

文章编号: 0258-1825(2013)03-0394-07

# 基于双层代理模型的无人机气动隐身综合设计

张德虎, 高正红, 李焦赞, 黄礼铿

(西北工业大学翼型叶栅空气动力学国防科技重点实验室, 陕西 西安 710072)

**摘要:**基于双层代理模型方法展开飞翼布局无人机气动隐身综合设计方法研究。DSM 模型集成了插值型代理模型和回归型代理模型的优点,在同样样本的条件下,具有更高的预测精度。文中分别以 Navier-Stokes 方程数值求解方法和稀疏矩阵方法分析无人机气动、隐身特性,并构造了两种分析方法的 DSM 模型,验证了 DSM 模型特性。文章最后基于自适应代理模型优化设计策略,结合多目标遗传算法将 DSM 模型用于无人机气动隐身综合设计,使其在满足一定约束的前提下最小化全机阻力和头向雷达反射截面,取得了令人满意的设计结果,验证了文中方法的实用性。

**关键词:**双层代理模型;无人机;多目标遗传算法;优化设计

中图分类号: V219

文献标识码: A

## 0 引言

现代完善的防空体系与隐蔽的任务目标要求作战飞机具有优秀的隐身突防能力、较远的航程和较长的制空时间。飞翼布局无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)是突入敌方领空进行侦查、探测或轰炸的理想工具,美国诺斯罗普·格鲁曼公司研制的 X47B 无人机(图 1)是该方面最具代表性的飞机之一。本文基于该飞机布局形式展开飞翼布局无人机气动隐身综合设计方法研究。

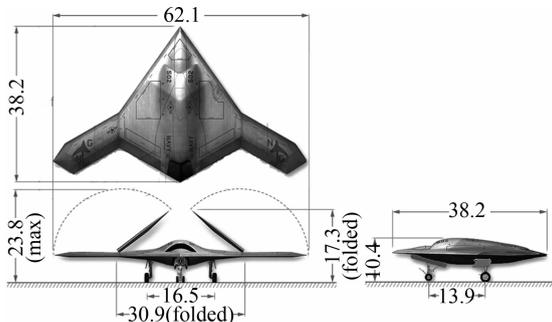


图 1 X47B 三面图(单位:ft)

Fig. 1 Three views of X47B (unit:ft)

现代飞翼布局无人机一般在跨声速飞行,流场较为复杂,所以本文采用 Navier-Stokes(NS)方程数值求解方法<sup>[1]</sup>分析飞机气动特性。另外,飞翼布局无人

机主要用于突防执行任务,而地面预警雷达主要工作在甚高频和超高频波段,电磁波波长与飞机特征尺寸在同一量级,不满足电磁波高频假设,所以无法使用高频算法分析飞机隐身特性;本文采用稀疏矩阵方法(Sparse Matrix Method, SMM)<sup>[2,3]</sup>计算飞机雷达反射截面(Radar Cross Section, RCS),该方法为矩量法(Method of Moments, MOM)<sup>[4]</sup>的改进算法,在保证较高分析精度的同时具有更高的计算效率。

由于 NS 方程数值求解方法和 SMM 算法计算过程比较复杂,计算量太大,无法直接用于优化设计,所以本文构造了两种分析方法的双层代理模型(Double-Stage Metamodel, DSM 模型)<sup>[5]</sup>在优化过程中代替原模型进行分析。DSM 模型由插值型和回归型两类代理模型构造而成,集成了两类代理模型的优点,具有比传统代理模型更高的预测精度。

基于代理模型的优化设计(Metamodel-Based Design Optimization, MBDO)策略主要分为三种<sup>[6-7]</sup>:顺序法、自适应方法和直接选样法,图 2 为三种优化策略的示意图。顺序法指的是先构造代理模型然后依据该代理模型进行优化搜索并且在优化过程中代理模型保持不变的优化策略,特点是计算量相对较小,但该方法最终的优化设计结果直接于代理模型的预测精度相关,如果代理模型构建不合理,可能导致最

\* 收稿日期:2012-05-29; 修订日期:2012-09-04

作者简介:张德虎(1986-),男,山东济宁人,博士,研究方向:飞行器设计。E-mail: zhang\_dehu@mail.nwpu.edu.cn

终的优化设计结果与实际的全局最优解相差较远。自适应方法在优化过程中以一定方式选择较优个体进行校核,并将校核结果加入构造样本更新代理模型,提高代理模型预测精度,与顺序法相比,该方法计算量较大,优化周期较长,但该设计策略最终的设计结果对初始代理模型不存在较大依赖。直接选样方法的机理是依据代理模型的指引使新生成的样本不断朝最优值靠近,该方法目前还不成熟,有待进一步测试。

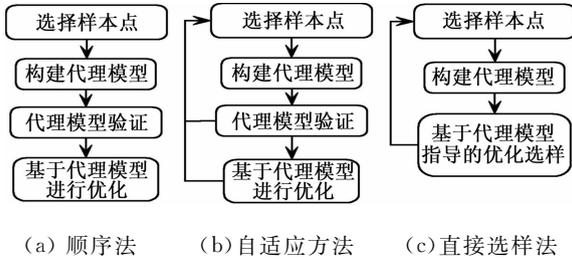


图 2 基于代理模型的优化策略

Fig. 2 MBDO strategies

文中首先介绍了本文采用的 NS 方程数值求解方法、稀疏矩阵方法和 DSM 模型构造方法;然后通过无人机气动、隐身特性分析验证了 DSM 模型特性。文章最后基于自适应代理模型优化设计策略,结合多目标遗传算法<sup>[8-9]</sup>将 DSM 模型用于无人机气动隐身综合设计,取得了令人满意的设计结果,表明本文方法具有很强的工程实用性。

## 1 目标特性分析方法

本节分别对用于分析气动、隐身的特性的 NS 方程数值求解方法、稀疏矩阵法以及 DSM 模型构造方法展开论述。

### 1.1 NS 方程数值求解方法

为准确分析飞机跨音速气动特性、捕捉流场信息,本文采用 Navier-Stokes(NS)方程数值求解方法分析无人机气动特性;采用 Roe 空间离散格式,Spalart-Allmaras (S-A)湍流模型,LU-SGS 时间推进方法;并采用了多重网格和多块并行计算方法提高计算效率。

为了验证本文方法的分析精度,将该方法用于跨音速的 DLR-F6 翼身组合体气动分析,并与实验结果进行对比。气动状态为: $Ma=0.75$ , $Re=3.0\times 10^6$ ,图 3 为 F6 飞机升阻极曲线的分析结果与实验值的比较。由图可知,计算结果与实验值吻合较好,表明了该分析方法具有较高的分析精度,能够满足设计要求。

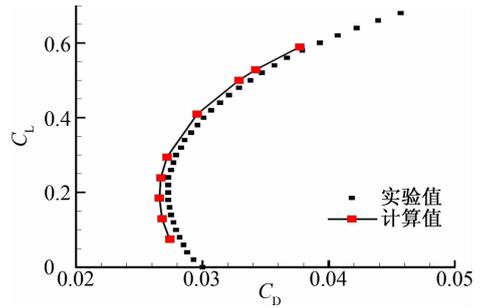


图 3 DLR-F6 翼身组合体极曲线计算结果

Fig. 3 Polar of DLR-F6 wing-body

### 1.2 稀疏矩阵方法

稀疏矩阵方法(SMM)为矩量法(MOM)的改进算法,该方法基于飞行器几何外形的曲率特征和场、源点间距,在计算阻抗矩阵元时,忽略感应电流之间较弱的耦合效应,形成稀疏化的阻抗矩阵,在保证较高分析精度的同时减小计算量。在稀疏矩阵方法中,物面感应电流可表示为:

$$J(r) = 2nH^i(r) + 2n \times \int_S [J(r') \nabla' g] dS' \quad (1)$$

其中, $S$ 表示散射体表面, $n$ 为物面外法线方向的单位向量。 $J(r)$ 为物面上的感应电流, $H^i(r)$ 为入射场。 $\nabla' g$ 为格林函数的梯度。关于 SMM 方法的具体内容请参考文献[2-3]。

图 4 为分别采用 MOM、SMM 方法分析某机翼在 100MHz 水平极化电磁波照射情况下的 RCS 散射图。由图可知,稀疏矩阵法分析结果与矩量法分析结果相近,能够捕捉主要的散射特征,满足精度要求。

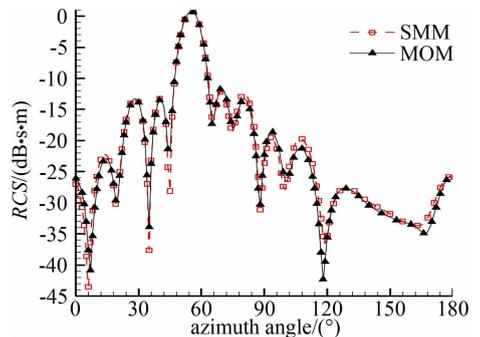


图 4 MOM、SMM 方法分析结果对比

Fig. 4 RCS scattering plot comparison

### 1.3 双层代理模型

对于工程优化设计问题而言,对代理模型不仅要求其具有更高的预测精度,同时,也希望它能够更准确地反映原物理模型的基本特征,以满足优化设计要求。

双层代理模型(DSM模型)由回归型代理模型和插值型代理模型构造而成,集成了两类代理模型的优点,具有更高的预测精度并且能够更准确地反映原模型的变化特征<sup>[5]</sup>。DSM模型的构造流程如图5所示,首先利用回归型模型可较好的拟合原模型的整体分布的特点,将其作为第一层代理模型对原模型进行拟合。其预测误差 $e_h(x)$ 包含回归型模型本身不能体现的原模型的局部特性信息。然后再利用插值型代理模型精确拟合的特点,构造 $e_h(x)$ 的代理模型 $e_{hc}(x)$ ,此为第二层代理模型。利用 $e_{hc}(x)$ 对回归型模型进行修正,修正局部信息,进而得到DSM模型。本文选用的插值型模型、回归型模型分别为Kriging<sup>[10]</sup>和BP神经网络<sup>[11]</sup>。Kriging模型是插值型代理模型的典型代表,运用灵活、对确定性问题适应性好,但对大设计空间问题的适应性较差<sup>[12]</sup>;BP神经网络对强非线性大设计空间问题的适应性较好、方便重复使用,缺点是计算量较大<sup>[12]</sup>。

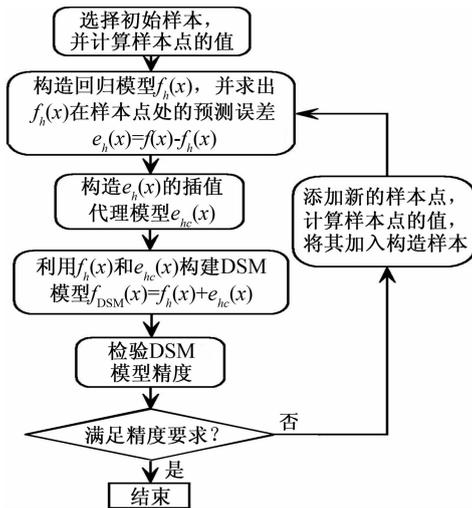


图5 DSM模型框架

Fig. 5 Framework of DSM construction

## 2 无人机气动隐身综合设计

### 2.1 DSM模型构造与特性验证

采用CST方法<sup>[13]</sup>对该无人机机翼关键剖面翼型进行参数化,机身几何形状和机翼平面形状保持不变(如图6所示),共计56个设计变量。

全机气动力参数分别为升力系数 $C_L$ 、阻力系数 $C_D$ 和俯仰力矩系数 $C_M$ 。气动特性分析时通过调整迎角保持升力系数不变,参考面积采用全机投影面积,升力系数 $C_L=0.337$ ,气动分析状态为:

$$Ma=0.8, Re=1.98 \times 10^7$$

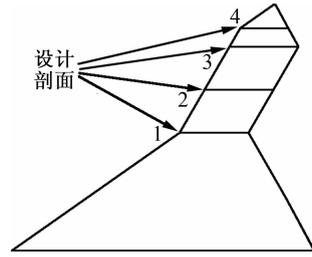


图6 无人机设计剖面

Fig. 6 Design sections of the UAV

电磁波频率选为100MHz,分析无人机隐身特性时,飞机姿态迎角与气动特性分析状态保持一致,隐身特性参数为飞机的头向、侧向和尾向雷达反射截面:

$$\begin{aligned} RCS_H &= RCS_{av}(0^\circ \sim 60^\circ) \\ RCS_S &= RCS_{av}(60^\circ \sim 120^\circ) \\ RCS_B &= RCS_{av}(120^\circ \sim 180^\circ) \end{aligned} \quad (2)$$

利用拉丁超立方方法<sup>[14]</sup>在设计空间内选取200个样本点,任意选取180个作为构造样本,其余20个为测试样本。本文选用代理模型在测试样本点的最大误差(MAX)、平均误差(MEAN)和百分比均方根差(% Root Mean Square Error, %RMSE)三个参数衡量代理模型预测精度:

$$MAX = \max |f_i(x) - \hat{f}_i(x)|, i = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

$$MEAN = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k |f_i(x) - \hat{f}_i(x)| \quad (4)$$

$$RMSE = \frac{100 \cdot \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k [f(x) - \hat{f}(x)]^2}}{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k |f(x)|} \quad (5)$$

其中 $f(x)$ 为真实函数值, $\hat{f}(x)$ 为代理模型预测值, $k$ 为测试样本点的个数。

图7为各代理模型的最大误差、平均误差和百分比均方根差比较。由图可知,在无人机的气动、隐身特性分析模型中,对任意参数,无论是最大误差、平均误差还是百分比均方根差,DSM模型的误差均小于BP神经网络和Kriging。这充分表明了DSM模型比传统代理模型具有更高的预测精度。

### 2.2 优化设计与结果分析

利用2.1节构建的DSM模型结合多目标遗传算法采用基于自适应代理模型优化设计策略对无人机外形进行气动隐身综合优化设计。要求在全机侧向和尾向RCS不增加、翼型厚度不减小以及全机俯

仰力矩系数变化不大的条件下最小化飞机阻力和头向 RCS。设计状态与第 2.1 节中的分析状态一致。本文采用的是每隔 10 代校核 Pareto 前缘所有个体的自适应优化策略,具体的优化流程图如图 8 所示。多目标遗传算法参数为:交叉概率为 0.8,变异概率为 0.01,群体规模为 100,最大进化代数为 80。优化模型为:

$$\begin{aligned} \text{Min: } & f_1(X) = C_D \\ & f_2(X) = RCS_H \\ \text{s. t. : } & g_1(X) = |C_m - C_{m0}| \leq 0.005 \\ & g_2(X) = RCS_S \leq RCS_{S0} \\ & g_3(X) = RCS_B \leq RCS_{B0} \\ & g_4(X) = (t/c)_i \geq (t/c)_{i,0}, \quad i = 1, 2, 3, 4 \end{aligned}$$

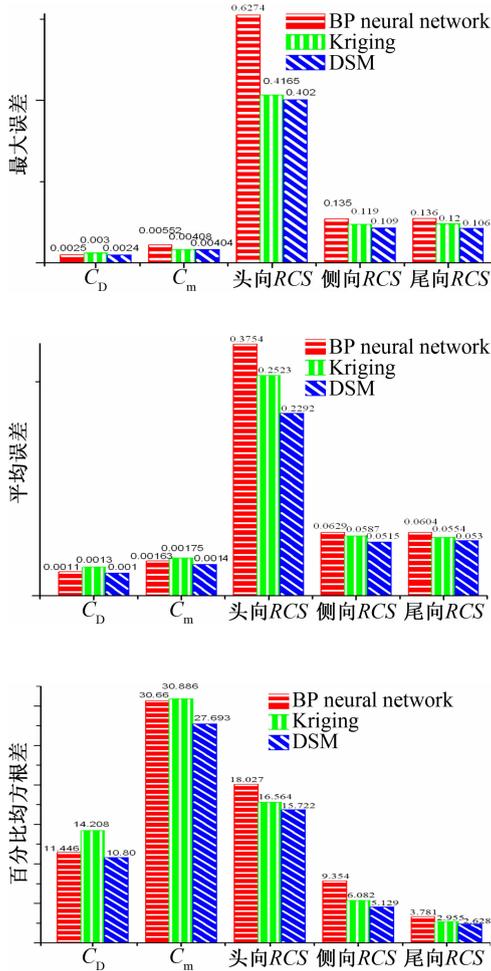


图 7 各代理模型的最大误差、平均误差和百分比均方根差比较

Fig. 7 Comparison of the three metamodels prediction accuracy

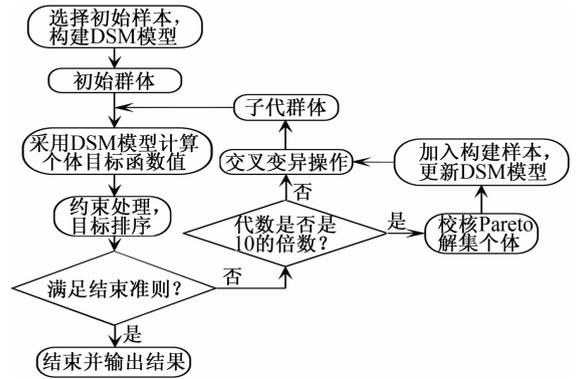


图 8 优化设计流程图

Fig. 8 Flow chart of design optimization

$C_{m0}$ 、 $RCS_{S0}$ 、 $RCS_{B0}$  和  $(t/c)_{i,0}$  分别为初始外形的俯仰力矩系数、侧向 RCS、尾向 RCS 和翼型相对厚度。

图 9 为优化算法结束后得到的 Pareto 前缘, 取其中的阻力最小优化结果和头向 RCS 最小优化结果 (图 9 中  $\Delta$  表示个体) 分别采用 NS 方程数值求解方法和稀疏矩阵方法对设计结果进行校核后与初始外形进行对比。表 1 对比了初始外形与两个设计结果的性能参数, 由表可知, 设计结果满足性能约束, 且阻力系数和头向 RCS 均小于初始外形。图 10 和图 11 分别比较了初始外形和两个优化结果上表面的等压线图和设计剖面压力分布。由图可知, 设计结果满足翼型厚度约束; 初始外形机翼上表面激波较强, 阻力较大; 两个设计结果的激波强度均有所减小, 特别是阻力最小优化结果, 机翼上表面激波几乎已经消除, 阻力减小了 7.55%。图 12 分别对比了初始外形和两设计结果在水平极化和垂直极化下的 RCS 散射图。由图可知, 三个外形的侧向和尾向散射场相差不大, 仅头向散射场存在较大差异, 主要是头向 RCS 最小优化结果, 其头向散射强度与初始外形相比存在大幅减小。

表 1 初始外形和优化结果比较

Table 1 Comparison of initial configuration and optimal results

性能参数	初始外形	最小阻力优化结果	最小头向 RCS 优化结果
$C_D$	0.0212	0.0196	0.0205
$K$	15.87	17.19	16.42
$C_m$	-0.035	-0.040	-0.032
头向 RCS/m <sup>2</sup>	3.752	3.415	0.900
侧向 RCS/m <sup>2</sup>	1.209	1.190	0.998
尾向 RCS/m <sup>2</sup>	2.199	2.126	2.101

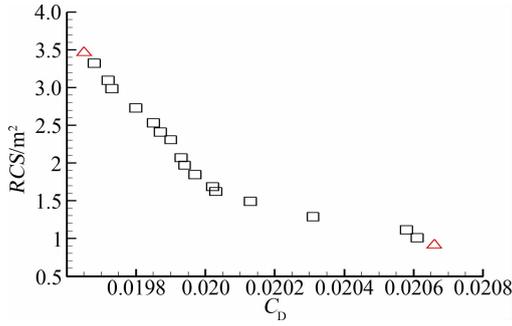
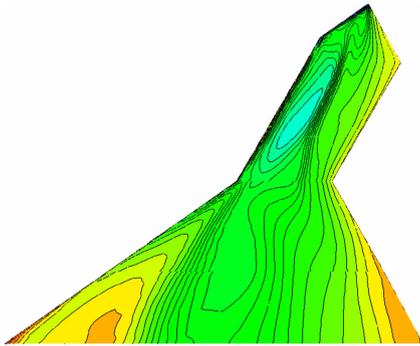
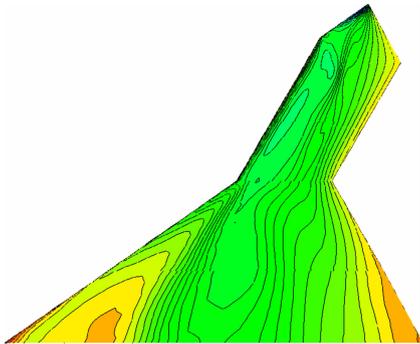


图 9 优化结果 Pareto 前缘

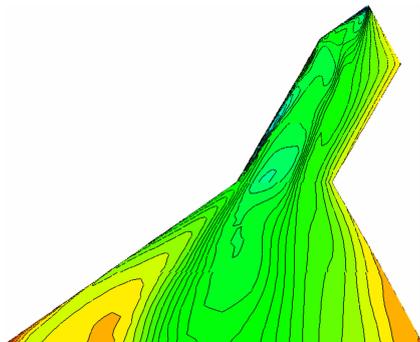
Fig. 9 Pareto front of optimal results



(a) 初始外形



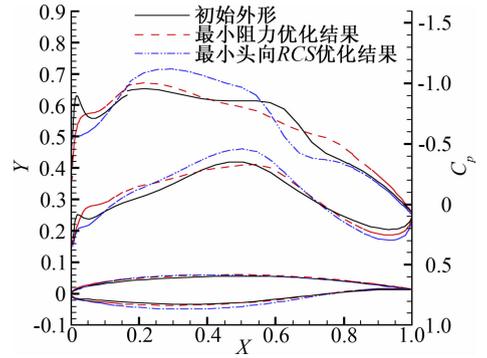
(b) 最小阻力优化结果



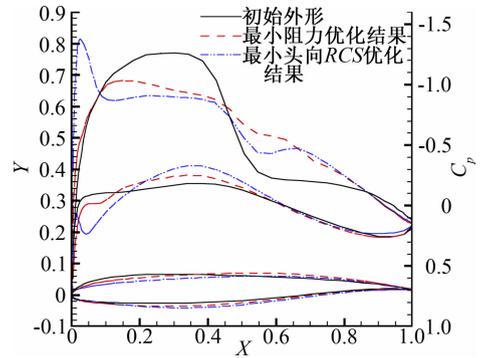
(c) 最小头向 RCS 优化结果

图 10 上表面等压线分布比较

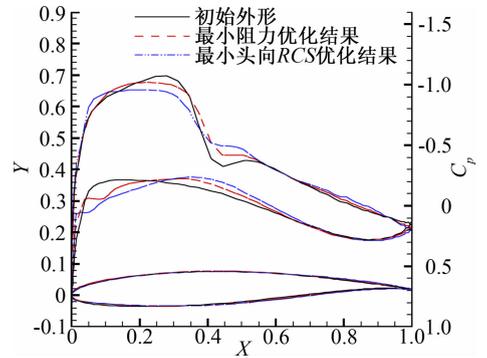
Fig. 10  $C_p$  contour comparison of upper surface



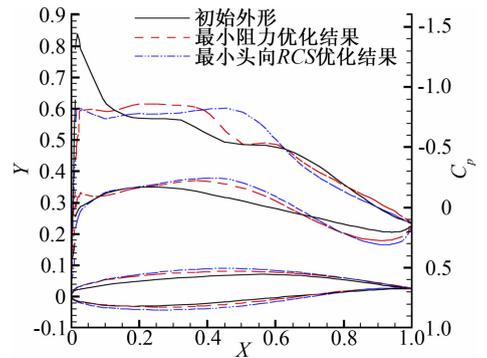
(a) 设计截面 1



(b) 设计截面 2



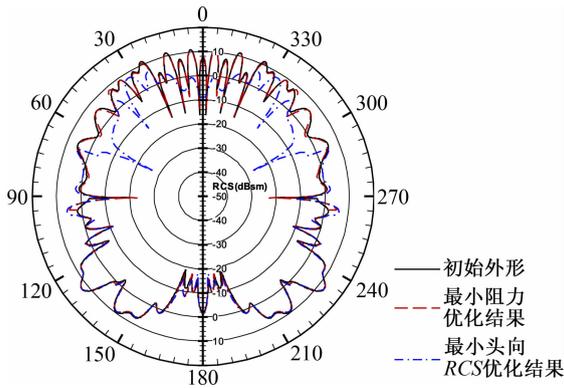
(c) 设计截面 3



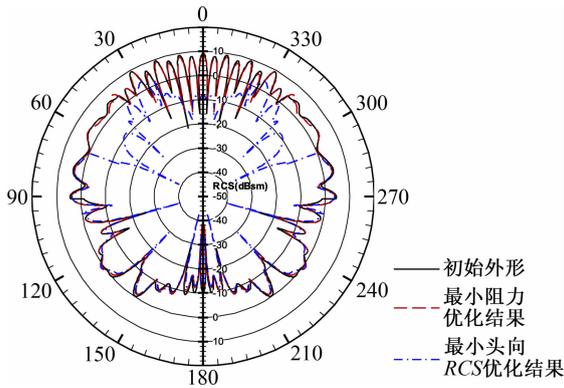
(d) 设计截面 4

图 11 设计剖面压力分布比较

Fig. 11  $C_p$  distribution comparison of design sections



(a) 水平极化



(b) 垂直极化

图 12 RCS 散射图比较

Fig. 12 RCS scatter plot comparison

### 3 结论

本文对飞翼布局无人机展开气动隐身综合设计研究,首先根据无人机飞行状态与任务特点选择了NS方程数值求解方法和稀疏矩阵方法分析无人机气动、隐身特性,并校核了两分析模型的分析精度。采用在整个设计空间中具有更高预测精度的DSM模型方法分别构建了气动、隐身特性分析模型的代理模型,并对DSM模型特性进行了验证。文章最后基于自适应代理模型优化策略,结合多目标遗传算法将DSM模型用于无人机外形气动隐身综合设计,取得了令人满意的设计结果,表明了本文的设计方法能够满足实际的工程设计要求,具有很强的工程实用性。

### 参 考 文 献:

- [1] ANDERSON J D. 计算流体力学基础及应用[M]. 吴颂平, 刘赵森, 译. 北京: 机械工业出版社, 2007.
- [2] GAO Z H, WANG M L. An efficient algorithm for calculating aircraft RCS based on the geometrical characteristics[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2008, 21(4): 296-303.
- [3] 王明亮. 飞行器气动与隐身综合设计研究[R]. 西安: 西北工业大学航空学院, 2009.
- [4] WANG J J H. Generalized moment methods in electromagnetics[M]. New York: John Wiley Sons Inc, 1990.
- [5] ZHANG D H, GAO Z H, HUANG L K, et al. Double-stage metamodel and its application in aerodynamic design optimization[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2011, 24(5): 568-576.
- [6] WANG G, GARY, SHAN S. Review of metamodeling techniques in support of engineering design optimization [J]. *ASME Journal of Mechanical Design*, 2007, 129(4): 370-380.
- [7] SHAN S Q. Survey of modeling and optimization strategies for high-dimensional design problems [A]. 12th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference[C]. AIAA 2008-5842, 2008.
- [8] 阮宏博. 基于遗传算法的工程多目标优化研究[D]. 大连: 大连理工大学土木水利学院, 2007.
- [9] 徐磊. 基于遗传算法的多目标优化问题的研究与应用[D]. 长沙: 中南大学数学科学与计算技术学院, 2007.
- [10] MARTIN J D, SIMPSON T W. Use of kriging models to approximate deterministic computer models [J]. *AIAA Journal*, 2005, 43(4): 853-863.
- [11] 蒙文巩, 马东立, 楚亮. 基于神经网络响应面的机翼气动稳健性优化设计[J]. *航空学报*, 2010, 31(6): 1134-1140.
- [12] SIMPSON T W, PEPLINSKI J D, KOCH P N, et al. Metamodels for computer-based engineering design: survey and recommendations [J]. *Engineering with Computers*, 2001, 17(2): 129-150.
- [13] KULFAN B M. Universal parametric geometry representation method[J]. *Journal of aircraft*, 2008, 45(1): 142-158.
- [14] DALBEY K R, KARYSTINOS G N. Fast generation of space-filling latin hypercube sample designs[R]. AIAA 2010-9085, 2010.

# Aerodynamic and stealth synthesis design optimization of UAV based on double-stage metamodel

ZHANG De-hu, GAO Zheng-hong, LI Jiao-zan, HUANG Li-keng

*(National Key Laboratory of Aerodynamic Design and Research, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)*

**Abstract:** In this paper, an aerodynamic and stealth synthesis design optimization method is presented based on double-stage metamodel (DSM). DSM integrates advantages of both interpolation and regression metamodel and expresses higher fidelity than traditional metamodels. Navier-Stokes equations numerical solution method and sparse matrix method are applied to analysis aerodynamic and stealth performance parameters. And then DSM models of both simulation models are constructed and the characteristics of DSM are validated. In the end, based on adaptive metamodel-based design optimization strategy, the fly-wing UAV aerodynamic and stealth synthesis optimal design using DSM and multi-objective genetic algorithm is presented. The design target is to minimize the drag coefficient and heading radar cross section while meeting performance and geometric constraints. Satisfying results are obtained and practicality of the design method is verified.

**Key words:** double-stage metamodel; UAV; multi-objective genetic algorithm; design optimization

