

超声速喷管性能优化研究与应用

吴盛豪^{1,2}, 房咏柳¹, 陈吉明², 陈 钦², 裴海涛²
(1. 上海交通大学 船舶海洋与建筑工程学院, 上海 200240;
2. 中国空气动力研究与发展中心 设备设计与测试技术研究所, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 基于重启全局最优化方法和高斯过程(GP)模型,以模型区流场指标为优化目标,对超声速喷管型面进行优化设计。给出 0.6 m 连续式跨声速风洞流场测试结果,提出优化问题并验证了 CFD 计算的有效性。利用拥挤距离来控制重启局部优化算法的位置,实现更高效的重启全局最优化算法;利用高斯过程模型对喷管设计参数与模型区流场性能指标的关系进行建模,构造替代数学模型来执行优化搜索,以减少实际的 CFD 评估次数。结果表明:该方法能以较小的代价实现对喷管性能的优化,模型区马赫数方均根偏差由 0.012 降到 0.001,马赫数梯度由 0.049 降到 0。
关 键 词: 超声速喷管; 型面优化; 高斯过程 (GP) 模型; 计算流体动力学 (CFD); 流场品质
中图分类号: V211.74 **文献标志码:** A

Application research on supersonic nozzle performance optimization

WU Shenghao^{1,2}, FANG Yongliu¹, CHEN Jiming², CHEN Qin², PEI Haitao²
(1. School of Naval Architecture, Ocean and Civil Engineering,
Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Facility Design and Instrumentation Institute,
China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang Sichuan 621000, China)

Abstract: With restart global algorithm and Gaussian process (GP) model, supersonic nozzle contour optimization was investigated to improve the flow quality in test section. According to the experimental results in 0.6 m continuous transonic wind tunnel, the optimization problem was defined and the CFD results were verified. The crowding distance notation was introduced to form a restart mechanism for a highly efficient global algorithm. The relationship between design parameters and aerodynamic performances was modeled with Gaussian process model, and used in optimization as a surrogate for the real evaluation procedure to reduce the number of CFD evaluation. Result shows that the optimization framework can improve supersonic nozzle performance efficiently, the root mean square deviation of Mach number in model area falls from 0.012 to 0.001, and axial gradient of Mach number falls from 0.049 to 0.
Key words: supersonic nozzle; shape optimization; Gaussian process (GP) model; computational fluid dynamic (CFD); flow quality

收稿日期:2016-02-19
基金项目:吴盛豪(1990—),男,助理工程师,硕士生,研究方向为风洞设备气动设计及试验。
作者简介:房咏柳(1959—),男,副研究员,硕士,研究方向实验流体力学。E-mail:ylfang@sjtu.edu.cn
引用格式:吴盛豪,房咏柳,陈吉明,等.超声速喷管性能优化研究与应用[J].航空动力学报,2017,32(9):2139-2144. WU Shenghao, FANG Yongliu, CHEN Jiming, et al. Application research on supersonic nozzle performance optimization[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(9): 2139-2144.

超声速喷管是实现超声速流场的核心部段,其设计质量高低直接决定超声速风洞试验段流场品质。在传统二维喷管设计方法中,基于特征线原理设计喷管位流型线^[1-2],在此基础上进行边界层修正,得到喷管型面曲线。目前工程中所采用的边界层修正方法^[3],经验性较强。边界层修正角选取不准直接导致试验段流场品质下降,增加喷管后期调试成本。随着计算流体力学和优化算法的发展,基于计算流体动力学(CFD)和搜索算法直接进行喷管型面优化设计的方法得到发展^[4-6],可进一步帮助设计人员得到更均匀的试验段流场。在实际应用喷管型面优化设计时,需解决两个主要问题:优化算法的全局特性^[7]和气动性能 CFD 计算的效率问题。

要提高全局特性,可采用模拟退火^[8]、遗传算法^[9-11]或粒子群算法等算法。而这类带有随机特性的算法与基于梯度的局部优化方法相比,一般而言会消耗更多的性能评估次数,这就为气动性能评估的效率提出更严峻的挑战。解决气动性能计算效率问题,可由不同途径完成:采用多可信度的模型来降低气动评估计算时间^[12];提高随机算法中搜索方向的针对性^[10];通过降维技术^[13]或其他技术简化优化问题。目前,优化领域研究中提出一种方式,建立替代模型来减少利用 CFD 手段评估气动性能的次数^[14-16]。

本文内容作如下安排:首先对某跨超声速风洞喷管设计及性能调试过程中遇到的问题进行了分析,提出本文需要解决的优化问题;在此基础上提出结合替代模型和重启梯度优化算法的整体优化框架;最后针对该跨超声速风洞喷管进行优化计算,给出计算结果及分析。

1 优化问题的描述

1.1 优化设计对象

本文针对的对象是中国空气动力研究与发展中心的 0.6 m 连续式跨超声速风洞的二维低超声速喷管。该风洞喷管位流型面采用具有连续曲率的喷管型面设计方法——Sivells 方法得到^[17],采用经验估算的方法进行边界层修正^[3],近似认为喷管超声速段型面上的边界层顺气流方向线性增长,边界层的平均增长率 $d\delta^*/dx = \tan\alpha$,其中 α 称为边界层修正角, α 的大小随方法的不同而有所差别,该风洞设计过程中 α 取值为 0.44° 。

风洞在低超声速运行过程,采用可调柔性板模拟喷管型面,试验段为 4 壁实壁,为消除气流流

动过程中,沿壁面边界层逐渐增厚对试验段流场品质的影响,上下壁板扩开角可在 $-0.5^\circ \sim 1^\circ$ 范围内实现连续调节。

在风洞调试过程中,利用总压探头对试验段马赫数分布进行移测,按式(1)计算模型区轴向马赫数梯度(dMa/dx)和式(2)计算马赫数方均根偏差(σ_{Ma})来表征风洞试验段流动均匀性。

$$\frac{dMa}{dx} = \frac{n \sum_{j=1}^n x_j Ma_j - \sum_{j=1}^n x_j \sum_{j=1}^n Ma_j}{n \sum_{j=1}^n x_j^2 - (\sum_{j=1}^n x_j)^2} \quad (1)$$

$$\sigma_{Ma} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (Ma_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Ma_i)^2} \quad (2)$$

1.2 CFD 计算验证

利用 Fluent 软件对风洞高速段建立计算模型,计算域包含收缩段、喷管段和试验段,利用对称条件建立 1/4 模型。喷管选择马赫数为 1.5 型面喷管静调值,试验段壁板扩开角设定为风洞调试过程中选择的 0.1° ,流动条件为风洞常规运行工况:总压为 100 kPa,常温,干燥空气介质。选择 $k-\omega$ 湍流模型求解,给定高速段进出口压力作为边界条件,入口湍流度按试验测量值给定。

图 1 给出沿试验段中心轴向马赫数分布的试验和数值模拟结果,由于喷管出口和试验段入口存在折角,造成模型区内马赫数轴向分布出现剧烈波动,试验得到模型区(距试验段入口 1~1.6 m 范围)流场指标:马赫数方均根偏差 $\sigma_{Ma} = 0.017$,超出设计指标 0.008;轴向马赫数梯度 $dMa/dx = 0.049$,超出设计指标 0.010。图 2 给出该状态下,CFD 计算得到的试验段纵切面上密度梯度云图,图中 $d\rho/dx$ 为气流密度沿轴向梯度, x 为到喷管出口截面的距离, y 为距喷管中轴线的距离。从图中可以看出由于喷管出口和试验段壁板倾角不同,在连接处出现一道弱斜激波,经过壁板反射之后,造成试验段内的马赫数的波动。

对比数值模拟结果和试验结果,试验段沿轴向马赫数分布规律吻合较好, σ_{Ma} 和 dMa/dx 指标计算误差在允许范围内,因此本文采用上述 CFD 仿真计算的方法进行喷管优化研究。

1.3 优化问题的定义

试验和数值模拟的结果表明,由于喷管边界层修正角 α 和壁板扩开角 β 选择不合理,模型区内的流场指标未达到设计指标,后期需不断修正边界层修正角和壁板扩开角进行迭代调试。为减少修正次数,降低调试成本,将边界层修正角 α 和试验段壁板扩开角 β 作为设计变量,搜寻适当角

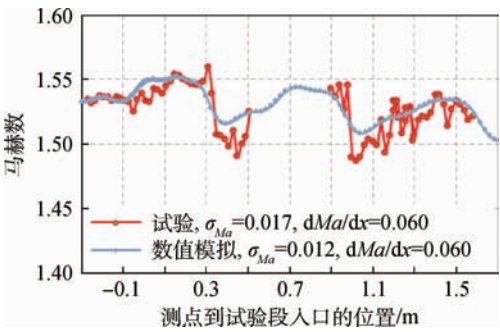


图 1 试验段轴向马赫数分布

Fig. 1 Distribution of axial Mach number along test section

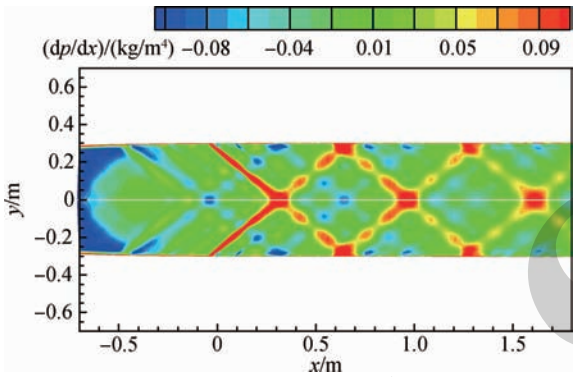


图 2 纵切面密度梯度云图

Fig. 2 Density gradient contour of longitudinal section

度使试验段达到最佳流场指标。

可分别选择轴向马赫数梯度 dMa/dx 和马赫数方均根偏差 σ_{Ma} 作为优化目标,在设计空间内搜寻最优设计点 (α_b, β_b) 以使 $\sigma_{Ma}, dMa/dx$ 为全局最小值,据此提出如下两个优化问题:

问题一 $\min \sigma_{Ma}(\alpha, \beta)$

问题二 $\min dMa/dx(\alpha, \beta)$

设计变量 $\alpha \in [0^\circ, 0.7^\circ], \beta \in [-0.5^\circ, 1^\circ]$

优化问题一中模型区内 σ_{Ma} 直接反应流场波动情况,当 σ_{Ma} 趋近于 0 可判定模型区内斜激波或膨胀波基本被消除,流场达到要求;针对优化问题二,当 dMa/dx 趋近于 0 时存在模型区内仍有较强波动的可能,需根据马赫数分布作进一步判断。

本文喷管优化设计选择基于梯度的最优化算法进行搜索,同时借用非支配排序遗传算法(NSGA)中提出的拥挤距离概念^[18],构造梯度优化算法的重启机制,改进梯度算法的全局优化性能;上述 CFD 的方法对喷管性能进行评估,基于目前的计算能力,单次评估时间约为 30 min,时间成本较高,为此,尝试利用高斯过程模型来对喷管边界层修正参数与气动性能指标之间的关系进行建模,

构造数学模型来代替气动性能计算评估,执行优化搜索过程,进而减少 CFD 评估的次数。

2 基于高斯过程模型的重启优化算法

2.1 重启搜索算法

基于梯度的最优化算法具有求解次数少、收敛速度快的优点。但是这类方法都属于局部最优化方法,能否收敛到全局最优,取决于搜索的起始点。为提高梯度搜索的全局特性,可在由某初始点 x_0 执行梯度搜索到达局部最优之后,重新产生新的起始点 x_{rs} 搜索。为了提高算法的效率,则需要使 x_{rs} 位于没有探索过的区域。这个条件可以用最大化拥挤距离来定义。假设已评估的设计点集合 $X \subset D$,新的设计点 $x_{rs} \in D$,定义拥挤距离为如下的函数:

$$C_d(x_{rs}, X) = \min_{x \in X} |x - \hat{x}| \quad (3)$$

2.2 高斯过程模型介绍

高斯过程模型源于机器学习领域,采用概率分布模型及相关性的概念,对有限维单目标函数关系 $y=f(x)$ 的采样集合 $\{X, Y\}$ 进行建模,构造能够替代原函数关系的映射 $\bar{f}$ ^[14]。高斯过程模型是基于核的学习模型的一种,其核心在于核函数的定义。

$$k(x, x') = \sigma^2 \exp \left[- \sum_{j=1}^n \left(\frac{|x_j - x'_j|}{\theta_j} \right)^{p_j} \right] \quad (4)$$

其中 x 和 x' 为两个设计点, θ, P, σ 为待辨识的模型参数。对于采样集合 $\{X, Y\}$ 和新的求值点 x^* ,高斯过程模型能够给出估计的函数值 y 和标准差 s^2 。

利用替代模型来协助对设计空间的探索,可以有效减少对目标函数的求值次数,即减少气动性能评估次数,从而提高优化搜索的效率。

2.3 算法框架优化准则

基于高斯过程替代模型的优化算法流程如图 3 所示, S 为设计空间(设为 n 维), Ω 为流动约束条件, k 为所选的气动性能参数。首先从设计空间中利用拉丁超空间设计(Latin hyperspace design, LHS)方法选择 $11n-1$ 个初始采样点,构成点集 D_0 并评估得到其气动性能集 K_0 。根据已评估的设计点集 D 和气动性能集 K 能建立高斯过程模型;利用高斯过程替代模型来探索设计空间,选择需要评估的候选设计点 d_c ;评估候选设计点的气动性能 k_c 。然后重复建模-选择候选点-评估候选点的过程,直到得到满意的设计结果或者优化资源消耗完毕。在这个算法中,实际的

气动性能评估计算只发生在图 3 中黑框所示的两步,优化过程中的评估则基于替代模型完成。

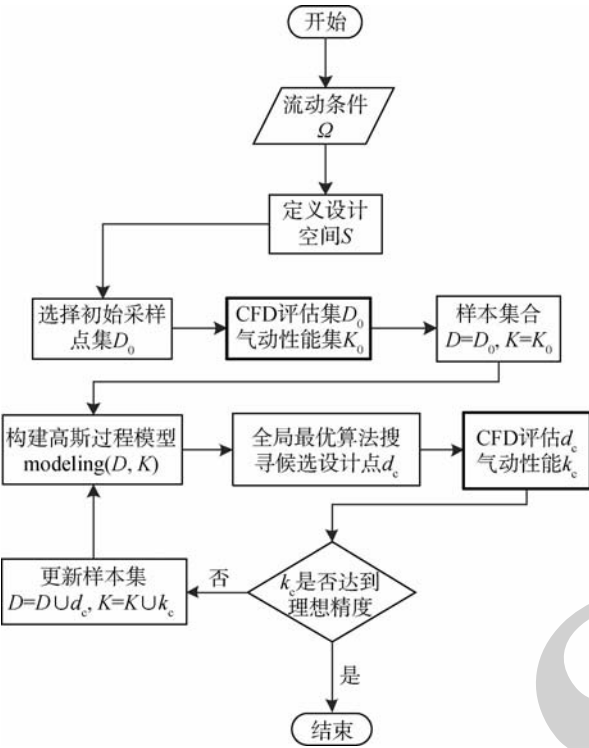


图 3 基于替代模型的优化算法框架

Fig. 3 Surrogate model-based optimization algorithm framework

在整个优化的过程中,核心的关键问题是图 3 中的:选择候选设计点。根据高斯过程替代模型 $\bar{f}$ 的特点,可估计设计点 x^* 气动性能所服从的正态分布,即 $\bar{f}(x^*) \sim N(y, s^2)$,在实际选择候选点的优化过程中可以选择不同的目标函数来实现不同的搜索侧重点。常用确定候选设计点的方法有置信下限(lower confidence bound, LCB, 量符号记为 L_{cb})和改进的数学期望(expected improvement, EI, 量符号记为 E_i)等。

LCB 的定义如式(5),其中,若 LCB 的参数 σ 取为 0,即直接对替代模型的函数值进行优化。数值试验结果显示,对不同性质的目标函数 σ 的最佳取值位于 0~2 之间。

$$L_{cb} = y - \sigma s$$

(5)

指标 EI 则是综合目前已求值的最佳设计点(设其性能为 y_{ref})和当前候选点的概率分布关系,给出了函数值在候选点相对于最佳设计点改善量的数学期望。其计算公式如式(6),其中 ϕ 和 Φ 分别为正态分布的概率密度函数和累积概率函数。

$$E_i = (y_{ref} - y) \phi\left(\frac{y_{ref} - y}{s}\right) + s \Phi\left(\frac{y_{ref} - y}{s}\right)$$

(6)

在本文算法实现中,利用不同 σ 值(0, 0.1, 1, 2, 3)的 LCB 指标以及 EI 指标构成一种随机自适应的方式,兼顾设计空间的探索和构造更好的替代模型;通过替代模型选择候选点的优化过程,则通过前文所给出的重启算法来完成。

2.4 算法性能验证

针对经典二维算例,限定计算目标函数的值 100 次,考察算法的性能,其优化结果如表 1 所示。在这 6 个函数中, Sphere 和 Ellipsoid 是单模态函数,其余均为多模态函数。函数最小值都为 0。从表 1 中可以看到,除模态数量极为庞大的 Griewank 函数和 Rastrigin 函数之外,均可以得到 10^{-4} 量级的优化结果。

表 1 基于高斯过程模型的重启优化算法性能

Table 1 Performance of the GP model-based restart optimization algorithm

测试函数	评估次数	函数最小值
Sphere	100	0.0006
Ellipsoid	100	0.0003
Ackley	100	0.0008
Griewank	100	1.0781
Rastrigin	100	0.0277
Rosenbrock	100	0.0003

3 喷管优化设计应用

3.1 喷管型面曲线参数化

喷管型面曲线的参数化基于喷管的设计过程进行,喉道前的收缩段曲线利用双 3 次曲线给出,扩张段型面曲线在 Sivells 方法得到的位流型面的基础上,通过式(7)给出。

$$\begin{cases} x = x_p - \delta^* \sin \theta \\ y = y_p + \delta^* \cos \theta \\ d\delta^*/dx = \tan \alpha \end{cases}$$

(7)

其中 x_p, y_p 为位流型面坐标, θ 为位流壁面对 x 轴的倾斜角, δ^* 为边界层位移厚度,图 4 给出喷管生成示意图。

3.2 喷管优化结果及讨论

针对 0.6m 连续式跨声速风洞,马赫数为 1.5 型面、运行总压 100 kPa 的工况,对优化问题一、二开展单目标优化。优化设计过程中允许的总气动评估次数为 100 次,梯度算法最大迭代次数为 500,重启点个数为 21,初始采样点个数为 21,同时 CFD 进行气动评估的过程中利用前次结果为

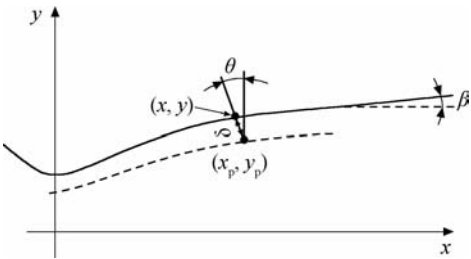


图 4 喷管型面曲线生成示意图

Fig. 4 Schematic diagram of nozzle profile curve generation process

后次计算赋初值,以加快收敛。优化问题一、二分别在气动评估 47 次、71 次后收敛到最优解。

图 5 给出优化问题一、二计算过程中,气动评估点(共 118 个)的性能分布,从图中可以看出两流场指标 dMa/dx 和 σ_{Ma} 具有一定的相关性: $dMa/dx \leq 6.31\sigma_{Ma} - 0.004$,评估点性能指标集中在图 5 所示的扇形区域内,沿直线 $dMa/dx = 6.31\sigma_{Ma} - 0.004$ 和 $dMa/dx = 0$ 收敛到最优解。

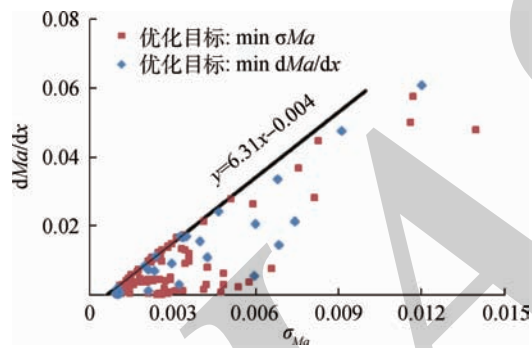


图 5 气动评估点性能分布

Fig. 5 Distribution of aerodynamic-evaluation points performance

表 2 和图 6 分别给出优化前后流场指标和试验段马赫数分布对比,由表得出,最优边界层修正角 α 为 0.204° , 0.209° , 对应壁板扩开角 β 为 0.114° , 0.115° , 两个不同优化目标的问题得到的结果基本相同。由图表中优化后的流场指标和马赫数分布得出,优化结果对试验段流场品质改善明显,模型区方均根偏差 σ_{Ma} 降到 0.001 附近,轴向马赫数梯度 dMa/dx 趋近于 0。图 7 给出优化前后密度梯度分布云图,上图表示优化前结果,下图表示优化后结果,造成优化前试验段马赫数分布出现波动的弱激波和弱膨胀波,经过优化后基本消除。

优化计算得到的边界层修正角约为 0.20° 小于原设计角 0.44° , 避免了因气流在喷管扩张段内过度膨胀而导致的模型区内 dMa/dx 偏高的问

题,对应选择的壁板扩开角约为 0.115° , 相较于原喷管出口和试验段入口的折角有所降低了,减弱了图 7 中所示喷管出口产生的斜激波的强度,进而减弱了模型区马赫数的波动,同时由于选取模型区内流场指标为优化目标,壁板扩开角和边界层修正角未选择相等,斜激波未完全消除(图 7 优化后流场所示),但该壁板扩开角可使得关键部位模型区内的流场指标达到最优。

表 2 优化计算结果

Table 2 Results of optimization computation

优化问题	评估次数	最优角度		流场指标	
		$\alpha/(^\circ)$	$\beta/(^\circ)$	dMa/dx	σ_{Ma}
未优化		0.440	0.100	0.049	0.011
问题一	47	0.209	0.114	2.4×10^{-4}	0.00101
问题二	71	0.204	0.115	2.9×10^{-7}	0.00103

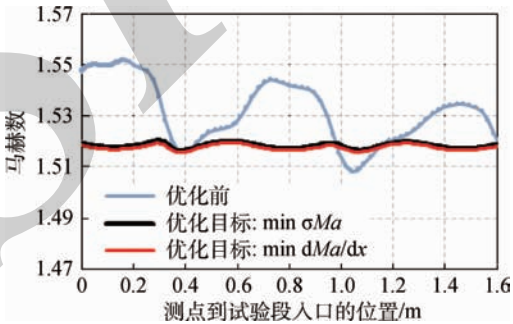


图 6 不同优化目标下试验段马赫数分布

Fig. 6 Mach number along test section under different optimization targets

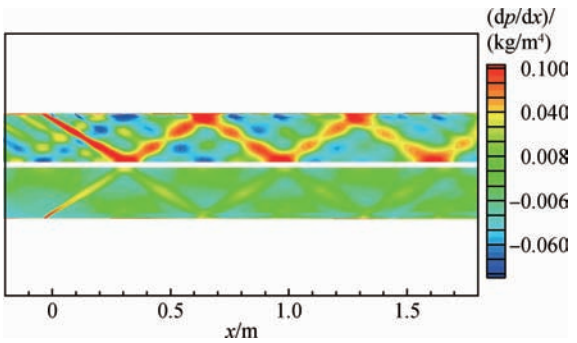


图 7 优化前后试验段密度梯度云图

Fig. 7 Density gradient contours of test section before and after optimization

4 结 论

基于拥挤距离的重启全局优化算法,通过引入拥挤距离的概念,可改善梯度算法的全局性能;

高斯过程模型可以降低评估次数,改善搜索效率;以喷管边界层修正角和试验段壁板扩开角作为设计变量,模型区流场指标 σ_{Ma} , dMa/dx 分别作为优化目标,利用基于高斯过程模型的重启优化算法,可较为经济的得到边界层修正角和壁板扩开角的最优解,改善流场品质,降低喷管设计和调试的成本。

基于本文提出的优化框架,方均根偏差降低到 0.001,仍有提升的空间,下一步可考虑将算法框架扩展到包含多目标优化、多设计变量如喷管长度、最大膨胀角等参数,以进一步提升喷管性能。

参考文献:

[1] VARNER M O, SUMMERS W E, DAVIS M W. A review of two-dimensional nozzle design techniques[C]//Proceedings of 12th Aerodynamic Testing Conference. Williamsburg: AIAA, 1982; 6-9.

[2] 易仕和. 超声速与高超声速喷管设计[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.

[3] 刘政崇, 廖达雄, 董谊信. 高低速风洞气动与结构设计[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003.

[4] ANDREW G, DON S. Computational environment for exhaust nozzle design[J]. Journal of Aircraft, 1996, 33(3): 470-476.

[5] WANG X, DAMODARAN M. Optimal three-dimensional nozzle shape design using CFD and parallel simulated annealing[J]. Journal of Propulsion and Power, 2002, 18(1): 217-221.

[6] FREDERICK L S, KENNETH E T. Reacting Navier-Stokes nozzle contour design optimization[C]//Proceedings of 23th AIAA Applied Aerodynamics Conference. Toronto: AIAA, 2005; 6-9.

[7] 宋立明, 罗常, 李军, 等. 基于全局气动优化设计方法的跨声速叶栅气动优化[J]. 航空动力学报, 2008, 23(6): 1019-1023.

SONG Liming, LUO Chang, LI Jun, et al. Aerodynamic optimization of transonic cascade using global aerodynamic optimization method[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(8): 1918-1925. (in Chinese)

[8] LIU J L. Novel Taguchi-simulated annealing method ap-

plied to airfoil and wing planform optimization[J]. Journal of Aircraft, 2006, 43(1): 102-109.

[9] 苗森春, 杨军虎, 王晓辉, 等. 基于神经网络-遗传算法的液力透平叶型线优化[J]. 航空动力学报, 2015, 30(8): 1918-1925.

MIAO Senchun, YANG Junhu, WANG Xiaohui, et al. Blade pattern optimization of the hydraulic turbine based on neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Aerospace Power, 2015, 30(8): 1918-1925. (in Chinese)

[10] OBAYASHI S, JEONG S, MATSUO Y. New blunt trailing-edge airfoil design by inverse optimization method[J]. Journal of Aircraft, 1996, 33(2): 255-257.

[11] 王小平, 曹立明. 遗传算法-理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.

[12] CTALANO L A, DADONE A, DALOSIO V S E. Progressive optimization on unstructured grids using multigrid-aided finite-difference sensitivities[J]. International Journal for Numerical Methods in Fluids, 2005, 47(10/11): 1383-1391.

[13] DUAN Y H, CAI J S, LI Y Z. Gappy proper orthogonal decomposition-based two-step optimization for airfoil design[J]. AIAA Journal, 2012, 50(4): 968-971.

[14] ZHANG Qingfu, LIU Wudong, EDWARD T, et al. Expensive multi-objective optimization by MOEA/D with Gaussian process model[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 14(3): 456-474.

[15] 苗萌, 曾鹏, 阎超. 基于替代模型的三维后体尾喷管优化设计[J]. 空气动力学报, 2013, 31(5): 641-646.

MIAO Meng, ZENG Peng, YAN Chao. Surrogate-based optimization of 3D afterbody nozzle[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2013, 31(5): 641-646. (in Chinese)

[16] 贺建军. 基于高斯过程模型的机器学习算法研究与应用[D]. 辽宁 大连: 大连理工大学, 2012.

HE Jianjun. Research and application of machine learning algorithms based on Gaussian process model[D]. Dalian Liaoning: Dalian University of Technology, 2012. (in Chinese)

[17] SIVELLS J C. Design of two-dimensional continuous-curvature supersonic nozzles[J]. Journal of the Aeronautical Sciences, 1955, 22(10): 685-692.

[18] SRINIVAS N, DEB K. Multi-objective function optimization using non-dominated sorting genetic algorithm[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 125-147.

(编辑: 王碧珺)