

文章编号:1674-8190(2019)06-735-09

# 高效粒子群算法研究及飞翼无人机气动隐身优化设计

樊华羽<sup>1</sup>, 詹浩<sup>1</sup>, 程诗信<sup>1</sup>, 米百刚<sup>2</sup>, 姚会勤<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学 航空学院, 西安 710072)

(2. 清华大学 航天航空学院, 北京 100084)

**摘要:** 飞行器气动隐身多目标优化设计存在计算代价过大的问题, 亟需一种高效的优化设计方法来解决此类问题。以某型无人机为设计对象, 采用自由曲面变形(FFD)方法实现飞翼布局的参数化表达, 分别采用基于雷诺平均 N-S 方程的计算流体力学方法、大面元物理光学法和一致性几何绕射理论相互配合来计算边缘绕射场的 RCS, 进而计算飞翼布局无人机的气动、隐身性能; 选择结合基于动态超体积期望改善(EHVI)加点的动态 Kriging 代理模型与 ASMOPSO 算法的高效多目标粒子群算法对飞翼布局无人机进行综合寻优设计。在较少地调用真实目标函数的情况下, 获得了比较优秀的 Pareto 前沿, 表明优化后的飞翼布局无人机在气动及隐身方面均优于原始构型。

**关键词:** 飞翼布局无人机; EHVI 加点; ASMOPSO 优化算法; 气动隐身多目标优化

中图分类号: V211.41

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2019.06.001

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Research on Efficient Particle Swarm Optimization and Aerodynamic Stealth Integrated Design of Fly-wing UAV

Fan Huayu<sup>1</sup>, Zhan Hao<sup>1</sup>, Cheng Shixin<sup>1</sup>, Mi Baigang<sup>2</sup>, Yao Huiqin<sup>1</sup>

(1. School of Aeronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

(2. School of Aerospace Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** To deal with the problem of aerodynamic and stealth integrated optimization of fly-wing UAV, a multi-objective optimization study on aerodynamic and stealth of the fly-wing UAV is carried out which based on the free-form surface deformation(FFD). The FFD parametric method is used to parameterize the wing surface; CFD calculation based on N-S equations is used to analyze the aerodynamic performance of the fly-wing UAV, large element physical optical method and uniform theory of diffraction are used to calculate radar cross-section (RCS) of the fly-wing UAV. And ASMOPSO algorithm with the Kriging surrogate model which based on the expect hyper-volume improvement(EHVI) infill criterion is adopted for integrated optimization design. The results of fly-wing UAV aerodynamic and stealth integrated optimization exhibit considerable improvement.

**Key words:** fly-wing UAV; EHVI infill; ASMOPSO algorithm; aerodynamic and stealth integrated optimization

收稿日期:2019-08-20; 修回日期:2019-09-03

通信作者:樊华羽, kevin.fan@163.com

引用格式:樊华羽, 詹浩, 程诗信, 等. 高效粒子群算法研究及飞翼无人机气动隐身优化设计[J]. 航空工程进展, 2019, 10(6): 735-743.  
Fan Huayu, Zhan Hao, Cheng Shixin, et al. Research on efficient particle swarm optimization and aerodynamic stealth integrated design of fly-wing UAV[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2019, 10(6): 735-743. (in Chinese)

## 0 引言

飞行器外形多目标优化设计是一个跨学科多目标的优化任务,包含了总体、气动、结构、隐身等多个领域和专业的关键技术。这些因素之间相互交叉干扰,进一步增加了现代飞行器多目标优化设计的复杂性。随着电子计算机技术的蓬勃发展和计算流体力学(CFD)、电磁计算精度的提高,数值优化算法结合先进的 CFD 与电磁计算,为气动隐身一体化优化设计提供了优秀的平台,进而针对各类型作战飞机的气动隐身一体化研究成为国内外关注的热点<sup>[1-4]</sup>。

相比于常规布局的飞行器气动隐身优化设计,飞翼布局自身的结构特性使得其在隐身性能上优于常规布局飞行器。但也因此在缺失尾翼、垂尾等结构的情况下,其气动及结构载荷需要通过机翼来补足。国内外针对飞翼布局无人机做了大量研究。K. Hyoungjin 等<sup>[5]</sup>针对一体化翼身融合体进行了详细地气动分析;王豪杰等<sup>[6]</sup>通过风洞实验对比,结合 CFD 完成对某型无尾飞翼布局无人机的气动力设计;在飞翼构型气动优化方面,王荣等<sup>[7]</sup>采用高精度粘性气动计算模型建立了飞翼布局无人机外形精度下的气动隐身多目标优化;张乐等<sup>[8]</sup>针对双发布局下的飞翼无人机大鼓包机身,提出了一种减小翼型前缘半径的机身前缘类“鹰嘴”形飞翼布局优化构型;陈曦等<sup>[9]</sup>开展了飞翼布局无人机在考虑隐身迎角下的气动隐身综合优化。

在针对飞翼布局无人机的多目标优化中,由于需要频繁调用目标函数,优化过程需要投入较大的时间成本和计算机资源。如何在平衡计算精度与计算效率的情况下建立一套高效的多目标优化算法,是目前亟待解决的问题。本文针对典型飞翼布局,结合基于 EHVI(Expected Hyper-Volume Improvement)加点准则的高精度多目标优化算法,建立一种新的能够在较少调用目标函数的情况下完成优化任务的高效多目标粒子群优化算法,并对某型飞翼布局无人机进行隐身气动多目标优化设计研究。

## 1 高效多目标粒子群算法

### 1.1 多目标优化问题

在  $n$  维搜索空间  $S \in R^n$  内,定义一个目标数

量为  $m$  的多目标优化向量  $f_i(x), i=1, \dots, m$ ,那么带约束的最小化多目标优化问题的通用数学模型可以表示为

$$\min f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_m(x)] \quad (1)$$

$$\text{s. t. } g_j(x) \leq 0, j=1, \dots, l$$

$$h_k(x) = 0, k=1, \dots, p$$

式中:  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ , 为设计变量向量;  $g_j(x)$  为第  $j$  个不等式约束;  $h_k(x)$  为第  $k$  个等式约束;  $l$  和  $p$  分别为不等式约束和等式约束的数量。

### 1.2 多目标粒子群优化算法

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, 简称 PSO)算法最初是为了模拟鸟群的飞行觅食行为而提出的一种群智能算法。其初始化为一群随机粒子,通过迭代寻找最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己:第一个极值是粒子个体所找到的历史最优解,称为个体最优值  $P_b$ ;另一个极值是整个种群目前找到的最优解,称为全局最优值  $G_b$ 。在找到上述两个最优值时,粒子根据式(2)~式(3)来更新自己的速度和位置。

$$v_{id}^{k+1} = v_{id}^k + c_1 r_1 (P_{b_{id}}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (G_{b_{id}}^k - x_{id}^k) \quad (2)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (3)$$

式中:  $c_1$  和  $c_2$  分别为认知和社会加速系数,取值范围为  $[0, 4]$ ,一般取  $c_1 = c_2 = 2$ ;  $r_1$  和  $r_2$  为两个在  $[0, 1]$  内服从均匀分布的随机变量。

经过众多研究人员的深入研究,现在粒子群算法已可以方便地用于处理多目标优化问题。

CDMOPSO(Crowding Distance Multi-objective PSO)算法是 C. R. Raquel 等在 C. A. C. Coello 等提出的多目标粒子群算法(MOPSO)<sup>[10]</sup>的基础上,使用拥挤度算子代替超网格来维护外部档案而改进(如图 1 所示)的一种多目标优化算法<sup>[11]</sup>。拥挤度算子<sup>[12]</sup>能够通过选择引导粒子运动的最优解以及维护外部档案来增加种群的多样性,避免算法过早陷入局部最优。这种算法的优点是结构简单,易于实现,缺陷是基于均匀分布的变异操作使其易于陷入局部最优,解决多模态优化问题的能力较差。气动隐身多目标优化设计是一种高维强非线性问题,因此本文选择  $\alpha$ -stable 变异函数来对其进行改进,通过  $\alpha$ -stable 分布<sup>[13-14]</sup>产生的随机数,对 PSO 种群中的个体进行变异。在变异的过程中,

通过动态调整函数的稳定系数  $\alpha$  来调整不同优化阶段变异的范围和幅度。稳定系数  $\alpha$  描述了分布的尾迹大小,决定了随机数的范围。 $\alpha$  的变化范围是[1,2]。在开始阶段使用较小的  $\alpha$  值,增强全局搜索能力,随着优化循环的进程, $\alpha$  值越来越大,全局搜索能力减弱,局部搜索能力增强,为寻找高精度解提供帮助。其具体变异操作过程以及优化结果对比详见文献[15],流程图如图 2 所示。本文将其命名为 ASMOPSO (Alpha-stable Multi-objective PSO)。

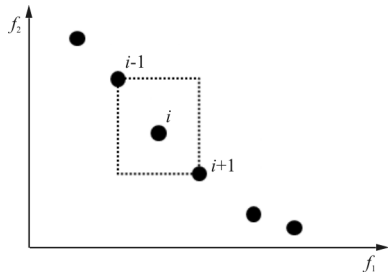


图 1 拥挤距离计算示意图

Fig. 1 Schematic diagram of congestion distance calculation

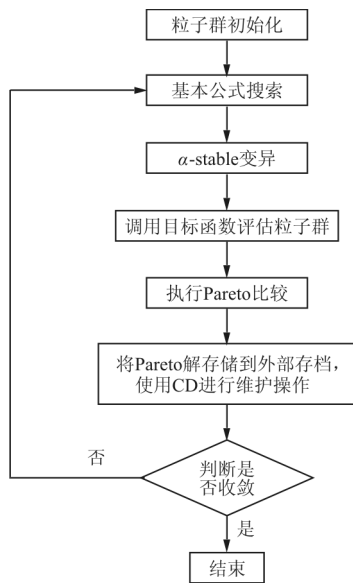


图 2 ASMOPSO 流程图

Fig. 2 Flow chart of ASMOPSO

### 1.3 基于 Kriging 模型的 EHVI 加点准则

为了增加局部地区的代理模型精度,减少对初始样本空间精度的依赖,采用基于自适应加点的动态 Kriging 代理模型对粒子群中的未观测点进行

近似评估。在动态更新代理模型样本点的过程中,使用 EHVI 准则选择粒子群多目标优化过程中若干个最可靠的未观测点进行真实函数评估,更新 Pareto 解集,同时提高 Kriging 代理模型局部区域精度。

EHVI 是 M. Emmerich 等<sup>[16-17]</sup>在超体积理论<sup>[18]</sup>的基础上结合单目标 EI(Expected Improvement)加点准则<sup>[19]</sup>提出的一种处理高耗时优化问题的新型多目标加点准则。

给定一个新的解  $y$ ,假设它不被 Pareto 解集  $P$  中的任意个体所支配,那么解集  $P$  的超体积改善为

$$H(y, P) = H(P \cup \{y\}) - H(P) \quad (4)$$

进而就可以定义超体积改善函数为

$$I(y, P) = \begin{cases} H(y, P) & \text{如果 } y \text{ 不被 } P \text{ 支配} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

那么基于 Kriging 代理模型的多目标响应可视为互相独立且服从高斯分布的随机变量  $Y_j(\mathbf{x})$ ,有:

$$Y_j(\mathbf{x}) \sim N[\hat{y}_j(\mathbf{x}), \hat{\sigma}_j^2(\mathbf{x})] \quad (j = 1, \dots, m) \quad (6)$$

式中: $m$  为目标数量。

在此基础上,可以得到多目标期望改善函数:

$$EI_H(y, P) = \int_{y \in V_{nd}} I(y, P) \cdot \prod_{j=1}^m \phi\left(\frac{y_j - \hat{y}_j}{\hat{\sigma}_j}\right) dy_j \quad (7)$$

式中: $V_{nd}$  为由 Pareto 解集确定的非支配区域,即如图 3 所示的细实线与坐标轴封闭的区域。

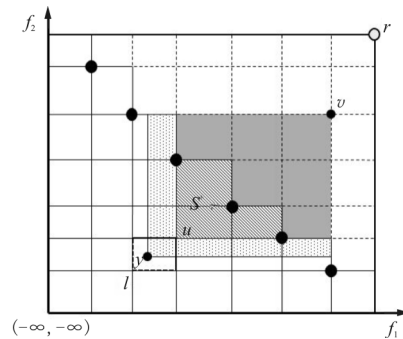


图 3 超体积改善示意图

Fig. 3 Diagram of hypervolume improvement

从式(6)可以看出:如果要精确计算 EHVI 值,需要在非支配区域进行多维积分。由于非支配区域的不规则性,将超体积区域分割成多个矩形单元是必不可少的步骤。当 Pareto 解较多或者目标

维度较高时,精确地识别这些矩形单元并对其进行 EI 积分是一件非常耗时的工作。

为此,Cheng Shixin 等<sup>[20]</sup>提出了一种动态的 EHVI 值计算方式,通过对多个标准函数的对比测试结果分析,相比其基本型 CDMOPSO 优化算法,结合动态超体积期望改善的优化算法能在大幅度减少调用真实函数次数的情况下保持计算精度,极大地提高了优化效率。本文所使用的加点准则就

$$Q(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^l \max [0, g_j(x_i)] + \sum_{j=1}^p \max [0, |h_j(x_i)| - \gamma]}{l + p} \quad (8)$$

式中: $\gamma$  为等式约束的容限区间, $\gamma \geq 0$ 。

如果一个粒子位于可行域内,则它的 IFD 值为 0,这种粒子称为可行粒子。基于不可行度和 Pareto 优胜比较的粒子选择机制是:①如果一个粒子可行,而另一个粒子不可行,那么选择可行粒

$$\bar{Q}(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^l \max \{0, \bar{g}_j(x_i) + \beta \times mse[g_j(x_i)]\} + \sum_{k=1}^p \max \{0, |\bar{h}_k(x_i) + \beta \times mse[h_k(x_i)]| - \gamma\}}{l + p} \quad (9)$$

式中: $\beta$  为放大系数,介于 $[0, 1]$ 之间; $\bar{\cdot}$ 表示近似值或者代理模型的预测值; $mse$ 为代理模型的预测标准差。

### 1.5 基于 EHVI 的多目标粒子群算法

区别于传统的寻找当前 Kriging 代理模型下的最大 EHVI 值的子优化过程,本文计算当前种群中所有个体的 EHVI 值并对它们进行降序排列,选取前几个个体进行真实函数评估并加入样本集,用于更新外部非支配解档案,引导 ASMOPSO 中个体的移动。在这个过程中 Kriging 代理模型只是作为提供未观测点的均值和方差的工具,用于计算 EHVI 值,代理模型的精度不是首要考虑的因素。

综上,结合多目标粒子群算法、Kriging 代理模型、EHVI 加点形成的高效多目标优化算法 (EHVIMOPSO) 的流程如图 4 所示。

是基于此动态计算方法的 EHVI 加点准则。

### 1.4 约束的处理

为了克服罚函数系数设定难的问题,优化算法中采用不可行度 (Infeasibility Degree, 简称 IFD) 法来处理优化问题中的约束<sup>[21]</sup>,当一个粒子处在不可行域内时,IFD 值可以表示为粒子与可行域边界的接近程度,则定义第  $i$  个粒子的不可行度值为

子;②如果两个粒子都不可行,则选择 IFD 值较小的那个粒子;③如果两个粒子都可行,执行 Pareto 优胜比较,选择非支配粒子。

基于式(8)将每个粒子的近似不可行度改写为

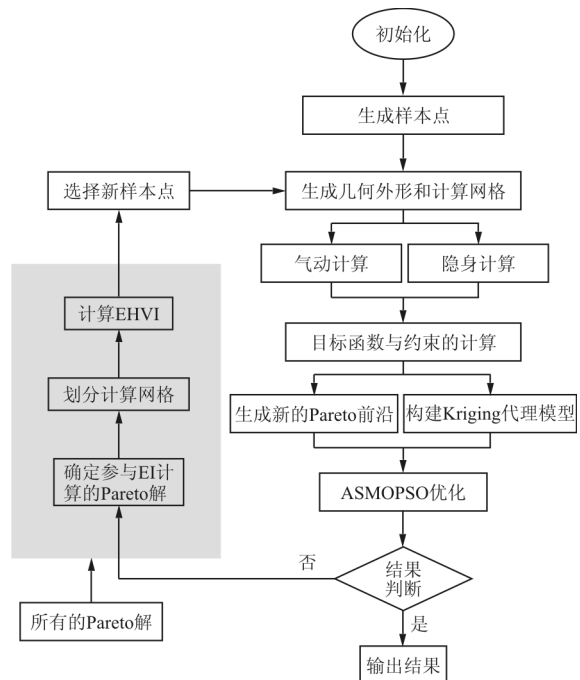


图 4 EHVIMOPSO 流程图

Fig. 4 Flow chart of EHVIMOPSO

## 2 气动隐身多目标优化设计

### 2.1 优化模型的建立

使用飞翼无人机作为初始外形,如图 5 所示,以翼面为研究对象,以阻力和 RCS(Radar Cross Section)为优化目标,约束为升力系数不小于原始翼型和俯仰力矩系数绝对值不减小。设计点气动计算状态为: $Ma=0.8, \alpha=2.0^\circ, Re=2.78 \times 10^7$ 。

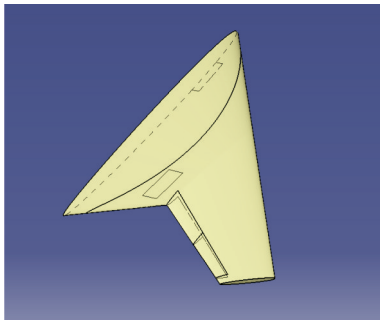


图 5 飞翼布局无人机几何外形  
Fig. 5 Geometry of flying UAV

由此可得优化的数学模型为

$$\begin{cases} \min f_1(\mathbf{X}) = C_D \\ \min f_2(\mathbf{X}) = A_{RCS} \\ \text{s. t. } g_1(\mathbf{X}) = C_L \geq C_L^* \\ g_2(\mathbf{X}) = |C_M| \leq |C_M^*| \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{X}$  为设计变量向量; $C_D$  为阻力系数; $A_{RCS}$  为 RCS 均值; $C_L$  为升力系数; $C_M$  为力矩系数;上标 \* 表示初始翼型的计算值。

### 2.2 计算网格及仿真计算方法

流体计算方面,流场求解基于三维非定常雷诺平均 N-S 方程,湍流模型采用  $k-\omega$  SST 模型,物面边界采用无滑移边界条件,远场采用压力远场边界条件。

本文使用半模计算,采用由 ANSYS ICEM CFD 软件生成的空间六面体网格对流动区域进行离散,网格数量为 165 万,计算网格如图 6 所示。在优化设计循环中,使用该软件自带的脚本功能实现网格的运动<sup>[21]</sup>。

电磁隐身特性求解以 RCS 为衡量标准,它描述了物体因被电磁波照射而向各个方向散射,被雷达捕捉的雷达回波强度及其电磁特性。在计算目标 RCS 的过程中,需要平衡计算效率与计算精度。

由于不同的计算方法对于不同尺寸的目标具有不同的适应性,在选择计算方法时需要考虑目标的电尺寸大小。

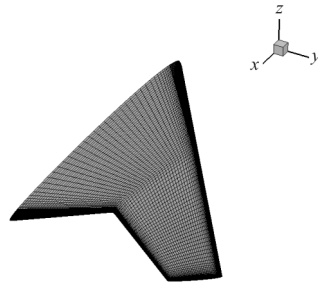


图 6 计算网格  
Fig. 6 Computational grid

综合考虑,本文选用大面元物理光学法 LEPO (Large Element PO) 配合一致性几何绕射理论 (UTD) 计算边缘绕射场。计算状态为单站,极化方式为水平极化,雷达频率选择 10 GHz。采用半模计算,计算范围( $\theta$ )为  $0^\circ \sim 180^\circ$ ,步长为  $1^\circ$ 。RCS 计算示意图如图 7 所示。

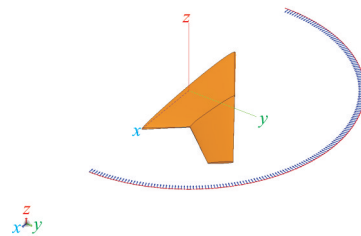


图 7 RCS 计算示意  
Fig. 7 Diagram of RCS calculation

### 2.3 参数化方法

在优化设计中,采用空间变形能力较强的 FFD(Free Form Deformation)自由曲面变形法<sup>[22]</sup>作为参数化方法。该方法最早由 T. W. Sederberg 和 S. R. Parry 提出,是一种针对三维可变形物体的有效建模工具。其基本方法是通过构建并操纵空间三维框架与被操纵面的映射关系,通过改变空间三维框架来改变被操纵面的形状。由于此方法能够适用于非常复杂的外形控制且模拟精度很高,在飞行器三维参数化中有较好的应用。

飞翼优化模型中的 FFD 参数化<sup>[23]</sup>空间控制点为翼面上下各 25 个控制点(如图 8(a)所示),在坐标系中, $x, y, z$  三个方向上布置的控制点数为

(5,5,2),由于控制变量明显偏多,考虑在外形优化中将整个变形框外框固定不变,选择上下翼面中心位置的 9 个点(如图 8(b)所示),一共 18 个点,坐标系中表示在  $x,y,z$  方向上的点数为(3,3,2),变形方向限定为仅在  $z$  方向上。为了不让变形过于剧烈,变形范围设定在  $\pm 0.05$  之内。最后控制点一共为  $3 \times 3 \times 2 = 18$  个。

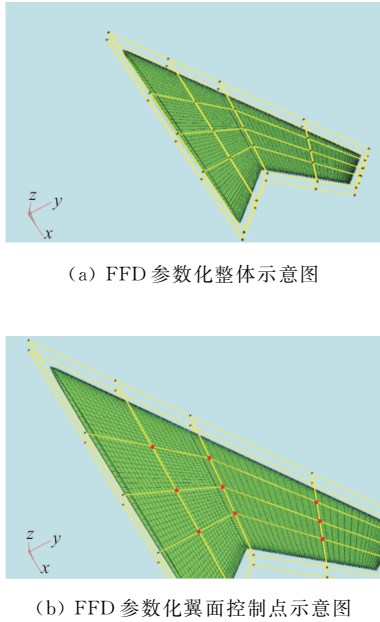


图 8 翼面 FFD 参数化控制点

Fig. 8 Parameterized control point of airfoil FFD

在 FFD 参数化后,通过曲面差值生成新的飞翼翼面。参数化结果如表 1 所示,可以看出:FFD 参数化后的代理模型与原始外形的翼面力学特性几乎完全吻合,隐身性能存在 0.3% 的误差,符合计算中的误差范围,故认为该参数化方法能够精确表达原始模型的气动外形。

表 1 参数化结果比较

Table 1 Comparison of parametric results

参 数	原始外形	FFD
$C_L$	0.113 1	0.113 1
$C_D$	$8.562 \times 10^{-3}$	$8.561 \times 10^{-3}$
$C_M$	-0.327 1	-0.327 0
$A_{RCS}/m^2$	1.108 0	1.104 3

## 2.4 优化过程及优化结果分析

使用最优拉丁超立方抽样(Optimal Latin

Hypercube Sampling,简称 OLHS)<sup>[24]</sup>生成 40 个初始样本点,建立初始代理模型并通过 EHVI-MOPSO 多目标优化算法搜索 Pareto 前沿。其中粒子种群规模为 200,外部档案大小为 50;惯性系数从 0.75 逐渐减小到 0.25;认知加速系数和社会加速系数  $c_1 = c_2 = 2.0$ ;稳定系数  $\alpha$  的变化范围为 1.0~2.0。迭代步数为 60 步,每代使用 EHVI 值选择 3 个最稳定的个体加入到样本空间中,并更新代理模型。优化结果如图 9 和表 2 所示。

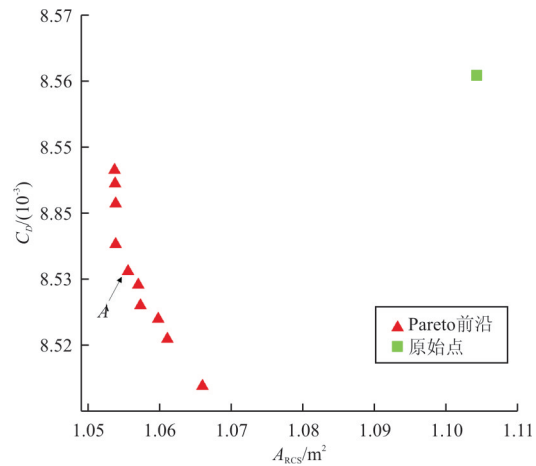


图 9 Pareto 前沿

Fig. 9 Forward position of Pareto

表 2 Pareto 前沿数值统计

Table 2 Frontier point of Pareto

序号	$C_D$	$A_{RCS}/m^2$
1	0.008 515	1.065 951
2	0.008 547	1.053 660
3	0.008 522	1.061 077
4	0.008 525	1.059 754
5	0.008 536	1.053 849
6(A 点)	0.008 532	1.055 571
7	0.008 527	1.057 258
8	0.008 530	1.056 980
9	0.008 542	1.053 797
10	0.008 545	1.053 757

从图 9 和表 2 可以看出:Pareto 解分布较为均匀,但是范围还不够宽广。

优化前后数据比较如表 3 所示。由于此飞翼布局无人机为低可探测低阻外形,其原始外形的气动及隐身性能非常优秀(如表 1 所示),因此在此优

化算法下的气动优化效果没有特别明显的提升。

表 3 优化前后数据比较

Table 3 Data comparison before and after optimization

参数	原始	Pareto A
$C_L$	0.113 1	0.113 2
$C_D$	0.008 561	0.008 532
$C_M$	-0.327 0	-0.323 3
$A_{RCS}/m^2$	1.104 3	1.055 6

在平衡减阻与降低 RCS 两者情况下选择如图 9 所示的 Pareto A 与原始构型进行比较分析。

从表 2 可以看出:在 Pareto A 的构型下阻力减少了 0.34%,RCS 缩减了 4.41%。

在气动计算结果对比方面,为了更好地说明,选取 Y 分别为 1.0、2.5、4.5 三个展向站位的翼型截面进行对比分析,如图 10 所示。优化后的翼型剖面形状、压力系数与原始外形对比结果如图 11~图 13 所示。

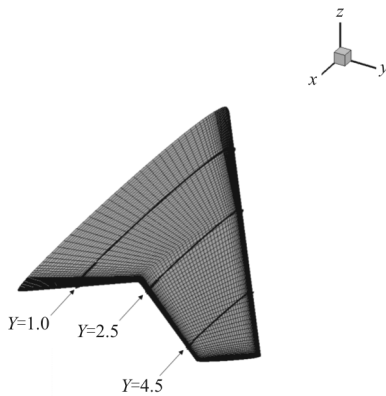
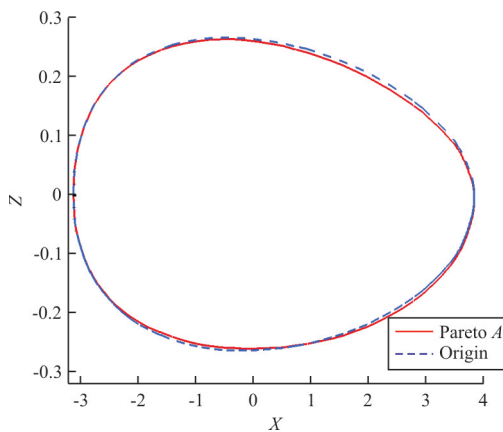
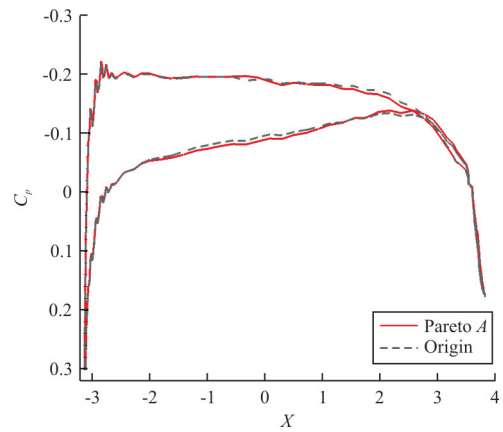


图 10 翼面截取示意

Fig. 10 Sketch of wing interception



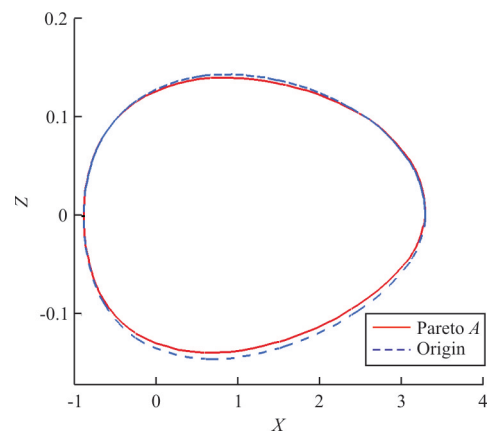
(a) 翼型对比



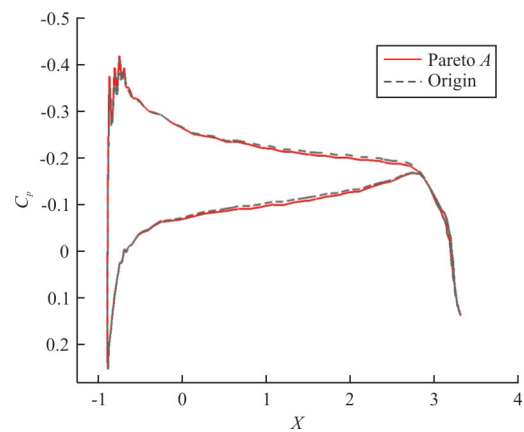
(b) 压力系数对比

图 11 对比结果(Y=1.0)

Fig. 11 Contrast result(Y=1.0)



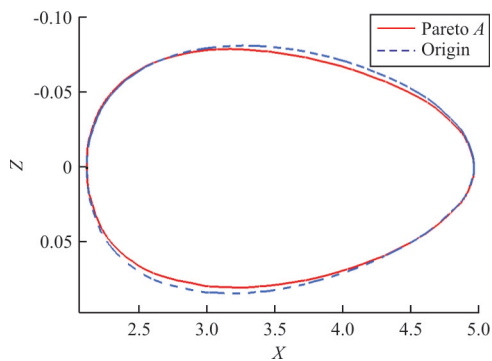
(a) 翼型对比



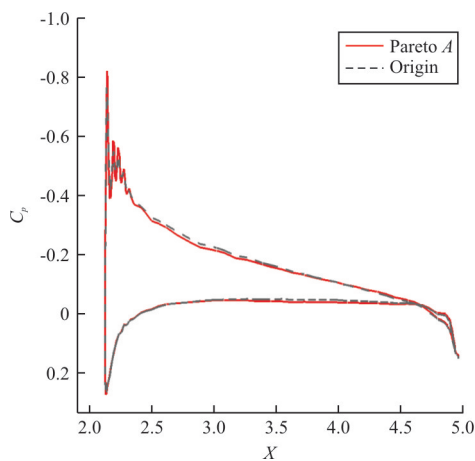
(b) 压力系数对比

图 12 对比结果(Y=2.5)

Fig. 12 Contrast result(Y=2.5)



(a) 翼型对比



(b) 压力系数对比

图 13 对比结果( $Y=4.5$ )Fig. 13 Contrast result( $Y=4.5$ )

从图 11~图 13 可以看出:优化构型三个站位上的翼型剖面与原始翼型相比,在上翼面前部与下翼面后部都有小量缩减,翼面最大厚度向后移动且最大厚度值都减小、变薄,其中  $Y=2.5$ 、 $Y=4.5$  两个站位翼型变薄的情况非常明显;翼型的前后缘位置压力分布较陡峭,中段压力系数曲线分布较为平缓,优化后构型仍能在此基础上有一定程度的减缓翼面激波强度; $Y=1.0$  站位,后缘附近有一个向下的加载力区域,使的整个优化构型的低头力矩减小,提高了无人机的可操控性。

RCS 优化结果对比如图 14 所示,可以看出:在入射角为  $57^\circ$  和  $140^\circ$  处有峰值存在, $57^\circ$  时的峰值为机翼前缘的电磁散射相干叠加而形成的, $140^\circ$  处的峰值为机翼端面造成的镜面反射;RCS 缩减部位主要集中在  $60^\circ\sim 90^\circ$  范围内,这是由于本文选择的翼面控制点在翼面中部位置,对于前缘和端面形成的电磁散射无法做到有效缩减。

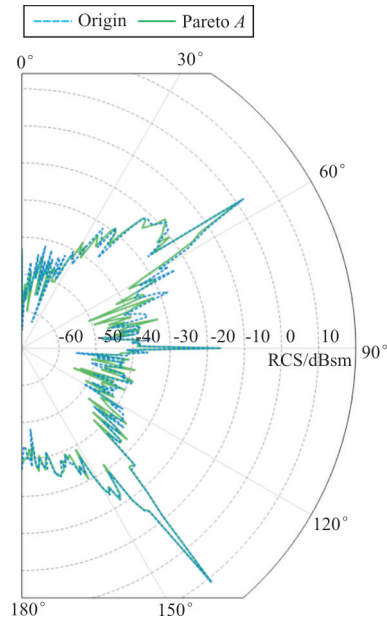


图 14 优化结果 A 与原始外形的 RCS 计算结果对比  
Fig. 14 Comparison of RCS calculation results between Pareto A and original profile

### 3 结 论

本文使用计算流体力学和计算电磁学等数值模拟手段计算飞翼布局无人机的气动和隐身性能,结合一种基于 EHVI 加点的高效多目标粒子群优化算法使用 FFD 法进行参数化表达,对一种低阻、低可探测飞翼布局无人机进行气动隐身多目标优化设计。在 200 次调用目标函数的情况下,降低了无人机的阻力和雷达反射截面积,表明本文提出的高效优化设计方法在解决类似飞翼式布局无人机气动隐身多目标优化设计等昂贵优化问题时具有较大的应用潜力。

#### 参考文献

- [1] 夏露,高正红,李天.飞行器外形多目标多学科综合优化设计方法研究[J].空气动力学学报,2003,21(3):275-281.  
Xia Lu, Gao Zhengong, Li Tian. Investigation of integrated multi-disciplinary and multi-objective optimization of the aircraft configuration design method[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2003, 21(3): 275-281. (in Chinese)
- [2] Lee D S, Gonzalez L F, Srinivas K, et al. Aerodynamic/RCS shape optimization of unmanned aerial vehicles using hierarchical asynchronous parallel evolutionary algorithms [C]// 24th AIAA Applied Aerodynamics Conference. San Francisco, California: 2012.
- [3] 何开锋,钱炜祺,刘刚,等.飞行器气动隐身一体化设计方法研究[J].空气动力学学报,2006,24(2):169-174.



- He Kaifeng, Qian Weiqi, Liu Gang, et al. Aircraft multi-objective design of aerodynamic and stealthy performance[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2006, 24(2): 169-174. (in Chinese)
- [4] Wise K A, Lavretsky E. Robust and adaptive control of X-45A J-UCAS: a design trade study[C]// *Proceedings of the 18th IFAC World Congress*. Milano: IFAC Secretariat, 2011.
- [5] Hyoungjin K, Liou M S. Flow simulation of N2B hybrid wing body configuration: AIAA-2012-0838[R]. [S. l.]: AIAA, 2012.
- [6] 王豪杰, 李杰, 周洲. 飞翼类特殊布局无人机气动设计研究[J]. *西北工业大学学报*, 2011, 29(5): 789-793.  
Wang Haojie, Li Jie, Zhou Zhou. Airfoil and wing layout design for a certain flying wing UAV(unmanned air vehicle) [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2011, 29(5): 789-793. (in Chinese)
- [7] 王荣, 闫溟, 白鹏, 等. 飞翼无人机平面外形气动隐身优化设计[J]. *航空学报*, 2017, 38(s1): 73-80.  
Wang Rong, Yan Ming, Bai Peng, et al. Optimization design of aerodynamics and stealth for a flying-wing UAV planform [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2017, 38(s1): 73-80. (in Chinese)
- [8] 张乐, 周洲, 许晓平. 隐身反设计下飞翼布局气动与隐身综合设计[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2017, 49(10): 22-30.  
Zhang Le, Zhou Zhou, Xu Xiaoping. Integrated design on aerodynamic and stealthy of flying wing unmanned aerial vehicle based on stealthy inverse design method[J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2017, 49(10): 22-30. (in Chinese)
- [9] 陈曦, 白俊强, 李权. 某飞翼布局隐身飞行器的翼型优化[J]. *航空计算技术*, 2013(6): 50-53, 57.  
Chen Xi, Bai Junqiang, Li Quan. Airfoil optimization of a stealth flying wind aerial vehicle[J]. *Aeronautical Computing Technique*, 2013(6): 50-53, 57. (in Chinese)
- [10] Coello C A C, Lechuga M S. MOPSO: a proposal for multiple objective particle swarm optimization[C]// *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway: IEEE, 2002: 1051-1056.
- [11] Raquel C R, Naval P C. An effective use of crowding distance in multi-objective particle swarm optimization[C]// *Proceedings of the Workshops on Genetic and Evolutionary Computation*. Washington: ACM Press, 2005: 257-264.
- [12] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [13] Weron A, Weron R. Computer simulation of levy- $\alpha$  stable variables and processes[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 1995: 379-392.
- [14] Kogon S M, Manolakis D G. Signal modeling with self-similar  $\alpha$ -stable processes: the fractional levy stable motion model[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1996, 44(4): 1006-1010.
- [15] 樊华羽, 詹浩, 程诗信, 等. 基于  $\alpha$ -stable 分布的多目标粒子群算法研究及应用[J]. *西北工业大学学报*, 2019, 37(2): 232-241.  
Fan Huayu, Zhan Hao, Cheng Shixin, et al. Research and application of multi-objective particle swarm optimization algorithm based on  $\alpha$ -stable distribution [J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2019, 37(2): 232-241. (in Chinese)
- [16] Emmerich M, Giannakoglou K, Naujoks B. Single and multi-objective evolutionary optimization assisted by Gaussian random field metamodells[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(4): 421-439.
- [17] Emmerich M, Deutz A H, Klinkenberg J W. Hypervolume-based expected improvement: monotonicity properties and exact computation[C]// *2011 IEEE Congress on Evolutionary Computation(CEC)*. [S. l.]: IEEE, 2011.
- [18] Zitzler E. Evolutionary algorithms for multiobjective optimization[D]. Switzerland, Zurich: Swiss Federal Institute of Technology, 1998.
- [19] Jones D R, Schonlau M, Welch W J. Efficient global optimization of expensive black-box functions[J]. *Journal of Global Optimization*, 1998, 13(2): 455-492.
- [20] Cheng Shixin, Zhan Hao, Shu Zhaoxin, et al. Effective optimization on bump inlet using meta-model multi-objective particle swarm assisted by expected hyper-volume improvement [EB/OL]. (2019-02-21)[2019-08-20]. [https://www.researchgate.net/publication/331457245\\_Effective\\_optimization\\_on\\_Bump\\_inlet\\_using\\_meta-model\\_multi-objective\\_particle\\_swarm\\_assisted\\_by\\_expected\\_hyper-volume\\_improvement](https://www.researchgate.net/publication/331457245_Effective_optimization_on_Bump_inlet_using_meta-model_multi-objective_particle_swarm_assisted_by_expected_hyper-volume_improvement).
- [21] Deb K. An efficient constraint handling method for genetic algorithm[J]. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2000, 186: 311-338.
- [22] Sederberg T W, Parry S R. Free-form deformation of solid gemetric models[C]. *Proceedings of the 13th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, Dallas: SIGGRAPH, 1986, 20(4): 151-160.
- [23] 黄江涛, 高正红, 白俊强, 等. 基于任意空间属性 FFD 技术的融合式翼稍小翼稳健型气动优化设计[J]. *航空学报*, 2013, 34(1): 37-45.  
Huang Jiangtao, Gao Zhenghong, Bai Junqiang, et al. Study of robust winglet design based on arbitrary space shape FFD technique[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2013, 34(1): 37-45. (in Chinese)
- [24] Morris M D, Mitchell T J. Exploratory designs for computer experiments[J]. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 1995, 43(3): 381-402.

### 作者简介:

樊华羽(1985—),男,博士研究生。主要研究方向:气动隐身多目标优化。

詹浩(1972—),男,博士,教授,博导。主要研究方向:飞行器设计及空气动力学。

程诗信(1983—),男,博士后。主要研究方向:气动隐身优化设计及多目标优化算法。

米百刚(1989—),男,博士后。主要研究方向:非定常气动力设计与数值计算。

姚会勤(1995—),女,硕士研究生。主要研究方向:多目标气动优化。

(编辑:马文静)