

# 基于改进多目标遗传算法的再入飞行控制分配研究

姚从潮<sup>1,2</sup>, 王新民<sup>2</sup>, 陈晓<sup>2</sup>, 尹海韬<sup>2</sup>

(1.中国电子科技集团第38研究所,安徽合肥 230031; 2.西北工业大学自动化学院,陕西西安 710072)

**摘要:**高超声速飞行器再入飞行段需要反推力器进行辅助姿态控制,控制力矩向气动舵面和反推力器的合理分配是再入飞行控制的一个关键问题。文章考虑燃料消耗、舵面偏转状态和误差三要素,将控制分配视为一个多目标优化的问题,提出了一种改进的多目标遗传算法。引入一种改进的模拟退火算法提高局部搜索能力;为保证种群的多样性,提出了一种改进的小生境技术,将距离参数设置为动态的函数,并引入种群的繁殖代数。分别设计燃料消耗、舵面偏转和误差的代价系数、约束条件等,获得多目标 Pareto 解集,并基于模糊逻辑,在最优解集中寻获最优解。通过仿真验证了方法的有效性。

**关键词:**高超声速飞行器,再入,遗传算法,多目标优化,控制分配,Pareto 最优解,模糊控制  
**中图分类号:** V249 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-2758(2014)02-0315-08

高超声速飞行器的再入段空间上经历临近空间、稀疏大气层和稠密大气层,速度上经历跨音速、超声速和高超声速。需要进行反推力器进行辅助姿态控制<sup>[1-2]</sup>。反推力器是利用质量喷射排出,产生与质量喷射方向相反的作用力,具有控制力矩大、响应快、机动能力强等优点<sup>[3]</sup>,但是过度依赖反推力器进行控制,会带来推进剂燃料消耗,控制精度不高,甚至控制极限环<sup>[4-5]</sup>或诱发挠性振动<sup>[6-7]</sup>。因此如何合理进行反推力器和舵面的控制力矩分配是一个关键的问题。

对于控制分配算法,国内外的科研工作者取得了很多研究成果,具体可归纳为2大类:基于非优化的分配算法和优化的算配方法,基于非优化的方法<sup>[8-12]</sup>如按比例系数分配、按逻辑选择分配、按姿态控制误差分配、按指令需求分配、链式递增法分配等;优化方法<sup>[13-16]</sup>主要包括广义逆法、二次规划法以及线性规划法等。但是这些多是针对单目标优化问题。

考虑工程实际情况,如果为了节省燃料消耗,则必然是尽量用舵面来实现控制,但如果处于临近空间或稀疏大气层,动压小、舵面效率低,并且偏转角度和角速率比较大,极易引发震荡。并且在姿态角

与指令角度偏差较大时,节省燃料和快速跟踪又是一对矛盾的指标。

因此本文根据再入段飞行环境和执行机构特点,考虑燃料消耗、舵面偏转状况以及跟踪误差大小,将控制力矩向反推力器和舵面的分配视为一个多目标优化问题,提出一种改进的多目标遗传算法:引入改进模拟退火算法,提高整个 Pareto 前缘的搜索能力,增强了多目标遗传算法的局部搜索强度;并提出一种改进的小生境技术,动态调整距离参数,同时引入种群的繁殖代数,既保证了进化初期个体都有较大的差异,又能进一步保证种群的多样性。随后结合模糊算法设计,在 Pareto 最优解集中获得最优个解,最后通过仿真验证控制分配算法的有效性。

## 1 基本概念

### 1.1 多目标优化问题数学描述

多目标优化问题 (multi-objective optimization problem, MOP) 是指在一个大的系统下,使得多个目标或指标在给定区域上经过权衡折中,都尽可能好的优化问题<sup>[17]</sup>。一般 MOP 由一组目标函数和相

收稿日期: 2013-09-10

作者简介: 姚从潮(1986—),西北工业大学博士研究生,主要从事飞行控制方法的研究。

基金项目: 青年科学基金(51377134)资助

关约束组成 如对于有  $n$  个决策变量  $m$  个目标函数的 MOP 可作如下数学描述<sup>[18]</sup>:

$$\begin{aligned} \min_{X \in \Omega} Y = F(X) &= (f_1(X) \ f_2(X) \ \dots \ f_m(X)) \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} g_i(X) \leq 0 & i = 1, 2, \dots, p \\ h_j(X) = 0 & j = 1, 2, \dots, q \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $X = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n) \in \mathbf{R}^n$  是  $n$  维决策向量;  $Y = (y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m) \in \mathbf{R}^m$  是  $m$  维的目标空间;  $g_i(X) \leq 0 (i = 1, 2, \dots, p)$  是  $p$  个不等式约束;  $h_j(X) = 0 (j = 1, 2, \dots, q)$  是  $q$  个等式约束。

### 1.2 Pareto 解集

多目标优化中的最优解通常称为 Pareto 最优解 它是由 Vilfredo Pareto 在 1896 年提出的<sup>[19]</sup>。先给出如下的定义。

定义 5.1 对于多目标优化问题  $\min F(X)$  如果  $\Omega$  满足:

$$\Omega = \{X \in \mathbf{R}^n \mid g_i(X) \leq 0 \ h_j(X) = 0 \ (i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, q)\} \quad (2)$$

则称  $\Omega$  为可行解。

定义 5.2 对于多目标优化问题  $\min F(X)$   $\Omega$  为可行解 设  $X_1, X_2 \in \Omega$ 。若  $F(X_1) \leq F(X_2)$  则称  $X_1$  比  $X_2$  优越; 若  $F(X_1) < F(X_2)$  则称  $X_1$  比  $X_2$  更优越。

定义 5.3 对于多目标优化问题  $\min F(X)$   $\Omega$  为可行解 设  $X^* \in \Omega$ 。如果比  $X^*$  更优越的  $X \in \Omega$  不存在 则称  $X^*$  为弱 Pareto 最优解; 若  $X^*$  比任何  $X \in \Omega$  都优越 则称  $X^*$  为完全 Pareto 最优解; 若比  $X^*$  优越的  $X \in \Omega$  不存在 则称  $X^*$  为强 Pareto 最优解。

定义 5.4 对于多目标优化问题 它的最优解集定义为:

$$P^* = \{X^*\} = \{X \in \Omega \mid \neg \exists X' \in \Omega, \ f_j(X') \leq f_j(X) \ (j = 1, 2, \dots, m)\} \quad (3)$$

定义 5.5 Pareto 最优解集  $P^*$  包含的所有 Pareto 最优解对应的目标函数值构成的曲面称为 Pareto 最优边界或是 Pareto 前缘。

## 2 多目标遗传算法及其改进

针对式 (1) 描述的多目标优化问题, 1967 年, Rosenberg 在他提出了多目标遗传算法<sup>[20]</sup> (Multi-objective Genetic Algorithm, MOGA)。Srinivas 和 Deb 于 1995 年提出的非劣分层遗传算法<sup>[21]</sup> (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA) 2002 年 Deb

K 等人改进了 NSGA 算法, 提出了 NSGA-II 算法<sup>[22]</sup>。在本文的控制分配研究中, 我们对 NSGA-II 算法加以改进 应用到分配算法中 实现控制力矩向气动舵面和反推力器的分配。

### 2.1 改进模拟退火算法

为弥补遗传算法全局搜索能力强但是局部搜索能力较差的缺陷 本文在遗传算法中引入模拟退火算法 增强局部搜索能力 提高算法的效率。模拟退火基本过程如下:

- 1) 给定初始温度  $T$  及初始点 并把它作为当前的最优点 设定退火速度为  $K$  最低温度  $T_0$ ;
- 2) 计算该点的函数适应值  $E = f(x)$ ;
- 3) 按照由生成函数  $g(\Delta x, T)$  确定的概率选择  $\Delta x$  产生一新点  $X_n$  为  $x + \Delta x$  并计算新的目标函数值  $E_n = f(X_n)$  按照由接收函数  $h(\Delta E, T)$  确定的概率将  $X$  设定为  $X_n$   $E$  设为  $E_n$  其中  $\Delta E = E_n - E$  为目标函数增量;
- 4) 若  $\Delta E \leq 0$  则接受新点为当前最优点 作为下一次模拟的初始点; 若  $\Delta E > 0$  则计算新接受点概率: 若  $\exp(-\Delta E/T) > \varepsilon$   $\varepsilon$  为  $[0, 1]$  的随机数, 也接受新点为当前最优点 否则拒绝 维持先前点的值;
- 5) 增加迭代次数  $K$  如果  $K$  达到最大迭代次数 停止迭代 否则返回步骤 2)。

将模拟退火算法应用到本文的多目标优化问题时 需要对算法进行改进: 在第 3) 步中 根据产生的新点 改进原先只计算一个目标函数值 而需计算该新点的各个子目标函数值 并计算各个子目标函数的增量  $\Delta E_i (i = 1, 2, \dots, N)$  其中  $N$  为个体的目标数目。在随后步骤 (4) 中 若所有  $\Delta E_i \leq 0$  则接受该新点 作为当前的最优点; 否则针对  $\Delta E_j > 0 (j = 1, 2, \dots, n)$  部分 计算如下范数:

$$\Delta E = \|\Delta_j\| = \sqrt{\Delta_1^2 + \Delta_2^2 + \dots + \Delta_n^2} \quad (4)$$

式中:  $n$  为新点对应的子目标函数值大于旧点子目标函数值的个数。随后计算新接受点概率, 若  $\exp(-\Delta E/T) > \varepsilon$  接受新点为当前最优点 否则拒绝 维持先前点的值。

### 2.2 改进小生境技术

小生境技术是以自然界中“物以类聚, 人以群分”的规律发展起来的。其基本思想是: 比较群体中每两个个体之间的距离, 当 2 个个体距离近到小于某一个规定值  $L$  时 根据个体适应度值 对适应度低的个体处以一个惩罚函数 极大降低其适应度值,

使其在后面的进化中淘汰的概率变大。因此在距离  $L$  之内将只保留一个优良的个体, 从而保证了种群的多样性, 又使个体在整个约束空间分散开。

但是距离参数  $L$  是人为设定的, 为了维护种群的多样性, 若  $L$  值过大, 则在距离  $L$  之内可能存在多个优良个体, 必然有优良个体被逐渐淘汰, 导致收敛速度变慢, 甚至无法找到全局最优解; 若  $L$  值较小, 则种群多样性无法保持, 又容易出现早熟现象。因此必须合理的选择距离参数  $L$ , 才能充分发挥小生境的优势, 保重种群的多样性, 搜索到最优解。

为此本文提出了一种改进的小生境技术, 将距离参数  $L$  设置为动态的函数, 并引入种群的繁殖代数。在小生境淘汰运算中, 个体之间的距离采用下式计算:

$$d_{ij} = \|M_i - M_j\| = \sqrt{\sum_{n=1}^q [f_{in}(x) - f_{jn}(x)]^2} \quad (i = 1, 2, \dots, M+N-1; j = i+1, \dots, M+N) \quad (5)$$

式中:  $M_i, M_j$  分别为种群中第  $i$  个和第  $j$  个个体对应的目标向量。在获得每个个体之间的距离后, 求取所有距离的平均值  $L'$

$$L' = \frac{\sum_{i=1}^{M+N-1} \sum_{j=i+1}^{M+N} d_{ij}}{\sum_{i=1}^{M+N-1} \sum_{j=i+1}^{M+N} 1} \quad (6)$$

引入种群的繁殖代数  $t$ , 将距离平均值进行修正, 得到改进的距离参数动态函数为:

$$L = L'/t \quad (7)$$

当  $d_{ij} = \|M_i - M_j\| < L$  时, 说明 2 个个体对应的目标函数值靠的很近, 需要对适应度函数加以惩罚函数。从而通过动态调整距离参数  $L$ , 保证了进化初期个体都有较大的差异, 又能进一步保证种群的多样性需求。

至此根据遗传算法的原理, 以及 2.1 和 2.2 小节的算法改进, 可得到最终算法步骤为: 首先随机生成具有  $N$  个个体种群  $P(t)$ , 并求出各个个体的适应度  $E_i (i = 1, 2, \dots, N)$ , 根据适应度值进行非支配性排列, 进行交叉、变异操纵产生子代种群  $Q(t)$ 。将种群  $P(t)$  和  $Q(t)$  合并成一个具有  $2N$  个个体的种群  $R(t)$ ; 随后通过模拟退火算法进行局部搜索得到  $R'(t)$ ; 之后再  $R'(t)$  基础上, 进行小生境运算, 对适应度较低的个体进行惩罚得到  $R''(t)$ , 增加种群多样性; 重新进行种群非支配性排序, 进一步获得  $N$  个种群作为新一代的父种群, 判断终止条件, 最后获得分布均匀的 Pareto 最优前沿。

### 3 基于改进遗传算法的 Pareto 解集实现

#### 3.1 适应度函数设计

对于多目标遗传算法, 适应度函数  $F(X)$  如(1)式表示。其中  $f_1$  到  $f_m$  为考虑不同优化指标时的适应度函数; 写为向量形式为  $F$ 。  $X$  为决策变量, 本文研究如何将指令力矩分配为舵面力矩和反推力器力矩, 记为  $X = [x_1, x_2]^T$ 。  $x_1$  和  $x_2$  分别表示分配到气动舵面和反推力器的力矩。

因决策变量只有 2 个, 这时就不能够将适应度函数取为线性的形式, 因此考虑将适应度函数设计为如下非线性形式:

$$\begin{cases} f_1 = c_{11}x_1^n + c_{12}x_2^n \\ f_2 = c_{21}x_1^n + c_{22}x_2^n \\ f_3 = c_{31}x_1^n + c_{32}x_2^n \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $c_{ij} (i = 1, 2, 3; j = 1, 2)$  是各适应度函数的代价系数。代价系数越大, 说明其对应的力矩的所需的代价越大。在设计过程中  $n$  越大, 函数非线性越强; 而  $n$  越小, 函数越接近线性的。权衡考虑, 本文选取为 1.4。

#### 3.2 代价系数设计

##### ① 考虑舵面情况时的代价系数设计

设计系数  $c_{11}$  时, 主要考虑下面 2 个因素: ① 舵面偏转角度。偏转角度越远离其配平点  $\epsilon_{11}$  越大, 认为  $c_{11}$  和远离配平点距离成线性关系。② 舵面偏转速率。速率越大稳定性越差, 并可能出现震颤。因此偏转速率过大时, 应增大  $c_{11}$  值, 使气动舵面尽量少分配力矩, 保证操纵稳定性。此处设计系数  $c_{11}$  与舵面偏转速率之间成指数关系。因此将系数  $c_{11}$  设计成如下的形式:

$$c_{11} = k_{11} |\delta_e - \delta_{trim}| + k_{12} e^{k_{13}\delta_e} \quad (9)$$

式中:  $k_{11}$  是对舵面偏转角度的增益, 设置  $k_{13}$  是为了防止偏转速度过大时指数项过大, 超过计算机运算范围。调整  $k_{11}$  和  $k_{12}$  的值可以调整舵面偏转角度和舵面偏转速率对代价系数  $c_{11}$  的影响程度。

在对系数  $c_{12}$  设计时, 可将其设计为一个常数项  $k_{14}$ , 它的物理意义是: 当飞行器状态改变, 使得  $c_{11}$  接近  $c_{12}$  值的时候, 应当尽量将指令力矩均等分配给气动舵面和反推力器。

##### ② 考虑燃料消耗时的代价系数设计

再入初始阶段飞行器携带燃料较为充足,这时对反推力器的使用限制应较小,代价系数也较小。随着高度不断降低,燃料不断减少,应逐渐增大对反推力器的使用限制,增大对应的代价系数。同时由于是否要消耗燃料,很大一部分原因是大气密度随高度变化,引起动压变化,导致舵面效率变化,所以将其反推力器代价系数设计为高度的函数,高度越大,代价系数越小。我们将其设计为如下反比的关系:

$$c_{22} = k_{22}/h \tag{10}$$

式中:系数  $k_{22}$  可由设计者进行调整。气动舵面对应的代价系数  $c_{21}$ ,设计为定值常数。

### ③ 考虑误差情况时的代价系数设计

随着实际姿态角和指令姿态角之间的误差不断减小,反推力器对应的代价系数也经历了一个从小变大的过程,因此将代价系数与误差之间的关系设计为反比例关系,优点是当误差减小到一定程度后,代价系数会迅速增大,是线性关系所无法表示的。所以反推力器对应的代价系数  $c_{32}$  与姿态角误差  $\delta$  之间的关系为:

$$c_{32} = k_{32}/\delta \tag{11}$$

此处,误差我们使用误差百分比来表示。考虑误差情况,是为使控制过程满足快速性需求。气动舵面对应的代价系数也只设计为一个常数,记为  $k_{31}$ 。

### 3.3 约束条件设计

由 3.1 节  $x_1, x_2$  含义可知,存在如下等式约束:

$$x_1 + x_2 = M_c \tag{12}$$

式中:  $M_c$  表示控制器给出的总指令力矩。

对于不等式约束,这里只考虑舵面限制。要求分配到气动舵面上的力矩不能使舵面超过其最大偏转角。用公式表示为:

$$x_1 \leq M_m \tag{13}$$

式中:  $M_m$  为舵面最大偏转角  $\delta_m$  所对应的力矩,它们之间的关系为:

$$M_m = \frac{1}{2} \rho V^2 S c C_{M\delta_m} C_{M\delta_m} = 0.0292(\delta_m - \alpha) \tag{14}$$

### 3.4 参考点选取

对(8)式~(11)式进行合并后得到

$$\begin{cases} f_1 = (k_{11} |\delta_e - \delta_{trim}| + k_{12} e^{k_{13}\delta_e}) x_1^n + k_{14} x_2^n \\ f_2 = k_{21} x_1^n + \frac{k_{22}}{h} x_2^n \\ f_3 = k_{31} x_1^n + \frac{k_{32}}{\delta_\alpha} x_2^n \end{cases} \tag{15}$$

考虑 3 种情况时的参考点分别选择为:

- 1) 舵偏角与配平舵偏角之间的角度  $\delta_0$  取  $10^\circ$ , 舵面偏转速率  $\dot{\delta}_0$  取  $40^\circ/s$ 。
- 2) 燃料消耗参考点取高度为 75 km 时的燃料消耗。
- 3) 迎角误差参考点取误差为 45%。

因此对于每一次控制分配,通过多目标遗传算法,都可以得到一组综合考虑了舵面、燃料消耗(高度)以及误差三要素的 Pareto 解集。

### 3.5 Pareto 解集仿真

为验证解集获取的有效性,对姿态角控制的某一点进行力矩分配,  $k_{11}, k_{12}, k_{13}, k_{14}, k_{21}, k_{22}, k_{31}, k_{32}$  设计为:  $[0.1, 0.1, 0.1, 6.5, 6.5, 487.5, 6.5, 2.925]$ 。  $[\delta_e, \delta_{trim}, \dot{\delta}_e, h, M_c, \delta, n]$  的取值为:  $[5, 3, 20, 60000, 1000, 0.45, 1.4]$ 。仿真结果如图 1 和图 2 所示。

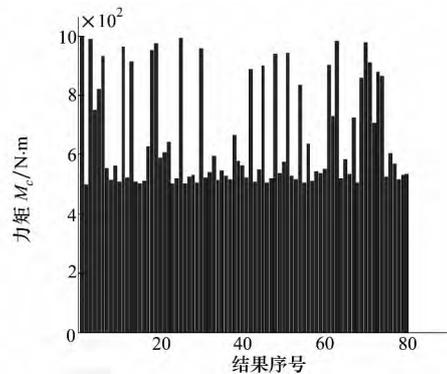


图 1 分配到气动舵面的指令力矩

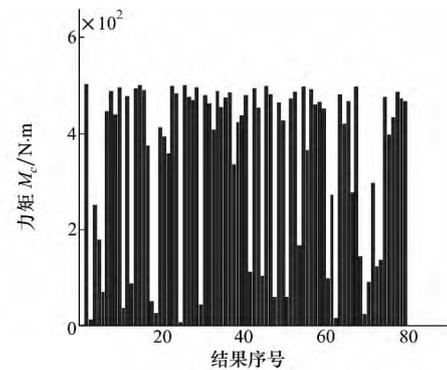


图 2 分配到反推力器的指令力矩

由于飞行器的气动舵面情况较为良好; 飞行高度也接近参考高度, 燃料使用限制中等; 迎角误差就在参考点附近。因此, 预期分给气动舵面的力矩与分给反推力器的力矩相近。从图 1 和图 2 结果可知, 寻优结果与预期相符, 并且使用改进的多目标遗传算法得到的 Pareto 解分布均匀, 这是由于在排序过程中考虑了拥挤距离。与我们所希望得到的结果一致, 种群的多样性, 即解的多样性可以使得每一个优化指标都被考虑。在下面选取最终解时, 便可以根据所侧重的优化指标来选取。

### 4 基于模糊控制的最终分配结果选取

根据多目标遗传算法, 可得到多组分配结果, 即 Pareto 解集, 必须在这些 Pareto 解集中选取一组解当作最终的分配结果。虽然这些非劣解都是考虑了舵面、能耗和误差三要素, 但若随意选择必然盲目而且为难。考虑到通过多目标遗传算法, 得到多组分配结果的同时也得到了其对应的多组适应度函数值, 因此考虑选择一组结果, 使得这组适应度函数值之间的某种线性组合最小, 用公式表示为:

$$\min f = w_1 f_1^2 + w_2 f_2^2 + w_3 f_3^2 \quad (16)$$

$w_1, w_2, w_3$  为权重系数, 通过  $w_1, w_2, w_3$  则可对最终的选取倾向进行调整。比如当  $w_3$  过大时, 就需要找适应度函数  $f_3$  尽量小的那组解。

考虑只能用舵面情况较好、较差, 燃料消耗不多、过多, 误差很大、不大等词语来描述 3 个要素的状态, 很难用明确的数值来对其进行计算和分析, 本文采用模糊控制方法来从众多的非劣解中进行最终分配结果的选取。

#### 4.1 解集选取模糊算法设计

本文中模糊控制器是一个三输入三输出的控制器。控制器的 3 个输入与上述代价系数相对应, 为

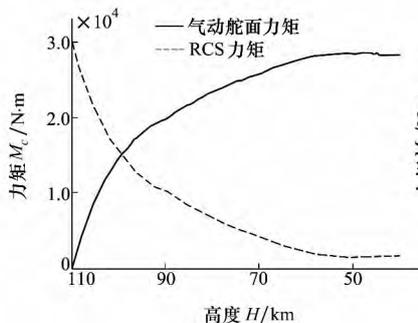


图 3 迎角误差 5%、舵面偏转 25°/s

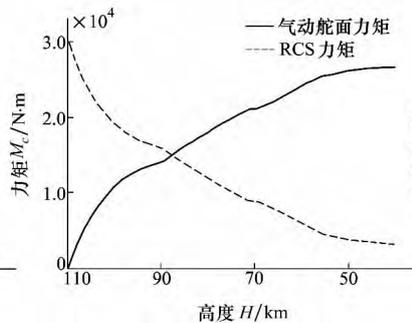


图 4 迎角误差 45%、舵面偏转 25°/s

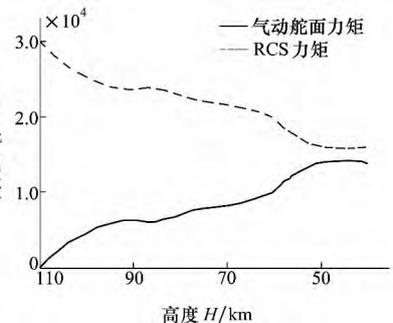


图 5 迎角误差 85%、舵面偏转 40°/s

使模糊控制器输入更加直观, 将输入修改为与参考点的偏差, 即  $E_{con}, E_h$  和  $E_\delta$ : ①  $E_{con}$  表示舵面情况信息的  $\delta_{con}$  与其参考点之间的距离, 是舵面偏转速率与舵面偏角函数, 取线性关系  $\delta_{con} = m_1 |\delta_e - \delta_{trim}| + m_2 \dot{\delta}_e$ ,  $|\delta_e - \delta_{trim}|$  为舵面偏角与配平舵偏角之间的距离,  $\dot{\delta}_e$  为舵面偏转速率; ② 考虑燃料消耗情况时, 转化为考虑与高度的关系, 因此  $E_h$  表示高度  $h$  与参考高度之间距离; ③  $E_\delta$  表示迎角误差与参考点之间距离。3 个输出分别为最终求取分配结果时所需要的权重系数  $w_1, w_2, w_3$ 。

输入变量  $E_{con}, E_h, E_\delta$  和输出变量  $w_1, w_2, w_3$  均采用 {很小, 较小, 适中, 较大, 很大} 描述, 各变量的模糊子集均为 {vs, rs, mo, rb, pb}, 并采用三角形的隶属度函数。同时根据如下 2 条原则来进行设计:

1) 输入量越大, 对应的输出量越大。比如  $E_{con}$  输入量大, 进行力矩分配时就要尽可能多的考虑舵面情况, 使所对应的适应度函数值尽可能小, 其余 2 个适应度函数要尽量向该量妥协。

2) 当 3 个输入量相差不大时, 先考虑高度, 其次考虑舵面, 最次考虑误差。由于随着再入高度的变化, 飞行的燃料、动压、舵面控制效益都会随之改变, 所以应该将高度对应的输入量作为首要考虑条件; 舵面情况的好坏直接影响飞行稳定性和操纵性, 应该放在次要考虑的位置; 而误差情况反映快速性需求, 可作为最次考虑条件。

#### 4.2 最终分配结果选取仿真

根据以上设计好的模糊控制器搭建仿真模型,  $[\delta_e, \delta_{trim}, M_c, n]$  取值为:  $[12, 10, 30, 000, 1, 4]$ , 系数  $k_{11}, k_{12}, k_{13}, k_{14}, k_{21}, k_{22}, k_{31}, k_{32}$  设计为:  $[0.1, 0.1, 0.1, 6.5, 6.5, 487.5, 6.5, 2.925]$ , 分别按能耗 (高度)、舵面偏转速率、误差变化情况进行 3 组仿真。

① 第一组: 力矩分配随高度变化仿真。

② 第二组: 力矩分配随舵面偏转变化仿真。

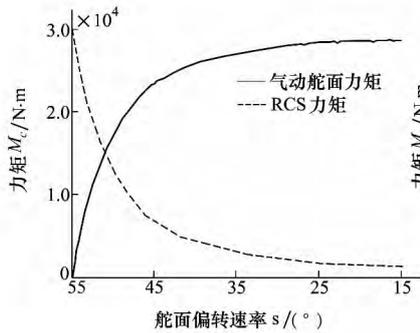


图 6 高度 45 km、迎角误差 5%

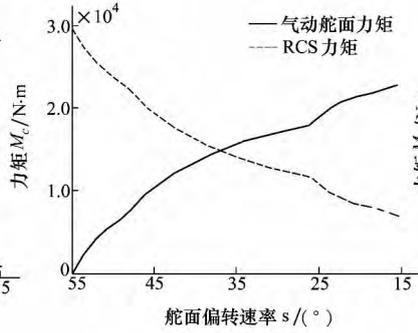


图 7 高度 75 km、迎角误差 45%

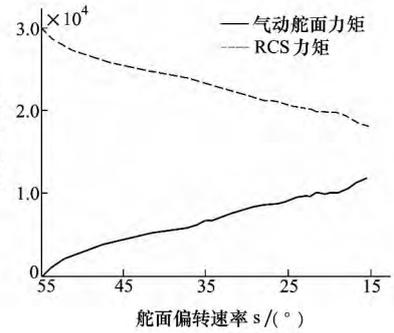


图 8 高度 105 km、迎角误差 85%

③ 第三组为力矩分配随迎角误差变化仿真。

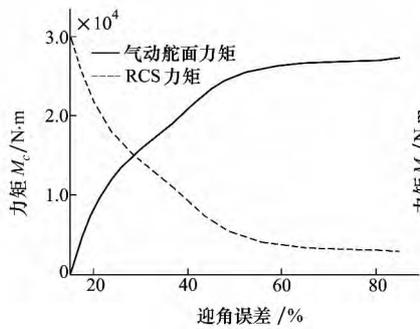


图 9 高度 45 km、舵面偏转 25°/s

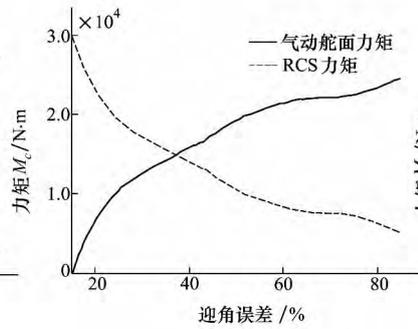


图 10 高度 75 km、舵面偏转 25°/s

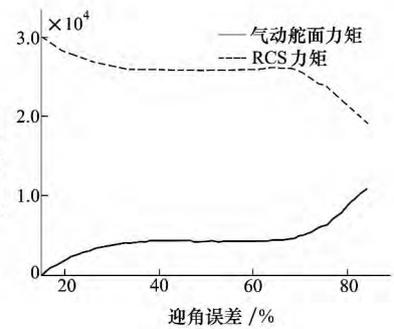


图 11 高度 105 km、舵面偏转 55°/s

由仿真结果分析可知: 高度越低(燃料越少)、舵面偏转速率越小、迎角误差越小, 则力矩越趋向于分配给气动舵面; 反之力矩越趋向于分配给反推力器。但实际上这 3 种因素的变化趋势并不一定使力矩分配向同一方向侧重, 这时就应根据模糊控制器输出的权重系数进行选择。从 3 组仿真结果可以看出, 当 3 种因素发生冲突时, 首先考虑的是高度因素, 其次考虑舵面偏转情况, 最后考虑误差因素。这与前面所设计的模糊控制规则相符, 验证了该算法的有效性。

### 5 结论

本文将再入段飞行控制力矩向舵面和反推力器

分配视为一个多目标优化问题, 考虑燃料消耗、舵面偏转情况和误差大小三要素, 提出一种改进的多目标优化算法, 引入改进模拟退火算法, 以提高遗传算法的局部搜索能力, 并提出了一种改进的小生境技术, 既保证了进化初期个体的较大差异, 又提高了种群的多样性。通过分别设计适应度函数、代价系数、约束条件等, 获得 Pareto 最优解集, 在模糊逻辑的基础上, 从最优解集的基础上获得最优解。仿真结果表明, 设计的控制分配方法能很好的体现燃料消耗、舵面偏转和误差大小三方面影响因素, 方法有效可行, 为再入段控制分配的研究提供一定的工程应用价值。

## 参考文献:

- [1] 朱云骥, 史忠科. 高超声速飞行器飞行特性和控制的若干问题[J]. 飞行力学, 2005, 23(3): 5-8  
Zhu Yunji, Shi Zhongke. Several Problems of Flight Characteristics and Flight Control for Hypersonic Vehicles [J]. Flight Dynamics, 2005, 23(3): 5-8 (in Chinese)
- [2] Wu S F, Rodrigo R. Nonlinear Dynamic Modeling and Simulation of an Atmospheric Reentry Spacecraft [J]. Aerospace Science and Technology, 2001(5): 365-381
- [3] 周军. 航天器控制原理[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2001  
Zhou Jun. Control Principle of Spacecraft [M]. Xi'an, Northwestern Polytechnical University Press, 2001 (in Chinese)
- [4] Clack R N, Franklin G F. Limit Cycle Oscillations in Pulse-Modulated Systems [J]. Spacecraft, 2009, 6(7): 799-804
- [5] Mendel J M. On-Off Limit-Cycle Controllers for Reaction Jet Controlled Systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 15(3): 285-299
- [6] Song G, Agrawal B N. Vibration Suppression of the Flexible Spacecraft during Attitude Control [J]. Acta Astronautica, 2001, 49(2): 73-83
- [7] Song G, Buck N, Agrawal B N. Spacecraft Vibration Reduction Using Pulse-Width Pulse-Frequency Modulated Input Shaper [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1999, 22(3): 433-440
- [8] 房元鹏. 可重复使用航天器再入段复合控制方法研究[J]. 飞行力学, 2008, 26(1): 60-63  
Fang Yuanpeng. Research on Composite Control Method for Reusable Launch Vehicle [J]. Flight Dynamics, 2008, 26(1): 60-63 (in Chinese)
- [9] Tomatis C, Bouaziz L, Franck T, Kauffmann J. RLV Candidates for European Future Launchers Preparatory Programme [J]. Acta Astronautica, 2009, 65: 40-46
- [10] 杨恩泉, 高金源. 先进战斗机控制分配方法研究进展[J]. 飞行力学, 2005, 25(3): 1-4  
Yang Enquan, Gao Jinyuan. Research and Development on Advance Fighter Control Allocation Methods [J]. Flight Dynamics, 2005, 25(3): 1-4 (in Chinese)
- [11] Ning Guodong, Zhang Shuguang, Fang Zhenping. Entry Control Allocation Using Sliding Modes and State Observer Synthesis for Reusable Launch Vehicle [J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(1): 69-76
- [12] Durham W C, Bordgon K A. Multiple Control Effectors Rate Limiting [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1996, 19(1): 30-37
- [13] Buffington J, Chandler P, Pachter M. On-line System Identification for Aircraft with Distributed Control Effectors [J]. International Journal of Robust and Nonlinear Control, 1995, 9(14): 1033-1049
- [14] Fletcher R. Practical Methods of Optimization (Second Edition) [M]. New York: John Wiley & Sons, 2000: 76-83
- [15] 解可新, 韩健, 林友联. 最优化方法[M]. 天津: 天津大学出版社, 2004  
Xie Kexin, Han Jian, Lin Youlian. Optimization Methods [M]. Tianjin, Tianjin University Press, 2004 (in Chinese)
- [16] Peterson J A M, Bodson M. Constrained Quadratic Programming Techniques for Control Allocation [J]. IEEE Trans on Control Systems Technology, 2006, 14(1): 91-98
- [17] Deb K, Pratap A, Agrawal S, et al. A Fast and Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm NSGA II [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197
- [18] 催逊学. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006  
Cui Xunxue. Multi-Objective Evolutionary Algorithm and Its Application [M]. Beijing, National Defense Industry Press, 2006 (in Chinese)
- [19] 郑金华. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007  
Zheng Jinhua. Multi-Objective Evolutionary Algorithm and Its Application [M]. Beijing, Science Press, 2007 (in Chinese)
- [20] Rosenberg R S. Simulation of Genetic Populations with Biochemical Properties [D]. Ann Arbor, Michigan, University of Michigan, 1967

- [21] Srinivas N , Deb K. Multi Objective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms [J]. Evolutionary Computation , 1995 , 2( 3) , 221-248
- [22] Deb K , Agarwal S. A Fast and Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation , 2002 , 6( 2) : 182-197

## Reentry Flight Control Allocation Research Based on Improved Multi-Objective Genetic Algorithm

Yao Congchao<sup>1 2</sup> , Wang Xinmin<sup>2</sup> , Chen Xiao<sup>2</sup> , Yin Haitao<sup>2</sup>

( 1.No.38 Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation , Hefei 230031 , China )  
( 2.Department of Automatic Control , Northwestern Polytechnical University , Xi'an 710072 , China )

**Abstract:** The reentry of the hypersonic vehicle requires reaction thruster to assist attitude control. How to allocate the control moment to aerodynamic surfaces and reaction thruster properly is a key problem. The fuel consumption , the surface deflection and the error are considered in this paper. An improved multi-objective optimization genetic algorithm is proposed when regarding control allocation as a multi-objective optimization problem. A modified simulated annealing algorithm is introduced. An improved niche selection technology is put forward to maintain the population diversity. The distance parameter is set as a dynamic function and generation quantity of the population is introduced at the same time. The cost coefficient and constraint are designed respectively to obtain Pareto optimal solutions set. On the basis of fuzzy logic , the optimal solution is selected. Finally effectiveness is verified by simulation.

**Key words:** hypersonic vehicles , reentry , genetic algorithms , multiobjective optimization , control allocation , pareto-optimal solutions , fuzzy logic