

# 高超声速飞行器宽速域翼型高效多目标优化设计方法研究



张阳<sup>1,2</sup>, 韩忠华<sup>1,2,\*</sup>, 柳斐<sup>1,2</sup>, 宋科<sup>1,2</sup>, 张科施<sup>1,2</sup>, 宋文萍<sup>1,2</sup>

1. 西北工业大学 气动与多学科优化设计研究所, 陕西 西安 710072

2. 西北工业大学 翼型、叶栅空气动力学重点实验室, 陕西 西安 710072

**摘要:**高超声速宽速域飞行器需要从地面零速滑跑起飞, 经历亚声速起飞、跨声速/超声速爬升, 直至高超声速巡航等多个飞行阶段, 因此, 除了需要保证高超声速性能以外, 还必须兼顾满足工程需求的亚、跨和超声速气动特性。首先, 本文提出了一种基于代理模型的高效多目标优化新算法, 结合新算法和RANS方程求解器、几何参数化、网格自动生成等技术发展了一套宽速域翼型多目标优化设计方法。然后, 进行了兼顾跨声速与高超声速气动性能的翼型多目标气动优化设计, 优化获得了包含58个翼型的Pareto最优化解集。本文分析了Pareto前沿上的优化翼型, 对宽速域翼型协调跨声速与高超声速气动性能的机理进行了总结。

**关键词:**多目标优化算法; Pareto解集; 宽速域; 翼型设计; 高超声速飞行器

中图分类号: V221.3

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2020.11.003

高超声速宽速域飞行器实际飞行中必然要经历亚声速起飞、跨声速/超声速爬升, 直到高超声速巡航的多个飞行阶段。其飞行速域之宽、空域之广, 对气动外形设计提出了巨大的挑战。除了需要保证高超声速性能以外, 宽速域飞行器还必须兼顾满足工程需求的亚、跨和超声速气动特性。因此, 具备优良的宽速域气动性能是此类飞行器设计的基础和体现其优势的决定性因素。然而, 适应各个速度阶段气动性能的最佳气动外形/构型往往是相互矛盾的, 保证良好的气动性能所要求的外形/构型也存在很大不同, 使得以试凑法和反设计方法为代表的传统设计方法难以满足此类飞行器气动设计的严苛要求。因此, 将计算流体力学(CFD)数值模拟与优化算法结合, 开展飞行器宽速域气动优化设计方法研究显得十分必要。

随着高超声速飞行器对宽速域气动性能的需求, 近年来有学者开展了兼顾不同速域气动性能的宽速域翼型优化设计研究<sup>[1-4]</sup>。然而据调研所知, 这些宽速域翼型设计工作中大多数采用单目标或加权系数多目标的优化设计方法找到了一个较优的解。宽速域翼型气动设计是一个典型的多目标设计问题, 也是一个较新的领域, 直接进行多目标优化

设计以获得各不同目标的Pareto前沿是很有必要的。这将有助于设计人员掌握宽速域流动机理, 理解各不同速域气动性能相互矛盾的机制, 从而形成新的设计准则, 并找到更好的协调各速域气动性能的外形。因此, 发展Pareto解集<sup>[5]</sup>多目标优化设计方法, 构造宽速域翼型优化设计的多目标Pareto最优解集是十分有必要的。

代理优化算法<sup>[6-8]</sup>通过建立优化目标关于设计变量的近似模型, 能够大大提高优化设计效率。目前, 代理优化算法得到航空航天领域研究人员的广泛重视, 已应用于各类飞行器的气动优化设计问题中<sup>[9-15]</sup>。

近年来, 代理模型被成功引入到翼型和复杂外形的多目标气动优化设计中<sup>[16-17]</sup>, 这些多目标气动优化设计方法大多采用如下思路: 建立不同目标的代理模型用以直接替代CFD分析, 采用多目标遗传算法等传统多目标优化算法在代理模型上进行多目标优化, 评估优化获得的前沿作为设计结果。该方法通过建立代理模型替代CFD分析能够大大降低计算成本, 然而, 为了获得足够精确的代理模型, 往往需要大量的样本点用于建模, 其优化效率仍有待改进。

收稿日期: 2020-06-19; 退修日期: 2020-07-20; 录用日期: 2020-10-25

\*通信作者: Tel.: 13909235014 E-mail: hanzh@nwpu.edu.cn

引用格式: Zhang Yang, Han Zhonghua, Liu Fei, et al. Efficient multi-objective shape optimization method of hypersonic wide-mach-number-range airfoil[J]. Aeronautical Science & Technology, 2020, 31(11): 14-24. 张阳, 韩忠华, 柳斐, 等. 高超声速飞行器宽速域翼型高效多目标优化设计方法研究[J]. 航空科学技术, 2020, 31(11): 14-24.

21世纪以来,国内外的研究人员在基于代理模型的多目标进化算法领域已经开展了较深入研究,并取得了一些有意义的研究成果<sup>[18]</sup>。Knowles<sup>[19]</sup>提出了将高效全局优化方法(EGO<sup>[20]</sup>)与切比雪夫聚合方法相结合的ParEGO,该算法在建立不同目标的代理模型以后,在每一次迭代中通过随机选取的目标权重系数将多目标问题转换为单目标问题寻优,找到的点用以更新代理模型。Keane<sup>[21]</sup>和Emmerich<sup>[22]</sup>等提出了multi-EI和EHVI加点准则,将原本用于单目标优化问题的期望改进(EI)和概率改进(PI)推广到了多目标优化中。Beume<sup>[23]</sup>和Ponweiser<sup>[24]</sup>等发展了SMS-EMOA和SMS-EGO算法,将最大化超体积作为子优化目标来指导加点。这些工作能够提高传统的无代理模型辅助的多目标优化算法的优化效率,但是它们在每次迭代中只添加一个新增样本点来更新代理模型,整个Pareto前沿不能在一次迭代中得到充分的探索。为此,张青富<sup>[25]</sup>等将MOEA/D<sup>[26]</sup>与代理模型相结合,提出了MOEA/D-EGO, Lin<sup>[27]</sup>和Silver<sup>[28]</sup>等采用类似思路发展了MOBO/D, sMOEA/D, 这些算法能够在一次迭代中同时添加多个样本点,可进一步提高优化效率。但是,这些算法主要针对无约束优化,而实际工程设计中大多数为带约束问题。因此亟待发展带约束处理能力的高效多目标优化算法。

本文发展了一套高超声速飞行器宽速域翼型优化设计新方法。首先介绍了课题组新提出的基于Kriging代理模型的多目标进化算法<sup>[29]</sup>(SBMO),该算法能够在建立代理模型后由多目标加点准则在一代中产生多个新样本点促进代理模型的高效进化,并实现了约束处理。结合新算法和RANS方程求解器、几何参数化、网格自动生成等技术,发展了一套高效全局的宽速域翼型气动优化设计新方法。采用提出的多目标优化设计方法开展了兼顾跨声速和高超声速气动性能的宽速域翼型优化设计研究。通过优化设计得到了包含一系列优化翼型的翼型簇。对Pareto最优化解集中的翼型进行研究,分析了宽速域翼型兼顾跨声速与高超声速气动性能的空气动力学原理。

## 1 基于代理模型的多目标气动优化设计新方法

### 1.1 SBMO算法

SBMO通过对不同目标建立代理模型,在寻找子代的过程中产生一系列不同的权重,将子代的搜索过程分解为一系列子优化问题,从而大大减小了样本点分析的次数。通过建立代理模型并分解组合的思路能够在子优化中直接

采用单目标约束处理方法。将SBMO算法与作者所在团队开发的SurroOpt<sup>[30]</sup>软件平台结合,发展了基于代理模型的多目标气动优化设计方法。图1为多目标优化设计流程示意图。以下分别对SBMO算法中使用的Kriging代理模型、多目标问题分解策略和加点准则进行介绍。

### 1.2 Kriging代理模型<sup>[6,31]</sup>

目前,国内外已经发展了包括多项式响应面(RSM)、Kriging模型、径向基函数(RBFs)、神经网络(NN)、支持向量回归(SVR)等多种代理模型方法。其中Kriging代理模型具有对非线性函数的良好近似能力和独特的误差估计功能,近年来受到了航空航天领域研究人员的广泛重视。本文采用普通Kriging模型作为代理模型。假定优化问题有 $d$ 个设计变量,样本点 $x$ 处的响应值为 $y$ 。现有 $n$ 个样本点及其响应值:

$$S = [\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(n)}]^T \in \mathbb{R}^{n \times d}, \mathbf{x} = [x_1, \dots, x_d] \in \mathbb{R}^d \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_s = [y^{(1)}, \dots, y^{(n)}]^T = [y(\mathbf{x}^{(1)}), \dots, y(\mathbf{x}^{(n)})]^T \in \mathbb{R}^n \quad (2)$$

建立代理模型的目的就是通过现有的样本点数据集( $S, \mathbf{y}_s$ )构建一个真实响应值的近似模型 $\hat{y}(\mathbf{x})$ 。将其真实响应值看作关于设计变量的一个随机过程:

$$Y(\mathbf{x}) = \beta_0 + Z(\mathbf{x}) \quad (3)$$

式中: $\beta_0$ 是一个未知的常数, $Z(\mathbf{x})$ 是一个静态随机过程,其均值为0,方差表示如下:

$$\text{Cov}[Z(\mathbf{x}), Z(\mathbf{x}')] = \sigma^2 R(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \quad (4)$$

式中: $\sigma^2$ 是随机过程 $Z(\mathbf{x})$ 的方差, $R(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 表示空间相关函数,它只与两点间的距离有关。

假设某一未知点处的函数预测值可以用已知样本点集 $\mathbf{y}_s$ 的线性组合表示:

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{y}_s \quad (5)$$

式中: $\mathbf{w} = [w^{(1)}, \dots, w^{(n)}]^T$ 是已有数据集的一系列权重系数。其响应值 $\mathbf{y}_s = [y^{(1)}, \dots, y^{(n)}]^T$ 对应一系列随机分布 $\mathbf{Y}_s = [Y^{(1)}, \dots, Y^{(n)}]^T$ ,把 $\hat{y}(\mathbf{x})$ 也看作是随机的,最小化其MSE:

$$\text{MSE}[\hat{y}(\mathbf{x})] = E[(\mathbf{w}^T \mathbf{Y}_s - Y(\mathbf{x}))^2] \quad (6)$$

由无偏估计,Kriging模型的预测值表示如下:

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \hat{\beta} + \mathbf{r}^T(\mathbf{x}) \underbrace{R^{-1}(\mathbf{y}_s - \beta_0 \mathbf{F})}_{=: \mathbf{V}_{\text{krig}}} \quad (7)$$

其中:

$$\begin{aligned} \hat{\beta} &= (\mathbf{F}^T R^{-1} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T R^{-1} \mathbf{y}_s \\ \mathbf{F} &= [1, \dots, 1]^T \in \mathbb{R}^n, \\ \mathbf{R} &= (R(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}))_{i,j} \in \mathbb{R}^{n \times n} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\mathbf{r} = (R(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}))_{i} \in \mathbb{R}^n$$

矢量 $\mathbf{V}_{\text{krig}} \in \mathbb{R}^n$ 只由已知的样本点集确定,其在Kriging

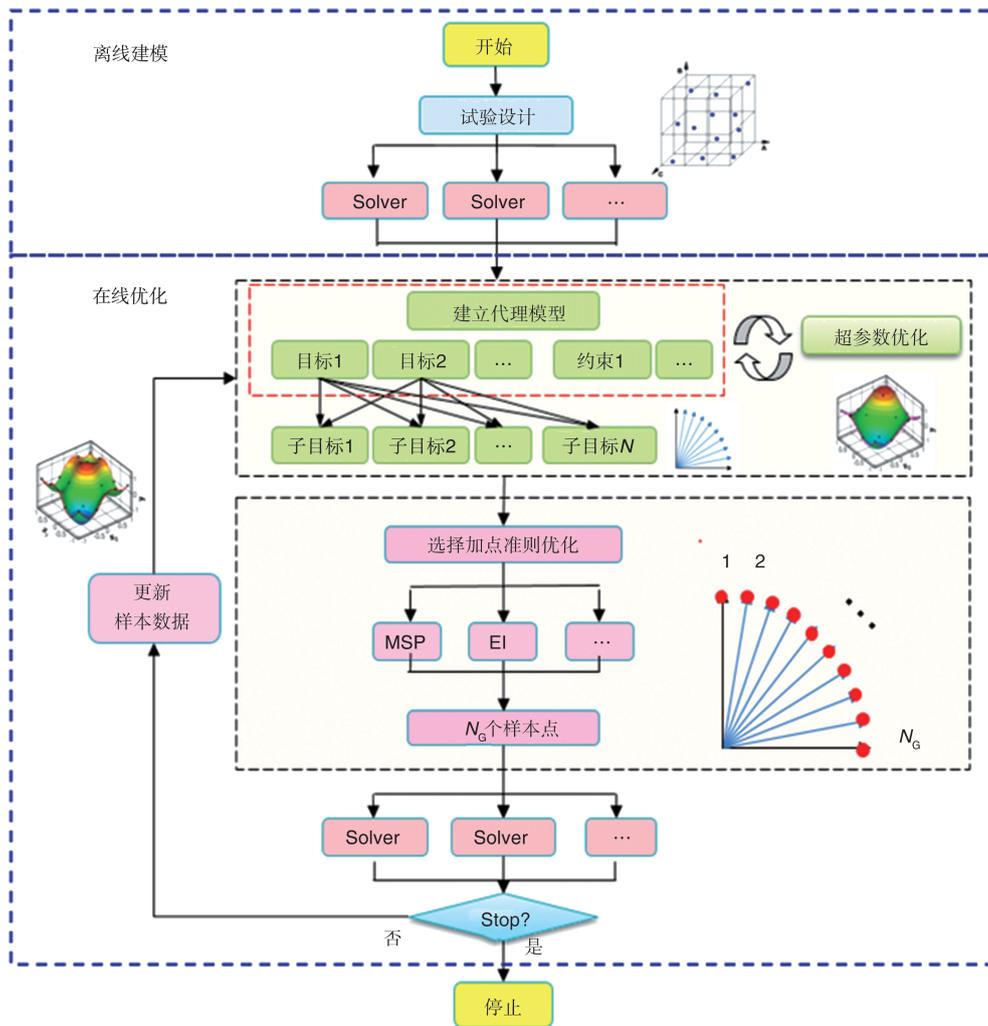


图1 SBMO算法示意图

Fig.1 Sketch of surrogate-based multi-objective optimization method

模型训练的时候已经确定。当  $\mathbf{V}_{\text{krig}}$  确定以后,预测未知点  $x$  处的响应值  $y$  只需要计算  $r^T(x)$ 。从而,Kriging 模型预测值的MSE表示如下:

$$\begin{aligned} \text{MSE} \{ \hat{y}(x) \} &= \\ \hat{s}^2(x) &= \sigma^2 \{ 1.0 - r^T R^{-1} r + (r^T R^{-1} F - 1) / F^T R^{-1} F \} \end{aligned} \quad (9)$$

### 1.3 多目标问题的分解策略

SBMO 只针对  $m$  个优化目标建立代理模型,通过分解策略将多目标优化问题转换为  $N_G$  单目标优化问题,这些子优化问题是通过已有的不同目标函数的代理模型构造出来的,无须对每一代中不同权重重新构造  $N_G$  个新的代理模型。这样处理能提高优化效率,同时也使得约束处理更为方便。

本文采用切比雪夫聚合方法将多目标问题分解为一系列的单目标优化子问题,其公式如下:

$$f^{te}(x|\lambda) = \max_{1 \leq i \leq m} \{ \lambda_i (f_i(x) - z_i^*) \} \quad (10)$$

式中:  $z_i^* = (z_1^*, \dots, z_m^*)$  是目标空间的参考点。本文选取不同目标函数的 Kriging 模型预测值的最小值作为参考点。简单起见,假设这些目标相互独立。此时,不同的优化目标可以表示为:

$$f_j(x) \sim N(\hat{f}_j(x), \hat{s}_j^2(x)), j = 1, \dots, m \quad (11)$$

采用切比雪夫聚合有:

$$\lambda_j [f_j(x) - z_j^*] \sim N\{ \lambda_j (\hat{f}_j(x) - z_j^*), [\lambda_j \hat{s}_j(x)]^2 \} \quad (12)$$

$$\mathbf{y}_s = [y^{(1)}, \dots, y^{(n)}]^T = [y(\mathbf{x}^{(1)}), \dots, y(\mathbf{x}^{(n)})]^T \in \mathbb{R}^n \quad (13)$$

### 1.4 多目标加点准则

采用分解聚合方法生成一系列的子问题后,需要构造适当的加点准则来选择新的样本点。下面介绍采用切比雪夫聚合方法构造的最小化代理模型加点准则(MSP 加点准则)和改善期望加点准则(EI 加点准则)。

#### (1) MSP 加点准则

以两目标最小化优化问题为例, SBMO 中采用的 MSP 加点准则对应的第  $i$  ( $i = 1, \dots, N_{\text{MSP}}$ ) 个子优化问题定义如下:

$$\begin{aligned} \min. \quad & \mathbf{F}^i(\mathbf{x}) = \max \{ \lambda_1^i | \hat{f}_1^i(\mathbf{x}) - z_1^* |, \lambda_2^i | \hat{f}_2^i(\mathbf{x}) - z_2^* | \} \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{G}(\mathbf{x}) = \hat{g}_1(\mathbf{x}), \dots, \hat{g}_{n_g}(\mathbf{x})^T \geq 0 \\ & \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^T \in \prod_{j=1}^d [a_j, b_j] \end{aligned} \quad (14)$$

式中:  $\hat{f}_i^i(\mathbf{x})$  和  $\hat{g}_i(\mathbf{x})$  分别为目标函数和约束函数的代理模型预测值。采用单目标代理优化加点准则中使用的混合子优化及其约束处理方法<sup>[6]</sup>, 就能获得上述  $N_{\text{MSP}}$  个子优化问题的最优解。将这  $N_{\text{MSP}}$  个最优解作为新一代种群的全部(或部分), 对其进行并行评估, 用以更新代理模型。

### (2) EI 加点准则

针对多目标问题的 EI 加点准则。以两目标问题为例, 对第  $i$  个子优化问题来说, EI 函数可以定义为:

$$E^i[I(\mathbf{x})] = \begin{cases} [y_{\min}^i - \hat{y}^i(\mathbf{x})] \Phi\left(\frac{y_{\min}^i - \hat{y}^i(\mathbf{x})}{\hat{s}^i(\mathbf{x})}\right) + \\ \hat{s}^i(\mathbf{x}) \phi\left(\frac{y_{\min}^i - \hat{y}^i(\mathbf{x})}{\hat{s}^i(\mathbf{x})}\right), & \hat{s}^i(\mathbf{x}) > 0 \\ 0, & \hat{s}^i(\mathbf{x}) = 0 \end{cases} \quad (15)$$

其中:

$$y_{\min}^i(\mathbf{x}) = \max \{ \lambda_1^i (\hat{f}_1^i(\mathbf{x}) - z_1^*), \lambda_2^i (\hat{f}_2^i(\mathbf{x}) - z_2^*) \} \quad (16)$$

式中:  $\Phi(\cdot)$  和  $\phi(\cdot)$  分别为标准正态分布的累积分布函数和概率密度分布函数,  $y_{\min}^i$  为第  $i$  个子优化问题中已有样本点中的最小值,  $\hat{y}^i(\mathbf{x})$  为子优化问题目标函数的模型预测值。 $\hat{s}^i(\mathbf{x})$  的推导见参考文献[25]。

对于带约束优化问题, 可以给约束函数也建立代理模型  $\hat{g}_j(\mathbf{x})$  并假定对应的约束函数  $G_j(\mathbf{x})$  也是随机分布的, 其具有均值  $\hat{g}_j(\mathbf{x})$  和方差  $s_{g,j}(\mathbf{x})$ 。在未知点满足约束的概率为:

$$P[G_j(\mathbf{x}) \geq 0] = 1 - \Phi\left(-\frac{\hat{g}_j(\mathbf{x})}{s_{g,j}(\mathbf{x})}\right), \quad j = 1, \dots, n_g \quad (17)$$

因此, 带约束的 EI 加点准则即为求解如下子优化问题:

$$\begin{aligned} \max. \quad & \xi^i(\mathbf{x}) = E^i[I(\mathbf{x})] \cdot \prod_{j=1}^{n_g} P[G_j \geq 0] \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^T \in \prod_{j=1}^d [a_j, b_j] \end{aligned} \quad (18)$$

该子问题往往是一个多极值的全局优化问题, 为了保证优化效果, 对于每一个子问题, 同时采用包含遗传算法, 多起点 Hooke&Jeeves 和梯度优化算法的混合子优化方法<sup>[6]</sup> 来寻找最优点 ( $\mathbf{x}^*$ ) <sup>$i$</sup> 。通过求解一系列子优化问题, 获得  $N_c$  个新的样本点。

### (3) 组合加点准则

MSP 加点准则基于的假设是 Kriging 模型足够精确, 当优化空间十分复杂或者初始样本点选取的比较少时, MSP 很容易陷入局部最优而无法找到全局最优解。EI 加点准则能够避免陷入局部最优, 但是当该方法趋近最优点时存在收敛缓慢的问题。因此, 通过将两种加点准则结合的组合加点准则在单目标优化问题中得到了发展和应用。该方法通过在一次迭代中同时采用多种加点准则来避免单一点加点准则的缺陷, 并且借助高性能并行计算能够同时评估一次加点获得的多个样本点, 从而提高优化效率。本文将组合加点准则的思路引入提出的多目标优化中, 在一次加点过程中, 同时使用 MSP 和 EI 加点准则, 对于两种加点准则分别采用独立的优化目标权重矢量组合  $\boldsymbol{\lambda}^i = (\lambda_1^i, \dots, \lambda_m^i)$ ,  $i = 1, \dots, N_{\text{MSP}}$  与  $\boldsymbol{\lambda}^i = (\lambda_1^i, \dots, \lambda_m^i)$ ,  $i = 1, \dots, N_{\text{EI}}$  构造子问题, 分别获得  $N_{\text{MSP}}$  和  $N_{\text{EI}}$  个新增样本点, 此时每一代新增样本点数为  $N_{\text{new}} = N_{\text{MSP}} + N_{\text{EI}}$ 。

## 2 宽速域翼型气动优化设计方法

### 2.1 CFD 数值模拟

准确、高效并且鲁棒的 CFD 求解器对于气动优化设计至关重要。这里对宽速域气动优化设计中采用的 RANS 方程求解器进行验证, 分别对 RAE2822 翼型和高超声速方形弹体绕流进行模拟, 将结果与试验数据对比, 从而验证所采用的 CFD 求解器对于从跨声速到高超声速流动的求解准确性。

#### (1) 二维跨声速流动数值模拟验证

对 RAE2822 翼型在跨声速下进行 CFD 数值模拟, 计算网格如图 2 所示, 计算状态为马赫数  $Ma = 0.734$ , 雷诺数  $Re = 6.5 \times 10^5$ ,  $\alpha = 2.79^\circ$ 。流场求解采用 Roe 离散格式和两方程  $k-\omega$  SST 湍流模型。图 3 为计算的翼型压力系数分布与实验值的对比, 表 1 为数值模拟获得的力系数与试验值对比结果。可见, 数值模拟获得的压力系数分布与试验结果吻合良好, 升力系数十分接近试验值, 阻力系数与力矩系数计算值稍微偏大, 但处于合理的范围内。

#### (2) 方形弹体算例<sup>[32]</sup>

对方形弹体绕流进行数值模拟: 计算状态为  $Ma = 4.5$ ,  $Re = 1.312 \times 10^7$ ,  $\gamma = 0^\circ$ , 其中,  $\gamma$  表示弹体的滚转角。流场求解采用 AUSM 离散格式和两方程  $k-\omega$  SST 湍流模型。图 4 为流场模拟所采用的结构网格示意图, 图 5 为不同迎角力系数和力矩系数计算结果与试验结果的对比。可见计算结果与试验结果的法向力系数和力矩系数符合良好。由于计算中采用了全湍流模型, 因此轴向力系数趋势相同但有

一定的偏差。此处的计算状态为马赫数4.5,严格来说还不是处在典型的高超声速流动状态( $Ma > 5.0$ )。但目前能够获得的高超声速试验结果非常有限,而该外形的试验比较完整并且马赫数也已经十分接近高超声速范围,一定程度上验证了计算程序在高超声速状态下的求解精度。

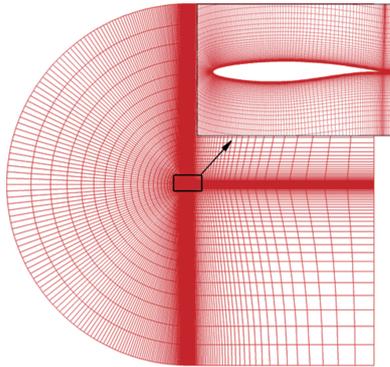


图2 RAE2822翼型计算网格  
Fig.2 RAE2822 airfoil meshes

2.2 CST几何参数化方法<sup>[33-34]</sup>

美国波音公司的Kulfan等提出了一种基于型函数/类函数变换的参数化方法(CST),参数具有明确的几何意义,控制参数少,适应性强,精度高。

采用CST函数方法对翼型进行参数化的表达式如下:

(1)上表面

$$y_u = C(x) \cdot S_l(x) + x \cdot y_{T_{EU}} \tag{19}$$

(2)下表面

$$y_l = C(x) \cdot S_b(x) + x \cdot y_{T_{EL}} \tag{20}$$

式中: $C(x)$ 为类函数; $S(x)$ 为型函数; $y_{T_{EU}}, y_{T_{EL}}$ 分别为上下表面后缘的 $y$ 坐标。

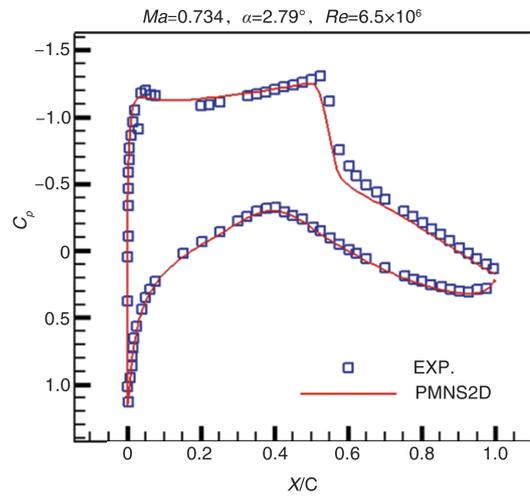


图3 RAE2822翼型计算压力分布与试验值对比

Fig.3 Comparison of pressure coefficients distribution of RAE2822 airfoil

表1 RAE2822翼型力系数计算结果与试验值对比

Table 1 Comparison of force coefficients of RAE2822 airfoil

项目	EXP.	PMNS2D
$C_L$	0.803	0.802
$C_D$	0.0168	0.0178
$C_m$	-0.0990	-0.0902

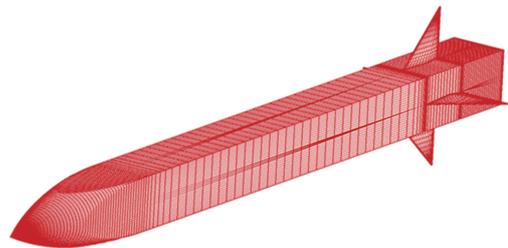


图4 方形弹体表面网格示意图

Fig.4 Surface grid for a square-section-shape missile

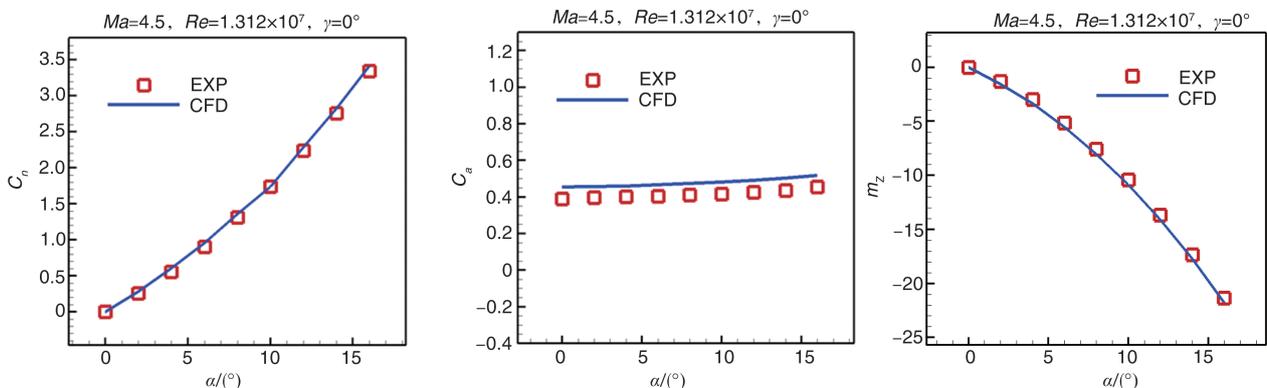


图5 方形弹体力系数的计算值与试验值的对比( $Ma=4.5, Re=1.312 \times 10^7, \gamma=0^\circ$ )

Fig.5 Comparison of computed force coefficients and experimental data for a square-section-shape missile ( $Ma=4.5, Re=1.312 \times 10^7, \gamma=0^\circ$ )

本文采用的是8阶CST参数化方法,共18个设计变量。

### 3 宽速域翼型气动优化设计研究

以NACA64A-204翼型为基准翼型,将跨声速和高超声速两个设计状态的升阻比关于基准机翼的升阻比进行归一化作为优化目标,将两个设计状态的升阻比和升力系数以及翼型厚度作为约束。跨声速设计状态: $Ma=0.8, Re=7.6 \times 10^6, \alpha=1.5^\circ$ ;高超声速设计状态: $Ma=6.0, Re=4.23 \times 10^6, \alpha=5^\circ$ 。采用本文发展的宽速域气动优化设计方法,开展高超声速飞行器宽速域翼型多目标气动优化设计。优化问题的数学模型表述为:

$$\begin{aligned} \min. \quad & f_{obj1}(\mathbf{x}) = -(C_L/C_D)_{Ma=0.8} / (C_L/C_D)_{Ma=0.8,baseline} \\ & f_{obj2}(\mathbf{x}) = -(C_L/C_D)_{Ma=6.0} / (C_L/C_D)_{Ma=6.0,baseline} \\ \text{s.t.} \quad & (C_L/C_D)_{Ma=0.8} > (C_L/C_D)_{Ma=0.8,baseline} \\ & (C_L/C_D)_{Ma=6.0} > C_L/C_D_{Ma=6.0,baseline} \\ & C_{L, Ma=0.8} > C_{L, Ma=0.8,baseline}, C_{L, Ma=6.0} > C_{L, Ma=6.0,baseline} \\ & |t - t_{baseline}| < 0.02 \times t_{baseline} \\ & \mathbf{x} = (x_1, \dots, x_{18})^T \in \prod_{j=1}^{18} [0.5 \times x_{j,baseline}, 1.5 \times x_{j,baseline}] \end{aligned} \quad (21)$$

式中: $C_{L, Ma=0.8}$ 和 $C_{D, Ma=0.8}$ 分别为优化翼型在跨声速下的升力与阻力系数, $C_{L, Ma=6.0}$ 和 $C_{D, Ma=6.0}$ 分别为优化翼型在高超声速下的升力与阻力系数, $t$ 为优化翼型的最大厚度, $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_{18})^T$ 为设计变量(CST参数化参数)。下标带有“baseline”的符号表示基准机翼的数据,其中,设计空间上下界为基准翼型设计变量上下浮动50%。

在优化过程中,通过LHS选取初始样本点100个,采用本文发展的SBMO优化算法和组合加点准则,每一代加点12个(其中EI加点两个,MSP加点10个,EI采用权重系数 $\{(0,1), (1,0)\}$ ,MSP的权重系数使用拉丁超立方抽样在0~1之间随机生成),总样本点数为400。

图6为Pareto多目标宽速域气动优化设计在优化过程中所添加的所有样本点在目标空间的分布,其中蓝色正方形为初始样本点,橙色三角形为加点过程新增样本点,红色正方形为优化最终获得的近似Pareto前沿。可见,优化前沿快速向前推进,只经过了400次样本点评估就获得了质量较好的近似Pareto前沿。图7为Pareto多目标优化获得的结果在目标空间的分布图,结果表明,Pareto多目标优化设计只用了400次样本点评估就获得了包含58个优化结果的非支配解集,优化效率显著提升。但Pareto多目标优化

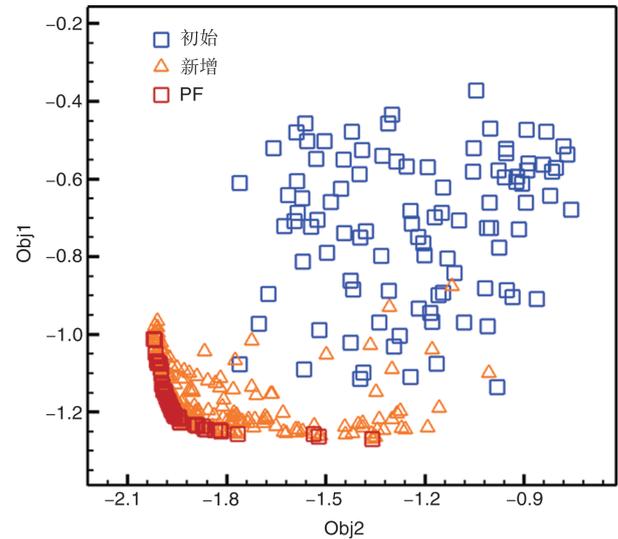


图6 Pareto多目标优化历程

Fig.6 Convergence of Pareto multi-objective optimization

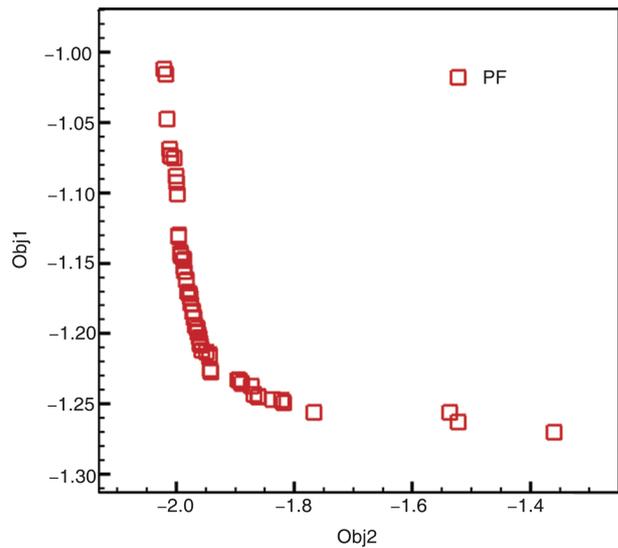


图7 优化获得的Pareto前沿

Fig.7 Pareto front obtained by optimization

设计获得的近似Pareto前沿上的分布性有待进一步改进。

为了更直观地展示优化结果,从近似Pareto前沿上选取最边界的两个翼型和中间的一个翼型进行评估和分析,如图8所示。图9为选取的三个优化翼型的几何外形对比。其中opt1是Pareto前沿上高超声速气动性能最好的翼型,opt2是超声速和高超声速气动性能得到较好权衡的翼型,opt3是Pareto前沿上跨声速气动性能最好的翼型。从外形来看,选取的三个翼型的前缘半径相比基准翼型均减小。其中opt1与opt2翼型的最大厚度明显后移,且下表面型线与基准翼型相比有较大改变,呈现出前后缘附近向内凹的特征。而opt3

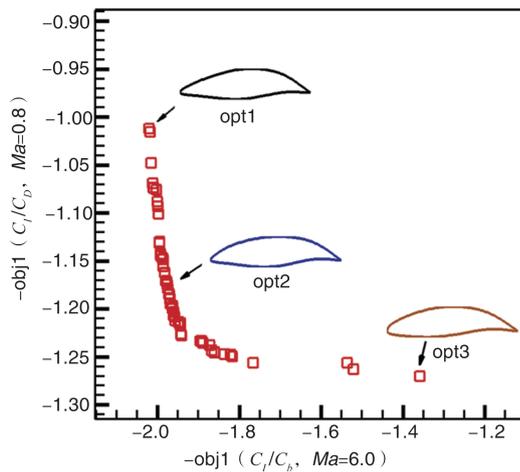


图8 从Pareto前沿上选取的三个优化翼型示意图

Fig.8 Three optimized airfoils selected from the approximate Pareto front obtained by optimization

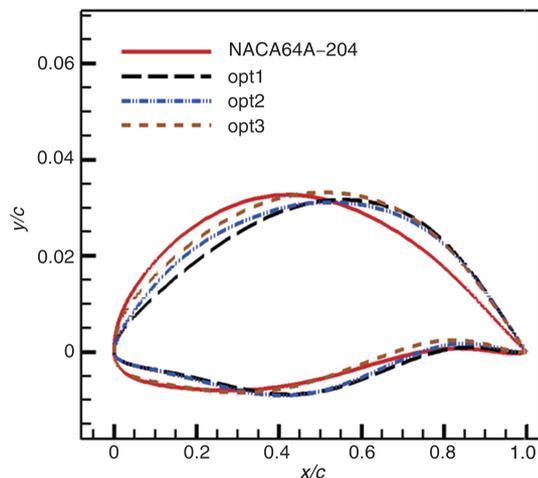


图9 基准翼型和Pareto前沿上典型翼型的外形对比

Fig.9 Comparison of shape between baseline and typical airfoils on the Pareto front

翼型的下表面前缘附近与基准机翼比较相似,但在上表面前缘附近opt3翼型相比基准翼型更向内凹。

表2列出了基准翼型和选取的三个优化翼型的优化目标以及约束的对比。结果表明,三个优化翼型的跨声速和高超声速升阻比都有所提升,所有约束严格满足。其中, opt1侧重提升高超声速气动特性,其高超声速升阻比提升了102%;opt3侧重提升跨声速气动特性,其跨声速升阻比提升了27%。

图10和图11为跨声速设计状态下基准翼型和三个优化翼型的表面压力分布对比和压力云图对比。三个优化翼型均消除了基准翼型上表面中部的激波,阻力系数相比基准翼型

表2 基准翼型和典型优化翼型的气动特性对比

Table 2 Comparison of aerodynamic performance for baseline and typical optimized profile

翼型	$Ma=0.8, \alpha=1.5^\circ$			$Ma=6, \alpha=5^\circ$			翼型厚度
	升阻比	升力系数	阻力系数	升阻比	升力系数	阻力系数	
NACA 64A-204	68.06	0.6387	0.00938	2.68	0.0450	0.01679	0.04
opt1	68.90/ +1.2%	0.6389	0.00927	5.42/ +102.2%	0.0554	0.01022	0.0396
opt2	82.10/ +20.6%	0.6500	0.00792	5.25/ +95.9%	0.0548	0.01044	0.0396
opt3	86.46/ +27.0%	0.6887	0.00797	3.64/ +35.8%	0.0506	0.01390	0.0398

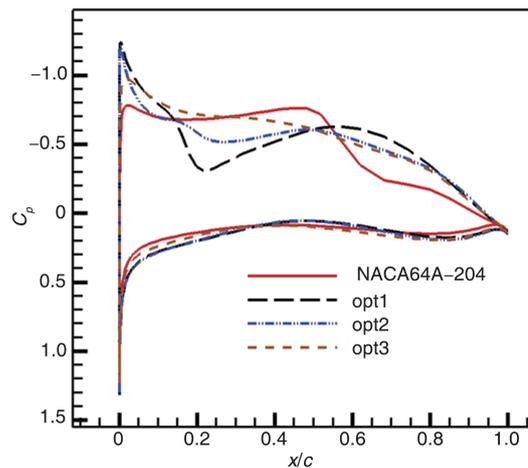


图10 跨声速状态下优化翼型与基准翼型的气动力特性对比( $Ma=0.8, Re=7.6 \times 10^6, \alpha=1.5^\circ$ )

Fig.10 Comparison of pressure coefficients distribution of baseline NACA64A-204 and optimized profile

都减小。opt1翼型的上表面前缘附近收缩太过剧烈,导致流动在上表面前缘附近出现了一道较强的激波,不仅损失了升力还增加了阻力,其跨声速升阻比在三个优化翼型中最小。opt2翼型在上表面前缘虽然未形成明显的激波,其阻力系数较小,但流动在opt2翼型前缘附近显著减速,压力分布塌陷,导致升力不足,opt2翼型的跨声速升阻比适中。opt3翼型上表面压力分布在跨声速下呈现出无激波形态,其阻力系数较小,而且上表面压力分布比较丰满,较好地保持了升力系数,其跨声速升阻比是三个优化翼型中最大的。图12为三个优化翼型的表面压力分布对比压力云图对比,图13为高超声速设计状态下基准翼型。opt1与opt2翼型上表面前缘向内凹,减小了头部张角,有利于减小高超声速状态下的阻力。opt1与opt2翼型的下表面前、后缘均向内凹,它们的下表面压力分布在高超声速下呈现出多级压缩的特征:首先流动接

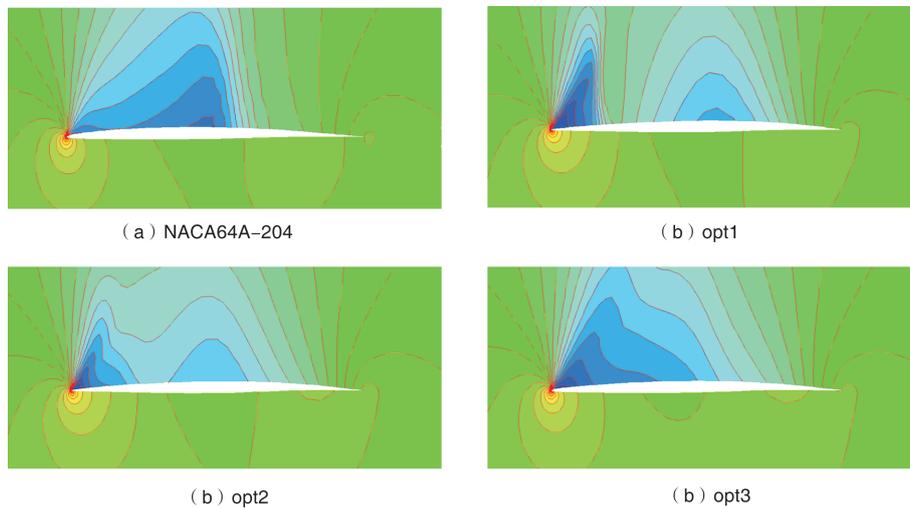


图 11 跨声速状态下优化翼型与基准翼型的气动力特性对比 ( $Ma=0.8, Re=7.6 \times 10^6, \alpha=1.5^\circ$ )

Fig.11 Comparison of pressure contour of baseline NACA64A-204 and optimized profile ( $Ma=0.8, Re=7.6 \times 10^6, \alpha=1.5^\circ$ )

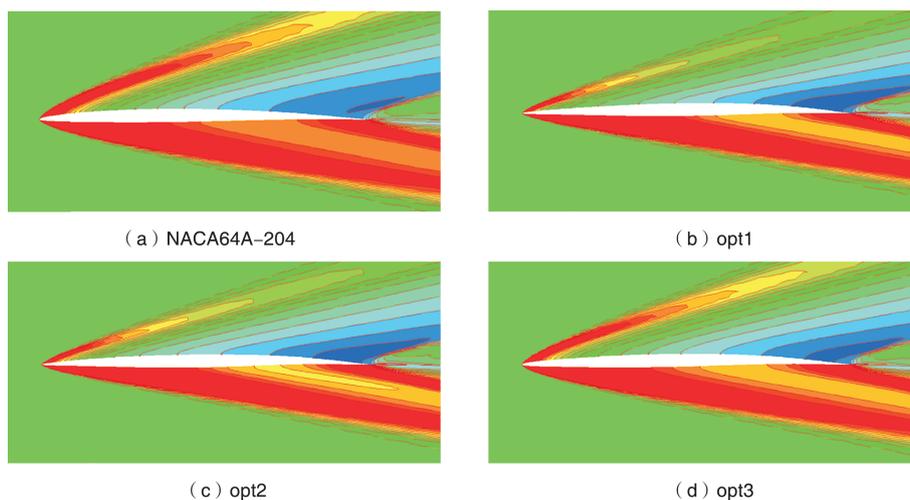


图 12 高超声速状态下优化翼型与基准翼型的气动力特性对比 ( $Ma=6.0, Re=4.23 \times 10^6, \alpha=5.0^\circ$ )

Fig.12 Comparison of pressure contour of baseline NACA64A-204 and optimized profile ( $Ma=6.0, Re=4.23 \times 10^6, \alpha=5.0^\circ$ )

触翼型前缘经历第一次压缩,然后马上膨胀,在翼型中部经历第二次压缩,紧接着再次膨胀,最后在下表面尾缘经历最后一次压缩。这种压力分布的特点是:下表面前缘的膨胀波有利于削弱前缘激波,减小阻力,但会损失升力,而下表面中部与尾缘的加载弥补了升力的损失。在高超声速下 opt1 与 opt2 翼型具有更高的升阻比,而 opt3 翼型前缘较钝,高超声速状态下激波阻力较大,升阻比明显更小一些。上述分析结果表明,相比于基准翼型, Pareto 多目标宽速域气动优化设计获得的一系列优化翼型在跨声速和高超声速设计状态的升阻特性都得到了改善,并且优化设计结果对不同马赫数的气动特性各有侧重,能够在工程设计中给设计人员提供更多的决策选项。

## 4 结论

本文提出了一种基于代理模型的多目标优化算法 (SBMO)。以多目标算法为基础发展了宽速域翼型多目标优化设计方法,进行了兼顾跨声速和高超声速气动性能的宽速域翼型多目标优化设计研究,得到一系列优化翼型。本文的一些研究结论如下:

(1) SBMO 多目标优化算法的效率显著高于 NSGA-II。在气动优化设计的工程应用中,尤其是采用昂贵的高可信度数值模拟时,提出的 SBMO 多目标优化算法优势十分明显,具有很好的应用前景。

(2) 翼型下表面前后缘向内凹时,高超声速状态下翼型下表面压力分布会呈现出多级压缩的特征,有利于在高

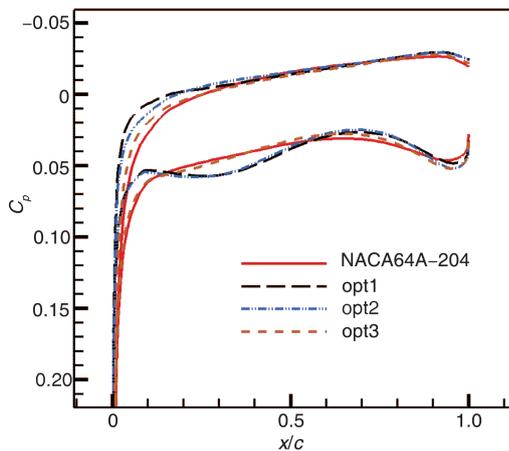


图 13 高超声速状态下优化翼型与基准翼型的气动力特性对比( $Ma=6.0, Re=4.23 \times 10^6, \alpha=5.0^\circ$ )

Fig.13 Comparison of pressure coefficients distribution of baseline NACA64A-204 and optimized profile

超声速下增升减阻。

未来还有许多需要改进和值得研究的方向:(1)SBMO对多目标(三目标及以上)优化问题的处理能力;(2)SBMO与MOEA/D-EGO等现有类似算法进行对比;(3)更为高效鲁棒的多目标加点准则;(4)提高优化解集的均匀性;(5)SBMO在复杂外形气动优化设计中的应用研究。 **AST**

## 参考文献

- [1] Ueno A S. CFD-based shape optimization of hypersonic vehicles considering transonic aerodynamic performance[R]. AIAA-2008-288, Reston: AIAA, 2008.
- [2] 曹长强, 蔡晋生, 段焰辉. 超声速翼型气动优化设计[J]. 航空学报, 2015, 36(12): 3774-3784.  
Cao Changqiang, Cai Jinsheng, Duan Yanhui. Aerodynamic design optimization of supersonic airfoils[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2015, 36(12): 3774-3784. (in Chinese)
- [3] 孙祥程, 韩忠华, 柳斐, 等. 高超声速飞行器宽速域翼型/机翼设计与分析[J]. 航空学报, 2018, 39(6): 121737.  
Sun Xiangcheng, Han Zhonghua, Liu Fei, et al. Design and analysis of hypersonic vehicle airfoil/wing at wide-range Mach numbers[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(6): 121737. (in Chinese)
- [4] 张阳, 韩忠华, 柳斐, 等. 高超声速飞行器宽速域翼型多目标优化设计研究[J]. 气体物理, 2019(4):26-40.  
Zhang Yang, Han Zhonghua, Liu Fei, et al. Multi-objective aerodynamic shape optimization of wide Mach-number range airfoil[J]. Physics of Gases, 2019(4): 26-40. (in Chinese)
- [5] 郑金华, 邹娟. 多目标进化优化[M]. 北京: 科学出版社, 2017.  
Zheng Jinghua, Zou Jian. Multi-objective evolutionary optimization[M]. Beijing: Science Press, 2017. (in Chinese)
- [6] 韩忠华. Kriging模型及代理优化算法研究进展[J]. 航空学报, 2016, 37(11):3197-3225.  
Han Zhonghua. Kriging surrogate model and its application to design optimization: a review of recent progress[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(11): 3197-3225. (in Chinese)
- [7] 李育超, 齐婵颖, 高通锋. 基于Kriging代理模型的运输机机翼多学科优化设计[J]. 航空科学技术, 2018, 29(3): 20-24.  
Li Yuchao, Qi Chanying, Gao Tongfeng. Multi-disciplinary optimization of transport aircraft wing based on Kriging surrogate model [J]. Aeronautical Science & Technology, 2018, 29(3): 20-24. (in Chinese)
- [8] 宋文萍, 朱震, 张坤, 等. 耦合转捩自动判断的机翼粘性绕流计算与优化设计[J]. 航空科学技术, 2015, 26(11): 23-29.  
Song Wenping, Zhu Zhen, Zhang Kun, et al. Simulations of the viscous flow around swept wings and optimization design using the RANS solver with automatic transition prediction [J]. Aeronautical Science & Technology, 2015, 26(11): 23-29. (in Chinese)
- [9] Han Zhonghua, Chen Jing, Zhang Keshi, et al. Aerodynamic shape optimization of natural-laminar-flow wing using surrogate-based approach[J]. AIAA Journal, 2018, 56(7): 2579-2593.
- [10] Zhang Keshi, Han Zhonghua, Gao Zhongjian, et al. Constraint aggregation for large number of constraints in wing surrogate-based optimization[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2019, 29(2): 421-438.
- [11] Wu M M, Han Z H, Nie H, et al. A transition prediction method for flow over airfoils based on high-order dynamic mode decomposition[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2019, 32(11): 2408-2421.
- [12] Xu C Z, Han Z H, Zhang K. S, et al. Surrogate-based optimization method applied to multidisciplinary design architectures[C]//31st Congress of the International Council of

- the Aeronautic Sciences, 2018.
- [13] Han Z H, Abu-Zurayk M, Goertz S, et al. Surrogate-based aerodynamic shape optimization of a wing-body transport aircraft configuration[J]. *Numerical Fluid Mechanics and Multidisciplinary Design*, 2018, 138: 257-282.
- [14] Liu J, Song W P, Han Z H, et al. Efficient aerodynamic shape optimization of transonic wings using a parallel infilling strategy and surrogate models[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2017, 55(3): 925-943.
- [15] 韩忠华, 张瑜, 许晨舟, 等. 基于代理模型的大型民机机翼气动优化设计[J]. *航空学报*, 2019, 40(1): 522-398.
- Han Zhonghua, Zhang Yu, Xu Chenzhou, et al. Aerodynamic shape optimization of large civil aircraft wings using surrogate-based model[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2019, 40(1): 522-398. (in Chinese)
- [16] 周旺仪, 白俊强, 乔磊, 等. 变弯翼型与增升装置多目标气动优化设计研究[J]. *西北工业大学学报*, 2018, 36(1): 83-90.
- Zhou Wangyi, Bai Junqiang, Qiao Lei, et al. A study of multi-objective aerodynamic optimization design for variable camber airfoils and high lift devices[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2018, 36(1): 83-90. (in Chinese)
- [17] 马洋. 基于代理模型和MOEA/D的飞行器气动外形优化设计研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2015.
- Ma Yang. Research on the aerodynamic shape optimization of vehicle based on surrogate model and MOEA/D[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2015. (in Chinese)
- [18] Jin Yaochu, Wang Handing, Chugh T, et al. Data-driven evolutionary optimization: an overview and case studies[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2018, 23(3): 442-458.
- [19] Knowles J. A hybrid algorithm with on-line landscape approximation for expensive multi-objective optimization problems[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(1): 50-66.
- [20] Jones D R, Schonlau M, Welch W J. Efficient global optimization of expensive black-box functions[J]. *Journal of Global Optimization*, 1998, 13(4): 455-492.
- [21] Keane A J. Statistical improvement criteria for use in multiobjective design optimization[J]. *AIAA Journal*, 2006, 44(4): 879-891.
- [22] Emmerich M, Giannakoglou K, Naujoks B. Single and multiobjective evolutionary optimization assisted by Gaussian random field metamodelling[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2006, 10(4): 421-439.
- [23] Beume N, Naujoks B, Emmerich M. SMS-EMOA: Multiobjective selection based on dominated hypervolume[J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 181(3): 1653-1669.
- [24] Ponweiser W, Wagner T, Biermann D, et al. Multiobjective optimization on a limited budget of evaluations using model-assisted s-metric selection[C]//10th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature, 2008.
- [25] Zhang Q F, Liu W, Tsang E, et al. Expensive multiobjective optimization by MOEA/D with Gaussian process model[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2010, 14(3): 456-474.
- [26] Zhang Q F, Li H. MOEA/D: A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(6): 712-731.
- [27] Lin X, Zhang Q F, Kwong S. An efficient batch expensive multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition [C]//2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2017.
- [28] Silva R C P, Rahman M L T, Lowther D A. Surrogate-based MOEA/D for electric motor design with scarce function evaluations[C]//2017 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2017.
- [29] Han Z H, Liu F, Xu C Z, et al. Efficient multi-objective evolutionary algorithm for constrained global optimization of expensive functions[C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2019), 2019.
- [30] Han Z H. SurroOpt: A generic surrogate-based optimization code for aerodynamic and multidisciplinary design[C]// ICAS 2016 30th Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences, 2016.
- [31] Krige D G A. Statistical approach to some basic mine valuations problems on the Witwatersrand[J]. *Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Engineering Society of South Africa*, 1951, 52(6): 119-139.
- [32] Wilcox F, Birch T, Allen J. Force, surface pressure, and flowfield measurements on a slender missile configuration

with square cross-section at supersonic speeds[C]// Applied Aerodynamics Conference and Exhibit, 2004.

- [33] Brenda M K, John E B. Fundamental parametric geometry representations for aircraft component shapes[R]. AIAA-2006-6948, Reston: AIAA, 2006.
- [34] Brenda M K. A universal parametric geometry representation method - "CST" [R]. AIAA-2007-62, Reston: AIAA, 2007.

(责任编辑 陈东晓)

### 作者简介

张阳(1996-)男,硕士研究生。主要研究方向:气动与多学科优化设计。

E-mail: 1559695483@qq.com

韩忠华(1977-)男,教授。主要研究方向:气动与多学科优化设计。

Tel: 13909235014

E-mail: hanzh@nwpu.edu.cn

## Efficient Multi-Objective Shape Optimization Method of Hypersonic Wide-Mach-Number-Range Airfoil

Zhang Yang<sup>1,2</sup>, Han Zhonghua<sup>1,2,\*</sup>, Liu Fei<sup>1,2</sup>, Song Ke<sup>1,2</sup>, Zhang Keshi<sup>1,2</sup>, Song Wenping<sup>1,2</sup>

1. Institute of Aerodynamic and Multidisciplinary Design Optimization, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

2. National Key Laboratory of Science and Technology on Aerodynamic Design and Research, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

**Abstract:** The hypersonic wide-Mach-number-range vehicle needs to take off from ground with zero speed, go through transonic, supersonic climb, up to hypersonic cruise. Therefore, besides the hypersonic performance, it must also take into account the subsonic, transonic and supersonic aerodynamic characteristics to meet the engineering requirements. First, a new algorithm based on Surrogate model is proposed for multi-objective optimization, and the numerical test instances of multi-objective optimization are tested, which shows that the efficiency of the algorithm is significantly improved compared with the traditional multi-objective optimization algorithm NSGA-II. By combining the new algorithm with RANS equation solver, shape parametrization method and automatic mesh generation technology, a method for wide-Mach-number-range airfoil optimization is proposed. Then, a multi-objective aerodynamic design optimization of airfoil is carried out, which takes the transonic and hypersonic aerodynamic performance into account. The Pareto optimal solution set consists of 58 airfoils. The optimized airfoils on the Pareto front are analyzed, and the mechanism of compromising transonic and hypersonic aerodynamic performance of wide-Mach-number-range airfoil is summarized.

**Key Words:** multi-objective optimization; Pareto solution set; wide-Mach-number-range; airfoil design; hypersonic vehicle

Received: 2020-06-19; Revised: 2020-07-20; Accepted: 2020-10-25

\*Corresponding author. Tel. : 13909235014 E-mail: hanzh@nwpu.edu.cn