

文章编号:1000-8055(2011)09-2009-06

改进粒子群优化算法在亚轨道飞行器 固液混合发动机设计中的应用

池元成, 朱 浩, 方 杰, 蔡国飙
(北京航空航天大学 宇航学院, 北京 100191)

摘 要: 针对粒子群优化算法在求解多维复杂优化问题时容易陷入局部最优的缺点, 提出了动态目标粒子群优化算法, 通过分析寻优过程中粒子与个体最优位置和全局最优位置之间存在的位置关系, 建立了新的速度更新公式. 最后, 应用该算法对某型号亚轨道飞行器固液混合发动机进行了优化设计. 仿真结果表明, 改进算法搜索能力强、收敛速度快, 能有效解决此类问题, 可为亚轨道飞行器的发动机优化设计提供理论参考.

关 键 词: 粒子群优化; 动态目标; 固液混合发动机; 亚轨道飞行器; 优化设计

中图分类号: TP301.6; V421.4

文献标志码: A

Optimal design of hybrid rocket motor for sub-orbital vehicle based on improved particle swarm optimization

CHI Yuan-cheng, ZHU Hao, FANG Jie, CAI Guo-biao

(School of Astronautics,

Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: An improved particle swarm optimization (PSO), called as dynamic target particle swarm optimization (DTPSO), was proposed to use dynamic target strategy for solving complex multi-dimensional optimization problems by analyzing the position between individual particles, personal best and global best. As a specific example, the DTPSO was applied to the optimal design for hybrid rocket for a certain hybrid rocket motor of sub-orbital vehicle. The optimization results show that algorithm has strong search capability, and can also reach convergence rapidly and solve such problem effectively. All those can provide a theoretical reference for the research of sub-orbital vehicle engine's optimal design.

Key words: particle swarm optimization; dynamic target; hybrid rocket motor; sub-orbital vehicle; optimal design

固液混合发动机(hybrid rocket motor, 简称 HRM)是指以液体氧化剂和固体燃料为推进剂的混合型火箭发动机, 一般由氧化剂输送系统和固体燃料燃烧室组成, 如图 1 所示. 相对固体火箭发动机, HRM 推进剂能量高、安全性好、易实现推力调节、可多次起动; 相对液体火箭发动机, HRM 结构简单可靠, 反应迅速, 成本低廉^[1]. 随着国际上对低成本、无毒无污染、安全操作性好的推进技

术的需求日增, 固液混合推进技术越来越显示出其潜在优势. 国内外众多学者已对 HRM 的燃烧机理和燃烧效率等关键技术进行了广泛深入的研究^[2-4].

近年来, 近地空间 30~300 km 高度(包括临近空间、部分低轨空间)的军事、科研及经济意义日益显著. 射高达到 200~300 km 的亚轨道飞行器, 一方面可将有效载荷送至亚轨道空间完成军

收稿日期: 2010-09-15; 修订日期: 2010-12-28

作者简介: 池元成(1981—), 男, 黑龙江宁安人, 博士生, 主要从事演化计算、群智能和多目标优化的研究.

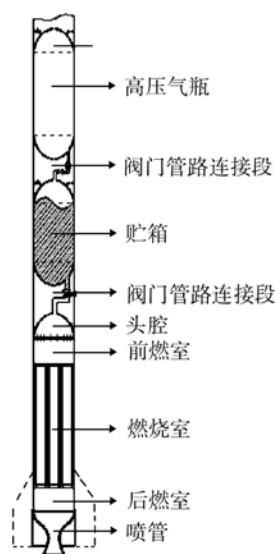


图1 固液混合发动机

Fig.1 Hybrid rocket motor

事科研任务;另一方面可作为高空探空火箭,成为高空环境、微重力实验平台。HRM具有成本低、安全性好、推进剂无污染等特点。因此,开展亚轨道飞行器固液混合发动机优化设计的研究具有很高的实际意义。

粒子群优化(particle swarm optimization,简称PSO)^[5-6]算法是由美国社会心理学家Kenendy和电气工程师Eberhart于1995年共同提出的一种仿生优化算法,它起源于对飞鸟和鱼类等群体的简单社会行为的模拟。作为群智能技术,通过种群内个体间的合作与竞争来实现对问题最优解的搜索。不同于遗传算法,PSO算法采用了速度一位移模型,避免了复杂的遗传操作,同时它还具有记忆当前最好解的特点,可以动态跟踪当前的寻优情况并调整其搜索策略。PSO算法是一种非常高效的、适合于求解复杂组合问题的并行搜索算法。

目前PSO算法已经成功应用于多个航天领域的问题,且取得了很好的成果^[7-9]。因此,研究PSO算法在基于固液混合推进技术的亚轨道飞行器发动机优化问题的应用具有重要的学术意义和工程价值。

1 优化模型

亚轨道飞行器的飞行任务一般是探测高空环境或者为有效载荷提供一定时间的微重力环境。因此,通常要求其将有效载荷发射至一定高度并保证一定的微重力时间。

本文的设计任务是将30 kg的有效载荷送至

200 km以上高度,并保证有效载荷在200 km以上高度停留的时间 $\Delta t \geq 120$ s,以完成空间环境探测和微重力实验任务;飞行器的有效载荷多为电子设备,对飞行过载敏感,按照实际情况,飞行过程的横向过载 $N_x < 15$ g;以HRM为动力部的飞行器特点为长细比较大,但长细比太大不利于结构强度设计,因此限定飞行器长细比 $L/D < 25$;HRM燃烧受氧化剂流率影响较大,其值太大或者太小均不能组织较好的燃烧,根据文献选取其范围为 $30 \sim 300$ kg/(m²·s⁻¹);飞行器发射仰角为85°,采用一个有效长度为35 m的飞行器发射架。亚轨道飞行器在飞行中不考虑大气运动的影响,不考虑抛头锥(整流罩)的影响。

1.1 优化目标与约束条件

以HRM为动力部的亚轨道飞行器的设计难度和成本基本取决于质量,因此优化目标是完成上述任务条件下的最小飞行器质量,建立其数学模型。

优化目标

飞行器起飞质量 M_0 最小,即

$$\min M_0 = M_1 + M_2 + M_3 + M_4 \quad (1)$$

其中飞行器系统有效载荷的质量 M_4 由飞行任务确定,为便于比较,本文确定为固定值30 kg;飞行器头锥、有效载荷舱及弹翼等箭体结构质量 M_3 正比于飞行器的直径,由下式决定:

$$M_3 = 75D - 7.5 \quad (2)$$

发动机质量 M_1 和推进剂质量 M_2 通过内弹道计算和部件仿真得到。

约束条件

1) 为保证任务载荷有足够的工作时间,飞行器在200 km高度以上的留空时间 $\Delta t \geq 120$ s;

2) 为降低飞行器的长细比过大带来的气动颤振问题,飞行器长细比 $L/D \leq 25$;

3) 为保证有效载荷中电子元器件的性能,飞行器横向过载 $N_x \leq 15$ g;

4) 为保证固液混合发动机的燃烧性能,发动机工作过程的最小氧化剂流率($G_{1\min}$)和最大氧化剂流率($G_{2\max}$)应满足

$$G_{1\min} \geq 30 \text{ kg}/(\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}),$$

$$G_{2\max} \leq 300 \text{ kg}/(\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1})$$

1.2 设计变量的选取

动力系统是飞行器系统的主要组成部分,发动机的质量和尺寸基本决定了飞行器总体质量和尺寸。因此,飞行器系统仿真的主要输入参数即初

始设计参数为动力系统初始设计参数,包括初始药形参数 X_j (药柱外径 D_p , 药柱肉厚 e , 星槽圆弧半径 r , 星角系数 ϵ , 星边夹角 θ), 初始推力 F_i , 初始压强 p_{ci} , 初始氧燃比 R_{ofi} , 初始出口压强 p_{ei} . 通过初步设计和发动机内弹道计算, 建立设计推力 F 与设计参数和工作时间 t 的数学关系模型; 通过系统部件仿真, 建立质量 M 、长度 L 、直径 D 关于设计参数与时间 t 的数学模型. 仿真流程如图 2 所示.

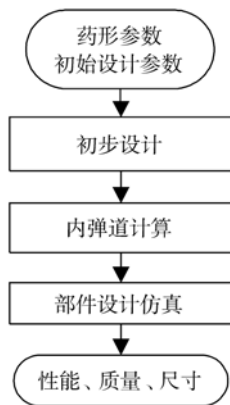


图2 飞行器系统仿真流程

Fig. 2 Flowchart of simulation of rocket system

综上给出, 全部 9 个设计变量及其取值范围如表 1 所示.

表1 设计变量及变化范围

Table 1 Design variables and their ranges

设计变量	下限	上限
药柱外径 D_p/m	0.276	0.476
药柱肉厚 e/m	0.01	0.12
星槽圆弧半径 r/m	0.001	0.005
星角系数 ϵ	0.75	0.95
星边夹角 $\theta/^\circ$	40	100
初始推力 F_i/kN	10.0	70.0
初始压强 p_{ci}/MPa	2.0	5.0
初始氧燃比 R_{ofi}	1.5	5.0
初始出口压强 p_{ei}/kPa	20	100

2 动态目标粒子群优化算法

尽管已经出现了很多改进算法, 早熟收敛依然是 PSO 算法的一大难题^[10-11]. 在 PSO 算法中, 每个粒子的学习对象为个体最优位置和全局最优位置, 当两个最优位置无法提供更好的信息时, 粒

子会迅速聚集于全局最优位置附近. 此时, 全局最优位置有可能是一个局部最优解, 甚至远离全局最优解. 为了更好地利用个体最优位置和全局最优位置的信息, 通过分析粒子与两个最优位置在搜索过程中所处的位置关系, 提出了动态目标粒子群优化(dynamic target particle swarm optimization, 简称 DTPSO)算法.

2.1 粒子群优化算法

在求解实际问题时, PSO 算法首先在设计空间内随机初始化一组解, 即粒子 (particle), 然后通过迭代找到最优解.

假定在 n 维搜索空间内, PSO 算法首先随机产生一个规模为 N_p 的种群, 并赋予每个粒子一个随机速度. 此时, 每个粒子即为所求问题的候选解. 速度的调整受到两个最优位置的影响: 个体最优位置和全局最优位置, 分别代表自身飞行经验和种群的飞行经验. 对于第 i 个粒子, 其位置记为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$; 速度记为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$; 个体最优位置记为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$; 全局最优位置记为 $G = (g_1, g_2, \dots, g_n)$. 因此, 粒子在每次迭代中根据如下两个公式更新速度和位置:

$$v_{ij}^{k+1} = \omega v_{ij}^k + c_1 r_1 (p_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (g_j^k - x_{ij}^k) \quad (3)$$

$$x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \quad (4)$$

其中 k 为当前迭代次数; ω 为惯性权重, 影响算法的搜索能力; c_1 和 c_2 为加速常数, c_1 调节粒子飞向个体最优位置的步长, c_2 调节粒子向全局最优位置飞行的步长; r_1 和 r_2 为两个在 $[0, 1]$ 内服从均匀分布的随机数.

2.2 动态目标粒子群优化算法

首先分析粒子在飞行过程中的状态, 即粒子的位置与个体最优位置和全局最优位置之间的相互关系. 为了更好地描述其状态, 假定搜索空间的维度只有一维, 且优化问题为最大化, 令 X (圆圈) 表示粒子当前的位置, P (菱形) 表示粒子的个体最优位置, G (三角形) 表示种群的全局最优位置. PSO 算法在寻优过程中, 粒子与两个最优位置之间的相互关系共有六种情况, 包括三种常规情况和三种特殊情况, 如图 3 所示.

由图 3 可知, 粒子与个体最优位置和全局最优位置之间的关系共有六种, 包括个体最优位置在中间, 粒子和全局最优位置分别在两侧的情况, 如图 3(a) 所示; 粒子在中间, 个体最优位置和全局最优位置在两侧的情况, 如图 3(b) 所示; 全局

最优位置在中间,粒子和个体最优位置分在两侧的情况,如图3(c)所示;当粒子更新了个体最优位置而全局最优位置没有被粒子更新时的情况,如图3(d)所示;当粒子的全局最优位置与个体最优位置相同,而不同于粒子的位置时的情况,如图3(e);当粒子更新了全局最优位置时的情况,如图3(f)所示.在上述六种情况中,前三种属于常规情况,后三种属于特殊的情况.对于特殊情况下的粒子,结合式(3)可知,此时粒子的学习对象或者只有一个个体最优位置或者全局最优位置(图3(d)和图3(e)),或者没有学习对象只是按照惯性移动(图3(f)).

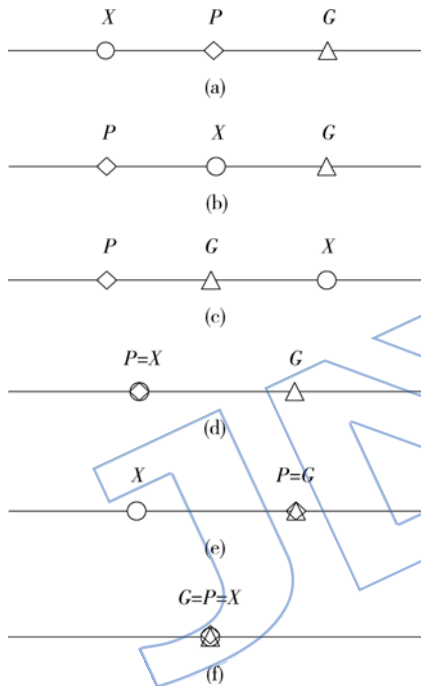


图3 粒子的状态

Fig. 3 States of particle

因此,对于图3(a)的情形,粒子、个体最优位置及全局最优位置的目标函数值 $f(X)$, $f(P)$ 和 $f(G)$ 将呈现出顺序递增的趋势,从而定义了新的速度公式,如下所示:

$$v_{ij}^{k+1} = \omega v_{ij}^k + c_1 r_1 (p_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (g_j^k - x_{ij}^k) \quad (5)$$

对于图3(b), $f(X)$, $f(P)$ 和 $f(G)$ 将呈现为下凹的曲线,此时的速度公式为

$$v_{ij}^{k+1} = \omega v_{ij}^k + c_1 r_1 (p_{ij}^{*k} - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (g_j^{*k} - x_{ij}^k) \quad (6)$$

对于图3(c), $f(X)$, $f(P)$ 和 $f(G)$ 将呈现为上凸的曲线,此时的速度公式与式(1)相同.

对于图3(d)和图3(f)所示的情况,这时粒子

至少是更新了个体最优位置,即粒子的函数值相比于原来有了较好的提高;对于图3(e),粒子没有信息来源,从而对于这三种情况,令

$$v_{ij}^{k+1} = v_{ij}^k \quad (7)$$

2.3 动态步长的调整

由前一节可知,对于式(5), (6)定义了 P^* 和 G^* . P^* 和 G^* 作为假想的个体最优位置和全局最优位置,可认为是粒子根据飞行过程中的状态吸取的有用信息.然而, P^* 和 G^* 的取值必须具有一定的合理性,不能盲目赋值.对于 P^* 和 G^* 的取值,分别采用了如下的形式,即对于式(5)有

$$G^* = G + d(G - P) \quad (8)$$

对于式(6)有

$$\begin{cases} G^* = G + d(G - X) \\ P^* = P + d(P - X) \end{cases} \quad (9)$$

其中参数 d 称为动态步长.对于动态步长 d ,使用了如下的调整方法:

$$d = 0.5[1 - |(t_{\max} - 2t)/t_{\max}|] \quad (10)$$

即随着算法的迭代先增大后减小,如图4所示.

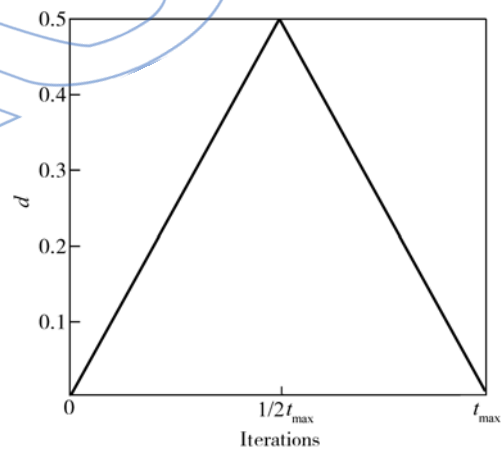
图4 动态步长 d 随迭代次数的变化图

Fig. 4 Progress to the dynamic step with iterations

2.4 算法步骤

综上所述,下面给出 DTPSO 算法的步骤:

Step1 在搜索空间内,对种群粒子进行初始化,包括位置和速度,令 $k=0$;

Step2 计算每个粒子的函数适应值;

Step3 更新粒子的个体最优位置与全局最优位置;

Step4 根据式(2), (5)~(7)更新粒子的速度和位置;

Step5 $k = k + 1$;

Step6 若未达到终止条件,转 Step2,否则,结束.

在实际应用中,一般将终止条件设定为一个足够好的函数适应值或达到一个预设的最大迭代次数.

2.5 算法测试

为了分析 DTPSO 算法的性能,选择了 3 个常用的 Benchmark 函数,并与标准 PSO (SPSO) 算法进行了对比实验,其具体形式如下:

1) Rastrigin 函数

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cdot \cos(2\pi x_i) + 10]$$

2) Griewank 函数

$$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n (x_i)^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

3) Ackley 函数

$$f_3(x) = 20 + e - 20 \exp\left[-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right] - \exp\left[\sum_{i=1}^n \frac{\cos(2\pi x_i)}{n}\right]$$

且有 $\min f_i(0,0,\dots,0)=0, i=1,2,3$.

测试过程中,种群规模均设置为 40,测试函数的维数 $n=30$,每个算法独立运行 30 次,且每次迭代 5000 (函数最大评价次数为 2×10^5). 对于 DTPSO 算法和 SPSO 算法,惯性权重 $\omega=0.74$; 加速常数 $c_1=c_2=1.49$.

表 3 给出了对 3 个 Benchmark 问题独立运行 30 次后的对比实验结果,包括平均值和标准差.图 5 显示了平均最优值的迭代收敛图,其中纵坐标为平均最优值的对数,用 a 表示;横坐标为迭代次数.由实验结果可知,对于比较的各组数据,DTPSO 算法的结果要优于 SPSO 算法.

表 3 测试结果

Table 3 Results of test

函数	评价指标	SPSO	DTPSO
Rastrigin	平均值	28.864	5.96×10^{-12}
	标准差	6.438	8.62×10^{-12}
Griewank	平均值	0.233	1.22×10^{-6}
	标准差	0.179	1.44×10^{-6}
Ackley	平均值	1.649	5.26×10^{-7}
	标准差	0.987	3.66×10^{-7}

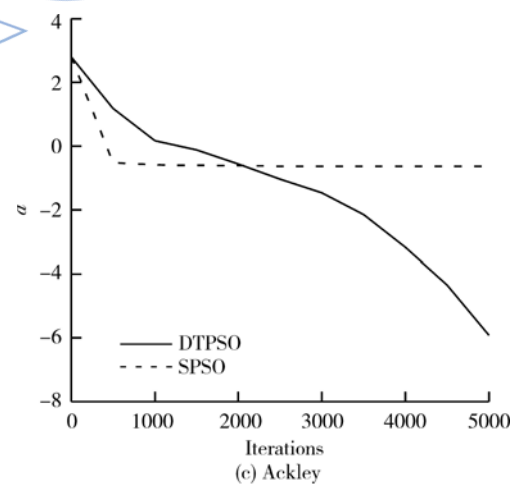
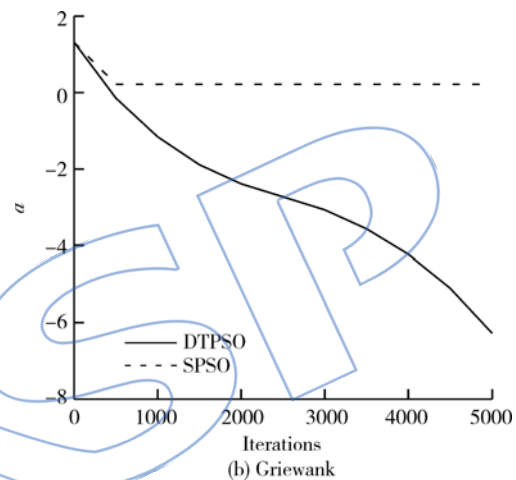
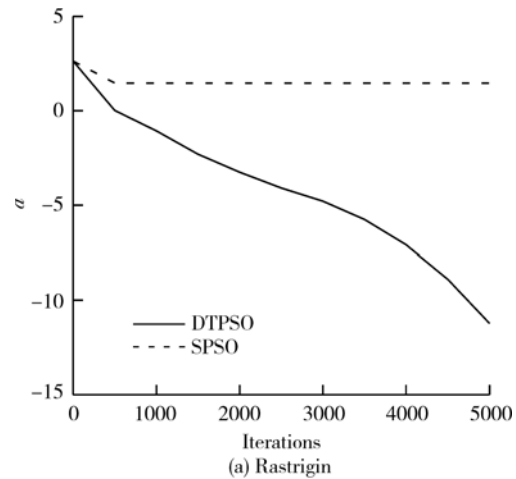


图 5 迭代收敛图

Fig. 5 Evolution curves for test functions

3 优化结果与分析

以发动机药形参数 X_j (药柱外径 D_p , 药柱肉厚 e , 星槽圆弧半径 r , 星角系数 ϵ , 星边夹角 θ), 初始推力 F_i , 初始压强 p_{ci} , 初始氧燃比 R_{of} , 初始出口压强 p_{ei} 作为设计变量, 将飞行器起飞质量 M_0 最小化作为优化目标, 利用 DTPSO 算法对某型

号亚轨道飞行器固液混合发动机进行了优化设计。

由于约束条件的存在,本文采用了如下的惩罚函数^[12]:

$$F(x) = \begin{cases} f(x), & \text{if } (g_i(x) \leq 0) \\ f_{\max} + \sum_i |g_i(x)|, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

为了验证算法的有效性,将 DTPSO 算法与遗传算法(GA)和 SPSO 算法进行了比较.表 4 列出了 GA,SPSO 算法和 DTPSO 算法获得的最优解.在测试过程中,为了比较的公平性,令三种算法的种群规模均设置为 10,且最大迭代次数设置为 1000.

由表 4 可知,三种算法均获得了满足约束条件的结果.其中,DTPSO 算法的结果要优于 GA 和 SPSO 算法,GA 的效果最差.

表 4 优化结果

Table 4 Results of optimization

	GA	SPSO	DTPSO
D_p/m	0.339	0.331	0.313
e/m	0.03	0.03	0.03
r/m	0.005	0.003	0.003
ϵ	0.798	0.775	0.796
$\theta/(^{\circ})$	56	45	66
F_i/kN	38.0	33.9	39.1
p_{ci}/MPa	2.78	2.37	2.62
R_{ofi}	4.16	2.89	3.39
p_{ci}/kPa	34.2	33.7	38.1
$\Delta t \geq 120 \text{ s}$	121.60	121.80	124.60
$L/D \leq 25$	23.31	22.39	24.68
$N_x \leq 15 \text{ g}$	12.71	12.14	12.06
$G_{1\min} \geq 30$	143.52	125.49	134.50
$G_{2\max} \leq 300$	291.00	294.68	296.42
$\text{kg}/(\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1})$			
最优值/kg	852.76	748.25	723.17

4 结 论

针对 PSO 算法求解多维复杂优化问题陷入局部最优问题,通过分析粒子与个体最优位置和全局最优位置之间的位置关系,建立了不同的速

度公式,引入了动态目标策略,并基于此策略建立了动态目标 PSO 算法,最后将该算法应用于某型号亚轨道飞行器固液混合发动机进行了优化设计.仿真计算结果表明,DTPSO 算法具有较强的搜索能力、较快的收敛速度,可以作为解决此类问题的有效的优化工具,为设计者进行决策提供了理论依据.

参考文献:

- [1] 任汉芬,杨培送.组合型火箭发动机[M].北京:国防工业出版社,1976.
- [2] 田辉,蔡国飙,孙再庸. $\text{N}_2\text{O}/\text{HTPB}$ 固液火箭发动机喷管两相流计算[J].航空动力学报,2008,23(6):1146-1150.
TIAN Hui, CAI Guobiao, SUN Zaiyong. Computation of nozzle two-phase flow in a $\text{N}_2\text{O}/\text{HTPB}$ hybrid rocket motor [J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(6): 1146-1150. (in Chinese)
- [3] Chiaverini M J, Kuo K K. Fundamentals of hybrid rocket combustion and propulsion[M]. USA: American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2007.
- [4] 杨玉新,胡春波,秦飞,等.固液发动机固体燃料瞬态退移速率[J].推进技术,2008,29(5):533-538.
YANG Yuxin, HU Chunbo, QIN Fei, et al. Study of instantaneous regression rate in hybrid rocket motor [J]. Journal of Propulsion Technology, 2008, 29(5): 533-538. (in Chinese)
- [5] Eberhart R C, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C] // Proc. 6th Int. Symp. Micromachine Human Sci. Nagoya, Japan: [s. n.], 1995: 39-43.
- [6] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C] // Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks. Washington DC, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [7] Yoon Y H, Moon J K, Lee E S. Parallel optimal design of satellite bus structures using particle swarm optimization [R]. AIAA 2007-1864, 2007.
- [8] Grant M J, Mendeck G F. Mars science laboratory entry optimization using particle swarm methodology [R]. AIAA 2007-6393, 2007.
- [9] Jwo D F, Chang S C. Particle swarm optimization for GPS navigation Kalman filter adaptation [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2009, 81(4): 343-352.
- [10] Bergh F, Engelbrecht A P. A cooperative approach to particle swarm optimization [J]. IEEE Trans. Evol. Comput., 2004, 8(3): 225-239.
- [11] Liang J J, Qin A K, Suganthan P N, et al. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions [J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 281-295.
- [12] Deb K. Efficient constraint handling method for genetic algorithms [J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2000, 186(2-4): 311-338.