

基于多自由度参数化降维方法的涡轮叶片 高效气动优化

黄鹏飞¹ 陈江¹ 成金鑫² 李斌¹ 向航^{1*}

1.北京航空航天大学能源与动力工程学院,北京,100191

2.北京科技大学机械工程学院,北京,100083

摘要:针对涡轮三维叶片气动优化中设计维度高、代理模型构建困难等问题,提出一种融合直接操纵自由变形(DFFD)与主成分分析(PCA)的多自由度参数化降维方法,并结合预筛选代理模型辅助差分进化(Pre-SADE)算法构建高效优化框架。以某小型燃气轮机为对象,通过实验设计生成快照集合,将36维DFFD设计空间映射至10维基模态系数空间,在降维空间内建立简洁有效的代理模型并完成快速优化。结果表明,所提方法在提高设计点流量(+0.46%)与等熵效率(+3.191%)的同时,显著减弱激波强度与气动损失,优化耗时缩短24.58%。研究结果验证了该降维方法在高维设计问题中的直观性、有效性与优化效率提升优势,为叶片气动优化提供了更高效、低成本的解决方案。

关键词:主成分分析;直接操纵自由变形方法;参数化降维;涡轮叶片气动优化

中图分类号:V231.3

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.02.001

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Efficient Aerodynamic Optimization Method for Turbine Blades Based on Multi-degree-of-freedom Parameterized Dimensionality Reduction

HUANG Pengfei¹ CHEN Jiang¹ CHENG Jinxin² LI Bin¹ XIANG Hang^{1*}

1.School of Energy and Power Engineering, Beihang University, Beijing, 100191

2.School of Mechanical Engineering, Beijing University of Technology, Beijing, 100083

Abstract: In view of the high design dimension and difficulty in constructing surrogate models in the aerodynamic optimization of three-dimensional turbine blades, a multi-degree-of-freedom parameterized dimensionality reduction method was proposed to construct an efficient optimization framework, that integrated DFFD and PCA, and combined the pre-screened surrogate model assisted differential evolution (Pre-SADE) algorithm. Taking a small gas turbine as the object, a snapshot set was generated through experimental design, and the 36-dimensional DFFD design space was mapped to the 10-dimensional basis modal coefficient space. A concise and effective surrogate model was established in the dimensionality reduction space and rapid optimization was completed. The results show that the proposed method significantly reduces the shock wave intensity and aerodynamic loss while improving the design point flow (+0.46%) and isentropic efficiency (+3.191%), and the optimization time is reduced by 24.58%. The study verifies the intuitiveness, effectiveness and optimization efficiency improvement advantages of this dimensionality reduction method in high-dimensional design problems, providing a more efficient and low-cost solution for blade aerodynamic optimization.

Key words: principal component analysis(PCA); direct manipulation free-form deformation (DFFD) method; parameterized dimensionality reduction; turbine blade aerodynamic optimization

0 引言

燃气轮机是国家高端装备制造能力的重要体现,其核心部件——涡轮的气动性能直接影响整机输出功率和效率的提升^[1]。提高涡轮的气动效率关键在于开展更加科学、精准的三维气动优化设计,核心在于参数化方法和寻优算法^[2]。然而,

当前涡轮优化设计普遍面临决策变量多、仿真评估昂贵、优化效率低等问题^[3],亟需发展兼具高效和精准的新型优化方法。

针对叶轮机件的三维气动优化方法常通过全局优化算法结合CFD数值模拟进行迭代。PETROVIC等^[4]使用遗传算法对单级跨声速涡轮进行研究,提高了设计工况气动效率。李志^[5]采用多目标遗传算法对超声速涡轮叶栅进行优化设计,减弱了激波强度。杨伟平等^[6]基于iSIGHT

收稿日期:2025-06-14

基金项目:国家科技重大专项(J2019-II-0005-0025)

并集成 Numeca、CFX 软件对高压涡轮动叶进行多目标优化,有效提高了气动效率。但此类优化方法每次迭代都需进行大量的 CFD 评估,优化成本极高。为提高优化效率,学者们引入代理模型方法(如 Kriging^[7]、神经网络^[8]、多项式响应面^[9]等)来预测部分个体的函数适应度值,减少进化类算法在寻优过程中所需的适应度评估次数^[10]。构建可近似替代模型用于快速预测气动性能,可与进化算法结合形成代理模型辅助进化算法(surrogate model-assisted evolutionary algorithm, SAEA)。陈沐妍^[11]集成 Kriging 代理模型和多目标遗传算法优化四级轴流涡轮叶片,提高其气动性能。王天奇等^[12]构建了混合代理模型辅助差分进化算法对向心涡轮进行优化,提高了全工况效率特性。尽管 SAEA 在一定程度上提高了效率,但在面对高维优化问题时仍面临代理模型精度不足、训练代价高的瓶颈,无法从根源解决优化效率问题。

在参数化方法方面,传统的 Bezier 曲线、B 样条等方法在复杂三维叶片建模中逐渐显露出控制能力不足和维度激增的问题。自由变形(free-form deformation, FFD)方法通过控制点移动进行几何变形,具备更高的几何适应性。文献[13-15]将 FFD 方法用于叶轮机内流参数化,优化得到了较好的结果,但类似研究大多对单排叶片进行参数化,并未考虑叶片排整体三维构型。直接操纵自由变形(directly manipulated free-form deformation, DFFD)进一步发展了 FFD 方法,允许直接控制目标表面的点位移,具备更强的可控性与局部变形能力,尤其适合多排、复杂结构的叶片参数化。向航^[16]使用 DFFD 方法对压气机全几何构型进行参数化优化,实现了多型面整体化气动优化,保证了优化结果的全局性。可见, DFFD 方法在三维叶片排几何建模中具备较强的参数化能力,可显著降低设计变量数量。然而,多排叶片排联合优化中,参数维度会呈指数级增长,需从几何构型层面引入新的降维策略,以进一步压缩设计空间并提高优化效率。

为突破高维优化难题,数据驱动的降维技术被逐步引入气动优化领域。其中,主成分分析(principal component analysis, PCA)凭借其保留主要信息同时压缩维度的能力,在流场降阶重构和设计变量筛选中均显示出良好效果。KATO^[17]采用 PCA 结合 RBF 神经网络代理模型对超声速涡轮开展优化研究,涡轮总效率得到提

高。张立章等^[18]使用 PCA 方法将涡轮优化设计的变量从 60 个减少到 5 个,极大提高了优化设计的效率。然而,现有 PCA 应用多数以气动性能或设计变量为基础,与叶片几何参数化方法深度融合的系统性研究报道较少,难以从几何构型层面实现有效的降维与优化耦合。

综上,本文针对燃气轮机涡轮叶片气动优化中的高维设计空间与优化效率难题,从几何构型层面提出一种融合 DFFD 参数化与 PCA 降维的多自由度参数化控制方法。通过将高维 DFFD 设计空间映射至低维模态空间,实现降维几何精准重构和优化变量压缩,并结合预筛选代理模型辅助差分进化(pre-screen surrogate model assistant differential evolution, Pre-SADE)算法构建高效的优化框架。在此基础上,对某小型燃机涡轮进行三维气动优化,提高涡轮性能,验证该参数化降维方法对多自由度气动优化和代理模型构建问题的适用性和有效性。

1 气动优化方法

1.1 DFFD 多自由度参数化方法

在空间网格参数化方法中,FFD 方法是一种控制方程简单、适用性强的高自由度参数化方法,其核心思想是将待变形的几何外形嵌入 FFD 控制体中,通过移动各 FFD 控制点的位置来实现几何外形的变形。

由于 FFD 方法建立的空间几何映射关系无法直观显示控制点位移对目标几何形变的影响,由此发展出的 DFFD 方法继承了 FFD 方法的强大几何变形能力和型面光滑性,通过直接移动待变形的几何外形上的一点到指定的位置,然后计算出可以实现这种变形的 FFD 控制点的位移组合^[19],最终实现复杂构型整体参数化。如图 1 所示,叶片作为目标三维几何,与控制框架一起组成控制体。

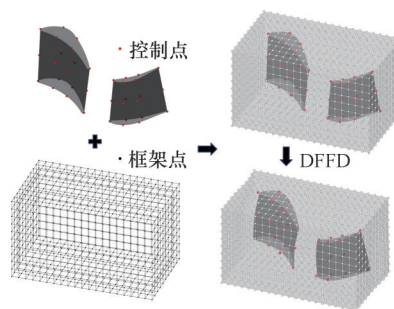


图1 DFFD 控制点和框架点及变形

Fig.1 DFFD control points, frame points and deformation

对目标物体进行DFFD时,首先需要建立目标物体表面坐标和控制体顶点映射关系:

$$X = x(s, t, u) = \sum_{i=0}^l \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^n B_i^j(s) B_m^j(t) B_n^k(u) P_{i,j,k} = BP \quad (1)$$

上式构建的控制框架确立了 l, m, n 为控制框架在三个坐标方向上的划分阶数,共计形成 $(l+1)(m+1)(n+1)$ 个框架顶点, $P_{i,j,k}$ 为控制顶点坐标, $B_i^j(s), B_m^j(t), B_n^k(u)$ 为基函数。

目标物体变形后型面上的控制点位移和控制点改变量关系由下式确定:

$$\Delta X = \Delta x(s, t, u) = \sum_{i=0}^l \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^n B_i^j(s) B_m^j(t) B_n^k(u) \Delta P_{i,j,k} = B \Delta P \quad (2)$$

其中, ΔX 为目标物体型面上的控制点位移, ΔP 为框架控制点改变量。可得

$$\Delta P = B^+ \Delta X \quad (3)$$

其中, B^+ 为 B 的广义逆矩阵。反求出框架控制点改变量,最终执行FFD操作产生新变形几何。

相较于传统参数化方法,设计者可以通过DFFD方法设定控制点分布位置,实现对多自由度形变空间的探索,由于它无需考虑叶型设计参数,且控制点位移方向自由,故在三维叶片参数化建模中表现出更强大的控制能力;相较于FFD方法,DFFD方法选定目标几何表面特定控制点的位移来施加几何约束条件,而不是FFD方法中选择的控制框架顶点,三维变形时用到的控制点个数更少,更加方便且直观,DFFD参数化流程如图2所示。

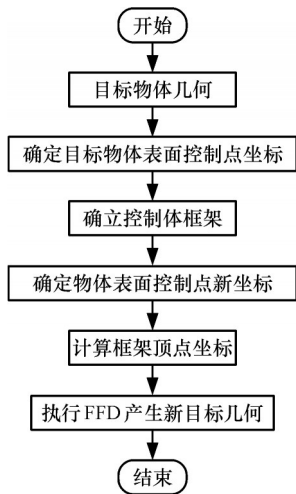


图2 DFFD参数化流程

Fig.2 DFFD parameterization process

综上,DFFD参数化方法充分发挥复杂型面光滑的特点,可应用于叶片三维变形以获取新几何;同时具备指定目标几何表面控制点位移的直

接简便优势,适用于多排复杂叶片构型,可实现多自由度变形。

1.2 基于DFFD的PCA参数化降维方法

PCA降维是一种在保留系统主要信息的前提下获取高维数据低维空间的策略,通过建立高维空间和低维空间之间的映射关系,用低维空间描述系统特征,实现对高维设计参数变量的简化。其本质是将数据快照集合分解为一组最优的正交基函数,并且这组正交基函数可以用自身储存的有限信息重构表征出分解前快照集合的大部分完整信息。PCA降维表征叶型数据流程如图3所示。

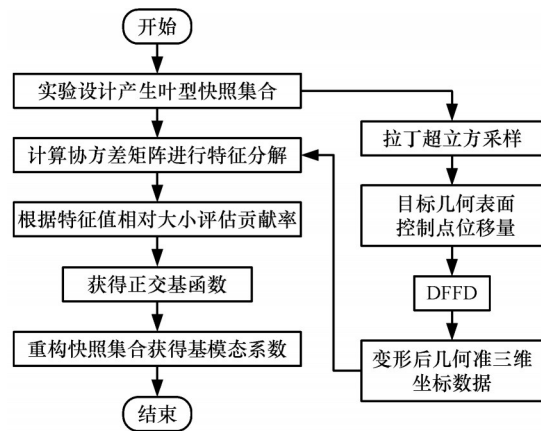


图3 PCA降维重构流程图

Fig.3 PCA dimensionality reduction and reconstruction flow chart

实验设计 (design of experiment, DOE) 通过拉丁方采样和DFFD参数化产生叶型快照数据集 S , 提取集合 S 中部分几何, 如图4所示。

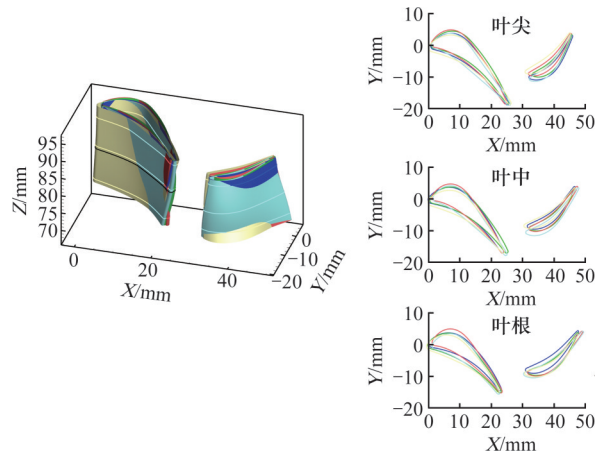


图4 实验设计中产生的部分几何

Fig.4 Some of the geometries generated in the experimental design

每个向量由 n 个三维叶片型面组成, 向量 s_i 由该叶片所有截面上坐标点的笛卡儿坐标组成, 写为

$$S = (s_1, s_2, \dots, s_n) = \bar{s} + R \quad (4)$$

$$\bar{s} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i$$

定义 R 的协方差矩阵 $C_R = \frac{1}{n-1} R^T R$, 通过求解特征值问题来获得正交基向量:

$$C_R V = \Lambda V \quad (5)$$

式中: Λ 由特征值所组成; V 由正交基向量所组成。

通过获得的正交基向量来表征正交基函数:

$$F = R V \quad (6)$$

通过正交基函数与相应的基模态系数重建形变量, 从而实现原始叶片快照几何的重构:

$$s_i = \bar{s} + F \alpha_i \quad (7)$$

式中: α_i 为基模态系数。

PCA 的优点是无需选取全部基函数来重建快照^[20], 而是引入了贡献率来表示相应特征值的相对大小来表示基函数的重要程度:

$$\omega_i = \lambda_i / \sum_{j=1}^n \lambda_j \quad (8)$$

使用保留特定重要程度的基函数来重建快照, 则式(7)可以简化为

$$s_i \approx \bar{s} + \sum_{p=1}^k \alpha_{i_p} F_p \quad (9)$$

其中, k 和 i_p 表示重要程度排在前 k 个的基模态系数, 可以利用基函数的正交性来计算与每个原始快照向量所对应的模态系数。

综上, PCA 应用于三维叶片几何参数化中, 将 DFFD 参数化中控制参数的设计位移空间转至基模态系数空间, 在实验设计约束和维持几何光滑的前提下实现变量个数的大幅降低, 既可降低高精度代理模型的构建成本, 又可提高优化算法的寻优效率。

1.3 预筛选代理模型辅助差分进化 (Pre-SADE) 算法

Pre-SADE 由差分进化 (differential evolution, DE) 算法和 Kriging 模型组成。DE 在遗传算法的基础上被提出, 主要过程包括变异、交叉和选择, 利用当前种群中的个体差异来生成变异个体, 因而具有较好的全局寻优能力, 收敛速度更快。Kriging 模型是一种简单的响应面模型, 基于高斯过程进行空间插值并预测, 可在较小的计算成本下获得良好近似估计的置信区间^[14]。图5所示为 Pre-SADE 完整流程架构。

选用标准版本的差分进化算法, 表示使用随机变异、一个差分向量和二项式交叉, 种群规模设置为 100, 最大进化代数设为 50, 重组概率设为 0.7, 差分变异因子设为 0.5, 完成 DE 的参数设置。

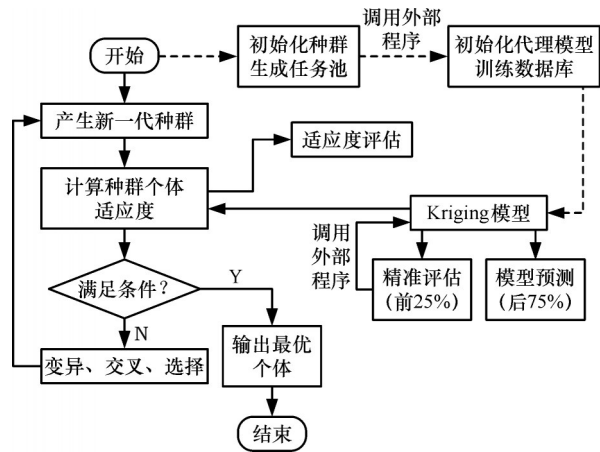


图5 Pre-SADE流程图

Fig.5 Pre-SADE flow chart

Pre-SADE 针对第一代初始化种群进行真实 CFD 精确计算来构建 Kriging 模型, 并对后续差分进化后的种群按照比例进行精确评估更新代理模型, 此处选择前 25% 种群个体样本, 剩余样本通过代理模型进行估计。之后 DE 每产生一代种群, 执行判断适应度、获取目标函数值的操作, 将未达到适应度条件的样本变异、交叉、选择, 直至满足条件。

2 轴流涡轮气动优化框架

2.1 研究对象

研究对象为某自主设计的小型轴流式燃气涡轮, 其三维几何模型和流道见图6, 关键设计参数见表1。

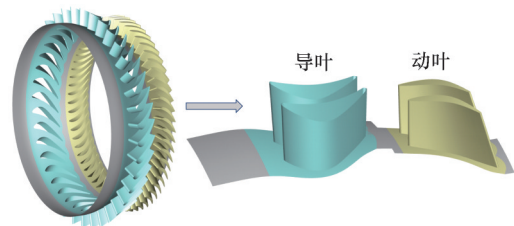


图6 涡轮几何模型

Fig.6 Turbine geometric model

表1 涡轮设计参数

Tab.1 Turbine design parameters

设计参数	S_1	R_1
内径/mm	72.7	68.4
外径/mm	85.7	85.7
进口相对气流角/(°)	0	34.3
出口相对气流角/(°)	61.3	58.0
叶片数	38	58
转速/(r·min ⁻¹)	0	54 000
流量/(kg·s ⁻¹)	1.9632±0.0038	

2.2 数值方法

采用商用软件 NUMECA 的 IGG/Autogrid5

模块进行网格划分、Fine/Turbo 模块进行数值计算。网格拓扑选用默认的 O4H 结构,其网格结构和前尾缘处网格如图 7 所示,近壁面第一层网格厚度为 2 μm,以保证 $y^+ < 5$,同时动叶前尾缘叶尖间隙均设为 0.15 mm。湍流模型为 Spalart-Allmaras 一方程模型,采取四阶显式 Runge-Kutta 时间离散格式、有限体积中心差分空间离散格式,使用多重网格和隐式残差光滑来加速收敛。燃气涡轮设计状态进口总压 833 253 Pa,进口总温 1380 K,出口平均静压 160 MPa。进行数值模拟计算的网格无关性验证,结果见表 2,当划分网格数量达到 209 万之后,流量和效率变化很小,满足数值计算的无关性要求。

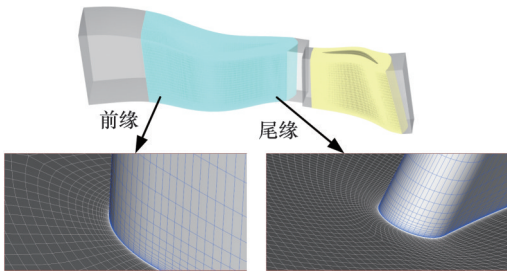


图 7 网格拓扑结构

Fig.7 Grid topology

表 2 网格无关性验证

Tab.2 Grid independence verification

网格数量/ 10^4	落压比	流量/ $(\text{kg}\cdot\text{s}^{-1})$	等熵效率/%
137.1212	2.8837	1.9646	84.710
167.8328	2.8866	1.9636	84.808
209.5852	2.8743	1.9644	85.190
238.2220	2.8713	1.9665	85.192
270.6436	2.8711	1.9665	85.190

2.3 气动优化流程

采取“粗网格优化,细网格验证”的优化策略,在优化过程中使用稀疏网格求解流场,优化结束时使用满足网格无关性的细密网格进行性能优化验证。气动优化框架选取等熵效率为目标函数,基模态系数为决策变量,优化过程对流量和落压比设置约束惩罚函数,超过约束时对目标函数施加效率惩罚,约束条件如下:

$$\left| \frac{m_2 - m_1}{m_1} \right| \leq 5\% \quad (10)$$

$$\left| \frac{\pi_2 - \pi_1}{\pi_1} \right| \leq 5\% \quad (11)$$

基于多自由度参数化降维方法的高效气动优化设计框架流程如图 8 所示。优化流程如下:①输入原始几何,产生初代种群,进行真实 CFD 数值计算,构建代理模型;②精确评估时使用基模态系数与正交基函数进行重构以获取优化过程中

的目标几何,依次进行网格划分、流场求解、性能评估并返回目标函数;③由 DE 优化器产生的新一代种群采取前 25% 精确评估、后 75% 模型预测,精确评估结果返回更新代理模型;④当达到最大进化代数时气动优化终止,获取优化后几何。

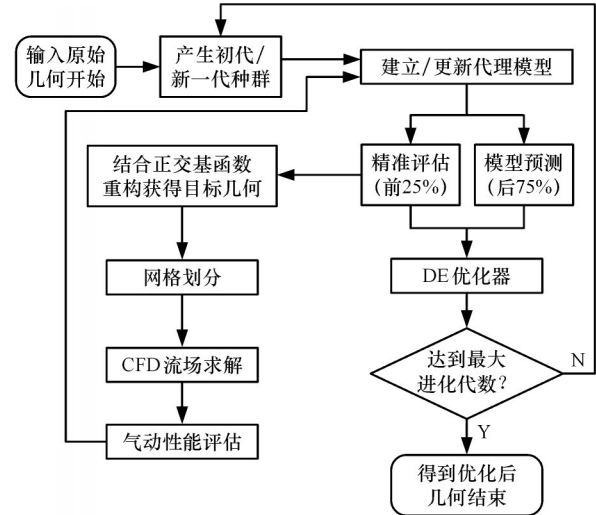


图 8 气动优化框架

Fig.8 Aerodynamic optimization framework

2.4 多自由度参数化降维控制与分析

轴流式燃气涡轮的单个叶片由 11 个径向积叠的截面定义,使用 DFFD 多自由度参数化表征涡轮叶片时,选取的控制点是叶根、叶中和叶尖三个截面上前尾缘以及吸力面 33% 和压力面 66% 相对轴向弦长处,如图 9 中红色点所示。前尾缘上的控制点产生轴向位移,吸压力面上的控制点产生周向位移,单个叶片共计 18 个位移变量。

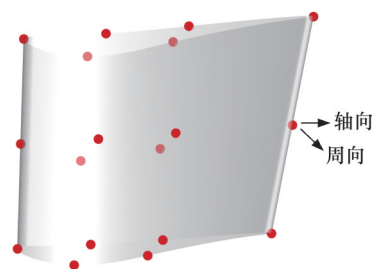


图 9 叶片控制点位移方向

Fig.9 Displacement direction of blade control point

涡轮导叶和动叶的几何数据集合中每个元素由变形后 11 个截面展高上均匀分布的 S_1 流面准三维坐标组成,样本容量设定为 1000 时,导叶特征值大小排在前五所对应的贡献率共计 98.74%,动叶特征值大小排在前 5 所对应的贡献率共计 98.16%,选用前 5 阶基模态函数即可表征叶片。前 5 阶基模态函数对导叶和动叶叶片整体及叶尖 ($S=0.9$)、叶中 ($S=0.5$) 和叶根 ($S=0.1$) 的影响如图 10 所示。

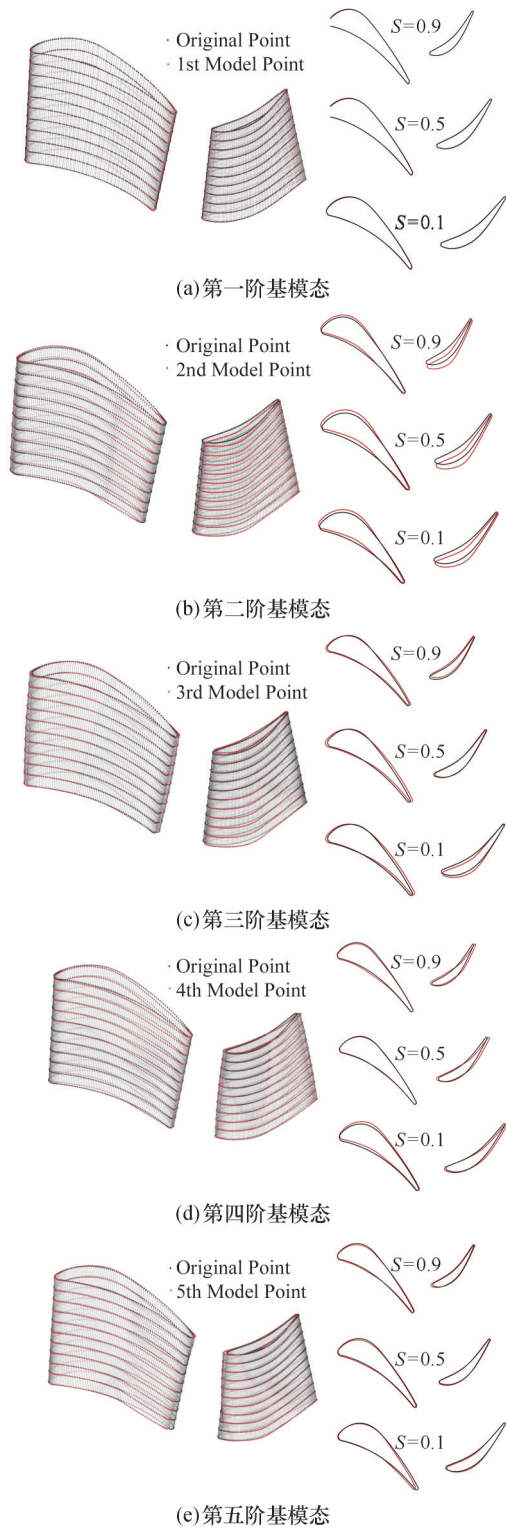


图10 各阶基模态

Fig.10 Fundamental modes of each order

多自由度参数化降维得到的基模态呈现出明确的物理特征:导叶和动叶的第一阶模态与原叶片展向相匹配,继承了叶片整体特征;导叶的第二与第四阶模态表现出叶片前后两部分的周向偏折,并呈现反向扰动特征,而动叶的第二与第四阶模态只呈现出单方向扰动;导叶的第三阶模态在前尾缘拉伸延展,而动叶的第三阶模态表现为叶片上下两

部分的展向偏折,并呈现出反向扰动;导叶的第五阶模态表现为尾缘处展向弯折与周向扰动,而动叶的第五阶模态仅在前缘处表现出展向弯折。

选取相互正交的五组基函数重构表征快照集合,得到数据库中每个叶片几何的基模态系数,其中 $\alpha_1 \sim \alpha_5$ 和 $\alpha_6 \sim \alpha_{10}$ 分别是导叶和动叶的基模态系数,根据这些系数范围确定决策变量的上下边界,见表3。

表3 决策变量边界

Tab.3 Decision variable boundaries

决策变量	下边界	上边界
α_1	0.03	0.04
α_2	-0.08	0.10
α_3	-0.10	0.10
α_4	-0.08	0.09
α_5	-0.10	0.14
α_6	0.02	0.04
α_7	-0.09	0.10
α_8	-0.10	0.10
α_9	-0.08	0.09
α_{10}	-0.10	0.10

3 优化结果与分析

3.1 气动性能对比分析

优化过程在本地计算机(AMD Ryzen Threadripper 3960X 3.79 GHz/24核48线程,64GB内存)进行5000次评估。图11所示为DFFD参数化和DFFD-PCA参数化降维的寻优历程对比,参数化降维优化的最优样本个体效率始终优于单一参数化方法优化,参数化降维优化总计耗时56.38h,相比单一参数化优化用时74.75h降低了24.58%,最优种群样本等熵效率提高0.67%。优化结果表明,参数化降维方法继承了DFFD参数化方法的精细化控制能力和PCA降维方法的分解映射特性,走出了高维多自由度设计参数变

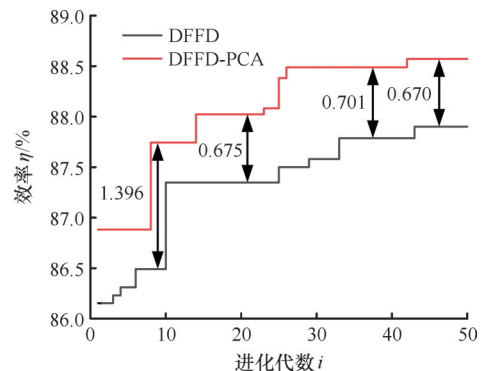


图11 不同参数化方法寻优对比

Fig.11 Comparison of optimization results using different parameterization methods

量造成的优化困境,实现快速估计目标函数值,减少了优化耗时、提高了寻优效率。

燃气涡轮气动优化前后设计点性能对比结果见表4,其中,流量、落压比的变化是相对值,效率的变化是绝对值。参数化降维优化后流量提高0.46%,落压比降低1.58%,等熵效率提高3.191%,相较于单一参数化优化,效率提高0.616%,优化效果更加显著,同时流量和落压比维持在设计原型较小的变化范围内,整体优化性能更好。

表4 涡轮气动优化前后性能对比

Tab.4 Performance comparison of turbine before and after aerodynamic optimization

	流量/(kg·s ⁻¹)	落压比	等熵效率/%
设计原型	1.9644	2.8743	85.190
单一参数化优化	1.9859	2.9931	87.765
参数化降维优化	1.9734	2.8289	88.381

燃气涡轮原型、单一参数化优化以及参数化降维优化的设计转速全工况特性线如图12所示。图12a是流量-落压比特性线,两次优化后的涡轮特性曲线整体趋势没有发生变化;图12b是效率-落压比特性线,两次优化的涡轮全工况下效率均

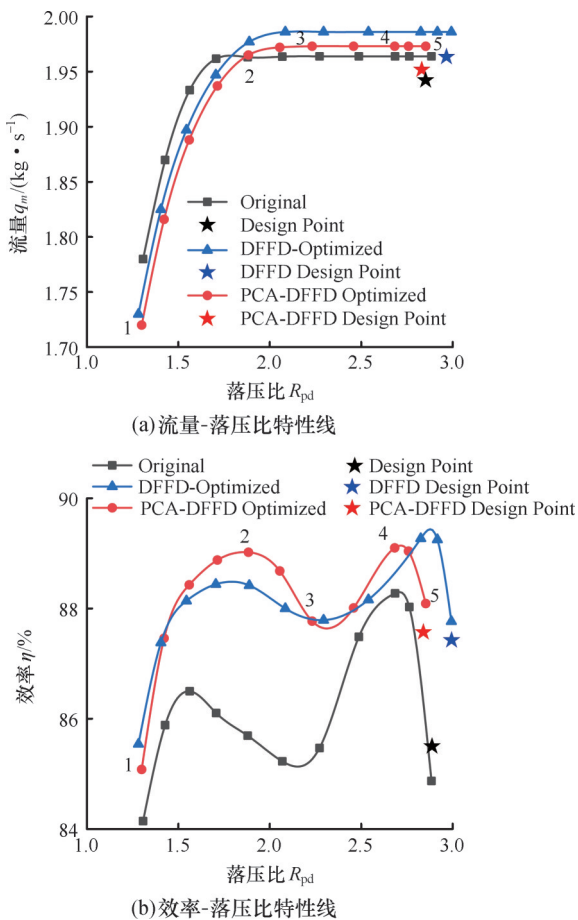


图12 涡轮设计转速全工况特性线
Fig.12 Turbine design speed full operating condition characteristic line

有提升,堵点效率分别提高2.728%、3.327%。综上,单一参数化优化后的涡轮叶片在承受更大流量负荷、膨胀更加充分的前提下,对等熵效率的提升不如参数化降维的提升效果明显,验证了参数化降维在寻优过程中实现了更精准的全局约束限制,是面向涡轮气动优化设计工程实际问题的高效解决方案。

3.2 几何变化对比分析

优化前后导叶和动叶三维几何对比如图13所示,图中灰色叶片为原型,红色叶片为优化叶型。导叶几何形变发生在叶中下半部分,集中体现在前尾缘区域的改型;动叶几何整体形变较大,叶片反弯特征加剧,优化后的叶型弦长有明显增大,有利于加强涡轮的结构强度。

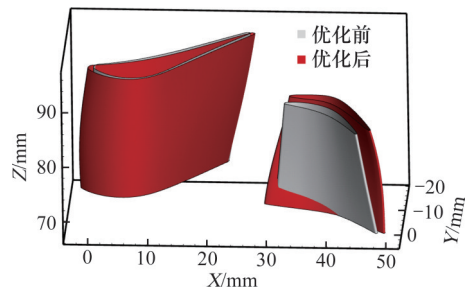


图13 优化前后叶片几何变化

Fig.13 Optimized front and rear blade geometry

图14所示为优化前后涡轮叶片尖、中、根型线对比。导叶几何各截面型线前缘均有延伸,叶尖和叶中在靠近尾缘部分更加平缓,导叶气动弯角减小,最大厚度有所减小,喉道面积增大;动叶几何叶尖和叶中截面型线改变较大,叶尖厚度减小,最大厚度位置前移,叶中厚度增大,最大厚度位置后移,动叶气动弯角减小。优化后叶型气动弯角的改变使气流在流道内的膨胀加速占比相对减少,设计点落压比有所降低,但流动匹配更好,涡轮性能反而有较大提升。

3.3 设计点流场对比分析

图15为涡轮设计点优化前后S₁流面相对马赫数分布云图,左边为原始叶型,右边为优化叶型。原始导叶通道的流动在亚声速范围内,没有明显激波结构,原始动叶通道的流动存在显著膨胀加速,形成高能马赫数流体团,导致尾缘处出现斜激波结构,尾迹由动叶尾缘上脱落的边界层形成,激波损失和激波-尾迹耦合诱导损失成为气动损失的主要来源。优化后,导叶通道流动与原型流动近似,主要变化体现在动叶通道内的流动膨胀加速过程较为平稳,高能马赫流体团区域大大减小且全展高内分布均匀,使尾缘处的斜激波结

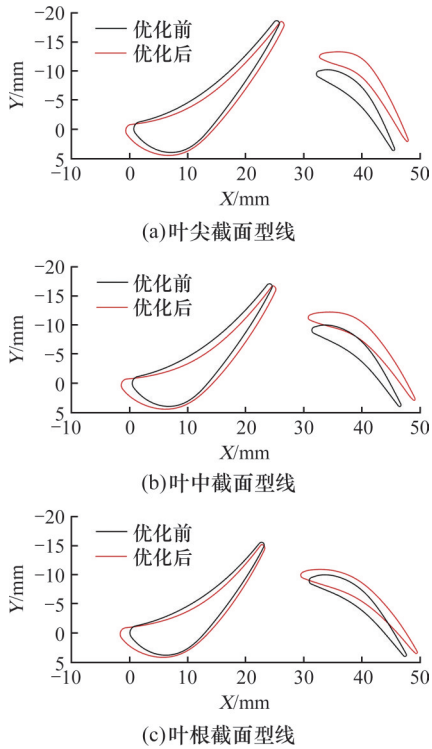


图14 优化前后涡轮叶尖、叶中和叶根型线

Fig.14 Turbine blade tip, blade center and blade root profiles before and after optimization

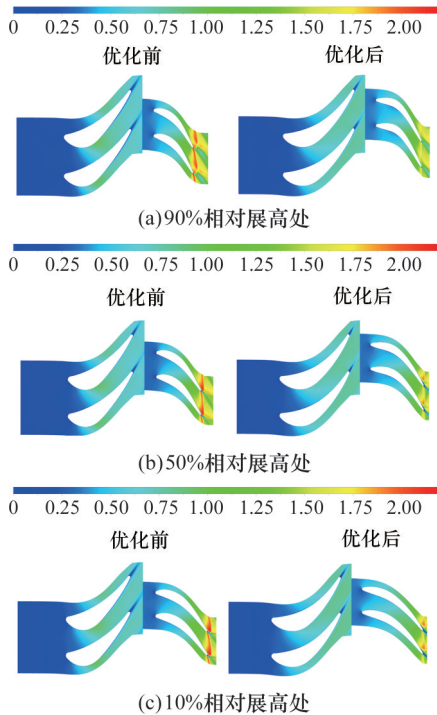


图15 优化前后涡轮各 S_1 流面相对马赫数分布云图

Fig.15 Relative Mach number distribution cloud diagram of each S_1 flow surface of the turbine before and after optimization

构在全展高范围内显著削弱,但由于弦长增大,斜激波作用在叶中和叶根区域的吸力面边界层时诱导产生了流动分离,低速分离区域范围较小,带来的气动损失较小,对激波结构的削弱成为气动优

化提高效率的主要因素。整体来看,气动优化减弱了流动中存在的激波强度与诱导损失,改善了负荷分布与流动均匀性,从而有效提高了级间匹配效率与气动性能。

图16所示为涡轮优化前后叶片吸力面的极限流线。图16a所示为导叶吸力面上极限流线分布,优化前叶尖和叶根区域存在明显的径向二次流结构,流体团从叶尖、叶根向中部迁移,表明存在较强烈的径向压力梯度驱动的横向流动,这些迁移流团进入主流区域后发生掺混,形成端区干扰区,增加了边界层厚度和动能损失;优化后喉道面积的增大和气动弯角的减小抑制了端区的径向压力梯度,径向迁移流显著减弱,叶根和叶尖的径向流基本消失,主流附着性增强,主流区域更加完整均匀。图16b所示为动叶吸力面上极限流线分布,优化前叶根区域附近的横向流受整个流场的径向压力分布的影响,从前缘开始产生展向分速度,一直维持到尾缘,产生了较大的二次流损失;优化后叶根区域二次流减弱,叶型弦长的增加使吸力面超声速区所产生的斜激波位置提前至近尾缘10%位置处,激波在叶型吸力面中部偏下的表面边界层上诱导产生流动分离,但整体激波强度的减弱降低了流动分离对气动损失的影响。

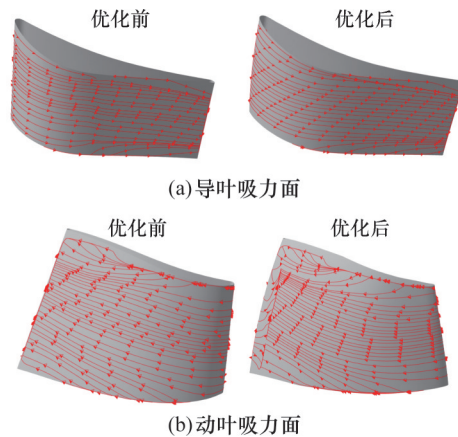


图16 优化前后涡轮吸力面极限流线分布

Fig.16 Extreme streamline distribution of turbine suction surface before and after optimization

图17为优化前后叶片出口熵分布云图。图17a所示为导叶出口熵分布,优化前后主流区域均维持较好的流动质量,整体熵值较低,高熵区主要集中在叶尖和叶根区域,说明端区的流动损失是影响导叶性能提升的关键因素。图17b所示为动叶出口熵分布,优化前高熵区域较大,表现为流动产生的激波结构强,流场的非均匀性强,叶根区域产生最大熵,表面径向二次流带来的损失较大;优化后低熵区范围明显变大,表明激波强度减弱,

叶根区域最大熵值区域向叶中移动,表明叶型弯度的增大导致负荷往叶中过渡,优化可更加合理地分配气动负荷。优化前后熵云图的对比表明,三维流动特征改善主要是通过抑制激波强度和二次流的抑制实现的,端区与中展高的流动匹配是涡轮叶型几何变化的成果,也是级间匹配效率提升和高等熵效率的实现基础。

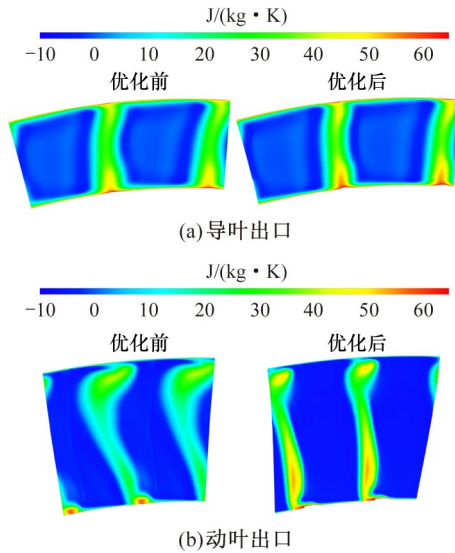


图 17 优化前后涡轮导叶和动叶出口熵分布云图

Fig.17 Entropy distribution cloud diagram of turbine guide vane and moving blade outlet before and after optimization

4 结论

1)PCA降维方法可显著降低设计变量维度,将单个叶片的18个控制变量压缩为5个基模态系数,在维持涡轮叶片几何特征的基础上提高了优化效率与搜索空间质量;DFFD方法可实现对三维叶型的精细可控参数化,为降维提供了可靠数据支撑。

2)降维后的各阶模态可直观呈现出叶片不同形变特征,从而真实准确地重构表征叶型;不同于单一参数化方法的高维设计参数空间,基于参数化降维方法的气动优化框架在降维参数化设计空间构建了简便有效的Kriging代理模型,预筛选策略通过设定25%的真实评估比例有效降低了计算成本,算法的优化效率和收敛能力显著增强。

3)参数化降维优化的结果显示,涡轮设计点流量提高0.46%,等熵效率提高3.191%,不合理的激波结构和二次流流动得到明显改善,全工况下的气动性能提高;优化用时相比单一参数化方法优化降低24.58%,且继承了设计原型在设计空间中主导模态的形变特征,在更好地满足全局流量和压比约束的前提下对效率的提升明显,验证

了所提参数化降维优化方法在提高涡轮气动性能方面的高效性和工程应用前景。

参考文献:

[1] Gas Turbine Engine Components [M]. Gas Turbine Performance, 2004: 159-291.

[2] 陈明升, 陈江, 成金鑫, 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] 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): 105-114.
GUO Yixuan, CHEN Jiang, LIU Yi, et al. Aerodynamic Optimization Design with Multiple Degrees of Freedom for a Two-stage Axial Turbine Based on Data-driven[J]. Journal of Propulsion Technology, 2024, 45(6): 105-114.

[4] PETROVIC M V, DULIKRAVICH G S, MARTIN T J. Maximizing Multistage Turbine Efficiency by Optimizing Hub and Shroud Shapes and Inlet and Exit Conditions of Each Blade Row [C]//Volume 1: Aircraft Engine; Marine; Turbomachinery; Microturbines and Small Turbomachinery. ASME, 1999: V001T03A010.

[5] 李志. 基于优化设计方法的涡轮激波弱化研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2019.
LI Zhi. Research on Turbine Shock Weakening Based on Optimization Design Method[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2019.

[6] 杨伟平, 房兴龙, 欧阳玉清, 等. 高压涡轮气动优化与分析[J]. 燃气涡轮试验与研究, 2022, 35(3): 26-31.
YANG Weiping, FANG Xinglong, OUYANG Yuqing, et al. Aerodynamic Optimization and Analysis of a High Pressure Turbine [J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2022, 35(3): 26-31.

[7] JOUHAUD J C, SAGAUT P, MONTAGNAC M, et al. A Surrogate-model Based Multidisciplinary Shape Optimization Method with Application to a 2D Subsonic Airfoil [J]. Computers & Fluids, 2007, 36(3): 520-529.

[8] JAHANGIRIAN A, SHAHROKHI A. Aerodynamic Shape Optimization Using Efficient Evolutionary Algorithms and Unstructured CFD Solver [J]. Computers & Fluids, 2011, 46(1): 270-276.

[9] 熊俊涛, 乔志德, 韩忠华. 基于响应面法的跨声速机翼气动优化设计[J]. 航空学报, 2006, 27(3): 399-402.
XIONG Juntao, QIAO Zhide, HAN Zhonghua. Optimum Aerodynamic Design of Transonic Wing Based on Response Surface Methodology [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2006, 27(3): 399-402.

[10] 刘圆超. 基于代理模型的进化算法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2023.
LIU Yuanchao. Research on Evolutionary Algorithms Based on Surrogate Model [D]. Shenyang: Northeastern University, 2023.

[11] 陈沐妍. 轴流透平叶片的集成代理模型优化设计研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2022.
CHEN Muyan. Research on Optimization Design of Axial-flow Turbine Blades Based on Integrated Surrogate Model [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2022.

(下转第 274 页)