

文章编号: 100028055(2009) 022026207

一种新的蚁群算法及其在飞行器设计中的应用

车 竞¹, 唐 硕², 王文正¹, 何开锋¹
(1. 中国空气动力研究与发展中心, 绵阳 621000;
2. 西北工业大学 航天学院, 西安 710072)

摘 要: 尝试将蚁群算法引入飞行器优化设计领域, 为此建立了适用于高维、多目标、多约束优化问题的连续空间蚁群算法, 并以高超声速飞行器气动布局的多目标优化设计为例进行了验证. 优化设计结果与采用遗传算法得到的优化结果进行了对比, 指出了蚁群算法的优点. 该研究可为蚁群算法应用于复杂、高维的大规模飞行器设计问题提供参考.

关 键 词: 多目标蚁群算法; 连续空间; 高超声速飞行器; 气动布局; 优化设计

中图分类号: TP301.6; V221.3 **文献标识码:** A

New ant colony algorithm and its application on optimization design of flight vehicle

CHE Jing¹, TANG Shuo², WANG Wen2zheng¹, HE Ka2feng¹
(1. China Aerodynamics Research and Development Center,
Mianyang 621000, China;
2. School of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi. an 710072, China)

Abstract: Ant colony algorithm (ACA) is a new bionic optimization algorithm developed in recent years. With global and efficient characteristics, it has been applied in discontinuous space successfully. To introduce it to aircraft design field, a high dimensional, multiobjective and multi2restrained ACA for continuous space was built. In an example, it was applied to the multi2objective optimization design of aerodynamic configuration for hypersonic cruise vehicle (HCV). Through comparison with Pareto genetic algorithms (GA), ACA shows its advantage. Finally, from our research work, ACA has great reference values for complex, multidimensional and large2scale optimization problems in aircraft design field.

Key words: multi2objective ant colony algorithm (MACA); continuous space; hypersonic cruise vehicle (HCV); aerodynamic configuration; optimization design

蚁群算法(ACA)作为一种全新的仿生算法, 具有全局性和高效性特点, 自从 1991 年 Marco Dorigo 等人提出第一个蚁群算法))) 蚂蚁系统(AS)以来^[1], 蚁群算法已经成功的应用于复杂的大规模组合优化领域, 如旅行商问题(TSP)^[2], 二次分配问题等^[3]. 但是工程优化设计领域中的绝大多数优化问题, 都是连续空间内的优化问题. 以飞行器优化设计为例, 优化过程通常具有高维性、多峰性、全局性、非线性和强耦合性等特点, 目前以遗传算法(GA)或基于遗传算法的混合算法为

主要优化算法. 然而 GA 的计算量大, 优化效率低, 虽然针对它的改进层出不穷, 但对于大规模的多目标和多学科优化设计, 其结果仍然令人难以接受. 因此, 研究高效率蚁群算法在连续空间内的应用, 使其进入飞行器优化设计领域, 是非常有意义的工作.

另一方面, 在以高超声速飞行器为代表的新概念飞行器的优化设计过程中, 越来越表现出对总体性能和综合指标的追求. 这样, 不仅需要对蚁群算法进行多目标处理, 而且更为重要的是, 应该选择合理的多目标处理策略, 建立科学的综合性能评价指标, 从而使得优化算法能够得到各子目标均衡的总体性能最优个体. 本文首先根据文献[4]的思想建立连续空间的单目标蚁群算法, 然后通过借鉴文献[5]提出的非线性目标函数组合法 (OFCM), 得到连续空间的多目标蚁群算法. 作为算例, 对高超声速飞行器的气动布局进行了多目标优化设计. 同时采用 Pareto 遗传算法 (Pareto GA) 进行了优化对比. 通过对比, 指出了蚁群算法的优点, 为蚁群算法进入到复杂的大规模飞行器设计领域提供了有价值的技术参考.

1 连续空间的多目标蚁群算法

蚁群算法是模拟蚂蚁觅食行为的一种优化算法, 蚂蚁之间通过一种叫做信息素 (外激素) 的物质进行交流, 蚂蚁运动时在所走路径上释放出信息素, 路径越长信息素密度越小, 反之越大. 信息素密度大的路径能够吸引更多的蚂蚁. 所以最终整个蚁群会找到食物源到巢穴之间的最短路径. 蚂蚁的这种觅食行为是一种正反馈机制, 蚁群算法即基于正反馈机制建立.

目前用于连续空间优化问题的蚁群算法主要有两种^[6]. 一种可称为巢穴移动方法, 即将所有蚂蚁置于一个巢穴内, 巢穴位置位于设计空间中的任一点, 所有蚂蚁在巢穴内进行局部搜索, 而通过移动巢穴位置进行全局搜索. 第二种方法是离散设计空间方法, 即将设计空间离散成若干等份, 每一等分点放置一只蚂蚁, 这些蚂蚁只在自己的邻域内搜索, 于是连续问题就转化成为组合优化问题. 迭代一定步数后, 在当前最优解附近重新建立设计空间, 从而缩小搜索范围. 但是显而易见的是, 两种方法对高维、多峰函数的全局性优化都显得非常不稳定, 以离散设计空间方法为例, 空间等分点的划分以及算法中众多参数的设置都需要对优化函数的形态有清晰的了解, 并且该方法围绕

迭代最优解来细化设计空间, 要找到多峰函数的全局峰值点十分困难. 文献[4]提出了一种新的连续空间蚁群算法, 可以克服目前主流连续蚁群算法的这些缺点, 下面详细介绍.

1.1 连续空间的单目标蚁群算法^[4]

以一个 n 维函数的最小化优化问题为例

$$\min f(X) = \min f(x_1, x_2, \dots, x_n) \tag{1}$$

首先将所有设计变量进行归一化变换, 变换成 0 到 1 之间的真小数 ($X = \bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n$).

$$\bar{x}_i = (x_i - U_{i\#min}) / (U_{i\#max} - U_{i\#min}) \tag{2}$$

($i = 1, 2, \dots, n$)

式中 $U_{i\#max}$ 和 $U_{i\#min}$ 分别表示设计变量 x_i 的上限和下限.

蚁群算法是基于归一化后的设计变量来进行的. 假设每个归一化设计变量 ($\bar{x}_i, i = 1, \dots, n$) 保留小数点后 1 位有效数字, 这样所有设计变量排列在一起可形成一个 m 层的路径选择问题, $m = 1 @ n$. 在每一层 (图 1 中的一列称为一层), 蚂蚁可供选择的候选城市由 0, 1, ..., 9 等 10 个数字组成. 以图 1 为例: $n = 2, l = 4$, 蚂蚁选择过程构建的路径可用归一化设计变量表示: $\bar{x}_1 = 0.2517, \bar{x}_2 = 0.9672$.

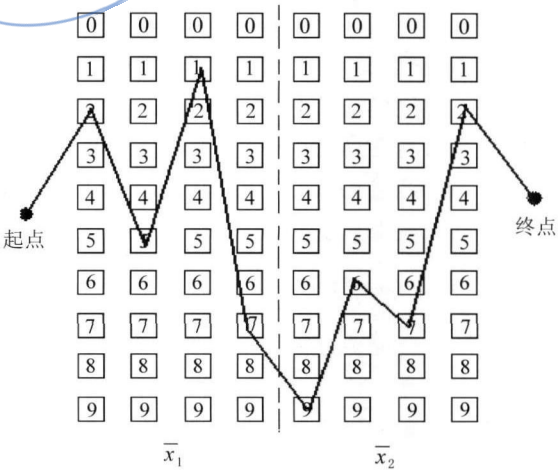


图 1 蚂蚁路径选择
Fig. 1 Path choice of ant

蚂蚁由起点开始, 按顺序经过第 1 层, 第 2 层, ..., 第 m 层, 到达终点. 每一层蚂蚁将面临 10 个选择, 蚂蚁通过选择每一层的城市将构建一条路径, 路径解码后即得到设计变量, 进而可计算出优化问题的适应度. 这样, 连续空间的优化问题就转变为: 通过在每一层选择一个城市, 构建一条从起点到终点的路径, 使得优化问题的适应度最小, 这是典型的组合优化问题.

在每一层, 蚂蚁通过伪随机比例规则来选择某个城市, 即

$$J_i = \begin{cases} \operatorname{argmax}(S(j)) & q \leq q_0 \\ J_{\#rand} & q > q_0 \end{cases} \quad (3)$$

式中 J_i 表示蚂蚁在第 i 层选择的城市的序号, $S(j)$ 表示第 i 层的 j 号城市上的信息素量 ($j = 0, 1, \dots, 9$). argmax 表示取 $S(j)$ 最大的 j 的值. q_0 为 $[0, 1]$ 上的一个常数, q 为 $[0, 1]$ 上的一个随机数, $J_{\#rand}$ 表示按赌盘选择方法得到的第 i 层的城市序号. 赌盘选择概率为

$$p_i(j) = \frac{S_i(j)}{\sum_{k=0}^9 S_i(k)} \quad (4)$$

每个蚂蚁每经过一个城市, 都会更新该城市的信息素量, 称为信息素的局部更新

$$S(j) \leftarrow (1 - Q)S(j) + Q\Delta S(j) \quad (5)$$

式中 $\Delta S(j)$ 为信息素更新量, 可设为信息素的初始值 S_0 , 也可设为 0. 当 $\Delta S(j) = 0$ 时, 蚂蚁经过一个城市后该城市的信息素量会减小, 从而使得其它城市对蚂蚁的吸引程度增加, 有利于蚂蚁的搜索充斥整个设计空间. Q 称为局部更新系数.

为了提高优化效率, 可在算法中引入精英策略. 即在迭代过程中记录全局最优蚂蚁和迭代最优蚂蚁. 当所有蚂蚁都完成一次路径构造后, 记录迭代最优蚂蚁. 若迭代最优蚂蚁优于之前若干迭代步保留的全局最优蚂蚁, 则用这只迭代最优蚂蚁替换原来的全局最优蚂蚁. 每一迭代步后, 对全局最优蚂蚁经过的城市上的信息素量进行更新, 称为信息素的全局更新

$$S(j) \leftarrow (1 - A)S(j) + A\frac{1}{f_{min}} \quad (6)$$

式中 A 称为全局更新系数, f_{min} 为全局最优蚂蚁对应的适应度.

蚁群算法的流程如下:

- 1) 初始化蚁群, 城市信息素量和参数, 归一化设计变量;
- 2) 对每一个蚂蚁, 根据式(3)和(4)选择城市序号, 构建一条路径, 并进行局部更新;
- 3) 所有蚂蚁完成路径构建后, 解码设计变量并计算蚁群的适应度;
- 4) 寻找全局最优和迭代最优蚂蚁, 进行全局更新;
- 5) 重复执行 2)~4) 步直到满足终止条件.

1.2 多目标策略与约束处理^[5]

复杂的工程优化问题通常是多变量、多约束、

多目标优化问题. 因此为了扩大蚁群算法的适用范围, 需要进行多目标处理. 目前主要有两种多目标处理方法: 一种方法是直接进行多目标优化, 例如基于 Pareto 概念; 另一种方法是将多目标问题转化为单目标问题, 最常用的是加权系数法. 当前在飞行器优化设计领域, 设计者越来越看重综合性性能指标. 在 Pareto 方法里, 只能得到 Pareto 最优前沿面, 若要得到性能均衡的个体, 还需要在前沿面内进行二次搜索. 而在加权系数法中, 权值系数的确定需要一定的设计经验, 同时也引入了人为的影响因素. 文献[5]提出一种综合性性能指标的方法, 即非线性目标函数组合法(OF2CM). 这个方法能够自动得到各子目标都分布均衡的最优解, 其特点是以各子目标的增益为考虑对象, 在所有子目标增益最大时达到性能指标的最优. 在 OF2CM 方法中, 新的目标函数为

$$F = R^B[(1 - A)(1 - \frac{1}{AB}) + A] \quad (7)$$

$$R = \sum_{i=1}^m (GO_i)^2 \quad (8)$$

$$\leq \frac{4}{P} \arccos\left(\frac{k_1}{\sqrt{k_1^2 + k_2^2}}\right) \quad (9)$$

$$k_1 = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^m (GO_i) \quad (10)$$

$$k_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^m (GO_i - k_1)^2} \quad (11)$$

式中 GO_i 为目标 i 的增益, m 为目标数目, 相应的适应度函数为

$$FF = \exp(F) \quad (12)$$

对于约束函数, 采用罚函数法, 在综合适应度中加入罚函数来满足约束条件. 对于约束条件: $7_i \setminus D_i, (i = 1, 2, \dots, M)$, 综合适应度可表示为

$$FF = FF \# \prod_{i=1}^M p_i, \quad p_i = \begin{cases} \exp[A_i(D_i - 7_i)] & 7_i < D_i \\ 1 & 7_i \setminus D_i \end{cases} \quad (13)$$

式中 A_i 为约束惩罚因子. 将上述目标和约束处理方法应用于蚁群算法, 即得到多目标蚁群算法, 本文使用该算法对高超声速巡航飞行器的气动布局进行了多目标优化设计, 以验证算法的有效性和高效性.

2 高超声速飞行器优化设计模型

高超声速飞行器作为一种先进空天飞行器概念, 具有远距离巡航、防区外发射、短时间全球部

署、高空高速特点以及有效拦截和打击时间敏感目标的能力,近年来得到了广泛的研究.优化设计是高超声速飞行器概念设计和初步设计阶段的主要研究手段,是实现高超声速飞行的关键技术之一^[7].高超声速飞行器基本构型采用具有乘波特性的二维升力体布局形式,以超燃冲压发动机为动力,如图 2 所示.飞行器主要完成近空间远程机动巡航飞行任务,设计飞行高度 30km,速度 $Ma=6$,航程> 1000km.设计状态为巡航飞行状态.假设飞行器的巡航状态为定直对称平飞状态,希望优化设计飞行器的外形布局,使得巡航状态下的气动升阻比、机身容积以及发动机可用推力系数

最大,同时满足一系列外形约束条件和性能指标约束条件.

2.1 优化设计模型描述

针对优化设计任务,优化设计模型可描述为:

1) 设计变量:以表征飞行器外形的参数为设计变量.通过对整个飞行器的数值建模,提取出 21 个外形参数作为设计变量.其中,机身下表面必须与超燃冲压发动机进行一体化设计,前体/进气道设计为三平板外压段加两内压段;燃烧室设计为等截面段加等角度扩张段,后体/尾喷管设计为三次样条曲线,部分设计变量参见图 2.

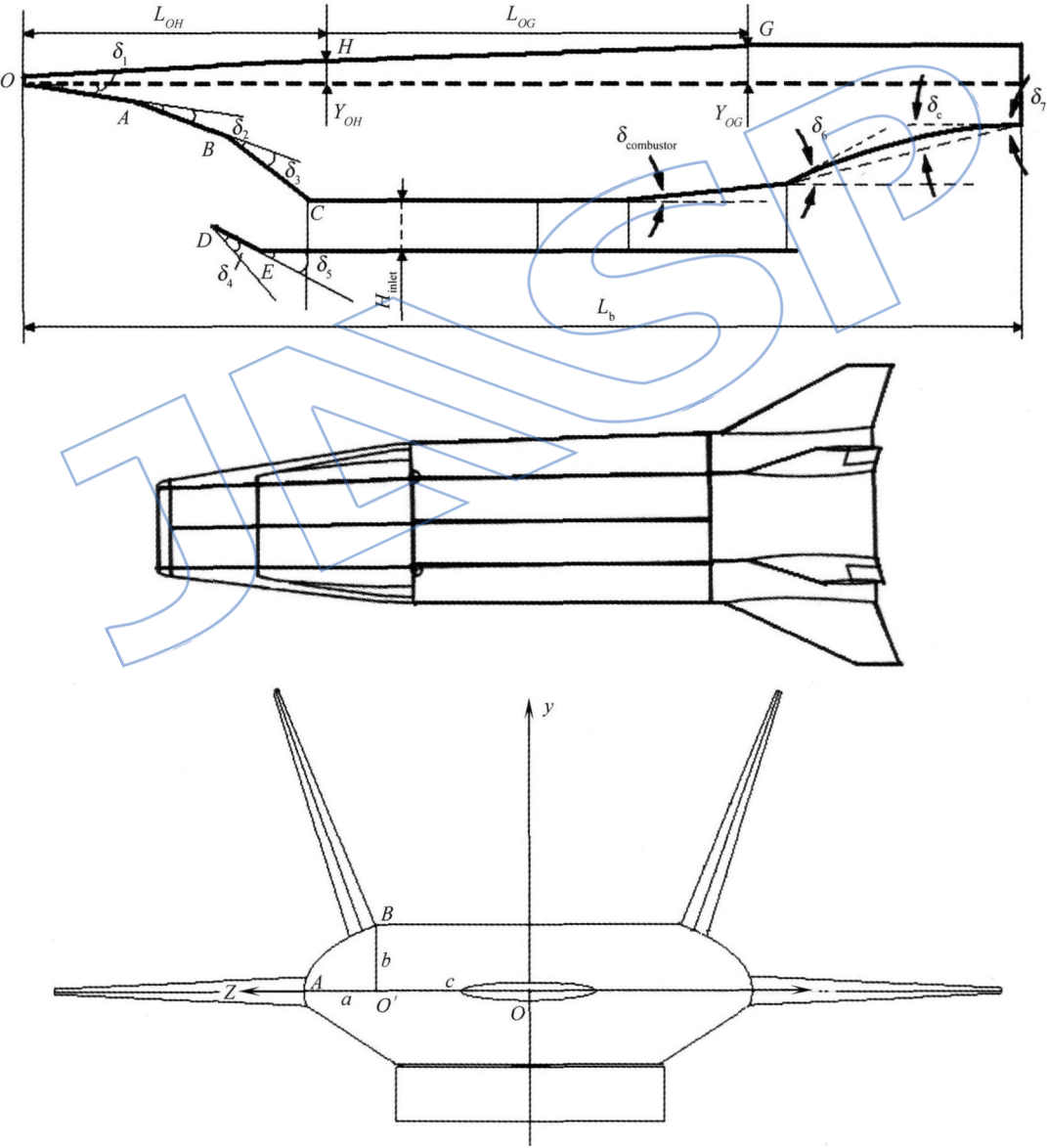


图 2 高超声速巡航飞行器基本构型
Fig. 2 Basic configuration of HCV

2) 性能指标: 包括巡航飞行状态下的升阻比 C_L/C_D , 可用推力系数 C_F 和机身容积 V_b 等 3 个性能指标. 希望它们最大.

3) 约束条件: 主要包括外形约束条件和性能约束条件. 外形约束条件包括设计变量上下限, 以及对机身各轮廓曲线的一次、二次导数的限制, 以保证外形变化趋势的正确. 性能约束条件多为隐式约束条件, 需要调用相关计算程序, 主要包括机体/推进一体化的约束、以及对驻点温度、机翼面积、巡航阻力、配平攻角等指标的限制. 对于机体/推进一体化约束, 必须满足前体激波系在进气道外罩唇口处交汇的条件(图 3), 然后再限制进气道流量、马赫数等气流参数以保证进气道能顺利起动.

二维特征线法计算.

4) 飞行操稳性能分析方法: 采用逐次递推的简单推力法得到配平状态, 调用气动力分析模块计算气动导数, 进而计算最大机动过载和静稳定度.

3 高超声速飞行器气动布局优化设计与分析

采用多目标蚁群算法对高超声速飞行器进行了多约束的多目标优化设计, 并与采用 GA 的优化结果进行了对比. 其中 GA 的具体技术细节参见文献[7].

优化设计中主要的约束条件包括:

- 1) 最大机动攻角、侧滑角限制(超燃冲压发动机正常工作要求): $A_{\max}, B_{\max} [5b]$.
- 2) 进气道内压段入口处的流量和马赫数限制: $\dot{m} \setminus 6.9 \text{ kg/s}, Ma_{\text{inlet}} [5]$.
- 3) 前体总长度限制: $L_{oc} [2.7 \text{ m}]$.
- 4) 机身驻点温度限制: $T_s [1430 \text{ K}]$.
- 5) 纵向、侧向静稳定性限制:
 $X_c \setminus 6\%, X_s \setminus 2\%$.
- 6) 纵向、侧向最大可用过载限制:
 $n_{yk} \setminus 1.5, n_{zk} \setminus 0.5$.
- 7) 配平攻角和巡航阻力限制:
 $0b [A_{\text{rim}} [3.5b, C_D [0.02]$.
- 8) 水平机翼面积限制: $S_{pw} [0.437 \text{ m}^2]$.

优化过程中, 设置 ACA 的参数为: 蚁群规模 20, $Q=0.1, A=0.1, l=3$. 当进化到 105 代大约 20h 时, 停止优化. 图 4 和表 1 给出了 ACA 算法下的优化进程和结果比较.

由图 4 看出, 在 ACA 算法下, 随着优化的进行, 迭代最优蚂蚁的各子目标都收敛到了一个相对稳定的范围, 这是因为采用了 OFCM 方法来处理多目标问题的缘故. OFCM 方法是一种能够使各子目标的增益尽可能达到均衡的多目标综合处理方法. 可以推断, 若迭代继续, 各子目标的均衡程度将会进一步提高. 另一方面, 表 1 显示最优个体不仅在各子目标上的增益明显, 而且在阻力系数、机动性、纵向静稳定性、翼面积等方面也比基本构型飞行器优越. 因此, 优化设计是成功的. 图 5 绘出了 ACA 算法下最优个体对应的飞行器外形轮廓.

为了进一步考察 ACA 的优化效果和运行效率, 本文采用 Pareto GA 进行了同样的优化设计工作. 设置 GA 参数为: 种群规模 100, 交叉概率

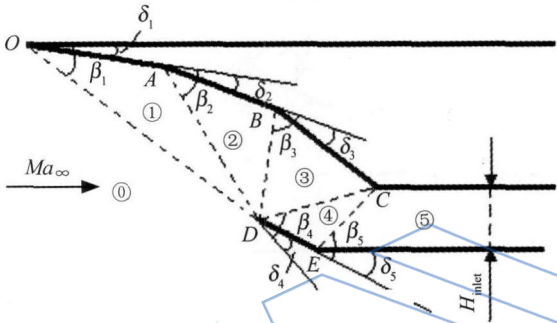


图 3 前体/进气道设计图

Fig. 3 Design state of forebody/inlet

2.2 性能指标计算方法

优化设计中需要计算众多的性能指标, 这些指标分别隶属于气动力学、气动热学科、外形学科、推进学科以及飞行操稳性能学科, 需要采用相应的学科分析方法. 这些学科分析方法的可靠性在文献[7]中已得到证实. 主要的学科分析方法如下:

- 1) 气动力学分析方法: 划分飞行器表面面元, 基于高超声速无粘流理论计算无粘气动特性; 通过粘性阻力经验公式估算摩阻和机身底阻; 计入翼身、翼翼以及发动机尾流的干扰来进行气动修正.
- 2) 气动热学科分析方法: 驻点热流的计算采用 Fay2Riddle 公式, 表面热流则采用参考温度法, 考虑表面斜率以及边界层转捩等因素, 通过建立热流量平衡方程迭代求解表面温度分布.
- 3) 推进系统学科分析方法: 前体/进气道流场采用一维斜激波公式计算, 隔离段/燃烧室流场采用准一维管流模型分析, 后体/尾喷管流场采用

0.8, 变异概率 0.3, 当进化到 290 代大约 30h 时, 停止优化. 图 6 给出了两种算法下最优种群(前沿面)的分布情况.

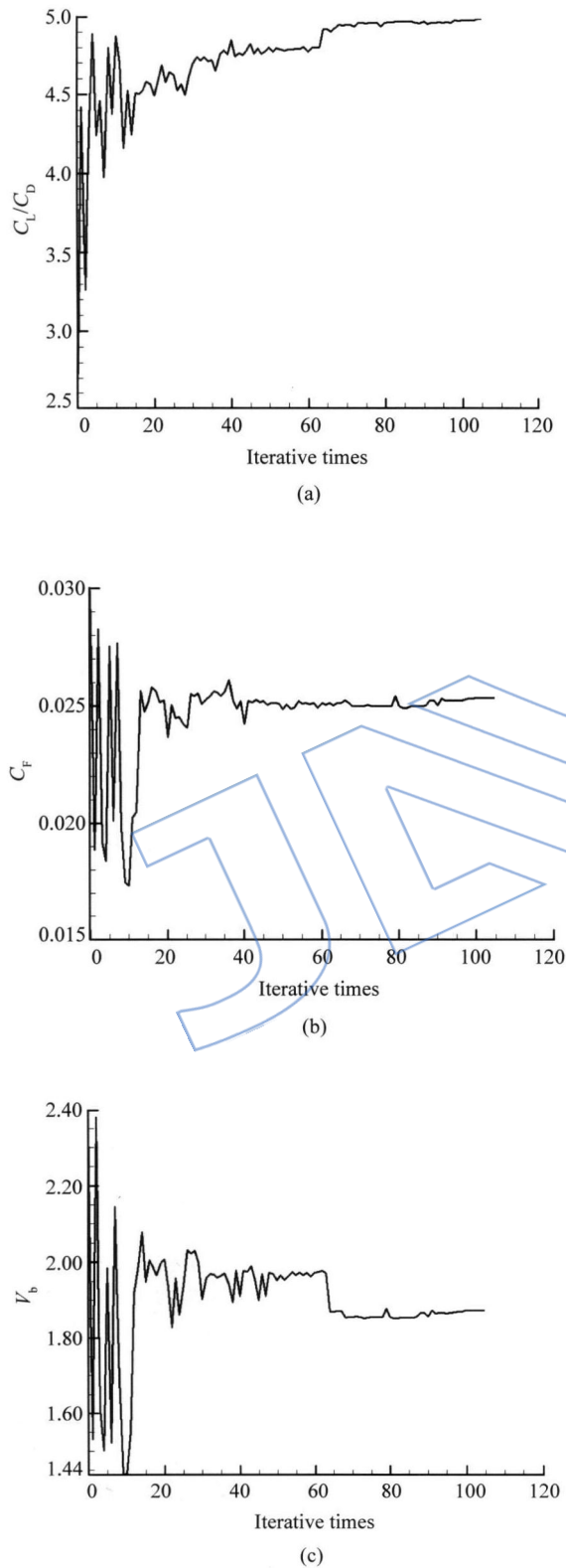


图 4 ACA 的优化进程
Fig. 4 Optimization process of ACA

图 6 显示, GA 的最优前沿面分为 3 支, 其中 A 支指向高升阻比, B 支指向大的机身容积, C 支

表 1 ACA 算法的最优个体性能

Table 1 Performance of optimal solution of ACA algorithms

外形	基本	ACA 最优	性能提升/ %
C_L/C_D	3.243	4.978	+ 53.5
C_F	0.0228	0.0254	+ 11.4
V_b/m^3	1.487	1.871	+ 25.8
C_D	0.0151	0.0088	+ 41.7
$A_{trim}/(b)$	2.695	0.716	)
$X_c/\%$	- 7.44	- 2.74	+ 4.70
$X_s/\%$	10.2	6.27	- 3.93
n_{yk}	1.848	2.483	+ 34.4
n_{zk}	1.554	2.272	+ 44.2
T_s/K	1370	1429	- 4.3
S_{pw}/m^2	0.3768	0.3045	+ 19.2

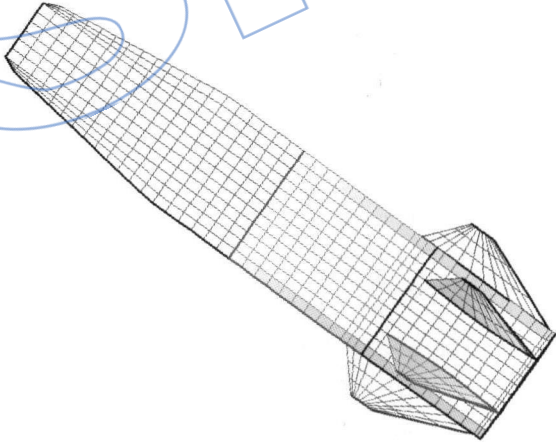


图 5 ACA 下的最优飞行器外形
Fig. 5 Shape configuration of ACA optimal solution

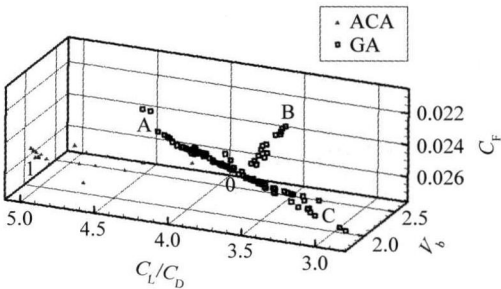


图 6 两种算法下的最优前沿面
Fig. 6 Optimal front side of two algorithms

指向大推力系数. 沿着 3 个分支, GA 能获得单项子目标最优的边界个体, 但不能得到均衡最优个体. 在高超声速飞行器总体性能的优化设计中, 更希望能获得总体性能最优的方案, 即各子目标增益均衡的最优个体. GA 算法中, 均衡最优个体位于三分支交汇的/ 00区, 其目标增益均衡程度显然不如集中在/ 10区的 ACA 均衡最优个体. 在机身容积和推力系数增益相当的情况下, ACA 均衡最优个体的升阻比远远高于 GA 算法下的结果. 而此时 GA 已运行了 30h, 因此就优化效果和运行效率而言 ACA 要远远优于 GA.

4 结束语

蚁群算法作为一种新的高效率全局仿生优化算法, 一直以来应用于离散空间的组合优化问题, 并取得了很大的成功. 本文希望将其引入到飞行器设计这类连续、高维、多峰、非线性、多目标工程优化领域, 为此建立了一种适用于连续空间优化问题的多目标多约束蚁群算法, 并尝试用于高超声速巡航飞行器气动布局的多目标优化设计. 优化过程和结果表明, 蚁群算法的优化效果和优化效率远远优于目前飞行器设计领域最常用的全局优化算法))) 遗传算法, 可成为飞行器设计领域的又一种高效全局智能优化算法.

参考文献:

[1] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Trans

on SMC, 1996, 26(1): 29241.
[2] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem [J]. IEEE Trans on Evolution Computation, 1997, 1(1): 53256.
[3] Maniezzo V, Colorni A, Dorigo M. The ant system applied to the quadratic assignment problem [R]. Belgium: IRIDIA/9428, 1994.
[4] 陈烨. 变尺度混沌蚁群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(3): 6870.
CHEN Ye. Scaleable chaotic ant colony optimization [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(3): 6870. (in Chinese)
[5] 朱自强, 付鸿雁, 吁日新, 等. 翼型和机翼的多目标优化设计研究[J]. 中国科学(E 辑), 2003, 33(11): 99921006.
ZHU Ziqiang, FU Hongyan, YU Rixin, et al. Research on multiobjective optimization design of airfoil and wing [J]. Science in China (Series E), 2003, 33(11): 99921006. (in Chinese)
[6] 肇勇, 卢晓刚. 连续优化问题的蚁群算法研究进展[J]. 达县师范高等专科学校学报(自然科学版), 2004, 14(5): 41243.
ZHAO Yong, LU Xiaogang. A research progress of ant colony algorithm for continuous optimization problem [J]. Journal of Daxian Teachers College (Natural Science Edition), 2004, 14(5): 41243. (in Chinese)
[7] 车竞. 高超声速飞行器乘波布局优化设计研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
CHE Jing. Optimization design of waverider2hypersonic cruise vehicle [D]. Xi an: Northwestern Polytechnical University, 2006. (in Chinese)