

基于代理模型的双路燃气组合热试验参数优化

阿 嵘¹, 齐 玢¹, 陈 鑫², 王 日³, 董素君³, 周印佳¹

(1. 中国空间技术研究院 钱学森空间技术实验室, 北京 100094;

2. 中国运载火箭技术研究院 空间物理重点实验室, 北京 100076;

3. 北京航空航天大学 航空科学与工程学院, 北京 100191)

摘 要: 为确保双路燃气组合热试验过程中试件表面热流与高超声速气动热流的吻合性, 对试验参数进行了优化设计。针对典型尖楔结构建立了双路燃气组合加热的数值计算模型, 通过拉丁超立方采样及基于模糊聚类的加点策略获取了128个样本点, 开展了数值模拟, 并采用Kriging代理模型以及带精英策略的非支配排序遗传优化算法, 以燃气加热热流与气动热流的吻合度为优化目标, 完成了多目标优化。结果表明, 通过增加样本点, 显著减小了代理模型误差; 8个测试样本点下试件表面热流密度平均相对误差最大约为7%, 大部分区域平均误差不超过5%, 方均根误差的均值为1.72%, 最大值误差的最大值为13.6%, 表明Kriging代理模型具有较高的预测精度; 通过优化, 试件表面燃气加热热流分布与气动加热热流分布吻合较好, 驻点处热流密度相对误差小于1%, 平板区域相对误差不超过10%, 表明了基于Kriging代理模型的双路燃气组合热试验参数优化方法的有效性。

关 键 词: 高温燃气; 热试验; 优化设计; 代理模型; 尖楔结构

中图分类号: V216.5

文献标志码: A

Parameter optimization of dual gas flow combined thermal test based on surrogate model

A Rong¹, QI Bin¹, CHEN Xin², WANG Ri³, DONG Sujun³, ZHOU Yinjia¹

(1. Qian Xuesen Laboratory of Space Technology,

China Academy of Space Technology, Beijing 100094, China;

2. Science and Technology on Space Physics Laboratory,

China Academy of Launch Vehicle Technology, Beijing 100076, China;

3. School of Aeronautics Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: In order to ensure the coincidence between heat flux on the surface of the specimen during the dual gas flow combined thermal test and hypersonic aerodynamic heat flow, the test parameters were optimized. Numerical model of the dual gas flow combined heating for typical tip wedge structure was built, 128 samples were selected via the Latin Hypercube sampling method and the adding-point strategy based on fuzzy clustering, and numerical simulation was carried out. Then, Kriging surrogate model and elitist non-dominated sorting genetic algorithm were applied in multi-objective optimization, which aimed at minimizing the difference between gas flow heating and hypersonic aerodynamic heating. The results showed that the error of surrogate model was significantly reduced by increasing samples. The

收稿日期: 2021-11-19

基金项目: 国家自然科学基金(11902026, 12102056)

作者简介: 阿嵘(1991—), 女, 工程师, 博士, 主要从事飞行器热管理及热试验技术研究。

通信作者: 齐玢(1986—), 男, 高级工程师, 博士, 主要从事飞行器热管理及热试验技术研究。E-mail: qionline@163.com

引用格式: 阿嵘, 齐玢, 陈鑫, 等. 基于代理模型的双路燃气组合热试验参数优化[J]. 航空动力学报, 2023, 38(9): 2097-2106. A Rong, QI Bin, CHEN Xin, et al. Parameter optimization of dual gas flow combined thermal test based on surrogate model[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(9): 2097-2106.

maximum of mean relative errors of surface heat flux of 8 test samples was about 7%, and less than 5% in most areas, while the mean value of root mean square errors and the peak value of maximum errors were 1.72% and 13.6%, respectively, indicating that the Kriging surrogate model had high prediction accuracy. What's more, through optimization, the distribution of surface heat flux by gas flow heating was in good agreement with that of hypersonic aerodynamic heat flow. The relative error of heat flux at stagnation was less than 1%, and no more than 10% at the flat plate area, which showed the effectiveness of parameters optimization of dual gas flow combined thermal test based on Kriging surrogate model.

Keywords: high temperature gas flow; thermal test; optimization design; surrogate model; tip wedge structure

高超声速飞行器前缘常采用头部小半径圆柱的尖楔结构^[1-2]。这种尖楔结构在高超声速飞行条件下气动热环境的特点是:热流密度瞬态变化,具有较强的非线性时变特征;驻点热流大,驻点后区域热流呈快速下降趋势^[3-4]。这使得结构面临严重的应力超标问题,有必要通过地面试验模拟全时序热环境,从而验证飞行器结构设计。

文献 [5-6] 提出采用亚声速高温燃气流开展高超声速气动加热模拟试验。高温燃气热试验方法虽然具备较强的非线性时变调节性能,但通过单一气流加热来模拟这种热流梯度存在较大困难。双路气流组合热试验方法可改善单喷口试验方法的不足,中心采用与尖楔结构前端圆弧直径相当的小喷口低速高温气流,外面包罩另一股与尖楔结构后段宽度相当的低速冷罩气流,分别对尖楔结构头部区域及后段平板区域进行加热,从而实现大梯度热流分布的模拟。同时两股气流可以独立调节,降低了试验设备的控制难度。

在双路气流加热环境下,试件表面的热流分布与气流温度、气流流量、喷口距离、中心喷口宽度等试验参数密切相关。为确保试验过程中试件表面热流与高超声速气动热流的吻合性,有必要以热流相对误差为优化目标,对试验参数进行优化设计。而目前双路气流组合加热方式尚无合适的表面传热经验公式,往往需要通过计算流体力学(CFD)数值计算才能得到热流密度与试验参数的关系^[7]。采用 CFD 数值计算方法结合优化算法可以完成参数优化工作,但需要大量的计算,效率很低,不适合工程应用。

代理模型是通过数学方法,构造出一个计算量较小,但计算结果与数值分析结果或真实物理试验结果相近的近似数学模型,以代替原数值分析模型或真实物理试验。代理模型以其较好的近似精度和鲁棒性,近年来被广泛应用于优化设计

领域。陈鑫等^[8]利用 Kriging 和径向基函数两种方法构造了高超声速气动热代理模型,指出 Kriging 方法具有更高的精度和效率。杨丽等^[9]采用 Kriging 模型和遗传算法开展了齿轮减振修形优化,通过 Kriging 预测的参数与数值计算结果对比验证了该方法的精确性,并指出基于遗传算法和代理模型的优化方法大大减少了计算时间,验证了算法的高效性。夏露等^[10]建立了 Kriging 自适应代理模型和支持向量回归自适应代理模型,进一步提高了代理模型的预测能力,并与优化算法结合,应用到翼型优化设计中。魏仁敏等^[11]采用 Kriging 代理模型进行了单边膨胀喷管几何参数优化。衣春轮等^[12]将代理模型应用于高超声速飞行器外形参数优化中。

本文采用 CFD 数值计算结合代理模型及优化算法,对双路燃气组合热试验参数进行优化设计,针对典型尖楔试件,建立了数值计算模型和 Kriging 代理模型,并采用带精英策略的非支配排序遗传算法 NSGA-II^[13]完成了多目标优化,获取了试验参数的合理值,为双路燃气组合热试验的应用奠定基础。

1 数值计算

1.1 物理模型

本文以美国 X-43 飞行器采用的典型圆柱头尖楔结构为试验对象^[14]。针对该试件设计的双路气流组合热试验方案示意图如图 1 所示。

文献 [15] 提出一种基于结构表面温度及热壁热流时序控制目标的试验方法,它保持燃气流量不变,通过调节燃气温度满足瞬态热试验的要求。因此,燃气温度是试验过程中实时调节的参数,而中心喷口燃气马赫数(Ma_1)、外侧喷口燃气马赫数(Ma_2)、中心喷口宽度(d)、中心喷口距离(l)是试验前设计参数,本文即以这 4 个变量为优化

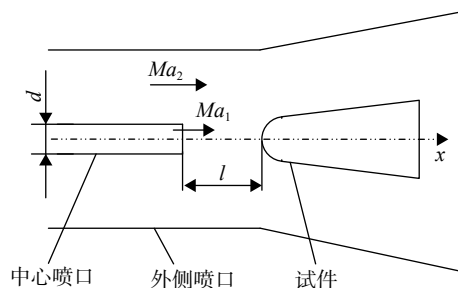


图1 双路气流组合热试验方案示意图

Fig. 1 Schematic of dual gas flow combined heating method

设计变量。

1.2 数值计算模型

本文采用商用软件 Fluent 进行数值计算。采用 1/4 对称模型进行计算, 网格模型如图 2 所示。

采用粗网格(100 万)、密网格(200 万)、精密网格(300 万)3 套网格进行网格无关性验证。湍流模型选用标准 $k-\varepsilon$ 模型, 壁面函数选用 Enhanced Wall Treatment, 保持 y^+ 在 1 左右。经计算, 试件表面热流密度 q 的分布($z=0$ 处)曲线如图 3 所示。

由图 3 可知, 粗网格与密网格计算结果存在一定偏差, 其中驻点热流偏差为 6.95%; 密网格与精密网格计算结果偏差较小, 其中驻点热流偏差

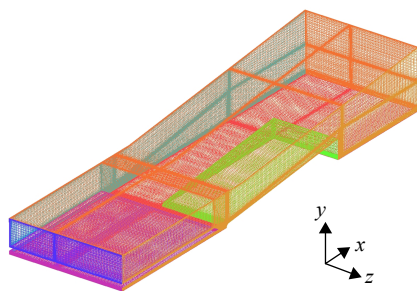


图2 计算网格模型

Fig. 2 Mesh structure of computational model

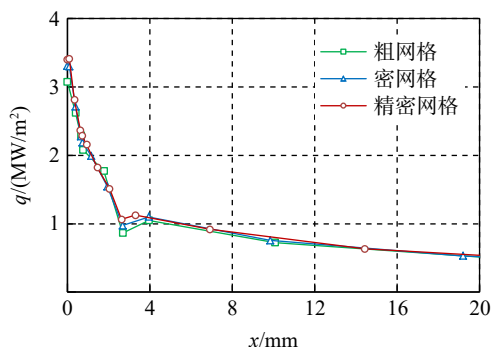


图3 不同尺寸网格计算的试件表面热流密度分布

Fig. 3 Heat flux distribution on specimen wall with different mesh sizes

为 2.65%; 可见密网格计算结果具有较好的精度, 满足工程应用需求。本文计算采用密网格开展, 可作为开展优化的依据。

高温燃气由 CO_2 、 H_2O 、 O_2 、 N_2 混合物组成, 为了提高数值计算的精度, 必须考虑物性参数随温度的变化^[16]。比定压热容、热导率、动力黏度采用温度的拟合函数计算^[17]。

$$\phi = A_0 + A_1 T + A_2 T^2 + A_3 T^3 + A_4 T^4 \quad (1)$$

式中 ϕ 代表气体比定压热容、热导率、动力黏度的参数值, $A_0 \sim A_4$ 为多项式系数, T 为温度。

将壁面温度设为 300 K, 通过改变参数 Ma_1 、 Ma_2 、 d 、 l 获得不同工况下的试件表面冷壁热流。某工况对称面温度分布云图如图 4 所示, 试件表面热流密度分布云图如图 5 所示。

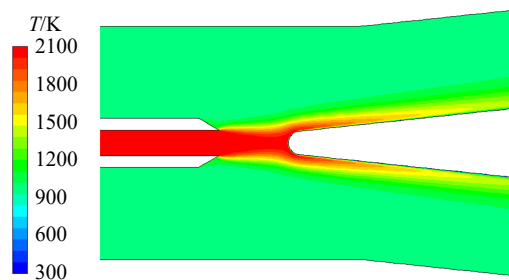


图4 某工况对称面温度分布云图

Fig. 4 Contour of temperature distribution on symmetry plane at some condition

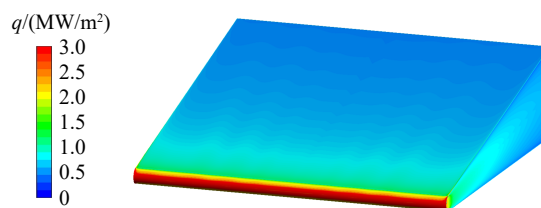


图5 某工况试件表面热流密度分布云图

Fig. 5 Contour of heat flux distribution on specimen wall at some condition

2 代理模型及优化方法

2.1 试验设计方法

试验设计方法是一种数学抽样方法, 用于在设计空间内获取能反映精确模型特征的样本点。常用的试验设计方法有均匀试验设计、中心复合设计和拉丁超立方设计等。

拉丁超立方设计方法是一种分层抽样方法, 具有空间均匀性和覆盖性好的特点, 应用较为广泛^[18]。拉丁超立方试验设计点的生成方法为

$$x_p^{(i)} = \frac{\pi_p^{(i)} + U_p^{(i)}}{n} \quad (2)$$

式中 i 表示第 i 次试验, p 表示第 p 个设计变量, n 为样本点个数, π 为 $0, 1, \dots, n-1$ 的独立随机排列, U 为 $[0, 1]$ 区间内的随机数。

本文采用 Matlab 中 lhsdesign 函数优化采样方法, 它是一种最优化拉丁超立方采样方法, lhsdesign 函数采样标准参数设置为“maximin”, 迭代次数为 100 次。

2.2 Kriging 代理模型方法

常用的代理模型方法有多项式相应面、径向基函数、Kriging 模型等。本文选用 Kriging 方法建立代理模型。

Kriging 模型是对空间中分布的数据点进行求线性最优、无偏内插估计的一种方法, 其数学表达式可表示为

$$f(\mathbf{X}) = g(\mathbf{X}) + z(\mathbf{X}) \quad (3)$$

式中 $g(\mathbf{X})$ 为设计空间范围内关于矩阵 $\mathbf{X}$ 的全局近似模型; $z(\mathbf{X})$ 为均值为 0、方差为 σ^2 、协方差不为 0 的随机过程。

$z(\mathbf{X})$ 的协方差矩阵可表示为

$$\text{Cov}[z(\mathbf{X}_i), z(\mathbf{X}_j)] = \sigma^2 \mathbf{R}[\mathbf{R}(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j)] \quad (4)$$

式中 $\mathbf{R}$ 为相关矩阵, R 为相关函数, $i=1, 2, \dots, n$, $j=1, 2, \dots, n$ (n 为样本点个数)。 $\mathbf{R}$ 为对称矩阵, 且其对角线元素为 1。 R 取高斯相关函数, 可表示为

$$R(\mathbf{X}_i, \mathbf{X}_j) = \exp \left[- \sum_{k=1}^m \theta |x_k^i - x_k^j|^2 \right] \quad (5)$$

式中 m 为设计变量的个数, θ 为未知相关参数向量。

引入相关向量

$$\mathbf{r}(x) = [R(x, x^1), R(x, x^2), \dots, R(x, x^n)]^T \quad (6)$$

Kriging 模型可表示为

$$f(x) = \beta + \mathbf{r}^T(x) \mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y} - \mathbf{g}\beta) \quad (7)$$

式中 β 为未知参数, σ^2 和 R 都为 θ 的函数, $\mathbf{y}$ 是由采样点响应值组成的 n 维列向量, $\mathbf{g} = [g(x^1), g(x^2), \dots, g(x^n)]^T$ 。

β 和 σ^2 可由最小二乘估计得到。相关参数 θ 可通过极大似然估计的优化得到。

2.3 基于代理模型的参数优化流程

本文采取的优化策略是: 针对所需模拟的高超声速气动热流, 以燃气加热热流与气动加热热

流的吻合度, 即热试验模拟精度为优化目标, 对表 1 所示的设计变量进行优化。优化设计流程如图 6 所示。

表 1 设计变量取值范围

Table 1 Value range of design variables

设计变量	取值范围	
	下限	上限
Ma_1	0.1	0.5
Ma_2	0.1	0.5
d/mm	1	8
l/mm	5	20

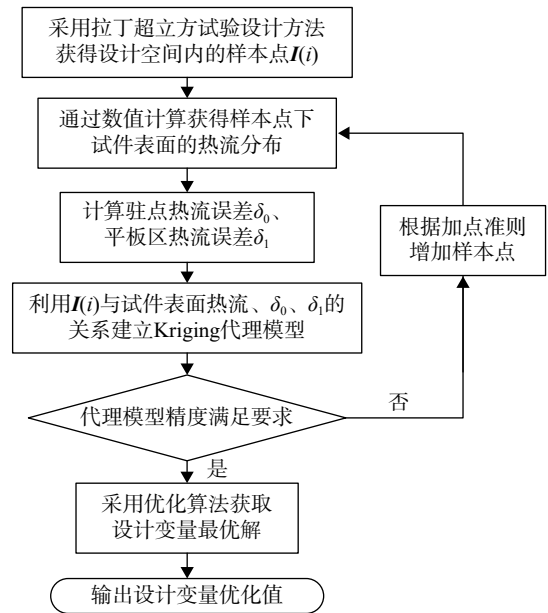


图 6 基于代理模型的参数优化流程

Fig. 6 Flow chart of parameter optimization based on surrogate model

优化设计流程步骤说明如下:

1) 确定设计变量和设计空间, 运用拉丁超立方试验设计方法获得设计空间内的样本点 $I(i)$; 样本点在设计空间内保证空间均匀性和空间正交性。

2) 利用数值计算获得样本点下试件表面的热流分布。

3) 记驻点热流为 q_0 , 平板区各节点处的热流为 q_s , 并分别与相应位置所需模拟的高超声速气动热流比较, 取驻点热流误差 δ_0 、平板区热流误差 δ_1 。

4) 利用 Kriging 代理模型方法构造设计样本点与试件表面热流分布、 δ_0 、 δ_1 之间的近似拟合关系。

5) 分析所构造代理模型的精度,若精度不满足要求,则根据加点准则增加样本点个数,重新构造代理模型;若精度满足要求,则执行下一步。

6) 以 $\min \delta_0=F_0(\mathbf{I})$ 和 $\min \delta_1=F_1(\mathbf{I})$ 为目标函数进行多目标优化,获取设计变量的最优解。

在上述步骤3)中,取

$$\delta_0 = \frac{|q_{h,0} - q_0|}{q_{h,0}} \quad (8)$$

$$\delta_1 = \frac{\sqrt{\frac{1}{S} \sum_{s=1}^S (q_{h,s} - q_s)^2}}{\max q_{h,s} - \min q_{h,s}} \quad (9)$$

式中 $q_{h,0}$ 为高超声速驻点热流, $q_{h,s}$ 为高超声速平板区热流, $s=1, 2, \dots, S$, S 为平板区节点数。

在上述步骤5)中,采用平均相对误差 e_p 、方均根误差值 e_{NRMSE} 和最大值误差 L_∞ 对代理模型精度进行定量评价。

$$e_p = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \frac{|q_{\text{ROM}}^{(a)} - q_{\text{CFD}}^{(a)}|}{q_{\text{CFD}}^{(a)}} \quad (10)$$

$$e_{\text{NRMSE}} = \frac{\sqrt{\frac{1}{A} \sum_{a=1}^A (q_{\text{ROM}}^{(a)} - q_{\text{CFD}}^{(a)})^2}}{\max q_{\text{CFD}} - \min q_{\text{CFD}}} \quad (11)$$

$$L_\infty = \frac{\max (|q_{\text{ROM}} - q_{\text{CFD}}|)}{\max q_{\text{CFD}} - \min q_{\text{CFD}}} \quad (12)$$

式中 q_{CFD} 为 CFD 计算得到的试件表面热流, q_{ROM} 为代理模型的预测值, $a=1, 2, \dots, A$, A 为数值计算模型中试件表面节点个数, $b=1, 2, \dots, B$, B 为测试样本个数。

在上述步骤6)中,采用带精英策略的非支配排序遗传算法 NSGA-II 进行双目标优化设计。具体计算流程如图7所示。首先随机产生规模为 N 的初始父代种群 ($G=1$, G 为种群代数),再由父代种群产生同规模大小的子代种群;将父代种群与子代种群合并形成规模大小为 $2N$ 的种群,对新产生的种群进行非支配快速排序,并对该 $2N$ 大小的种群中所有个体进行拥挤度计算,根据个体之间的拥挤度关系和个体的拥挤度大小,选择合适的个体组成规模为 N 的新父代种群;之后通过传统遗传算法 NSGA 的交叉、变异等,产生规模为 N 的子代种群,将其与其父代种群合并,重复上述非支配快速排序过程,直到种群代数与

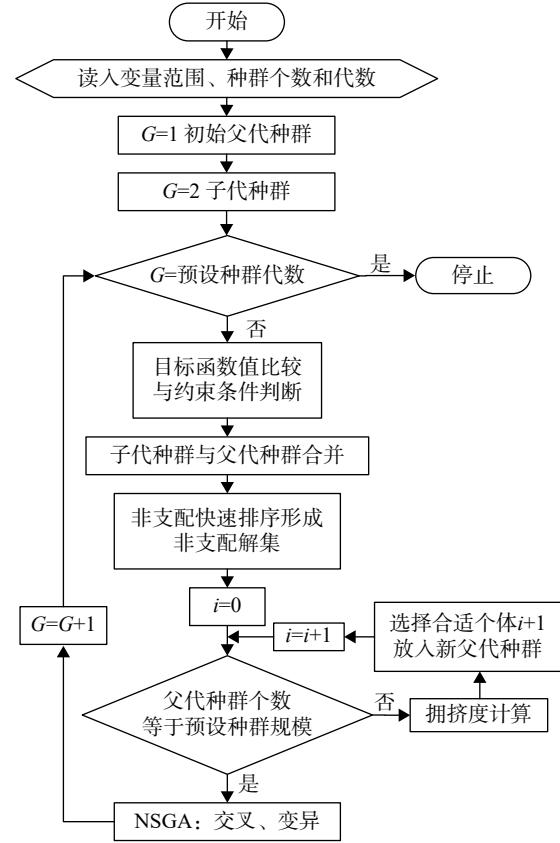


图7 NSGA-II 算法流程图

Fig. 7 Flow chart of NSGA-II algorithm

预设代数相等。

通过 NSGA-II 对试验模拟精度进行双目标优化,通过设定初始种群,经过选择、交叉、变异等运算,最终获得符合约束条件且相对最优的解集。NSGA-II 运算过程中的相关参数列于表2。

表2 NSGA-II 算法参数设定值
Table 2 Parameter settings of NSGA-II algorithm

参数	设定值
种群个数	10
种群代数	100
交叉概率	0.9
实数向量变异概率	1.0
二进制字符串变异概率	1.0
实数交叉分配指数	20
实数变异分配指数	20

3 优化结果与分析

3.1 Kriging 模型建立

根据表1所示的设计变量取值范围,采用拉丁超立方试验设计方法取32个初始样本点,完

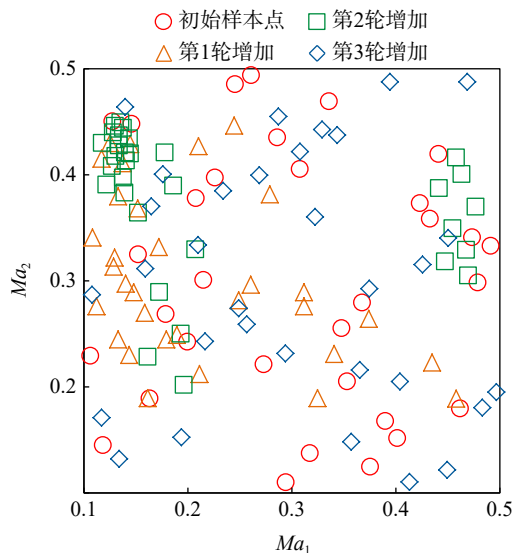
成 32 个工况的数值计算,作为 Kriging 模型的输入条件。

采用 Matlab 软件的 DACE 工具箱,建立设计空间内试件表面各节点热流密度、驻点热流误差以及平板区热流误差的 Kriging 模型,相关函数采用高斯相关函数。

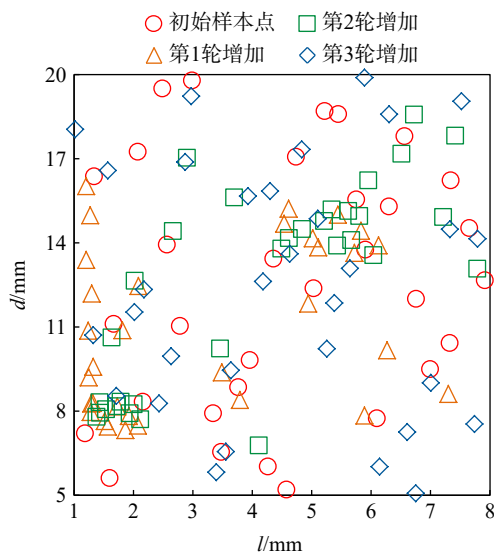
3.2 增加样本点

为保证代理模型精度,采用基于模糊聚类的加点策略^[19]增加样本点,经过 3 轮加点后,共得到 128 个样本点(含初始样本点)。样本点的取值分布如图 8 所示。

每轮取点后,采用“留一法”计算所有样本点的平均驻点相对误差 $\bar{\delta}_0$,得到随样本数量的变化



(a) Ma_1 和 Ma_2 取值分布



(b) l 和 d 取值分布

图 8 样本点设计变量取值分布

Fig. 8 Design variable distribution of samples

如图 9 所示。

由图 9 可知,当样本数达到 96 时,平均相对误差显著减小;当样本数达到 128 时,平均相对误差减小至 10% 以内。通过基于模糊聚类的方法增加样本点,可快速、有效地增加代理模型精度,满足优化计算需求。

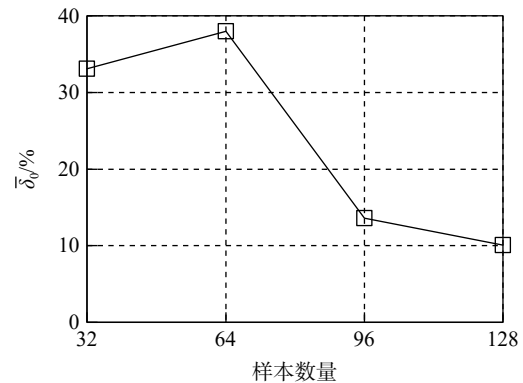


图 9 平均驻点相对误差随样本点数量变化曲线

Fig. 9 Average relative error at stagnation for different sample quantity

3.3 Kriging 模型精度分析

利用拉丁超立方设计方法在设计空间内随机抽取 8 个测试样本,用于评价所建立 Kriging 模型的精度。测试样本取值如表 3 所示。

表 3 测试样本取值

Table 3 Value of test samples

序号	Ma_1	Ma_2	d/mm	l/mm
1	0.39	0.28	6.16	7.37
2	0.28	0.22	7.88	14.26
3	0.34	0.40	1.73	9.01
4	0.20	0.41	6.58	10.75
5	0.10	0.32	4.00	5.03
6	0.23	0.16	2.70	18.39
7	0.44	0.48	4.56	14.78
8	0.48	0.13	2.99	17.16

取测试点 1 工况进行分析,该工况下试件表面热流 CFD 计算结果与代理模型预测结果如图 10 所示,网格图表示试件表面各节点处的 CFD 计算热流密度,点阵图表示相应节点下代理模型预测的热流密度,可以看出,代理模型预测结果与 CFD 计算结果贴合较好,仅在 $y=0$ mm 附近存在少量偏差,表明代理模型预测精度较高。

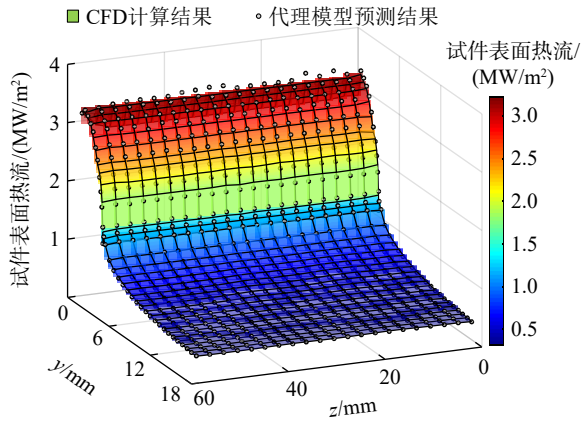


图 10 测试工况下试件表面热流预测值

Fig. 10 Prediction value of surface heat flux at test condition

定量分析代理模型误差, 8 个测试样本点下试件表面热流密度平均相对误差分布如图 11 所示。

由图 11 可知, 整个试件表面的平均误差最大值约为 7%, 大部分区域平均误差不超过 5%, 同时, 靠近驻点处($x < 5$ mm)及平板后部区域($x > 40$ mm)的平均误差较小, 而平板前部区域($5 \text{ mm} < x < 40 \text{ mm}$)的平均误差较大。这是由于试件的平板前部区域受到中心气流和外侧气流两股气流干扰作用, 流场非线性程度较高, 导致代理模型的精度相对较低。

8 个测试样本点下试件表面热流密度方均根误差值和最大值误差及其平均值如表 4 所示。8 个测试工况 e_{NRMSE} 均值为 1.72%, L_{∞} 最大值为 13.6%。

由上述分析可知, 本文基于初始样本点和增加样本点建立的 Kriging 代理模型具有较高的预测精度, 可满足工程设计需求。

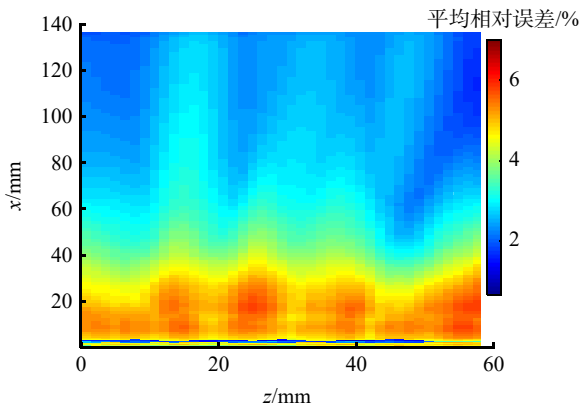


图 11 测试样本点下试件表面热流密度平均相对误差分布云图

Fig. 11 Contour of average relative error of surface heat flux of test samples

表 4 测试样本点下表面热流密度误差
Table 4 Errors of surface heat flux of test samples

序号	$e_{\text{NRMSE}}/\%$	$L_{\infty}/\%$
1	1.47	11.98
2	2.40	13.60
3	2.94	12.94
4	0.89	5.43
5	2.18	11.81
6	1.55	12.53
7	0.91	6.89
8	1.40	7.39
平均值	1.72	
最大值		13.60

3.4 优化结果

本文选取飞行马赫数 $Ma=5.5$ 时尖楔结构表面气动热分布为试验模拟目标。因此, 本文优化目标中, 高超声速气动热取 $Ma=5.5$ 时的值。

图 12 所示为优化设计中可行解集所对应的目标空间, 在优化过程中要求驻点热流误差 δ_0 (横坐标) 和平板区热流误差 δ_1 (纵坐标) 均最小化。由于两个目标函数不能同时达到最优解, 存在 Pareto 最优解集, 处于 Pareto 最优解集中的解, 其目标函数值都比解集外的可行解对应的目标函数值好。

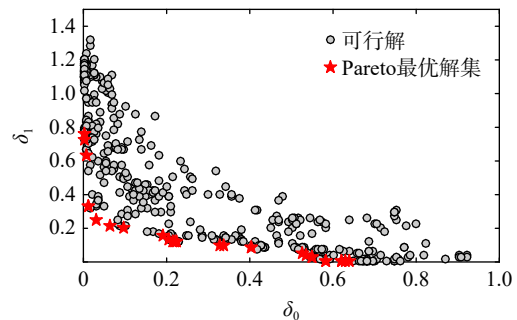


图 12 可行解的目标值空间

Fig. 12 Objective space of feasible solution

图 12 中 Pareto 最优解集位于目标空间靠近坐标原点的前沿曲线, 主要分布在横轴坐标值 $0 \sim 0.68$ 的前沿区域和纵轴 $0 \sim 0.78$ 的前沿区域。

在没有其他附加条件的前提下, 所有 Pareto 最优解都是等价的。然而, 在热试验设计中, 往往希望驻点与平板区热流均相对小, 且驻点热流越小越优。基于这一前提, 对 Pareto 最优解集进

行筛选,选取靠近坐标原点且驻点热流误差较小的解。

由式(13)计算 Pareto 最优解相对坐标原点的距离 Δ 如下:

$$\Delta = \sqrt{\delta_0^2 + \delta_1^2} \quad (13)$$

选取 Δ 小于 0.4 的 Pareto 最优解列于表 5。

分析表 5 所列优化目标及其相对坐标原点的距离,取驻点热流误差最小的解为最优解,则 No.916 与 No.941 驻点热流误差最小,均为 1.3%,但 No.916 相对相对坐标原点的值较小,因此取 No.916 为最优解。

表 5 Pareto 最优解及其相对坐标原点的距离

Table 5 Pareto optimal solution and distance from coordinate origin

编号	Ma_1	Ma_2	d/mm	l/mm	$\delta_0/\%$	$\delta_1/\%$	Δ
No.966	0.410	0.110	1.73	10.04	13.4	17.0	0.22
No.758	0.413	0.113	2.14	8.87	6.5	21.9	0.23
No.738	0.412	0.113	2.18	10.08	8.9	21.3	0.23
No.920	0.410	0.110	2.15	10.04	9.8	20.9	0.23
No.879	0.410	0.113	2.18	10.04	9.7	21.2	0.23
No.808	0.415	0.105	2.13	8.05	4.3	23.4	0.24
No.946	0.410	0.110	2.16	8.08	6.0	23.0	0.24
No.508	0.403	0.105	1.01	8.69	19.9	14.2	0.25
No.504	0.401	0.109	1.28	8.89	19.0	16.0	0.25
No.882	0.405	0.108	1.01	10.32	22.0	12.0	0.25
No.832	0.405	0.102	1.01	10.70	22.6	11.9	0.26
No.982	0.416	0.102	2.35	8.38	3.0	25.4	0.26
No.452	0.403	0.128	1.02	11.47	25.7	11.3	0.28
No.916	0.424	0.104	2.35	7.96	1.3	31.3	0.31
No.941	0.425	0.102	2.35	7.96	1.3	32.9	0.33
No.267	0.395	0.128	1.02	12.92	32.2	10.1	0.34
No.192	0.393	0.142	1.02	12.90	33.8	9.4	0.35

3.5 优化结果验证

根据优化分析结果,取最优解 No.916,即

$$[Ma_1, Ma_2, d, l] = [0.424, 0.104, 2.351, 7.962] \quad (14)$$

代理模型精度方面,取该状态下试件表面热流 CFD 计算结果及代理模型预测结果进行对比分析,如图 13 所示,该状态下代理模型预测结果(点阵图)与 CFD 计算结果(网格图)较为贴合。

定量地,最优状态下试件表面热流密度相对误差分布如图 14 所示。整个试件表面的相对误差不超过 9.6%。

同时,该状态下的 e_{NRMSE} 为 2.18%, L_∞ 为 9.27%。上述分析表明本文建立的代理模型精度较高,在优化过程中采用代理模型替代 CFD 方法进行计算是合理的。

燃气加热与气动加热的吻合性方面,取最优解状态下试件表面热流密度($z=0$ mm 处)与气动热模拟目标热流密度进行对比,如图 15 所示。由

图 15 可看出,燃气加热热流分布曲线与气动加热热流分布曲线吻合较好,驻点处热流密度相对误差小于 1%,平板区域($20 \text{ mm} < x < 50 \text{ mm}$ 处)相对

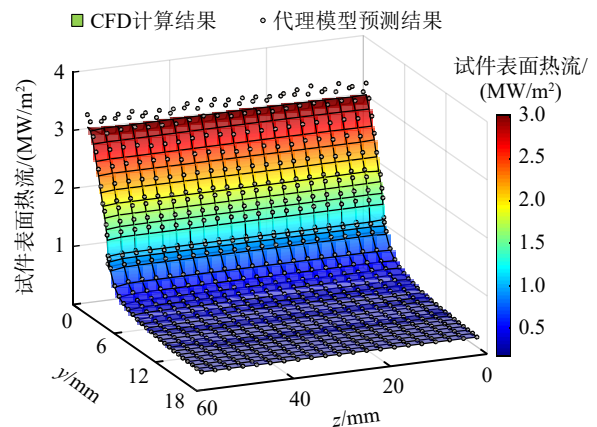


图 13 最优状态下试件表面热流预测值

Fig. 13 Prediction value of surface heat flux at optimum condition

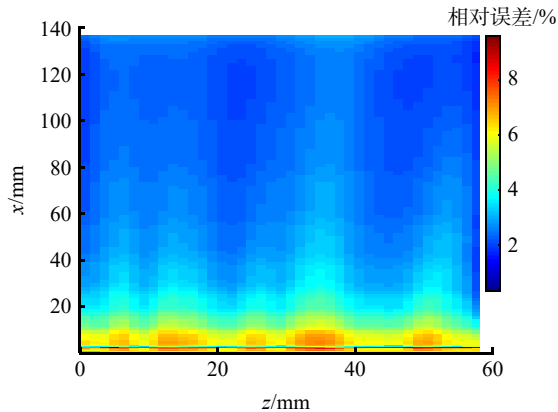


图 14 最优状态下试件表面热流密度相对误差分布云图

Fig. 14 Contour of average relative error of surface heat flux at optimum condition

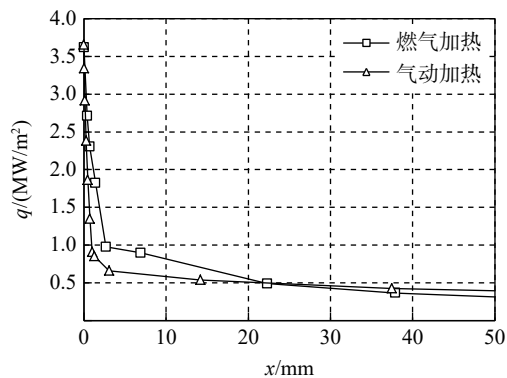


图 15 最优状态下试件表面热流密度与目标值对比

Fig. 15 Comparison between surface heat flux and target value at optimum condition

误差不超过 10%。因此,可以认为,双路燃气流加热工况下,尖楔结构表面热流分布可以较好地模拟指定工况下气动热流分布,同时,通过建立双路燃气流加热的代理模型,采用带精英策略的非支配排序遗传算法 NSGA-II 优化方法,可以有效获取指定高超声速工况对应的试验参数。

4 结 论

本文针对典型尖楔试件,通过数值模拟和基于 Kriging 代理模型和带精英策略的非支配排序遗传优化算法,对双路燃气组合热试验的试验参数进行了优化设计,得到如下结论:

1) 采用拉丁超立方采样获取初始点,并采用基于模糊聚类的加点策略增加样本点,可显著减小代理模型误差,满足优化计算需求。

2) 通过测试样本点对代理模型精度进行验证,试件表面热流密度平均相对误差最大约为 7%,方均根误差的均值为 1.72%,最大值误差的最大

值为 13.6%,表明 Kriging 代理模型具有较高的预测精度。

3) 通过优化,试件表面燃气加热热流分布与气动加热热流分布吻合较好,驻点处热流密度相对误差小于 1%,平板区域相对误差不超过 10%,表明了基于 Kriging 代理模型的双路燃气组合热试验参数优化方法的有效性。

参考文献:

- [1] JOYCE P, POMROY J, GRINDLE L. The hyper-X launch vehicle: challenges and design considerations for hypersonic flight testing [R]. AIAA-2005-3333, 2005.
- [2] RONDEAU C M, JORRIS T R. X-51A scramjet demonstrator program: waverider ground and flight test[R]. Armed Services Technical Information Agency Documents, ADA593742, 2013.
- [3] GRANT P, SUSAN P. A heating analysis of the nose cap and leading edges of the X-34 vehicle[R]. AIAA 98-0878, 1998.
- [4] PRABHU D, LOOMIS M, VENKATAPATHY E, et al. X-33 aerothermal environment simulations and aerothermodynamic design[R]. AIAA-1998-0868, 1998.
- [5] 姚峰,董素君,王浚.高温燃气热环境模拟方案仿真研究[J].航空动力学报,2010,25(4): 768-773.
YAO Feng, DONG Sujun, WANG Jun. Numerical analysis of subsonic high-temperature-gas thermal environment simulation[J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(4): 768-773. (in Chinese)
- [6] 董素君,齐盼,李志杰,等.低速高温燃气流热模拟试验方法和设备[J].航空动力学报,2012,27(5): 961-968.
DONG Sujun, QI Bin, LI Zhijie, et al. Approach and facility for aerodynamic thermal test by lower speed and high-temperature gas flow[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(5): 961-968. (in Chinese)
- [7] 董素君,李志杰,王浚.尖楔结构低速高/中温双路气流组合热试验方法[J].航空动力学报,2013,28(2): 290-296.
DONG Sujun, LI Zhijie, WANG Jun. Combined heating method of low speed and high/middle temperature gas flow for thermal test of tip wedge structure[J]. Journal of Aerospace Power, 2013, 28(2): 290-296. (in Chinese)
- [8] 陈鑫,刘莉,岳振江.基于代理模型的高超声速气动热模型降阶研究[J].北京理工大学学报,2016,36(4): 340-347.
CHEN Xin, LIU Li, YUE Zhenjiang. A reduced order modeling for aerothermodynamic of hypersonic vehicles based on surrogate method[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2016, 36(4): 340-347. (in Chinese)
- [9] 杨丽,佟操,陈闯,等.基于Kriging模型和遗传算法的齿轮修形减振优化[J].航空动力学报,2017,32(6): 1412-1418.
YANG Li, TONG Cao, CHEN Chuang, et al. Vibration reduction optimization of gear modification based on Kriging model and genetic algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(6): 1412-1418. (in Chinese)
- [10] 夏露,王丹,张阳,等.基于自适应代理模型的气动优化方法[J].空气动力学学报,2016,34(4): 433-440.
XIA Lu, WANG Dan, ZHANG Yang, et al. Aerodynamic optimization method based on adaptive surrogate model[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2016, 34(4): 433-440. (in Chinese)
- [11] 魏仁敏,杜刚,金捷.基于Kriging代理模型的单边膨胀喷管尾缘切角优化[J].航空动力学报,2018,33(4): 874-881.

- WEI Renmin, DU Gang, JIN Jie. Optimization of trailing edge angles of single expansion ramp nozzle based on Kriging method[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2018, 33(4): 874-881. (in Chinese)
- [12] 衣春轮, 刘燕斌, 曹瑞, 等. 基于代理模型的高超声速飞行器外形参数优化[J]. *航空动力学报*, 2019, 34(11): 2354-2365. YI Chunlun, LIU Yanbin, CAO Rui, et al. Shape parameters optimization of hypersonic vehicle based on surrogate model[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, 34(11): 2354-2365. (in Chinese)
- [13] 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.
- [14] JOHN J B, RUSSEL M C. Critical hypersonic aerothermodynamic phenomena[J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 2006(38): 129-157.
- [15] 齐玢, 董素君, 石泳, 等. 典型尖楔结构燃气流热试验工况确定方法[J]. *航空动力学报*, 2018, 33(4): 911-918. QI Bin, DONG Sujun, SHI Yong, et al. Determination method for thermal test condition of the tip wedge structure heated by high temperature gas flow[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2018, 33(4): 911-918. (in Chinese)
- [16] XIONG Kai, LI Yunhua, DONG Sujun. Temperature distribution of a test specimen with high-speed heat air-flow passing through[J]. *Thermal Science*, 2018, 22(6A): 2527-2538.
- [17] 吴睿, 聂万胜, 蔡红华, 等. UDMH/NTO火箭发动机尾焰流场特性数值仿真[J]. *航空动力学报*, 2018, 33(4): 952-960. WU Rui, NIE Wansheng, CAI Honghua, et al. Numerical simulation of flow field characteristics of UDMH/NTO rocket engine plume[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2018, 33(4): 952-960. (in Chinese)
- [18] CHEN Xin, LIU Li, LONG Teng, et al. A reduced order aerothermodynamic modeling framework for hypersonic vehicles based on surrogate and POD[J]. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2015, 28(5): 1328-1342.
- [19] CHEN Xin, CAO Zhanwei, FU Bin, et al. Adding-point strategy for surrogate-based reduced-order hypersonic aerothermodynamic modeling based on fuzzy clustering[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2021, 58(1): 244-253.

(编辑: 秦理曼)