

文章编号: 1000-8055(2012)05-1029-07

基于 NURBS 曲线的轴流透平叶片气动数值优化

王 录¹, 刘海清^{2,3}, 张宏武², 杨建道⁴

(1. 中国航天科技集团公司 北京空间飞行器总体设计部, 北京 100094;

2. 中国科学院 工程热物理研究所, 北京 100190;

3. 中国科学院 研究生院, 北京 100190;

4. 上海电气电站设备有限公司 汽轮机厂, 上海 200240)

摘 要: 通过搭建适用于轴流式透平叶片气动数值优化的设计平台, 对某 NASA 透平级动静叶片进行等熵效率、流量相对变化、落压比相对变化的多目标寻优。该平台包括三个核心模块: 叶片的参数化造型、流场气动性能评估、优化策略。采用非均匀有理 B 样条(NURBS)曲线对叶片进行参数化拟合; 针对叶片气动数值优化的多变量、多模态的特征, 采用试验设计和遗传算法组合优化策略进行寻优。经过气动优化, 在设计工况点优化叶片性能较原始叶片有明显提高, 为轴流式叶片的气动优化提供了可借鉴的措施。

关 键 词: NURBS 曲线; 遗传算法; 多目标优化; 轴流透平叶片; 气动优化

中图分类号: V231.3

文献标志码: A

Numerical aerodynamic optimization of axial turbomachinery blades based on NURBS

WANG Lu¹, LIU Hai-qing^{2,3}, ZHANG Hong-wu², YANG Jian-dao⁴

(1. Institute of Spacecraft System Engineering,

China Aerospace Science and Technology Corporation, Beijing 100094, China;

2. Institute of Engineering Thermophysics,

Chinese Academy of Science, Beijing 100190, China;

3. Graduate University of Chinese Academy of Science, Beijing 100190, China;

4. Turbing Plant, Shanghai Electric Power Generation Equipment Company Limited,
Shanghai 200240, China)

Abstract: A NASA (National Aeronautics and Space Administration) transonic single stage turbine was taken as an example, describing how to use an aerodynamic numerical optimization platform to find the optimal solution. The platform had three parts: parameterization and fitting of blades, simulation of flow field and optimization strategy. Blades were parameterized based on non-uniform rational B-splines (NURBS) curve. Integrated optimization strategy which included DOE (design of experiments) method and genetic algorithm was used to find the global optimal solution. Results show that the performance is improved at the optimized work point. The platform provides a useful reference for analogous optimization of axial turbomachinery blades.

收稿日期: 2011-06-07; **网络出版地址:** www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20120525.1516.201205.1029_011.html

作者简介: 王录(1983—), 男, 河南南阳人, 助理工程师, 硕士生, 从事航天器热控制和两相流动及传热研究。

Key words: non-uniform rational B-splines (NURBS); genetic algorithm;
multi-objective optimization; axial turbomachinery blades;
aerodynamic optimization

叶片是叶轮机能量转换的重要部件,一直以来研发高性能的叶片是工程设计人员孜孜不倦的追求. 叶片的气动设计过程变量多,设计目标和变量之间呈现多模态的特征,各目标间可能存在耦合,某个目标的改善可能导致其它目标恶化,这使得叶片气动设计极其富有挑战性. 近年来随着最优化理论的日益完善和工程应用中各种优化算法层出不穷,一种将 computational fluid dynamics(CFD)技术和优化算法结合的叶片气动数值优化设计方法应运而生. 该方法以设计过程自动化为宗旨,尽可能减少对设计人员经验的依赖,可以方便地施加多种约束条件,进行多目标的寻优. 某些优化算法具有并行计算的能力,可以大幅度地缩短研发周期. 上述诸多突出优点,使得气动数值优化设计方法成为国内外叶片设计研究的热点. 基于梯度的优化算法最早应用到叶片的气动数值设计过程中^[1-2]. 由于叶片气动设计多模态的特征,基于梯度的优化算法容易陷入局部最优,一些具有全局寻优能力的优化算法逐渐的应用到寻优过程中^[3-5]. 全局寻优的算法需要大量 CFD 计算,为降低寻优耗时,一些学者尝试构造设计目标和寻优变量间近似模型,如多项式响应面模型^[6]、人工神经网络响应面模型^[7-8],利用近似模型替代 CFD 计算进行寻优. 工程应用的优化问题通常考虑多个目标,具有多目标寻优的能力的优化算法得到广泛的应用^[9-10]. 多目标气动优化是当前叶片数值优化研究的热点.

本文搭建适用于轴流透平叶片气动数值优化设计平台,利用 NURBS 曲线对叶片进行参数化拟合,针对气动设计多变量、多模态特征,采用试验设计(DOE)和改进型非支配排序的遗传算法(NSGA-II)组合优化策略进行寻优. 运用该平台对某 NASA(美国国家航空航天局)跨声速透平动静叶片进行等熵效率、流量相对变化、落压比相对变化的多目标优化.

1 叶片参数化

叶片参数化基本要求是参数化变量少、方法灵活、鲁棒性好,生成叶片光滑度高,能够精确拟合原始叶片,参数变量的变化范围容易给出等. 叶

片参数化通常的做法是参数化若干二维叶型和积叠线. 对二维叶型的参数化主要有两种方法:中弧线加厚度分布和采用构造曲线直接对叶型的压力面/吸力面型线进行参数化. 后者生成的叶型型线光滑度高,对原始叶型的拟合方便. 构造曲线主要有三种:Bezier 曲线、均匀有理 B 样条曲线、NURBS(非均匀有理 B 样条)曲线. Bezier 曲线和均匀有理 B 样条曲线难以精确地拟合叶型的前后缘,NURBS 曲线由于具有非均匀的基函数和权重因子可以精确的拟合叶型的前后缘. 本文采用三次 NURBS 曲线对二维叶型进行参数化.

三次 NURBS 曲线表达式如下:

$$C(u) = \frac{\sum_{i=0}^n B_{i,3}(u)W_i P_i}{\sum_{i=0}^n B_{i,3}(u)W_i} \quad (1)$$

式中 $C(u)$ 为参数化曲线, $B_{i,3}(u)$ 为三次 B 样条基函数, $n+1$ 为控制顶点的个数, W_i 为权重因子, P_i 为控制顶点.

将原始叶型在轴向坐标最小和最大处分成吸力面、压力面两段曲线分别进行参数化. 从原始型线上选择型值点矢量 $V[V_0, V_1, \dots, V_{m-1}, V_m]$, 令 l_i 为点 V_{i-1}, V_i 间的距离, $L = \sum_{i=1}^m l_i$, 根据型值点矢量构造节点矢量 $U = [0, 0, 0, 0, (l_1 + l_2)/L, \dots, \sum_{i=1}^j l_i/L, \dots, \sum_{i=1}^m l_i/L, 1, 1, 1, 1]$, 根据节点矢量计算控制顶点对应基函数的值. 由三次 NURBS 曲线反向求解算法,在曲线两端给定切矢量条件,为简化计算令 $W_i = 1$, 即可求得控制顶点的初值. 本文给定沿周向的切矢量,保证吸力面和压力面型线在前后端点处一阶导数连续. 为减小拟合型线与原始曲线间的误差,本文定义如下误差函数:

$$E_{\text{tot}} = 2 \times E_{\text{av}} + E_{\text{max}} \quad (2)$$

其中 $E_{\text{av}} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k e_i$, $E_{\text{max}} = \max_{1 \leq i \leq k} e_i$, e_i 为拟合型线与原始型线在相同轴向坐标下对应周向坐标差的绝对值, 2 为权重因子,将其作为目标函数,采用基于梯度的序列二次规划算法(SQP)对控制顶点进行寻优减小拟合误差.

2 改进型非支配排序遗传算法
(NSGA- II)

叶片气动数值优化,通常涉及多个目标,多个约束条件^[11],如流量、效率、压比、总压损失系数,此外还有满足一定的气动、几何约束条件,如出口气流角、叶型面积,由于叶片气动性能之间存在耦合,对某个目标的改善很可能会导致其它某些目标性能恶化,优化过程中需要综合考虑目标间的平衡,数学描述如下:

优化目标

$$F(X) = \{f_1(X), f_2(X), \cdots, f_m(X)\} \quad (3)$$

约束条件

$$g_i(X) = 0, \quad i = 1, \cdots, l$$

$$h_j(X) \geqslant 0, \quad j = 1, \cdots, n \quad (4)$$

多目标寻优过程中个体间优劣是通过比较相互间的支配关系确定的. 对于个体 ,假定寻优的方向为各目标最小化.

任意 $f_l(X), l \in \{1, \cdots, m\}$, 都满足 $f_l(X_1) \leqslant f_l(X_2)$, 同时至少存在 $f_k(X), k \in \{1, \cdots, m\}$, 满足 $f_k(X_1) < f_k(X_2)$, 则 p_1 支配 p_2 ;

存在 $f_l(X), f_k(X), l, k \in \{1, \cdots, m\}$, 满足 $f_l(X_1) < f_l(X_2), f_k(X_1) > f_k(X_2)$, 则 p_1 与 p_2 互不支配.

比较寻优过程中个体间的支配关系可以得到一个由一系列非支配解组成的 Pareto 解列,它们是各目标在不同程度上平衡的结果,多目标寻优的目的即是尽可能多的寻找非支配解,方案的决策者根据目标的偏重从 Pareto 解集中选择合适的解确定最终的方案.

NSGA- II 是一种多目标同时寻优的遗传算法. 该算法采用非支配排序保证寻优的收敛性,采用拥挤距离排序维持个体的多样性. 非支配排序根据个体间的支配关系将种群分为若干个非支配解列,序号低的解列支配序号高的解列,同一个解列中个体互不支配,选择操作时优先选择序号低的解列中个体;拥挤距离排序是在同一个非支配解列内,按照优每个目标进行升序排列,序列两端的个体拥挤距离为 L ,中间的个体,拥挤距离为其前后两个体对应目标的差值,将个体在所有目标下得到的拥挤距离求和,即为该个体总的拥挤距离. 在同一个非支配解列选择操作时拥挤距离大的个体优于拥挤距离小的个体优先选择,从而保证个体多样性.

3 跨声速透平级动静叶片优化分析

本文的优化算例为某 NASA 跨声速单级透平动静叶片^[12],其中原始静叶为等截面直叶片,动叶为变截面的叶片. 优化的工况点为设计工况,该工况下气动参数如表 1 所示.

表 1 设计点状态下透平气动参数
Table 1 Turbine aerodynamic parameters at work point

设计参数	数值
进口总温/K	288. 15
进口总压/Pa	101 300
流量/(kg/s)	3. 856
转速/(r/min)	8 081
落压比	3. 44
总总等熵效率	0. 886

采用商业软件对流场气动性能进行计算,静叶采用 HO 型网格,动叶采用 OH 型网格,通过比较得知选择总网格数约 35 万是可行的^[13],进口给定总温、总压及气流角,出口给定静压. 图 1 为静叶 50% 相对叶高截面实验测量和数值计算得到的叶型表面等效速度与临界速度比,从图 1 中看出实验测量与数值计算的结果吻合得较好.

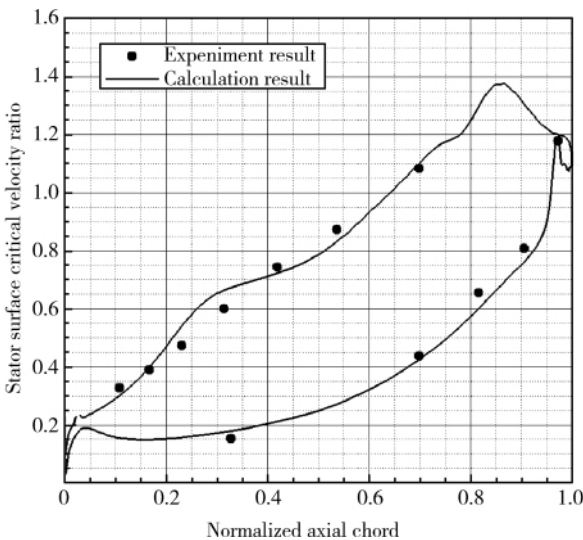


图 1 静叶 50%截面实验测量和数值计算的叶型表面等效速度与临界速度比

Fig. 1 Comparement of ratio of surface equivalent velocity and critical velocity of stator at 50% span height between experimental and numerical datas

叶片参数化拟合时,静叶和动叶各取叶根、叶中、叶顶 3 个截面,其中静叶仅参数化 1 个截面.图 2、图 3 分别为参数化拟合后静叶叶型和动叶叶中截面叶型,将图 2、图 3 所示的叶型进行坐标变换即得参数化拟合的原始叶型.表 2 为其参数化拟合的误差.为减少寻优时间,寻优过程中静叶吸力面控制点 C, D, E, F 及压力面控制点 J, K, L 仅沿 Y 方向变化,控制点 B, G, I, M 分别沿着 AB, PG, HI, NM 连线的方向变化;动叶吸力面控制点 C, D, E, F 及压力面控制点 J, K, L, M 沿 Y 方向变化,吸力面 B, G 及压力面 I, N 分别沿着 AB, PG, HI, QN 连线方向变化.优化变量数为 69.

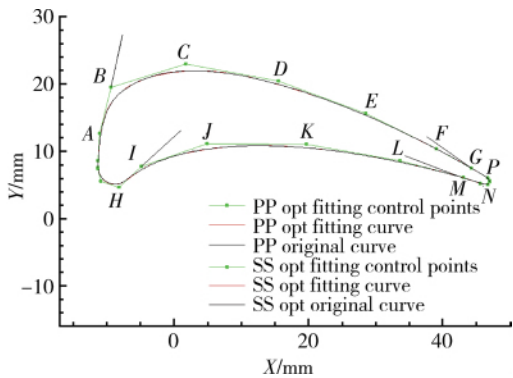


图 2 静叶叶型参数化拟合

Fig. 2 Errors of parameterization and fitting of stator blade

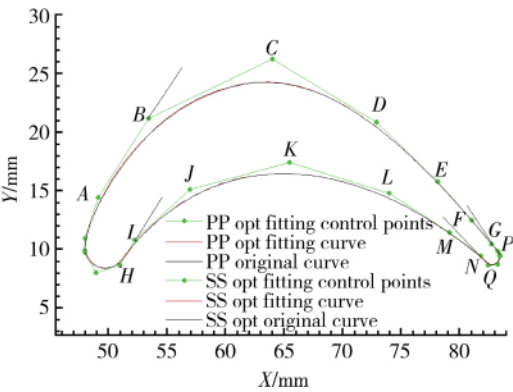


图 3 动叶叶中截面叶型参数化拟合

Fig. 3 Errors of parameterization and fitting of rotor blade at 50% span height

优化的目标有 3 个,能量损失、流量相对变化及落压比相对变化,优化的方向为各目标最小化.

$$L_{\text{loss}} = 1 - \eta_{\text{isen}}^{\text{t}} \tag{5}$$

$$M_{\Delta m} = \frac{|m_{\text{opt}} - m_{\text{org}}|}{m_{\text{org}}} \tag{6}$$

$$\lambda_{\Delta \pi} = \frac{|\pi_{\text{opt}}^* - \pi_{\text{org}}^*|}{\pi_{\text{org}}^*} \tag{7}$$

表 2 叶型参数化拟合误差

Table 2 Errors of parameterization fitting of blades

		静叶叶型	动叶叶中叶型
压力面	E_{av}	0.017 51	0.026 97
	E_{max}	0.102 78	0.253 49
	E_{tot}	0.137 79	0.207 43
吸力面	E_{av}	0.041 55	0.027 54
	E_{max}	0.306 68	0.138 52
	E_{tot}	0.389 98	0.193 60

为减小寻优空间,选择对目标敏感的变量进行寻优,采用拉丁超立方试验随机生成 70 个样本点.在进行 DOE 和接下来寻优时,对参数化的叶型施加面积约束条件,优化叶型面积保证在原始值附近范围变化,超出此范围认为叶型不合理,对目标值施加的罚值降低其适应值.图 4~图 6 分别为 DOE 过程中对 $L_{\text{loss}}, M_{\Delta m}, \lambda_{\Delta \pi}$ 影响最大的 10 个变量值.多目标参数敏感度分析要综合考虑目标间的平衡,本文的做法是在各个目标下按照参数对该目标敏感度降序排序,将 3 个目标下参数的序号相加,选择序号和最小的 6 个变量进行寻优,最终确定寻优变量为 $S_{2\text{py}1}, S_{1\text{sy}2}, S_{3\text{py}3}, R_{3\text{sy}1}, R_{1\text{sl}2}, R_{2\text{sy}2}$.将 DOE 过程中得到的某个非支配解作为寻优的初值.

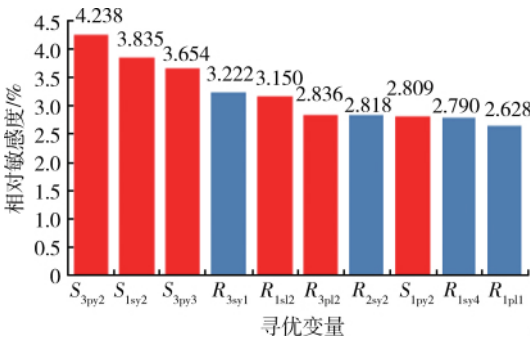
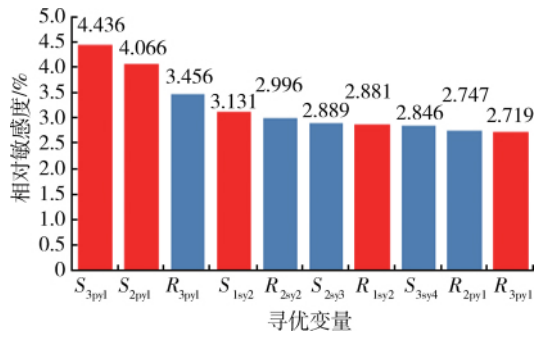
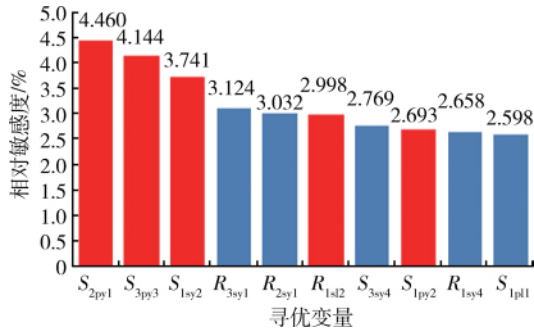


图 4 对 L_{loss} 影响最大 10 个变量

Fig. 4 Ten of the most effective variables for L_{loss}

寻优时 NSGA-II 的种群数 30,进化代数 15,计算的个体数为 480,采用主频 2.71 GHz,内存 3 GB 的计算机耗时约 250 h,图 7 为寻优得到的 Pareto 解,图中“*”代表 $M_{\Delta m}$ 最小的非支配解,“+”代表 $\lambda_{\Delta \pi}^*$ 最小的非支配解,“X”代表 L_{loss} 最小的非支配解,“o”代表 3 个目标平衡的某个非支

图 5 对 $M_{\Delta m}$ 影响最大 10 个变量Fig. 5 Ten of the most effective variables for $M_{\Delta m}$ 图 6 对 $\lambda_{\Delta\pi^*}$ 影响最大 10 个变量Fig. 6 Ten of the most effective variables for $\lambda_{\Delta\pi^*}$

配解,实心点代表其它的 Pareto 解.图 8 为上述 4 个 Pareto 解对应个体与原始叶片的等熵效率沿径向分布对比,从图 8 中看出优化叶片较原始叶片的等熵效率沿径向均处处增大,其中相对叶高 50%~80% 段增大明显.以“o”代表的个体为例进行对比分析.该个体对应的 $L_{\text{loss}} = 0.108270$, $M_{\Delta m} = 0.000395$, $\lambda_{\Delta\pi} = 0.000894$,等熵效率 $\eta_{\text{isen}}^{\text{t}} = 0.892$,较原始叶片增大 1.6%.

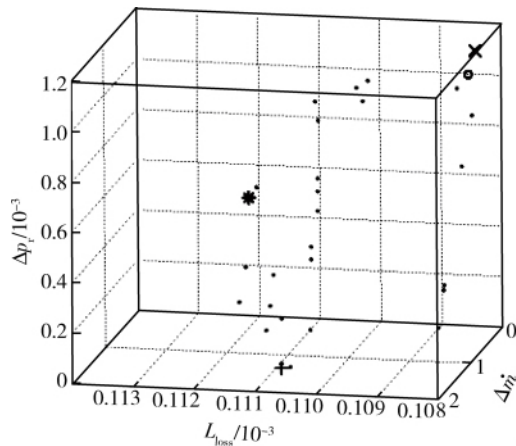


图 7 NSGA-II 寻优的 pareto 解

Fig. 7 Optimal solutions by using NSGA-II

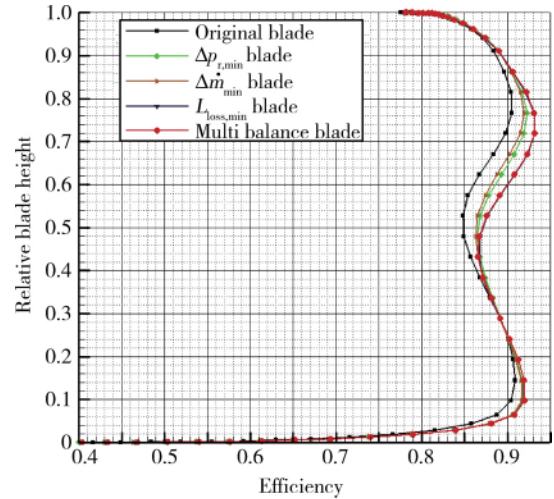
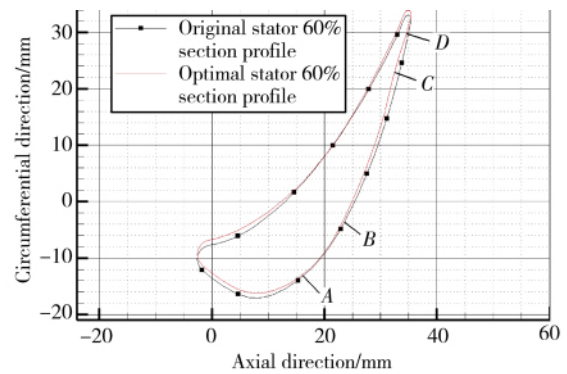


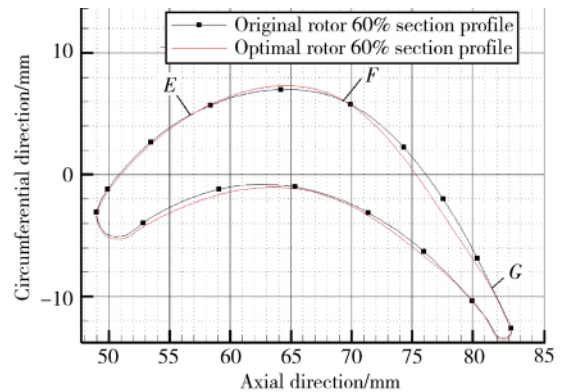
图 8 非支配解与原始叶片等熵效率沿径向变化

Fig. 8 Pitch-wisely averaged isentropic efficiency versus original vane for different objectives

图 9~图 11 分别为优化前后相对叶高 60% 截面叶型型线、叶型表面等熵马赫数分布及通道中相对马赫数分布情况对比.从图中看出:优化后静叶吸力面型线从前缘到 A 点段曲率增大,BC



(a) 60% 截面优化前后静叶叶



(b) 60% 截面优化前后动叶叶型

图 9 60% 截面优化前后叶型型线对比

Fig. 9 Comparements for original and optimal stators and rotors at 60% span height

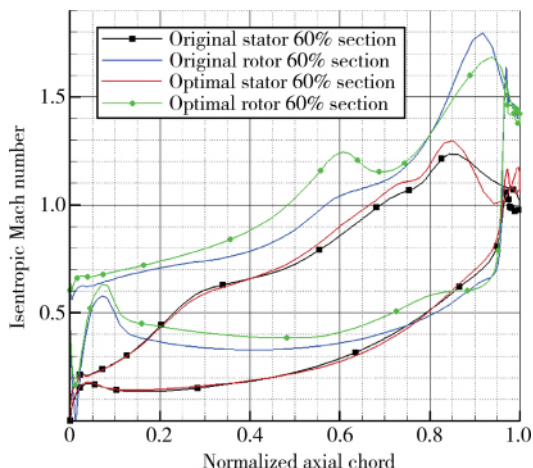
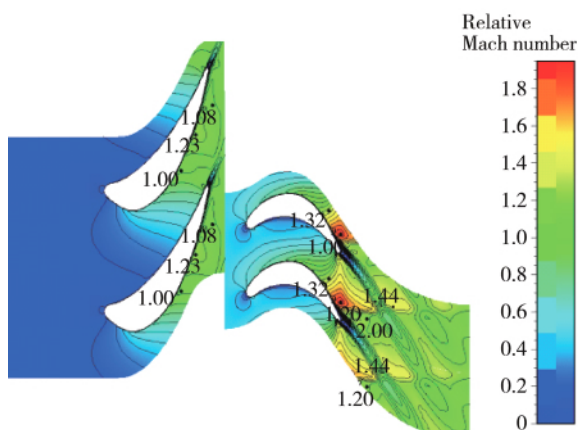
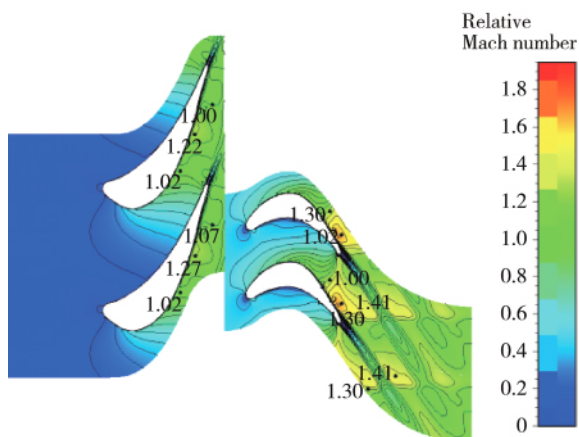


图 10 60%截面优化前后叶型等熵马赫数分布

Fig. 10 Distribution of surface mach number for original and optimal stators and rotors at 60% span height



(a) 60%截面优化前相对马赫数分布



(b) 60%截面优化后相对马赫数分布

图 11 60%截面优化前后相对马赫数分布

Fig. 11 Distribution of relative mach number for original and optimal stators and rotors at 60% span height

段向内侧偏折, CD 段向外侧偏折且变平直, 等熵马赫数最大值增大, 50%~88% 轴向弦长段载荷增加, 88%~97% 轴向弦长段载荷减小, 通道中相对马赫数最大值增大, 激波强度增强, 损失增加; 优化后动叶吸力面型线从前缘到 E 点曲率减小, EF 段曲率增加, FG 段变平直, 等熵马赫数最大值减小, 出现两个等熵马赫数极值点, 载荷在 40%~65% 轴向弦长段明显增加, 70%~95% 轴向弦长段载荷减小明显, 叶型载荷分配前移, 通道中相对马赫数最大值减小, 激波强度减弱, 尾迹区减小, 激波损失和尾迹损失减小。

4 结 论

本文搭建适用于轴流式透平叶片气动数值优化设计平台, 发展一种基于 NURBS 曲线的叶片参数化拟合造型方法, 采用 DOE 和 NSGA-II 组合的优化策略进行寻优。运用该平台对某 NASA 跨声速透平动静叶片进行能量损失、流量相对变化及压比相对变化的多目标寻优, 结果显示在设计工况点优化叶片的性能较原始叶片有明显提高。本文的研究为轴流式叶片的气动优化提供了可借鉴的措施。

参考文献:

- [1] Burguburu S, Toussaint C, Bonhomme C. Numerical optimization of turbomachinery loadings[J]. ASME, Journal of Turbomachinery, 2004, 126(1): 91-100.
- [2] CHEN Naixing, ZHANG Hongwu, HUANG Weiguang, et al. Study on aerodynamic design optimization of turbomachinery blades[J]. Journal of Thermal Science, 2005, 14(4): 298-304.
- [3] Lotifi O, Lvey P C. Aerodynamic optimization of industrial fan blade cascades[R]. ASME Paper GT2005-68385, 2005.
- [4] ÖKSÜZ Ö, Akmandor İ S. Turbine blade shape aerodynamic design using artificial intelligence[R]. ASME Paper GT2005-68094, 2005.
- [5] Briasco G, Bruna D, Cravero C. A NURBS-based optimization tool for axial compressor cascades at design and off-design[R]. ASME Paper GT2008-50622, 2008.
- [6] 薛亮, 韩万金. 基于遗传算法与近似模型的全局气动优化方法[J]. 推进技术, 2008, 29(3): 21-26.
XUE Liang, HAN Wanjin. Global aerodynamic optimization method using genetic algorithms and surrogate model [J]. Journal of Propulsion Technology, 2008, 29(3): 21-26. (in Chinese)
- [7] Mengistu T, Ghaly W, Mansour T. Aerodynamic shape optimization of turbine blades using a design-parameter-based shape representation [R]. ASME Paper GT2007-28041, 2007.

- [8] ZHOU Fanzhen, FENG Guotai, JIANG Hongde. The development of highly loaded turbine rotating blades by using 3D optimization design method of turbomachinery blades based on artificial neural network & genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Aeromautics, 2003, 16(4): 198-202.
- [9] Obayashi S, Sasaki D, Oyama A. Finding trade-offs by using multi-objective optimization algorithms[J]. Transactions of JSASS, 2004, 47(155): 51-58.
- [10] LI Jun, LI Guojun, FENG Zhenping. Multi-objective optimization approach to turbomachinery blades design[R]. ASME Paper GT2005-68303, 2005.
- [11] Burguburu S, Toussaint C, Bonhomme C, et al. Numerical optimization of turbomachinery bladings[J]. Journal of Turbomachinery, 2004, 126(1): 91-100.
- [12] Moffit T P. Design and cold air test of single stage un-cooled core turbine with high work output[R]. NASA TP-1680, 1980.
- [13] 王录. 轴流式叶轮机械叶片气动数值优化设计研究[D]. 北京: 中国科学院, 2010.
WANG Lu. The study of aerodynamic numerical optimization design of axial of turbomachinery blades[D]. Beijing: Chinese Academy Sciences, 2010. (in Chinese)