

基于预筛选代理模型和直接操纵自由变形参数化的向心涡轮气动优化

王天奇¹ 陈江² 向航^{2*} 宋晓飞³

1. 中国航天科技集团有限公司第八研究院, 上海, 201100

2. 北京航空航天大学能源与动力工程学院, 北京, 102206

3. 中国商用飞机有限责任公司北京民用飞机技术研究中心, 北京, 102200

摘要: 针对向心涡轮三维复杂叶片曲面气动优化过程中存在的几何调控难、控制变量多、寻优效率低等问题, 基于直接操纵自由变形方法对向心涡轮流道和叶片多维度几何实施多自由度参数化, 并引入预筛选代理模型辅助差分进化算法(Pre-SADE), 结合python和流程自动化批处理脚本构建了数据驱动的向心涡轮全三维气动优化平台。对某向心涡轮开展流道-静/转叶片联合优化设计, 结果表明, 优化后向心涡轮导叶通道内马赫数明显降低, 动静叶吸力面激波损失和分离损失减小, 向心涡轮设计点绝热效率和流量分别提高了1.66%和1.7%, 设计转速全工况效率特性均有所提升。该方法 and 平台在保证气动优化效果的同时, 可有效减少优化变量和样本真实评估次数, 显著改善寻优效率, 满足向心涡轮快速、精细化优化设计需求。

关键词: 向心涡轮; 气动优化; 直接操纵自由变形; 预筛选代理模型; 差分进化算法

中图分类号: V231.3

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2025.10.002

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Aerodynamic Optimization of Radial Turbines Based on Surrogate Model of Pre-screened Strategies and DFFD Parameterization

WANG Tianqi¹ CHEN Jiang² XIANG Hang^{2*} SONG Xiaofei³

1. Shanghai Academy of Spaceflight Technology, CASC, Shanghai, 201100

2. School of Energy and Power Engineering, Beihang University, Beijing, 102206

3. Commercial Aircraft Corporation of China Ltd., COMAC Beijing Aircraft Technology Research Institute, Beijing, 102200

Abstract: There were some problems such as difficult geometric control, many control variables and low optimization efficiency in aerodynamic optimization of three-dimensional complex blade surfaces of radial turbines. To solve these problems, multi-degree-of-freedom parameterization of radial turbine runner and blade multidimensional geometry were implemented based on DFFD method. Then an differential evolution algorithm assisted by surrogate models of pre-screened strategies(Pre-SADE) was introduced. Finally, a data-driven three-dimensional aerodynamic optimization platform for centripetal turbines was constructed by combining python and batch script of process automation. The platform was used to carry out the joint optimization design of flow channel-static/rotating blades for the radial turbines. The results show that after optimization, the adiabatic efficiency and mass-flow of the design point of the centripetal turbines are increased by 1.66% and 1.7% respectively, which effectively reduces the shock intensity in the guide vane channel and the shock loss on the suction surfaces of the guide vane, and the efficiency characteristics of the design rotational speed are improved in all working conditions. Finally, the method and platform may ensure the aerodynamic optimization efficiency, and effectively reduce the optimization variables and sample real evaluation times, significantly improve the optimization efficiency, and meet the rapid and elaborate optimization design requirements of radial turbines.

Key words: radial turbine; aerodynamic optimization; directly manipulated free-form deformation (DFFD); surrogate model of pre-screened strategy; differential evolution algorithm

0 引言

动力装置之一。向心涡轮作为微型燃气轮机的核心部件之一,其气动性能直接决定了整机的效率和输出功率^[1]。向心涡轮的设计参数互相关联耦合,几何构型和内部流场具有强三维特征,传统准三维设计技术难以满足当前先进向心涡轮精细化设计需求^[2],因此气动优化方法被广泛用于向心涡轮的精细化设计。LI等^[3]采用非均匀有理B样条(NURBS)参数化方法和基于遗传算法与序列二次规划的优化策略对向心涡轮的喷嘴叶片和动叶进行优化设计,使其效率分别提高了0.34%和0.71%。杨伟平等^[4]结合Isight、Numeca和CFD构建了三维气动优化平台,并对5.0大落压比向心涡轮开展多目标三维优化,在保证效率基本不变的情况下,使涡轮叶片表面积减小8.46%。

采用全三维CFD数值计算和单一启发式算法相结合的全局气动优化技术,需要大量样本评估迭代计算,寻优耗时长、效率低。代理模型可大幅降低计算成本,常用代理模型有响应面模型、神经网络模型、Kriging代理模型等。LASSE等^[5]基于差分进化算法和人工神经网络(ANN)提出了一种多学科多目标优化方法,并对向心涡轮进行优化,优化后效率提高约5%,惯性矩减小约18%。SONG等^[6]采用协同进化遗传算法和Kriging代理模型构建了径流式液力透平优化设计模型,并对向心涡轮开展优化,使其绝热效率提高1.54%,膨胀比提高16%。然而,单一代理模型与目标函数可能存在较大偏差,导致全局最优解准确性存疑,甚至难以获取。

另外,几何参数化方法作为涡轮优化设计的基础,直接影响气动优化的搜索空间和寻优效率。其中,自由变形方法(free-form deformation, FFD)最先由SEDERBERG等^[7]提出,相较于贝塞尔和B样条曲线/曲面等传统参数化方法,FFD和其衍生变形算法^[8-10]均属于基于空间几何参数化方法,具有强大几何兼容性。FFD虽在原理上能实现涡轮整体几何参数化,但其控制点过多,导致优化效率低,甚至出现“维数灾难”^[11]。直接操纵自由变形(directly manipulated free-form deformation, DFFD)方法继承了FFD方法优势,且明显减少了控制点和设计变量,更利于实现工程可用的叶轮机械全三维多自由度参数化。郭艺璇等^[12]基于DFFD方法和多岛遗传算法构建了涡轮优化设计平台,实现了多级涡轮综合自动设计和性能优化。

综上,向心涡轮气动优化过程中存在设计变

量过多、寻优效率低及缺乏可信度等问题。为此,本文基于DFFD参数化方法与预筛选代理模型辅助差分进化算法(Pre-SADE)^[13],构建了python架构的数据驱动向心涡轮全三维气动优化平台,对某自主设计的微型燃机向心涡轮开展流道-静/转叶片联合优化设计,以进一步挖掘向心涡轮性能潜力,验证方法和平台的精细化优化设计能力。

1 涡轮气动优化方法和平台

1.1 基于DFFD的多自由度参数化方法

FFD方法^[14]采用由控制点阵组成的网格控制体包围待变形物体,控制体受外力作用产生变形时,被包围的待变形物体几何也会随之发生变形,但是FFD在实际应用中面临着不能完全直观实现对目标物体的控制、操作困难和需要改变的控制点多等问题。由此发展了DFFD方法^[15],该方法进行空间映射和变形时使用的是FFD控制框架,但是移动的控制点为控制体空间中任意点,而不是FFD中选择的控制框架顶点,这使得DFFD的设计变量显著减少。DFFD流程见图1,图2是采用DFFD方法对向心涡轮进行参数化的示意图。

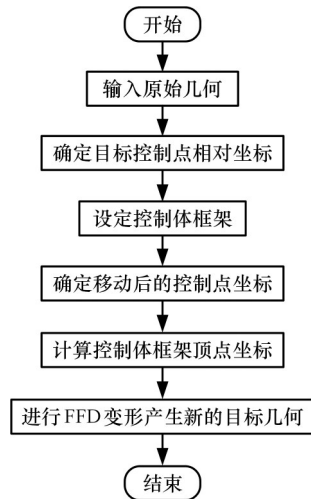


图1 DFFD参数化方法流程图

Fig.1 Flow chart of the DFFD parameterization process

在三维空间对目标物体进行DFFD变形时,建立目标物体表面坐标 Q 与控制体顶点坐标 P 的映射关系:

$$Q = [Q(u, v, w)] = \left[\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^l P_{i,j,k} B_{i,n}(u) B_{j,m}(v) B_{k,l}(w) \right] = BP \quad (1)$$

其中,该框架的顶点数为 $(l+1)(m+1)(n+1)$, (u, v, w) 为目标物体表面某一点的当地坐标, B 为Bernstein基函数,因此目标物体表面控制点变化量 ΔQ 与框架顶点变化量 ΔP 的函数关系为

$$\Delta Q = B\Delta P \leftrightarrow \Delta P = B^+ \Delta Q \quad (2)$$

则变形后的目标物体表面控制点坐标可表示为

$$Q^{\text{new}}(u, v, w) = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^l (P_{i,j,k} + \Delta P_{i,j,k}) B_{i,n}(u) B_{j,m}(v) B_{k,l}(w) \quad (3)$$

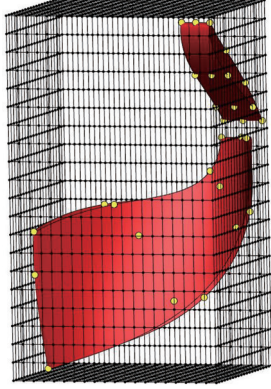


图2 向心涡轮 DFFD 参数化示意图

Fig.2 Parametric method for DFFD of a centrifugal turbine

1.2 预筛选代理模型辅助差分进化算法

Pre-SADE由差分进化算法和混合代理模型构成,混合代理模型由多项式回归模型、克里金模型和径向基神经网络模型组成。

1)差分进化算法(differential evolution, DE)的主要过程包括变异、交叉和选择,变异方式采取目前种群个体的差异生成变异个体,提高了该算法的收敛速度^[16]。其中差分遗传算法参数设置如下:种群规模为50,最大进化代数为100,重组概率为0.7,差分变异因子为0.5。

2)多项式回归模型(polynomial regression, PR)通过建立单个因变量与单个或多个自变量之间的函数关系可以拟合任意非线性函数,公式如下:

$$y(x, \omega) = \omega_0 + \omega_1 x + \omega_2 x^2 + \dots + \omega_N x^N = \sum_{j=1}^N \omega_j x^j \quad (4)$$

其中, ω 为多项式系数; N 为多项式次数。多项式回归总误差采用均方误差表示:

$$E(\omega) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(x_n, \omega) - t_n|^2 \quad (5)$$

式中: $y(x_n, \omega)$ 为当前点的拟合值; t_n 为当前点的真实值; 这里选择二次多项式模型。

3)克里金模型^[17-18](Kriging model, KR)通过构建一个全局模型与局部偏差的和来预测未知数据,它能在较小的计算成本下获得估计的置信区间,公式如下:

$$y(x) = g(x) + Z(x) \quad (6)$$

其中, $g(x)$ 为已知函数,是原始函数的全局模型, $Z(x)$ 为具有零均值和非零协方差的高斯随机函数,表示全局模型的局部偏差。 $Z(x)$ 的协方差表

示为

$$\text{Cov}[Z(x^{(j)}), Z(x^{(k)})] = \sigma^2 R[R(x^{(j)}, x^{(k)})] \quad (7)$$

式(7)中, $i, j = 1, 2, \dots, N$, R 为任意两个样本之间的相关函数, σ^2 为过程方差, R 为 $N \times N$ 的关系矩阵,通常使用高斯相关函数,形式为

$$R(x^{(j)}, x^{(k)}) = \exp\left(-\sum_{i=1}^n \theta_i |x_i^{(j)} - x_i^{(k)}|^2\right) \quad (8)$$

其中, θ_i 为未知的相关系数; $x_i^{(j)}$ 和 $x_i^{(k)}$ 为样本点 $x^{(j)}$ 和 $x^{(k)}$ 的第 i 个组成部分。因此, $y(x)$ 是未知参数 β 和 θ_i 的函数:

$$\hat{y} = \hat{\beta} + r^T(x) R^{-1}(y - f\hat{\beta}) \quad (9)$$

其中, r^T 为未经试验 x 和采样数据 $\{x^1, \dots, x^N\}$ 之间的相关向量,形式如下:

$$r^T(x) = [R(x, x^{(1)}) \ R(x, x^{(2)}) \ \dots \ R(x, x^{(N)})]^T \quad (10)$$

$\hat{\beta}$ 通过下式估计:

$$\hat{\beta} = (f^T R^{-1} f)^{-1} f^T R^{-1} y \quad (11)$$

方差 $\hat{\sigma}^2 = [(y - f\hat{\beta})^T R^{-1} (y - f\hat{\beta})] / N$, θ_i 用于拟合克里金模型,可采用最大似然估计:

$$\max \varphi(\theta_i) = -(N \ln(\hat{\sigma}^2) + \ln|R|) / 2 \quad \theta_i > 0 \quad (12)$$

其中, $\hat{\sigma}^2$ 和 $|R|$ 均为 θ_i 的函数,计算得到 θ_i 后,即完成 KP 的建立。

4)径向基神经网络模型^[19](radial basis neural Networks, RBNN)由输入层、隐藏层和输出层组成,均为全连接层,且计算成本更少、收敛更快。RBNN 隐藏层可为多层,单层具有多个隐藏节点,各隐藏层以前馈并行架构连接。输出层为上层节点的简单权重相加。RBNN 的基本框架如图 3 所示。

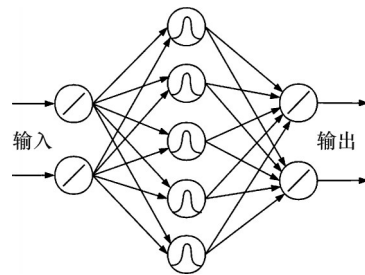


图3 RBNN 的基本框架示意图

Fig.3 Basic framework of RBNN

混合代理模型 s_{GSM} 由上述 3 个代理模型加权求和,即

$$s_{\text{GSM}}(x) = w_1 s_{\text{PR}}(x) + w_2 s_{\text{KR}}(x) + w_3 s_{\text{RBNN}}(x) \quad (13)$$

$$w_i = 0.5 - \frac{e_i}{2(e_1 + e_2 + e_3)} \quad (14)$$

式中: w_i 为第 i 个代理模型的权重; e_i 为第 i 个代理模型的均方根误差。

混合代理模型能够有效避免单个代理模型准确性低、过拟合等问题,保证预测结果的准确性。

图4为Pre-SADE结构示意图。首先,混合代理模型根据初代真实评估估计样本进行建立,之后的迭代过程会基于混合代理模型对全部新产生的函数值直接估计;然后,选择函数值前25%样本实行真实评估并更新混合代理模型;最后,差分进化算法产生新一代样本进入下次循环,直到满足最大迭代次数^[20]。Pre-SADE可利用有限次数的真实评估,得到有竞争力的优化结果,缩短了向心涡轮气动优化时间和设计周期。

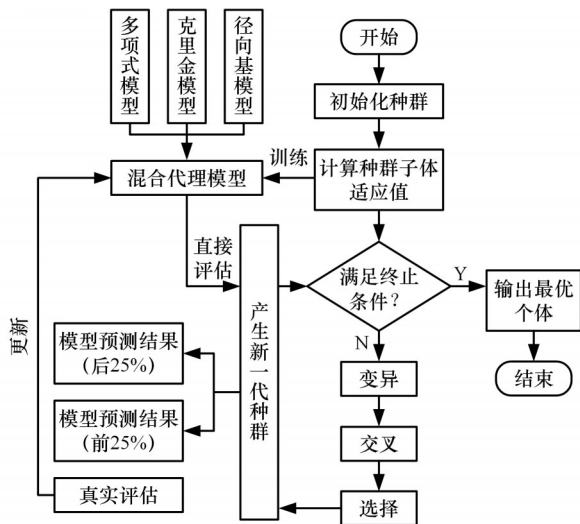


图4 Pre-SADE结构示意图

Fig.4 Diagram of Pre-SADE

1.3 数据驱动气动优化平台构建

气动优化平台基于python语言架构,集成了DFFD参数化方法、Pre-SADE算法和NUMECA流场性能仿真模块。采用批处理脚本自动调用DFFD参数化程序、NUMECA Autogrid5网格划分和Fine/Turbo求解器。图5为搭建的气动优化平台流程图,主要步骤如下。

1)读取向心涡轮性能改进方案几何数据,对种群变量个体进行初始化,每代循环种群数量设置为100。

2)自动调用NUMECA中Autogrid5模块对向心涡轮样本实行网格划分。

3)自动调用NUMECA中Fine/Turbo模块对初代向心涡轮样本进行数值模拟(出口背压设置为94 kPa),产生第一代精准评估结果。其中优化目标是向心涡轮绝热效率达到最大,同时对流量和落压比实行约束。约束条件如下:

$$\left. \begin{aligned} \left| \frac{m_2 - m_1}{m_1} \right| &\leq 0.03 \\ \left| \frac{\pi_2 - \pi_1}{\pi_1} \right| &\leq 0.03 \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

式中: m_1 、 m_2 分别为优化前后的流量; π_1 、 π_2 分别为优化前

后的落压比。

4)依据第一代精准评估的结果建立混合代理模型,利用DE优化器获得新一代待评估种群。

5)新一代种群基于混合代理模型实行迅速估计,根据估值进行排序,选择前25%样本进行精确评估,同时对代理模型实行更新,差分进化算法产生新一代样本进行下次循环,直到满足最大迭代次数。

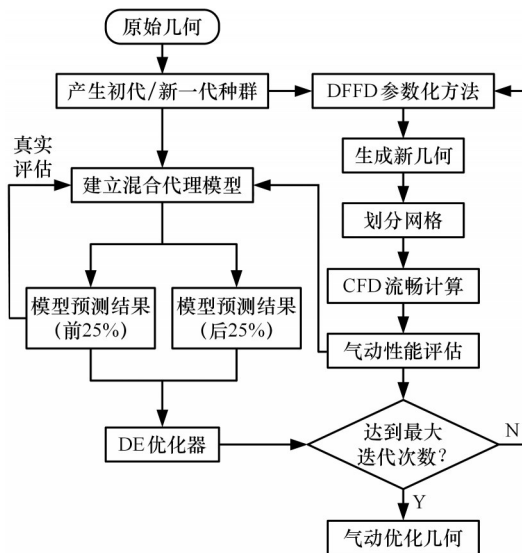


图5 气动优化平台流程图

Fig.5 Flow chart of the design optimization platform

2 研究对象与数值方法

2.1 微型燃机向心涡轮

以某微型燃机向心涡轮为研究对象,设计转速为94 636 r/min,导叶叶片数为23,动叶叶片数为14,导叶子午流道倾斜度为5.10°,叶尖间隙为动叶前缘0.1 mm、动叶尾缘0.3 mm,出口宽度与进口宽度比值为5.3687。选择向心涡轮的流道、导叶和动叶作为优化对象,图6和图7所示分别为向心涡轮的子午流道尺寸和三维模型。

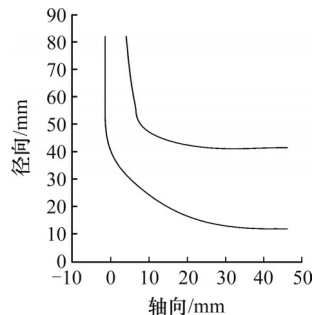


图6 向心涡轮的子午流道尺寸图

Fig.6 Diagram of the meridional flow path of turbine

2.2 数值模拟方法和校验

使用NUMECA的IGG/Autogrid5模块对涡轮进行划分网格,如图8所示,网格拓扑结构选用

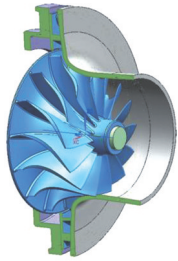


图7 向心涡轮的三维模型示意图

Fig.7 3D model diagram of radial turbine

O4H, $y^+ \leq 5^{[21]}$ 。使用 NUMECA 中 FINE/Turbo 模块对向心涡轮进行数值模拟,采用 S-A 湍流模型,有限体积差分格式使用 Jameson 二阶精度显示,时间离散采用四阶显式 Runge-Kutta 方法,使用多重网格加速收敛技术和隐式残差光滑提高计算收敛速度。设计点进口总压 391 079 Pa,进口总温 1017.83 K,径向进气,出口静压 94 kPa。对向心涡轮划分五组网格进行网格无关性验证,计算结果如表 1 所示,当网格数量增加到 136 万左右时,涡轮的流量和效率变化很小,满足网格无关性要求。

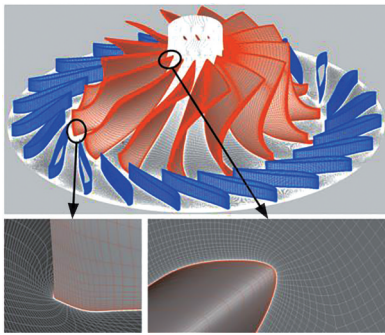


图8 向心涡轮网格示意图

Fig.8 Diagram of grid of turbine

表1 网格无关性检验

Tab.1 Grid independence verification

网格数目/ 10^4	流量/ $(\text{kg}\cdot\text{s}^{-1})$	绝热效率
67	0.5027	0.8941
97	0.5055	0.9007
136	0.5054	0.9030
179	0.5054	0.9038
254	0.5054	0.9044

2.3 气动优化设计变量及设置

研究对象的控制框架设置如图 9 所示,流道框架轴向等分数 20,径向等分数 15;叶片框架轴向等分数 20,径向等分数 20。

优化变量选取如下:流道优化变量选取轮毂和机匣在流道的 30%、40%、50%、60% 位置的 8 个控制点,如图 9a 中绿点,控制点均只沿径向变化,变化范围 $\pm 1 \text{ mm}$ 。静叶优化变量选取叶根截面、50% 展向高度截面、叶尖截面的吸力面和压力面 40% 和 75% 位置、尾缘位置的 15 个控制点,如图 9c 中绿点,控制点除了动叶尾缘控制点沿轴向和周向变化,其余控制点均只沿周向变化,变化范围 $\pm 0.3 \text{ mm}$ 。因此,流道及叶片控制点总计 29 个,优化变量总计 32 个。

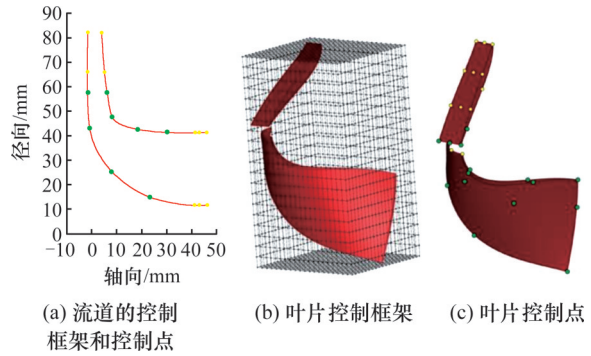


图9 流道和叶片控制框架和控制点示意图

Fig.9 Diagram of flow path and blade control frame and frame control point

位置、尾缘位置的 6 个控制点,如图 9c 中绿点,控制点均只沿径向变化,变化范围 $\pm 0.3 \text{ mm}$ 。动叶优化变量选取叶根截面、50% 展向高度截面、叶尖截面的吸力面和压力面 40% 和 75% 位置、尾缘位置的 15 个控制点,如图 9c 中绿点,控制点除了动叶尾缘控制点沿轴向和周向变化,其余控制点均只沿周向变化,变化范围 $\pm 0.3 \text{ mm}$ 。因此,流道及叶片控制点总计 29 个,优化变量总计 32 个。

3 优化结果与分析

3.1 涡轮气动性能对比分析

使用性能为 AMD ThreadRipper 3960X CPU@3.79GHz/24 核 48 线程、64G 内存的计算机对向心涡轮进行优化,耗时 29.2 h。优化前后设计点性能对比如表 2 所示,优化后绝热效率相对提高 1.66%,流量相对提高 1.7%,落压比相对降低 0.14%。

表2 设计点性能对比

Tab.2 Performance comparison at design point

	压比	绝热效率	流量
原始几何	3.6140	90.30%	0.5054 $\text{kg}\cdot\text{s}$
优化后几何	3.6088	91.80%	0.5142 $\text{kg}\cdot\text{s}$
相对差值	-0.14%	+1.66%	+1.7%

图 10 所示为设计转速全工况特性线对比。优化后涡轮的堵点流量增加了 2.18%,但在低压比条件下,流量较优化前降低了 3.34%,而各工况点的绝热效率提高了 1.35%~2.37%,表明该优化方法与平台对向心涡轮的工作流量范围和效率具有明显增益效果。

3.2 涡轮几何对比分析

优化前后子午流道和叶片几何对比如图 11、图 12 所示,可见,优化后的导叶流道整体向右偏移且呈扩张趋势,动叶流道则进口整体向右偏移且呈现扩张趋势,最大偏移距离小于 2 mm,流道

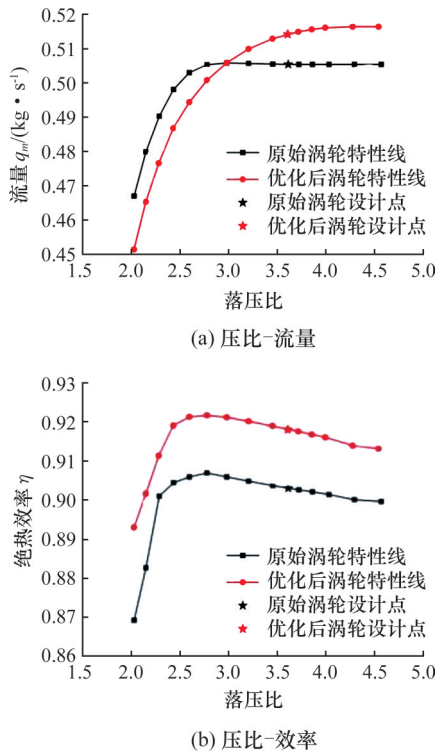


图10 设计转速全工况特性线对比
Fig.10 Comparison of turbine aerodynamic performance

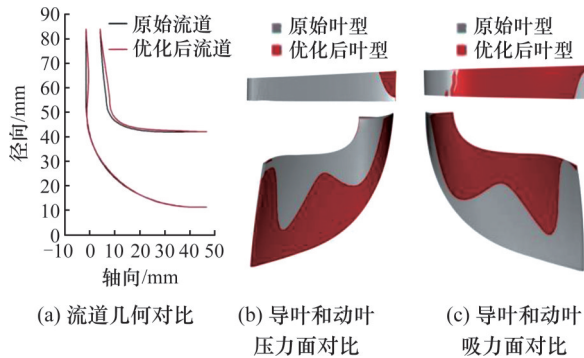


图11 优化前后流道和叶片几何对比
Fig.11 Geometric comparison of meridian flow path and stator and rotor

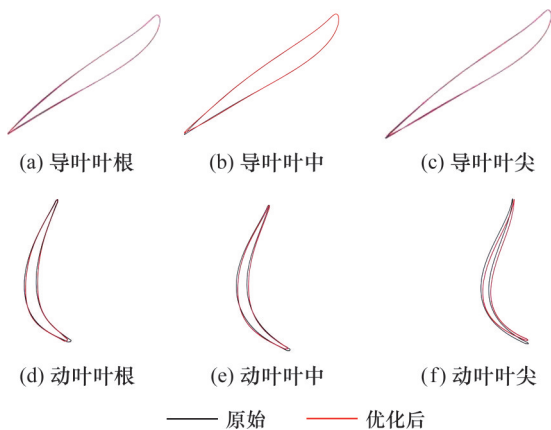


图12 优化前后流道和叶片不同展向高度几何对比
Fig.12 Comparison of stator and rotor profile with different spanwise height before and after optimization

的扩张变化可能是优化后堵点流量增加的主要原因。优化后的导叶相较于优化前只有叶中尾缘型线变化明显,而优化后动叶叶根的前缘向吸力面偏移,叶片前缘掠的特征增强,且动叶前缘向后收缩,使得动叶叶片变短。整体来看,动叶的叶根主要向压力面偏移,叶尖向吸力面偏移,且最大偏移距离小于0.5 mm。

3.3 涡轮设计点流场对比分析

图13为优化前后向心涡轮在设计点不同展向高度S1流面的相对马赫数云图。优化前气体经过导叶通道时先膨胀加速,并在下游产生一道贯穿通道的正激波,然后增压减速;优化后气体经过导叶通道时则保持膨胀加速的趋势,并在叶片的吸力面尾缘处产生外伸激波,并且激波强度较优化前明显降低,因此有效减小了激波损失。在动叶叶尖(90%展向高度)处,吸力面前缘有超音速区,在下游出现了流动分离,产生了低能流动团,并与主流向下游移动;优化后的吸力面前缘超音速区较优化前范围减小,位置向下游移动,说明优化后的动叶吸力面抗分离能力增强,并且流动分离后的低能流更小,有效降低了流动分离损失。

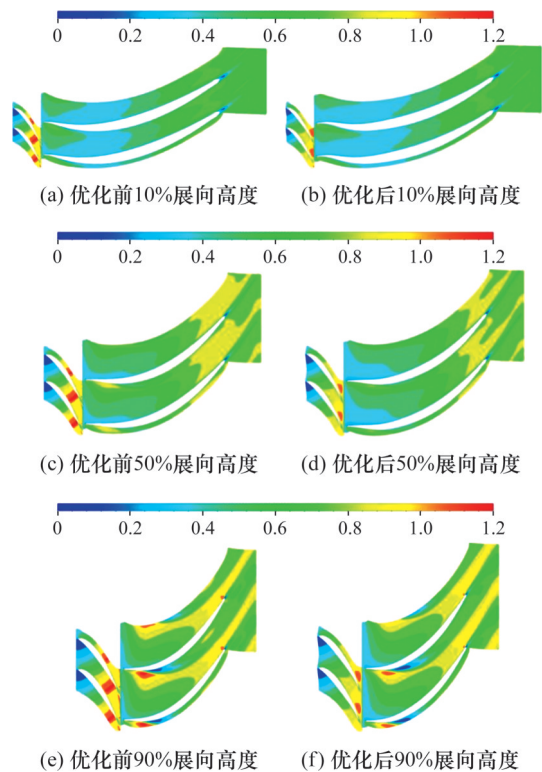


图13 不同展向高度S1流面的相对马赫数云图

Fig.13 Comparison of relative Mach of S1 surface

优化前后向心涡轮的导叶和动叶吸力面近壁极限流线如图14所示,优化前在导叶吸力面的激波区域可能出现了流动分离,同时低压区也位于激波区域;优化后在导叶吸力面的流动稳定,未出

现激波与分离流动,并且低压区位于导叶的尾缘处,说明优化后的导叶流动状况较好,流动损失减小。在动叶吸力面极限流线图中,红色线表示流线,黑色线表示等压线,动叶吸力面存在两个低压区域,第一个位于流道曲率最大的位置,第二个位于叶顶尾缘处,并且在第一个低压区域出现了叶顶间隙流。而优化后的动叶吸力面的低压区明显减小,第一个低压区和泄漏流同时向下游移动,叶片前缘的径向迁移也因此得到抑制,静压变化更加平缓,流线更加平稳。

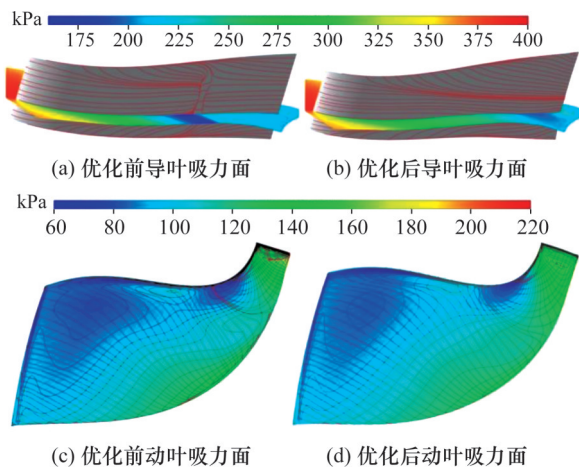


图 14 向心涡轮的导叶和动叶吸力面近壁极限流线图
Fig.14 Comparison of limited streamline at the stator and the rotor suction surface

图 15 为优化前后向心涡轮导叶和动叶出口截面熵分布云图,图 16 为优化前后向心涡轮导叶和动叶熵增在出口截面切向质量平均沿径向的分布曲线。可以看出,优化后导叶出口尾迹产生的高熵区域的峰值降低,范围减小,这是由于优化后的导叶减少了流动分离损失和激波损失。优化后

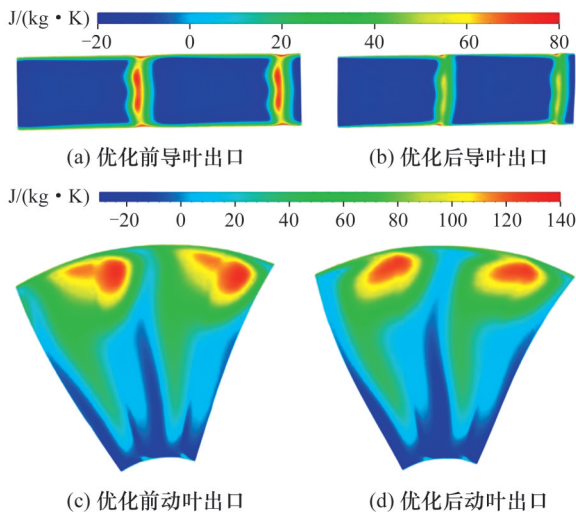


图 15 向心涡轮导叶和动叶出口截面熵分布云图
Fig.15 Comparison of entropy contour at the stator and rotor outlet

导叶叶根和叶尖的角区高熵区域减小,说明优化后的导叶和流道抑制了边界层损失和角区二次流损失,而优化后动叶叶根和叶尖的熵增减小更为明显且叶尖高熵区域范围也减小,这说明优化后的动叶不仅抑制了边界层增长和二次流损失,同时也减小了泄漏流损失。另外,优化后动叶主流区熵增在出口截面切向质量平均曲线低于优化前,这表明优化后的动叶有效抑制了主流的流动损失以及主流和尾迹的掺混损失。

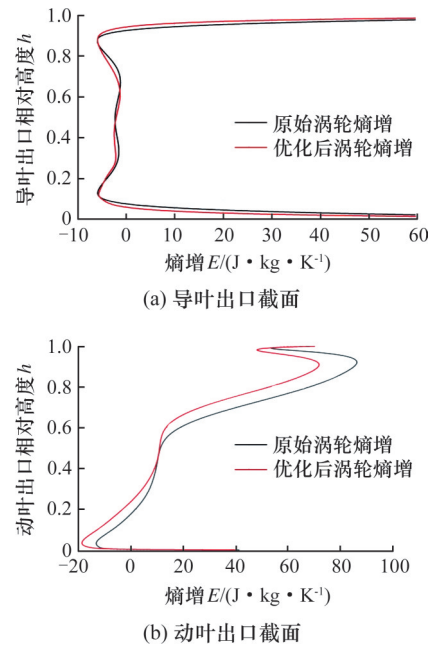


图 16 优化前后导叶和动叶熵增在出口截面切向质量平均沿径向的分布曲线

Fig.16 Pre- and post-optimization radial distribution of circumferentially mass-averaged entropy rise at the stator vane and rotor blade exit plane

4 结论

1) 基于 DFFD 参数化方法与 Pre-SADE 优化算法构建了向心涡轮流道-叶片多维度几何联合气动优化平台,可有效减少优化变量和样本真实评估次数,提高寻优效率,拓宽寻优空间,实现工程实用的向心涡轮全三维快速精细化优化设计。

2) 气动优化选取 32 个设计变量,历时 29.2 h。优化后向心涡轮设计点绝热效率和流量分别提高了 1.66% 和 1.7%,设计转速下全工况绝热效率平均提高了约 2%,流量范围也有所拓宽,验证了优化方法和平台对向心涡轮气动性能的快速、精细化改善能力。

3) 气动优化有效抑制了向心涡轮导叶通道内的激波强度和流动分离,减小了导叶吸力面的激波损失和流动分离损失;同时抑制了动叶的叶尖间隙泄漏流动,减小了动叶叶尖间隙泄漏损失。

参考文献:

- [1] WALSH P P, FLETCHER P. Gas Turbine Performance [M]. Malden, MA: Blackwell Science, 2004.
- [2] 陈明升, 陈江, 成鑫, 等. 基于全叶片曲面参数化方法的涡轮气动优化[J]. 工程热物理学报, 2023, 44(3):641-653.
CHEN Mingsheng, CHEN Jiang, CHENG Jinxin, et al. Turbine Aerodynamic Optimization Based on Total-blade Surface Parameterization Method [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2023, 44(3):641-653.
- [3] LI Yan, XUE Songli, REN Xiaodong. Aerodynamic Optimization of a High-expansion Ratio Organic Radial-in-flow Turbine [J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2016, 30(12):5485-5490.
- [4] 杨伟平, 欧阳玉清, 房兴龙, 等. 基于 iSIGHT 的大膨胀比 5.0 级离心涡轮多目标优化与分析[J]. 推进技术, 2022, 43(9):79-89.
YANG Weiping, OUYANG Yuqing, FANG Xinlong, et al. Multi-object Optimization and Analysis of 5.0 Expansion Ratio Radial Turbine Based on Isight [J]. Journal of Propulsion Technology, 2022, 43(9):79-89.
- [5] LASSE M, ZUHEYR A, TOM V. Multidisciplinary Optimization of a Turbocharger Radial Turbine [J]. Journal of Turbomachinery, 2013, 135(2):021022.
- [6] SONG P, SUN J, WANG K, et al. Development of an Optimization Design Method for Turbomachinery by Incorporating the Cooperative Coevolution Genetic Algorithm and Adaptive Approximate Model [C]//Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air. Vancouver, British Columbia, Canada, 2011, 54679:1139-1153.
- [7] SEDERBERG T W, PARRY S R. Free-form Deformation of Solid Geometric Models [J]. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 1986, 20: 151-160.
- [8] COQUILLART S. Extended Free-form Deformation: a Sculpturing Tool for 3D Geometric Modeling [J]. Proceedings of the 17th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1990, 20(4):187-196.
- [9] PREM K, ANGELO M, MAGNENAT T N, et al. Simulation of Facial Muscle Actions Based on Rational Free Form Deformations [J]. Computer Graphics Forum, 1992, 11(3):59-69.
- [10] LAMOUSIN H J, WAGGENSPACK W N. NURBS-based Free-form Deformations [J]. Computer Graphics & Applications IEEE, 1994, 14(6): 59-65.
- [11] XIANG H, CHEN J. Aerothermodynamics Optimal Design of a Multistage Axial Compressor in a Gas Turbine Using Directly Manipulated Free-form Deformation [J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2021, 26:101142.
- [12] 郭艺璇, 陈江, 刘熠, 等. 数据驱动的两级轴流涡轮多自由度气动优化设计[J]. 推进技术, 2024, 45(6):100-109.
GUO Yixuan, CHEN Jiang, LIU Yi, et al. Aerodynamic Optimization Design with Multiple Degrees of Freedom for a Two-stage Axial Turbine Based on Cata-driven [J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(6):100-109.
- [13] LIU Y, CHEN J, CHENG J, et al. Aerodynamic Optimization of Transonic Rotor Using Radial Basis Function Based Deformation and Data-driven Differential Evolution Optimizer [J]. Aerospace, 2022, 9(9):508.
- [14] HU H, YU J, SONG Y, et al. The Application of Support Vector Regression and Mesh Deformation Technique in the Optimization of Transonic Compressor Design [J]. Aerospace Science and Technology, 2021, 112:106589.
- [15] 向航. 高负荷压气机气动设计与多型面整体优化探究[D]. 北京:北京航空航天大学, 2021.
XIANG Hang. Exploring Aerodynamic Design and Multi-surface Overall Optimization of Highly Loaded Compressor [D]. Beijing: Beihang University, 2021.
- [16] 池元成, 方杰, 饶大林, 等. 自适应中心变异差分进化算法及其在涡轮叶型优化设计中的应用[J]. 航空动力学报, 2010, 25(8):1849-1854.
CHI Yuancheng, FANG Jie, RAO Dalin, et al. Self-adaptive Center-mutation Differential Evolution and Its Application to Shape Optimization Design of a Turbine Blade [J]. Journal of Aerospace Power, 2010, 25(8):1849-1854.
- [17] KRIGE D G. A Statistical Approach to Some Basic Mine Valuation Problems on the Witwatersrand [J]. Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy, 1951, 52(6):119-139.
- [18] MATHERON G. Principles of Geostatistics [J]. Economic Geology, 1963, 58(8):1246-1266.
- [19] BUHMANN M D. Radial Basis Functions [J]. Acta numerica, 2000, 9:1-38.
- [20] 刘熠. 轴流压气机人工智能气动设计优化探索 [D]. 北京:北京航空航天大学, 2023.
LIU Yi. Exploring Artificial Intelligence Assisted Aerodynamic Design and Optimization of Axial Compressor [D]. Beijing: Beihang University, 2023.