翼型最为常见<sup>[5]</sup>, 对机身弹身的关注相对较少。

文献[6]以二次曲线方法建立弹身外形,采用内伏牛顿理论估算高超声速气动特性,实现了具有二次曲线截面的再入飞行器布局优化;文献[7]将神经网络响应面技术与CFD气动分析相结合,实现了乘波体布局的气动外形优化。此外,飞行器气动外形优化常采用基于梯度的局部方法作为优化设计算法,该方法容易陷入局部最优导致优化解的全局性较差。

本文根据广义随控布局思想,选取翼身组合体飞行器作为随控优化对象,基于已建立的飞行器随控性评价指标与总体参数间的表征模型<sup>[3,8]</sup>开展气动外形优化以降低高速飞行器严重的气动非线性/耦合特性。为改善优化解的相对全局最优性,防止过早陷入局部最优,本文引入精英集合策略以改进模拟退火算法。

## 1 总体随控布局评价指标定义

本文针对图1所示的翼身组合体气动布局的高速飞行器定义其气动非线性和耦合特性随控评价指标。飞行器弹身分为单锥、双锥布局,弹翼分为单后掠、双后掠布局,垂尾分为单垂尾、双垂尾布局。因此可组合  $C_1^2 C_2^2 C_3^2 = 6$  种不同布局的飞行器。

翼身组合体飞行器的19个外形参数主要包括:尖、截锥锥角  $\theta_1, \theta_2$ 、长度  $L_1, L_2$ ;圆柱段长度  $L_3$ ;尾部裙长度  $L_4$ 、收缩角  $\theta_3$ ;内、外翼前缘后掠角  $\chi_1, \chi_{II}$ ,根弦长度  $b_{0I}, b_{0II}$ ;垂尾前缘后掠角  $\chi_{cw}$ ,根稍弦长度  $b_{cus}, b_{cul}$ ;方向舵弦长  $b_{wr}$ ,展长  $l_{wr}$ ;差动舵弦长  $b_{cwr}$ ,展长  $l_{cwr}$ ;飞行器的质心位置  $x_c$ 。

### 1) 气动非线性度定义

根据牛顿碰撞理论、激波膨胀波理论和工程估算公式<sup>[9]</sup>可建立飞行器俯仰通道的俯仰力矩系数  $m_z(\alpha)$  的表征模型<sup>[3]</sup>,将  $m_z(\alpha)$  的表征模型化简整理为:

$$m_z^\alpha(\mathbf{x}_i) = c + L(\mathbf{x}_i)\alpha + o(\alpha) \quad (1)$$

式中:  $c$  为常数、 $L(\mathbf{x}_i)$  是与  $\alpha$  无关的函数、 $o(\alpha)$  是  $\alpha$  的高阶无穷小,  $\mathbf{x}_i$  由飞行状态参数  $\alpha, Ma, H$  和飞行器外形参数  $\mathbf{x}$  组成的向量。

气动非线性度的定义<sup>[3]</sup>为:

$$m_{NL}^\alpha = \frac{|m_z^\alpha(\mathbf{x}_i) - c - L(\mathbf{x}_i)\alpha|}{|m_z^\alpha(\mathbf{x}_i) - c - L(\mathbf{x}_i)\alpha| + |c + L(\mathbf{x}_i)\alpha|} \times 100\% \quad (2)$$

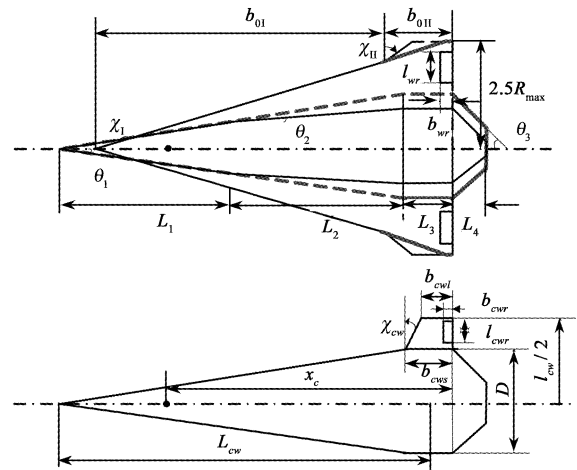


图1 翼身组合体飞行器基准外形

Fig.1 Vehicle's configuration and parameters

### 2) 气动耦合度定义

由飞行器的气动力矩方程可知,气动力矩系数中存在耦合力矩系数项。忽略次要耦合项后,三通道的主要耦合力矩系数项包括:  $m_x^{\delta_y}, m_y^{\delta_x}, m_z^{\delta_x}, m_z^{\delta_y}$ 。各通道的气动耦合度定义<sup>[8]</sup>为:

(1) 差动舵偏转下的耦合度:

对偏航通道产生的耦合度:

$$C_{xy} = m_y^{\delta_x} / m_y^{\delta_y} \times 100\% \quad (3)$$

对俯仰通道产生的耦合度:

$$C_{xz} = m_z^{\delta_x} / m_z^{\delta_z} \times 100\% \quad (4)$$

(2) 方向舵偏转下的耦合度:

对滚转通道产生的耦合度:

$$C_{yx} = m_x^{\delta_y} / m_x^{\delta_x} \times 100\% \quad (5)$$

对俯仰通道产生的耦合度:

$$C_{yz} = m_z^{\delta_y} / m_z^{\delta_z} \times 100\% \quad (6)$$

将工程估算公式与CFD计算相结合可建立上述气动耦合度的表征模型<sup>[8]</sup>。

## 2 总体随控布局优化模型

基于上述气动特性综合评价指标开展全弹道多特征点的飞行器随控总体优化,是典型的多目标优化问题。多目标优化问题的一般描述<sup>[10]</sup>:

$$\begin{aligned} \min \quad & \mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})]^T \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} e_i(\mathbf{x}) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \\ \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T \in \mathbf{X} \\ \mathbf{y} = (y_1, \dots, y_k)^T \in \mathbf{Y} \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为决策向量;  $\mathbf{y}$  为目标向量;  $\mathbf{X}$  为决策向量构成的决策空间;  $\mathbf{Y}$  为目标向量构成的目标空间; 约束  $e_i(\mathbf{x}) \leq 0$  为可行域。

设在飞行器全弹道上选取  $n$  个特征点, 任意特征点  $i$  的飞行状态参数包括攻角  $\alpha_i$ 、马赫数  $Ma_i$ 、高度  $H_i$ , 随控评价指标包括  $m_{NL}^i, C_{xy}^i, C_{xz}^i, C_{yx}^i, C_{yz}^i$ 。为便于模型简化, 构造以下子目标函数:

$$\begin{aligned} f_1(\mathbf{x}) &= \max_{i=1, \dots, n} \{ |m_{NL}^i| \} \\ f_2(\mathbf{x}) &= \max_{i=1, \dots, n} \{ |C_{xy}^i| \}, f_3(\mathbf{x}) = \max_{i=1, \dots, n} \{ |C_{xz}^i| \} \\ f_4(\mathbf{x}) &= \max_{i=1, \dots, n} \{ |C_{yx}^i| \}, f_5(\mathbf{x}) = \max_{i=1, \dots, n} \{ |C_{yz}^i| \} \end{aligned} \quad (8)$$

式中:  $i = 1, 2, \dots, n, \mathbf{x} = (\mathbf{B}, \mathbf{W}, \mathbf{C})^T$  为决策向量。

$$\begin{cases} \mathbf{B} = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, L_1, L_2, L_3, L_4, x_c)^T \\ \mathbf{W} = (\chi_1, \chi_{II}, b_{0I}, b_{0II}, l_{wr}, b_{wr})^T \\ \mathbf{C} = (\chi_{cw}, b_{cws}, b_{cul}, l_{cur}, b_{cur})^T \end{cases} \quad (9)$$

基于上述子目标函数所建立的高速飞行器全弹道多特征点随控总体优化模型为:

$$\begin{aligned} \min \quad & \mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), \dots, f_5(\mathbf{x})]^T \quad (10) \\ \text{s. t.} \quad & \begin{cases} x_{j0}(1-d) \leq x_j \leq x_{j0}(1+u), j = 1, \dots, m \\ b_{0I} + b_{0II} < L_1 + L_2 + L_3 \\ x_c < L_1 + L_2 + L_3 \\ l_{wr} < 1.5R_{\max} \\ 0 < b_{wr} < b_{0I} - 2.5R_{\max} \tan \chi_1, \tilde{\omega} = 1 \\ 0 < b_{wr} < b_{0II} - b_{II} + b_c, \tilde{\omega} = 2 \\ R_{\max} < b_{0I} \cot \chi_1 < 2.5R_{\max}, \tilde{\omega} = 2 \\ 0 < l_{cur} \tan \chi_{cw} < b_{cws} - b_{cul} \\ b_{cur} < b_{cul} \\ 0 < \theta_1, \theta_2, \theta_3, \chi_1, \chi_{II}, \chi_{cw} < \pi/2 \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $d, u \in (0, 0.5)$ ;  $b_{II} = 2.5R_{\max} \tan \chi_{II}$ ;  $b_c = b_{0I} \cot \chi_1 \tan \chi_{II}$ ;  $\tilde{\omega} = 1$  表示单后掠布局;  $\tilde{\omega} = 2$  表示双后掠布局; 非线性约束不仅确定可行域大小, 而且使飞行器随控优化前后的气动布局相一致。

工程实际中解决多目标优化问题的常用方法: 首先将多目标转化为单目标优化问题, 然后采用现代优化理论(主要包括遗传算法、模拟退火算法和神经网络算法)进行优化。因此, 本文采用理想点法, 根据式(12)将多目标转换为单目标优化问题。

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}} h(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}} \left[ \sum_{i=1}^5 (f_i(\mathbf{x}) - f_i^0) / f_i^0 \right]^{1/2} \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{X}$  为非线性决策空间,  $f_i^0$  为函数  $f_i(\mathbf{x})$  的理想值。

### 3 改进的模拟退火算法

模拟退火算法<sup>[11-12]</sup>(SA)采用冷却进度参数表控制算法的进程, 使得算法在控制参数  $t$  逐渐“降温”并趋于零时, 最终求得优化问题的相对全局最优解。

冷却进度参数表包括控制参数  $t$  的初始值  $t_0$ 、衰减函数、终止准则及 Markov 链长度  $L_k$ 。优化问题的一个解  $\mathbf{x}_i$  及其目标函数  $f(\mathbf{x}_i)$  分别与固体的一个微观态  $\psi_i$  及其能量  $E(\psi_i)$  相对应。

模拟退火算法在初始温度足够高、温度衰减足够慢的条件下, 能以概率 1 收敛到全局最优解<sup>[12]</sup>。由于它采用 Metropolis 接受准则概率接受劣质解, 从而具有跳出局部最优的能力。算法基本流程如下:

- ① 给定冷却进度参数表及初始解  $\mathbf{x}_0$ ;
- ② 参数  $t = t_k$  时作  $L_k$  次试探搜索:

在解  $\mathbf{x}_k$  的邻域产生新的可行解  $\mathbf{x}'_k$ ; 根据式(13)计算相应的 Metropolis 接受概率  $P$ ; 若  $\eta \leq P$ , 则接受新解, 其中  $\eta$  是  $[0, 1]$  区间的均布随机数。

$$P = \begin{cases} 1, & f(\mathbf{x}'_k) \leq f(\mathbf{x}_k) \\ e^{-(f(\mathbf{x}_k) - f(\mathbf{x}'_k)) / t_k}, & f(\mathbf{x}'_k) > f(\mathbf{x}_k) \end{cases} \quad (13)$$

- ③ 退火操作  $t_{k+1} = T(t_k)$ , 若满足终止准则, 退火结束, 输出  $\mathbf{x}_k$ ; 否则, 转②。

#### 3.1 精英集合策略

由于 SA 算法采用 Metropolis 准则概率接受劣质解, 可能导致算法的收敛速度慢、波动性强。针对经典 SA 算法存在的问题, 本文引入精英集合策略进行改进。精英集合策略即在退火过程中提供精英集合以记录当前已搜索到的若干最优解  $\mathbf{x}_k$  及其  $f(\mathbf{x}_k)$ 。集合中的任意元素  $\mathbf{x}_k$  则称为精英解, 主要用于确定降温退火方向。

设精英集合  $G$  的容量为  $N$ 。在  $t = t_0$  时, 初始解  $\mathbf{x}_0 = \mathbf{x}_0^* \in G$ , 集合元素个数  $s = 1$ 。在退火过程中, 判定可行解  $\mathbf{x}'$  能否进入精英集合的步骤如下:

- ① 若  $f(\mathbf{x}'_k) \leq f(\mathbf{x}_0^*)$ , 则  $\mathbf{x}'$  进入集合; 否, 转④。
- ② 若  $s < N$ , 则  $\mathbf{x}'$  进入集合,  $s = s + 1$ ; 否则, 先

令  $\mathbf{x}_0^*$  退出集合, 然后  $\mathbf{x}'$  再进入,  $s = N$ 。

③ 将集合中的  $s$  个元素按  $f(\mathbf{x}_i^*)$  由大到小排序, 即  $f(\mathbf{x}_0^*) \geq \dots \geq f(\mathbf{x}_{s-1}^*)$ 。

④ 判定结束。

精英集合策略的引入使退火具有一定的方向性, 引导算法跳出当前劣质局部最优解进入相对优质局部最优解邻域。这种策略一方面可减少算法在劣质局部解邻域内的搜索次数, 改善算法跳出局部最优的能力及提高搜索到全局最优解的概率; 另一方面可加速算法的收敛速度, 降低退火过程中  $f(\mathbf{x}_k)$  的波动性。

### 3.2 改进 SA 算法的实现步骤

基于精英集合策略的改进模拟退火算法 (IMSA) 的实现步骤如下:

**Step 1.** 给定冷却进度参数表及初始解  $\mathbf{x}_0$ ;

**Step 2.** 参数  $t = t_k$  时作  $L_k$  次试探搜索:

a) 根据式 (14) 在解  $\mathbf{x}_k$  的邻域内产生新解  $\mathbf{x}'_k$ ;

$$\mathbf{x}'_k = \begin{cases} \mathbf{x}_k + \xi(\mathbf{x}_k^{\max} - \mathbf{x}_k)e^{-D/K}, & \zeta \geq 0 \\ \mathbf{x}_k + \xi(\mathbf{x}_k^{\min} - \mathbf{x}_k)e^{-D/K}, & \zeta < 0 \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $[\mathbf{x}_k^{\min}, \mathbf{x}_k^{\max}]$  是  $\mathbf{x}_k$  的可行区间,  $\xi, \zeta$  分别是  $[0, 1], [-1, 1]$  区间的均布随机数,  $D$  为降温退火次数,  $K$  为正比例系数。

b) 依照精英集合的准入法则判定新解  $\mathbf{x}'_k$  能否进入集合;

c) 根据式 (13) 计算相应的 Mertopolis 接受概率  $P$ ; 若  $\eta \leq P$ , 则接受新解  $\mathbf{x}_k = \mathbf{x}'_k$ , 其中  $\eta \in U[0, 1]$  的均布随机数。

**Step 3.** 若  $f(\mathbf{x}_k) > f(\mathbf{x}_0^*)$ , 令  $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_r^*$ , 其中  $r \in [0, s - 1]$  的均布随机整数; 否则  $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k$ 。退火操作  $t_{k+1} = T(t_k)$ , 若满足终止准则, 则结束, 输出  $\mathbf{x}_{s-1}^*$ ; 否则, 转 Step2。

### 3.3 改进 SA 算法测试

为了验证本文改进模拟退火算法的收敛稳定性、快速性和优化解的相对全局最优性, 选取 2 个常用的测试函数进行测试。在测试过程中主要与经典模拟退火算法进行比较。

1) Ackley 函数

$$f(\mathbf{x}) = -20e^{-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)} + 20 + e \quad (15)$$

Ackley 函数在区间  $x_i \in [-32, 32]$  内的全局最

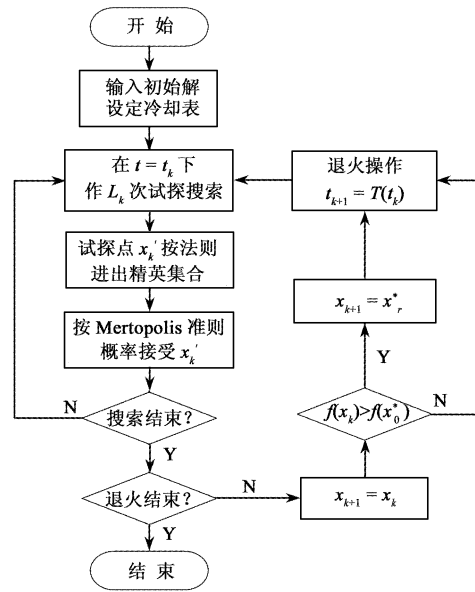


图 2 改进 SA 算法流程图

Fig. 2 Improved SA algorithm process

优解为  $x_i = 0, i = 1, 2, \dots, n, f_{\min} = 0$ 。

2) Griewank 函数<sup>[13]</sup>

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1 \quad (16)$$

Griewank 函数在区间  $x_i \in [-600, 600]$  内的全局最优解为  $x_i = 0, i = 1, 2, \dots, n, f_{\min} = 0$ 。

Ackley 与 Griewank 函数具有相同且唯一的全局最优解, 但是在二者全局最优解的附近存在大量的局部极值。因此其对优化算法的全局搜索能力要求较高。

改进模拟退火算法的参数设置如下: 初始温度  $t_0 = 10000$ ; Markov 链长度  $L_k = 100$ ; 温度衰减函数  $t_{k+1} = 0.99t_k$ ; 终止准则  $t_k < 0.01$ ; 比例系数  $K = 200$ ; 精英集合容量  $N = 10$ 。

分别对测试函数进行  $n = 3, 9, 15, 20, 35$  维的优化仿真, 所有仿真的算法参数设置相同。结果取连续运行 50 次所得最优解的平均值  $E$ 、方差  $S_n^2$  和最小值  $f_{\min}$ 。

通过对比分析上述两种算法的测试结果可知, 本文的改进 SA 算法 (IMSA) 具有以下优点:

- a) 收敛速度较快;
- b) 退火过程中解的波动性小、稳定性强;
- c) 退火结束时解的相对全局最优性较好。

表 1 Ackley 函数优化结果

Table 1 Ackley function's optimization results

n	SA 算法			IMSA 算法		
	E	S <sub>n</sub> <sup>2</sup>	f <sub>min</sub>	E	S <sub>n</sub> <sup>2</sup>	f <sub>min</sub>
3	2.8 × 10 <sup>-3</sup>	2.0 × 10 <sup>-3</sup>	1.1 × 10 <sup>-2</sup>	4.4 × 10 <sup>-3</sup>	2.6 × 10 <sup>-6</sup>	1.6 × 10 <sup>-3</sup>
9	7.8 × 10 <sup>-2</sup>	6.7 × 10 <sup>-4</sup>	2.2 × 10 <sup>-2</sup>	3.6 × 10 <sup>-2</sup>	2.8 × 10 <sup>-5</sup>	1.9 × 10 <sup>-2</sup>
15	1.3 × 10 <sup>-1</sup>	1.3 × 10 <sup>-3</sup>	5.4 × 10 <sup>-2</sup>	5.9 × 10 <sup>-2</sup>	4.9 × 10 <sup>-5</sup>	4.4 × 10 <sup>-2</sup>
20	1.5 × 10 <sup>-1</sup>	1.8 × 10 <sup>-3</sup>	6.9 × 10 <sup>-2</sup>	7.6 × 10 <sup>-2</sup>	5.0 × 10 <sup>-5</sup>	6.1 × 10 <sup>-2</sup>
35	2.7 × 10 <sup>-1</sup>	2.3 × 10 <sup>-3</sup>	1.7 × 10 <sup>-1</sup>	1.7 × 10 <sup>-1</sup>	6.0 × 10 <sup>-2</sup>	1.0 × 10 <sup>-1</sup>

表 2 Griewank 函数优化结果

Table 2 Griewank function's optimization results

n	SA 算法			IMSA 算法		
	E	S <sub>n</sub> <sup>2</sup>	f <sub>min</sub>	E	S <sub>n</sub> <sup>2</sup>	f <sub>min</sub>
3	1.6 × 10 <sup>-1</sup>	4.5 × 10 <sup>-1</sup>	1.1 × 10 <sup>-2</sup>	7.6 × 10 <sup>-3</sup>	9.5 × 10 <sup>-5</sup>	6.2 × 10 <sup>-5</sup>
9	2.6 × 10 <sup>-1</sup>	5.4 × 10 <sup>-1</sup>	1.1 × 10 <sup>-1</sup>	1.3 × 10 <sup>-1</sup>	1.3 × 10 <sup>-1</sup>	5.3 × 10 <sup>-2</sup>
15	3.0 × 10 <sup>-1</sup>	3.4 × 10 <sup>-1</sup>	1.6 × 10 <sup>-1</sup>	1.0 × 10 <sup>-1</sup>	9.1 × 10 <sup>-2</sup>	3.7 × 10 <sup>-2</sup>
20	6.4 × 10 <sup>-1</sup>	8.55	1.1 × 10 <sup>-1</sup>	1.2 × 10 <sup>-1</sup>	5.6 × 10 <sup>-2</sup>	6.7 × 10 <sup>-2</sup>
35	1.14	5.2 × 10 <sup>-2</sup>	1.18	2.3 × 10 <sup>-1</sup>	4.5 × 10 <sup>-2</sup>	1.5 × 10 <sup>-1</sup>

4 总体随控布局优化仿真

为了验证飞行器总体随控优化效果,本文选取气动布局相对复杂的“双锥+双后掠+单垂尾”飞行器作为算例飞行器,对其进行全弹道多特征点的总体随控布局优化。算例飞行器的初始外形参数为:

$$B = (9.5^\circ, 4^\circ, 45^\circ, 3\text{m}, 2.5\text{m}, 0.3\text{m}, 0.2\text{m}, 4.5\text{m})^T$$

$$W = (65^\circ, 35^\circ, 2.8\text{m}, 2\text{m}, 0.5\text{m}, 0.15\text{m})^T$$

$$C = (5.7^\circ, 0.3\text{m}, 0.25\text{m}, 0.3\text{m}, 0.15\text{m})^T$$

随控布局优化仿真模型以式(12)为目标函数,通过惩罚函数法<sup>[14]</sup>将式(11)的非线性约束转换为惩罚项,然后采用 IMSA 算法进行退火优化,最后与 SA 算法的优化结果进行比对分析以评估其优化效果。随控布局优化仿真模型的参数设置如下:

① 子目标函数理想值:  $f_i^0 = 1 \times 10^{-6}, i = 1, \dots, 5$ 。

② 可行域上下边界:  $u = d = 0.3$ 。

③ IMSA 算法参数:

初始温度  $t_0 = 10000$ ; Markov 链长度  $L_k = 100$ ; 温度衰减函数  $t_{k+1} = 0.99t_k$ ; 终止准则  $t_k < 0.01$ ; 比例系数  $K = 200$ ; 精英集合容量  $N = 10$ 。

算例飞行器随控优化仿真模型中各参数设置完成后,采用引入精英集合策略的 IMSA 算法对算例飞行器进行随控优化。最终通过 IMSA 优化得到的飞行器外形参数为:

$$B^* = (9.9^\circ, 4.1^\circ, 42.6^\circ, 2.8\text{m}, 2.6\text{m}, 0.32\text{m}, 0.255\text{m}, 4.15\text{m})^T$$

$$W^* = (77^\circ, 28.1^\circ, 2.86\text{m}, 2.29\text{m}, 0.52\text{m}, 0.16\text{m})^T$$

$$C^* = (5.84^\circ, 0.28\text{m}, 0.252\text{m}, 0.33\text{m}, 0.146\text{m})^T$$

根据算例飞行器初始的、优化后外形参数向量  $x = (B, W, C)^T, x^* = (B^*, W^*, C^*)^T$  以及全弹道上各特征点的飞行状态,分别计算优化前后飞行器在各特征点处的气动非线性度和耦合度评价指标值。

表 3 全弹道特征点处飞行状态

Table 3 Ballistic feature points' flight states

特征点	马赫数	攻角	高度	说明
1	20.74	15°	60000m	初始再入点
2	18.95	15°	42000m	攻角最大点
3	15	0.5°	25000m	攻角最小点
4	10.15	8°	20000m	弹道下压点
5	5.76	2°	0	目标遭遇点

通过分析表 4 可知:随控优化后飞行器的非线性度  $m_{NL}^\alpha$ 、差动舵对偏航通道的耦合度  $C_{xy}$ 、方向舵对滚动通道的耦合度  $C_{yx}$  分别改进了 90.6%、99%、36.5%,特别是  $C_{xy}$  的全弹道最大值从优化前的 275.7% 降为优化后的 0.14%,优化效果十分显著;差动舵对俯仰通道的耦合度  $C_{xz}$ 、方向舵对俯仰通道的耦合度  $C_{yz}$  处于耦合度较低的水平维持不变。总体而言,本文采用引入精英集合策略的改进模拟退火算法进行飞行器全弹道多特征点随控总体优化的效果显著。

表4 优化前后各特征点处的气动特性评价指标

Table 4 Original and optimized vehicle aerodynamic meteward values

特征点	优化前气动特性评价指标					优化后气动特性评价指标				
	$m_{NL}^a$	$C_{xy}$	$C_{xz}$	$C_{yx}$	$C_{yz}$	$m_{NL}^a$	$C_{xy}$	$C_{xz}$	$C_{yx}$	$C_{yz}$
1	47.05%	225.4%	8.81%	-0.19%	-2.98%	5.28%	0.12%	9.72%	0.51%	-2.88%
2	50.72%	203.1%	19.12%	3.12%	2.52%	4.62%	0.11%	21.1%	2.13%	-2.44%
3	32.53%	14.35%	-2.26%	4.14%	12.5%	1.98%	0.007%	-2.49%	2.71%	12.08%
4	50.03%	275.7%	21.51%	4.75%	2.34%	0.78%	0.14%	23.73%	3.1%	2.26%
5	56.01%	40.29%	1.74%	5.95%	7.36%	5.27%	0.021%	1.92%	3.78%	7.11%
最大绝对值	56.01%	275.7%	21.51%	5.95%	12.5%	5.28%	0.14%	23.73%	3.78%	12.08%

此外,同时利用经典模拟退火算法对上述算例飞行器进行总体随控优化,并将优化结果与改进的模拟退火算法进行对比分析可知:二者的优化效果基本相同,但是 IMSA 算法的收敛稳定性明显优于 SA 算法,IMSA 算法收敛速度约为 SA 算法的 2 倍。

表5 优化算法收敛性

Table 5 Convergence of optimization algorithm

算法	降温退火次数				
	$m_{NL}^a$	$C_{xy}$	$C_{xz}$	$C_{yx}$	$C_{yz}$
SA	1065	767	483	1191	688
IMSA	499	466	257	499	280

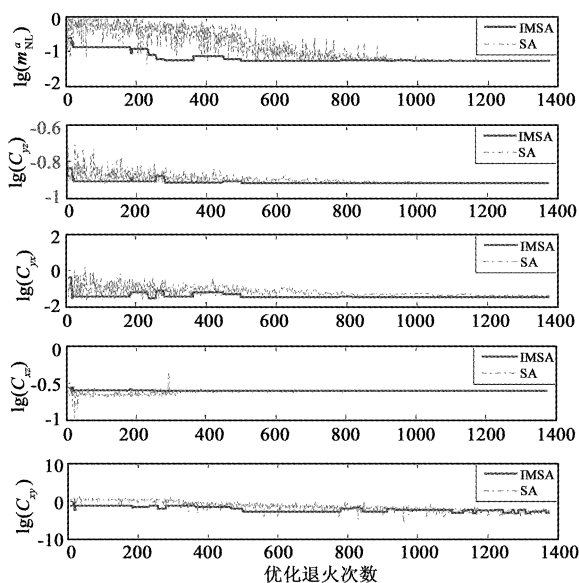


图3 算例飞行器随控优化曲线

Fig. 3 Control-configured optimization curves

## 5 结论

为了改善经典模拟退火算法的全局搜索能力,本文引入精英集合策略,使其与经典模拟退火算法相结合。改进后的模拟退火算法在退火过程具有一

定的“趋优避劣”特性,搜索到全局最优解的相对概率增大、收敛速度快、波动性小。本文采用改进的模拟退火算法开展基于全弹道多特征点的飞行器总体随控优化,旨在降低飞行器的气动非线性度和耦合度。算例飞行器的随控优化仿真验证结果表明:采用引入精英集合策略的改进模拟退火算法进行飞行器总体随控优化时,算法收敛速度快、稳定性强、优化解的相对全局最优性好,从而提高飞行器优化设计效率。

## 参 考 文 献

- [1] McRuer D, Graham D. Eighty years of flight control: triumphs and pitfalls of the systems approach[J]. Journal of Guidance and Control, 1981, 4(4): 353-362.
- [2] Anderson M R, Mason W H. An MDO approach to control configured vehicle design[C]. The 6th AIAA Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, Bellevue, WA, September 4-6, 1996.
- [3] 周军,周敏,林鹏.降低气动非线性的高速飞行器总体优化方法研究[J].宇航学报,2012,33(7):870-875.[Zhou Jun, Zhou Min, Lin Peng. Research on the control-configured optimization to reduce aerodynamic nonlinearity of hypersonic vehicles[J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(7): 870-875.]
- [4] 王振国,陈小前,罗文彩,等.飞行器多学科设计优化理论与应用研究[M].北京:国防工业出版社,2006.
- [5] 王荣伟,高正红.基于改进粒子群算法的翼型多目标研究优化[J].应用力学学报,2011,28(3):232-236.[Wang Rong-wei, Gao Zheng-hong. Improved multi-objective particle swarm optimization algorithm for aerofoil aerodynamic optimization design[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2011, 28(3): 232-236.]
- [6] 唐伟,张勇,李为吉,等.二次曲线界面弹身的气动设计及优化[J].宇航学报,2004,25(4):429-433.[Tang Wei, Zhang Yong, Li Wei-ji, et al. Aerodynamic design and

- optimization for vehicles with conic cross section[J]. Journal of Astronautics, 2004, 25(4): 429 - 433. ]
- [ 7 ] 张锋涛, 崔凯, 杨国伟, 等. 基于神经网络技术的乘波体优化设计[J]. 力学学报, 2009, 41(3): 418 - 423. [ Zhang Feng-tao, Cui Kai, Yang Guo-wei, et al. Optimization design of waverider based on the artificial neural networks[J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2009, 41(3): 418 - 423. ]
- [ 8 ] 王宏伟. 高超声速飞行器气动耦合建模评价与随控优化方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2012. [ Wang Hong-wei. Research on aerodynamic couple model, evaluation and optimization method with control for hypersonic vehicles [ D ]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2012. ]
- [ 9 ] 严恒元. 飞行器气动特性分析与工程计算[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1990.
- [ 10 ] Zitzler E. Evolutionary algorithms for multiobjective optimization methods and applications[D]. Zurich: Swiss Federal Institute of Technology, 1999.
- [ 11 ] 张光澄. 非线性最优化计算方法[M]. 北京: 高等教育出版社, 2005.
- [ 12 ] 刑文训, 谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [ 13 ] 唐忠. 粒子群算法惯性权重的研究[J]. 广西大学学报: 自然科学版, 2009, 34(5): 640 - 644. [ Tang Zhong. Research inertia value of particle swarm optimization [ J ]. Journal of Guangxi University: Nat Sci Ed, 2009, 34(5): 640 - 644. ]
- [ 14 ] 唐焕文, 秦学志. 实用最优化方法[M]. 大连: 大连理工大学出版社, 2004.

作者简介:

葛振振(1989 - ), 男, 博士研究生, 主要从事飞行器优化设计方法研究。

通信地址: 西安市碑林区西北工业大学航天学院 234 信箱 (710072)

E-mail: gezhzhen@126.com

(编辑: 曹亚君)