高压比离心压气机多维气动外形协同参数化及代理辅助优化

车同同[1] 陈 江[1] 金海良[2] 向 航[1*] 王天奇[1]
1.北京航空航天大学能源与动力工程学院,北京,102206
2.中国航发湖南动力机械研究所,株洲,412002

摘要:针对高负荷离心压气机设计参数耦合性强、几何构型复杂且精细调控困难等问题,提出一种融合了直接操纵自由变形(DFFD)技术与预筛选代理模型辅助差分进化(Pre-SADE)算法的智能气动优化策略。基于DFFD方法实现了离心压气机流道、叶轮及多排径向扩压器多维度气动外形的高自由度、低控制点数的协同参数化。引入混合代理模型建立数据驱动的全局优化算法,显著减少了优化过程中真实评估的样本数,并结合Windows批处理脚本和NUMECA分布式并行计算,搭建了离心压气机多维气动外形一体化气动优化平台。对某微型燃气轮机高压比离心压气机开展流道-多排叶片协同优化,研究结果表明:在设计转速下,压气机全工况效率显著提高,设计点效率提高1.75%,流量增大1%。所提优化策略显著抑制了叶轮通道内激波强度、叶尖泄漏流以及扩压器内激波和流动分离,有效降低了流动损失。所搭建的优化平台为高压比离心压气机的精细化、高效气动优化提供了有效技术工具。

关键词:高压比离心压气机;直接操纵自由变形;混合代理模型;差分进化算法;协同优化
中图分类号:V231.3
DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.11.009 **开放科学(资源服务)标识码(OSID)**:

Multi-dimensional Aerodynamic Shape Co-parameterization and Surrogate-assisted Optimization for High-pressure-ratio Centrifugal Compressors

CHE Tongtong[1] CHEN Jiang[1] JIN Hailiang[2] XIANG Hang[1*] WANG Tianqi[1]
1.School of Energy and Power Engineering, Beihang University, Beijing, 102206
2.AECC Hunan Aviation Powerplant Research Institute, Zhuzhou, Hunan, 412002

Abstract: To address the challenges of strong parameter coupling, complex geometric configuration, and precise control challenges for high-load centrifugal compressors, an intelligent aerodynamic optimization strategy was proposed that combined DFFD technique and a pre-screen surrogate model-assisted differential evolution(Pre-SADE) algorithm. The high-freedom, low-control-point collaborative parameterization of multi-dimensional aerodynamic shapes of the centrifugal compressor flow path, the impeller and multi-row radial diffusers was achieved based on DFFD method. A hybrid surrogate model was introduced to construct the data-driven global optimization algorithm, significantly reducing the number of true evaluations during optimization. Combined with Windows batch scripting and NUMECA parallel computing, an integrated aerodynamic optimization platform was established for multi-dimensional centrifugal compressor shapes. The flow-path and multi-row blade collaborative optimization of a high-pressure-ratio centrifugal compressor was carried out for a certain micro gas turbine. The results show that under the designed speed, the overall efficiency of the compressor is significantly improved, the efficiency at the design point is increased by 1.75%, and the flow rate is increased by 1%. The proposed optimization strategy effectively suppresses shock intensity in the impeller passage, tip leakage flow, as well as shocks and flow separation in the diffuser, thereby reducing aerodynamic losses. The established platform provides an efficient tool for high-fidelity aerodynamic optimization of high-pressure-ratio centrifugal compressors.

Key words: high-pressure-ratio centrifugal compressor; direct manipulated free-form deformation (DFFD); hybrid surrogate model; differential evolution algorithm; collaborative optimization

0 引言

微型燃气轮机(以下简称“微型燃机”)广泛应用于航空航天、汽车、石油化工、分布式供能、军用电源等多个领域,在国家能源和国防安全领域占据重要地位。离心压气机是微型燃机的核心部件,其气动特性对燃机整机功率、效率和稳定性有决定性影响,因此离心压气机的高效、高质量设计

收稿日期:2025-06-20
基金项目:国家科技重大专项(J2019-Ⅱ-0005-0025)

及优化是研制高性能微型燃机的关键。

基于设计者经验的传统设计方法难以有效解决高负荷离心压气机中强三维流动与多参数耦合带来的设计挑战，因此，融合先进参数化技术与高效智能优化算法的智能优化方法成为突破离心压气机性能瓶颈的关键。MOUSSAVI等[1]采用遗传算法优化离心压气机分流叶片几何构型，实现了压气机性能的显著提高；MA等[2]采用非支配排序遗传算法（NSGA-Ⅲ）使某单级离心压气机在多个转速下的等熵效率得到显著提高；梁璐等[3]结合非支配近邻免疫算法和BP神经网络使某离心叶轮近堵塞点、近喘振点和设计点的多变效率分别提高4%、1.8%、1.9%。

参数化方法是通过有限数量的控制参数来定义和调整叶片形状的方法，它是离心压气机高效寻优的关键支撑。自由变形（free-form deformation，FFD）技术能在三维空间内控制复杂的几何形状，具有超高的灵活性和变形能力，但是FFD方法的三维控制顶点数量多、自由度大[4]，难以实现对复杂几何的精细化变形控制。直接操纵自由变形（directly manipulated FFD，DFFD）方法在继承FFD方法全局变形能力的同时，可以直接操纵目标几何表面任意点来实现变形，显著减少了优化变量，为复杂三维几何高效、精细参数化提供了有力支持。目前，该方法在内外流领域的工程应用中已展现出巨大的潜力。陈颂等[5]将DFFD参数化技术用于翼型参数化表征及其气动外形优化设计；XIANG等[6]基于DFFD方法实现了9级轴流压气机气动性能的显著提升；袁超[7]结合DFFD方法与遗传算法优化了某压气机叶栅叶型；冯佰威等[8]将DFFD方法引入船舶多性能优化平台以优化S60船模艏部型线并降低其航行阻力。

智能优化算法在离心压气机气动优化过程中发挥关键作用，主要分为梯度算法、随机算法和混合算法三类。贾志新等[9]利用单目标粒子群优化算法确定了某离心压气机叶片的最佳几何构型。然而，在优化过程中需要频繁调用CFD求解器来评估离心压气机的性能，会导致消耗大量的计算资源。使用代理模型代替CFD求解器进行离心压气机性能评估可以显著提高计算效率，常用的代理模型有Kriging模型、神经响应面模型等。EZHILSABAREESH等[10]基于多代理模型优化策略使某双向冲击式涡轮的效率得到了显著提高；JOLY等[11]以Rotor37转子为研究对象提出了一种多个代理模型自适应选择的优化算法框架。代理模型能够显著降低计算成本，但若仅依赖单一模型进行目标函数评估，则可能导致评估结果偏差过大、优化结果准确性降低。

离心压气机的多维气动外形协同指的是其几何特征在不同维度（二维：流道、叶片型线；三维：叶片几何）上的综合表征。传统“先二维再三维”的分层优化策略有明显的局限性：二维优化无法评估三维流动特征；三维优化受限于二维基型，难以实现全局最优。陈挺等[12]对2.5级压气机高亚音级静叶进行S1优化后发现该优化方式难以捕捉端壁附近的三维流动，导致优化结果与三维计算存在一定差距；王睿等[13]发现单独处理机匣可以提高离心压气机流动稳定性，但会使部分工况下的气动性能降低，而叶轮-机匣的多维协同优化可使某压气机在大流量工况、设计工况和近失速工况下的效率分别提高3.9%、3.02%和1.1%。本文使用多维气动外形协同参数化优化方法，通过多维几何特征耦合参数化突破传统分层优化局限性，可实现离心压气机气动性能的全局提升。

针对离心压气机气动设计周期长、设计出的压气机面临性能瓶颈等问题，本文结合DFFD参数化方法、数据驱动差分进化算法和NUMECA分布式并行计算构建了离心压气机气动优化平台，对某自主设计的舰船微型燃机[14]高压比离心压气机的流道、叶轮和两排径向扩压器开展了多维气动外形协同优化。

1 离心压气机气动优化方法

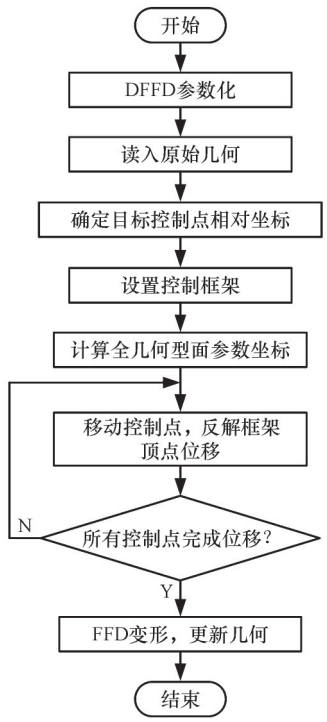
1.1 DFFD参数化方法

FFD方法[15]建立包围目标几何的控制体框架，通过移动框架顶点控制叶片变形，以实现整体参数化。DFFD方法在继承FFD上述核心变形机制的同时实现了对物体表面几何特征的直接操控，减少了控制变量数量，显著提高了参数化设计的效率和自由度，其变形流程见图1。

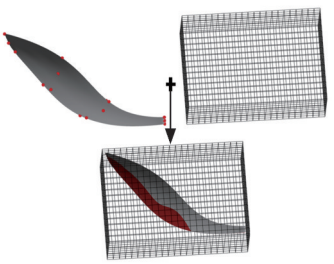
在三维空间对目标物体进行DFFD变形时，构建一个沿三个方向分别等分l、m、n段的控制体框架，目标物体表面控制点坐标$\boldsymbol{Q}$和控制体框架顶点坐标$\boldsymbol{P}$的映射关系如下[16]：

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

其中，$Q_{i,j,k}$为目标几何坐标，$P_{i,j,k}$为控制体框架顶点坐标，$B_{i,n}(u)$、$B_{j,m}(v)$、$B_{k,l}(w)$分别为基函数$\boldsymbol{B}$在控制体框架轴向u、径向v、周向w的分量。其中，轴向基函数$B_{i,n}(u)$可以表示为



(a)DFFD流程图



(b)DFFD变形示意图

图1　DFFD参数化流程

Fig.1　DFFD parameterization process chart

$$B_{i,n}(u)=\frac{n!}{n!(n-i)!}u^i(1-u)^{n-i} \tag{2}$$

通过调整控制点位置，得到物体表面控制点坐标变化量$\Delta\boldsymbol{Q}$与框架顶点坐标的变化量$\Delta\boldsymbol{P}$的函数关系如下：

$$\Delta\boldsymbol{Q}=B\Delta\boldsymbol{P}\leftrightarrow\Delta\boldsymbol{P}=B^{+}\Delta\boldsymbol{Q} \tag{3}$$

式中："↔"表示等价关系；B^{+}为B的广义逆矩阵。

经过参数化变形后的控制点坐标如下：

$$Q_{i,j,k}^{\text{new}}=\sum_{i=0}^{n}\sum_{j=0}^{m}\sum_{k=0}^{l}(P_{i,j,k}+\Delta P_{i,j,k})B_{i,n}(u)B_{j,m}(v)B_{k,l}(w) \tag{4}$$

1.2　数据驱动的差分进化算法

针对离心压气机设计参数繁杂且性能相互制约的问题提出预筛选策略混合代理模型，基于差分进化算法框架建立数据驱动的差分进化算法，即得到预筛选代理模型辅助差分进化算法(Pre-SADE)。Pre-SADE基于差分进化算法产生新一代种群样本后，先使用混合代理模型评估种群个体，再将评估结果排序并选取前25%的种群个体进行真实计算，基于数值结果更新混合代理模型。将上述过程循环迭代，直到达到最大循环次数[17]。Pre-SADE流程如图2所示。

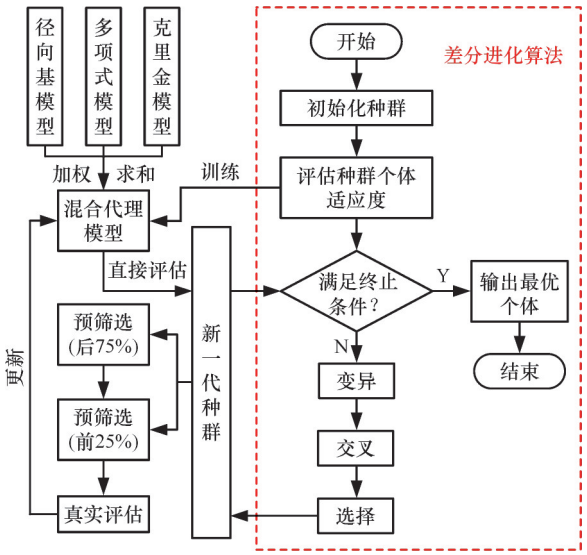


图2　Pre-SADE优化流程图

Fig.2　Pre-SADE optimization process diagram

1.2.1　差分进化算法

差分进化算法是基于遗传算法等进化算法开发的，它利用种群个体间的差异生成变异个体，进而形成独特的差分变异机制，能在设计空间内高效全局寻优。该算法的基本步骤如下[18-19]：

1)初始化。基于实际问题对差分进化算法的控制参数及种群进行初始化，主要控制参数包括优化变量的个数D、种群规模N_{P}、重组概率C_{R}、变异缩放因子F。确定各参数后生成初代种群，种群个体向量可表示为$\boldsymbol{x}_{i,G}(i=1,2,\cdots,N_{\text{P}})$。其中，$i$为本代种群中的第$i$个个体，$G$为当前迭代次数。

2)变异。对于每个原始个体向量$\boldsymbol{x}_{i,G}$，其变异个体向量$\boldsymbol{v}_{i,G+1}$可表示为

$$\boldsymbol{v}_{i,G+1}=\boldsymbol{x}_{r_1,G}+F(\boldsymbol{x}_{r_2,G}-\boldsymbol{x}_{r_3,G}) \tag{5}$$

其中，下标r_1、r_2、r_3是异于i且互不相同的随机整数，$r_1,r_2,r_3\in\{1,2,\cdots,N_{\text{P}}\}$。

3)交叉。将原始个体向量$\boldsymbol{x}_{i,G}$与变异个体向量$\boldsymbol{v}_{i,G+1}$进行交叉，可得交叉向量$\boldsymbol{u}_{i,G+1}$：

$$\boldsymbol{u}_{i,G+1}=(\boldsymbol{u}_{1i,G+1},\boldsymbol{u}_{2i,G+1},\cdots,\boldsymbol{u}_{Di,G+1}) \tag{6}$$

其中，$\boldsymbol{u}_{i,G+1}$的第j个分量可表示为

$$\boldsymbol{u}_{ji,G+1}=\begin{cases}\boldsymbol{v}_{ji,G+1} & \text{若}randb(j)\leqslant C_{\text{R}}\text{或}j=rnbr(i)\\ \boldsymbol{x}_{ji,G} & \text{若}randb(j)>C_{\text{R}}\text{或}j\neq rnbr(i)\end{cases} \tag{7}$$

$$j=1,2,\cdots,D$$

式中：$randb(j)$为随机生成函数，可随机生成[0,1]之间的数；$rnbr(i)$为$\{1,2,\cdots,D\}$中的随机整数。

4)经过筛选,留下适应度高的个体。

1.2.2 混合代理模型

混合代理模型s_{GSM}通过集成多个代理模型来提高预测精度,克服了单一代理模型的局限性,既保证结果可靠性又降低了计算成本,显著提高了设计质量。s_{GSM}由径向基函数神经网络(RBFNN)模型s_{RBFNN}、Kriging(KR)模型s_{KR}、多项式回归(PR)模型s_{PR}加权求和得到,其表达式如下:

$$s_{GSM}(x)=w_1s_{PR}(x)+w_2s_{KR}(x)+w_3s_{RBFNN}(x) \quad (8)$$

$$w_i=0.5-\frac{e_i}{2(e_1+e_2+e_3)} \quad (9)$$

式中:w_i、e_i(i=1,2,3)分别为各个代理模型的权重和均方根误差。

1)RBFNN模型。RBFNN模型训练速度快、计算成本低,它由输入层、输出层、隐藏层组成:输入层接受外部样本数据;隐藏层使用径向基函数(如高斯函数)对输入数据进行非线性变换;输出层通过线性加权求和得到最终结果[20]。RBFNN模型的基本框架如图3所示。

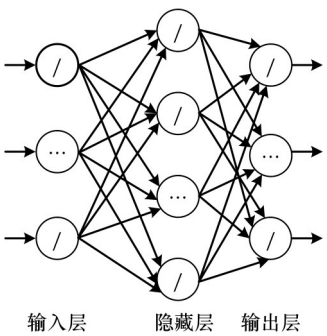


图3 RBFNN模型示意图

Fig.3 Diagram of RBFNN model

2)KR模型。KR模型是基于统计学的空间插值方法,其核心思想是将未知函数视为高斯静态随机过程的一个具体实现[21],并基于最小均方差和无偏差条件来推导插值权重。求得插值权重后,KR模型可表示为

$$\hat{y}(\boldsymbol{x})=\beta_0+\boldsymbol{r}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x})\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{y}_s-\beta_0\boldsymbol{F}) \quad (10)$$

$$\beta_0=(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{F})^{-1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{y}_s \qquad \boldsymbol{F}=[1\,1\cdots1]^{\mathrm{T}}$$

其中,$\hat{y}(\boldsymbol{x})$为模型预测值;矩阵$\boldsymbol{R}$表示所有已知样本点之间的相关性;向量$\boldsymbol{r}$表示未知点与所有已知样本点之间的相关性;$\boldsymbol{y}_s$为由各样本点对应的函数响应值构成的向量。

3)PR模型。根据泰勒公式,任意函数可展开为一个N次多项式,因此可以用多项式拟合任意非线性函数,其表达式如下:

$$y(x,\omega)=\omega_0+\omega_1x+\omega_2x^2+\cdots+\omega_Nx^N=\omega_jx^j \quad (11)$$

式中:y为输出值;x为输入变量;ω为多项式系数;N为多项式次数。

1.3 气动优化平台

离心压气机气动优化平台基于python语言编写,集成了CFD并行计算、DFFD参数化方法和Pre-SADE优化算法等模块。流程如图4所示,具体步骤如下:

1)读取离心压气机原始几何数据,生成初始化种群样本,设置种群规模为100。

2)采用Windows批处理命令自动调用Autogrid5网格划分模块和Fine/Turbo计算模块并对初始化种群进行全面评估,产生第一代真实评估结果。

3)基于初代真实评估数据构建混合代理模型,并采用差分进化算法迭代生成新的种群。

4)利用混合代理模型预筛选新一代种群样本,排序后选择前25%的种群个体进行真实计算。根据实际计算的结果更新混合代理模型,以提高其精度。

5)循环迭代上述步骤,达到最大迭代次数后终止优化。

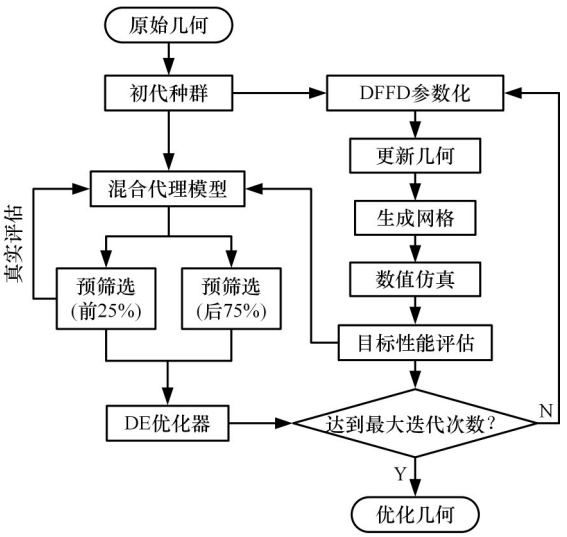


图4 优化平台流程图

Fig.4 Optimization platform flowchart

2 研究对象与优化设置

2.1 研究对象

以自主设计的微型燃机高压比离心压气机为研究对象,其主要设计指标如表1所示。图5为该离心压气机的三维模型示意图。该离心压气机的设计转速为54 000 r/min,叶轮主叶片和分流叶片各11个,第一排径向扩压器叶片数为26,第二排径向扩压器叶片数为60,轴向扩压器叶片数为60。转子叶片前缘叶尖间隙为0.5 mm,尾缘叶尖间隙为0.2 mm。选择该离心压气机流道、转子

表 1　离心压气机设计指标

Tab.1　Centrifugal compressor design parameters

设计参数	指标值
进口总温/K	288.15
进口总压/kPa	101.325
质量流量/(kg·s^{-1})	1.935
压比	8.6
等熵效率/%	80.5
喘振裕度/%	＞15

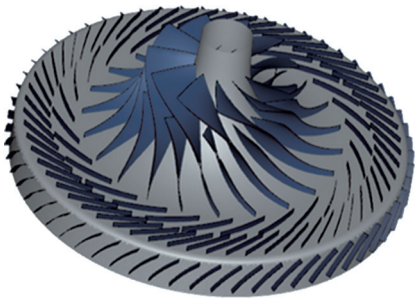


图 5　离心压气机三维模型

Fig.5　Three-dimensional model of centrifugal compressor

叶片和两排径向扩压器叶片进行协同优化。

2.2　数值模拟方法

使用 Fine/Turbo 求解器模块开展离心压气机的全三维数值仿真研究，湍流模型选用 S-A 一方程模型，空间离散方法选用二阶精度的中心差分法，时间离散选用四阶显式 Runge-Kutta 方法，同时利用当地时间步长、隐式残差光顺和多重网格技术来加速收敛。计算网格采用 Autogrid5 模块生成，如图 6 所示，第一层网格厚度为 0.001 mm，以确保近壁面 Y^+ 值小于 5。

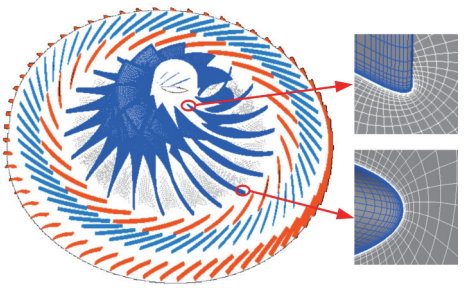


图 6　离心压气机网格示意图

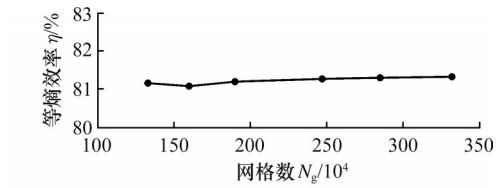
Fig.6　Diagram of centrifugal compressor grid

首先基于网格无关性验证确保离心压气机数值计算结果可靠。在轴向进口总温和总压分别为 288.15 K 和 101.325 kPa、出口平均背压为 850 kPa 的设计工况下，选取 133×10^4～332×10^4 的 6 组网格数进行数值仿真计算，结果如表 2 和图 7 所示。考察流量、效率等关键参数随网格数的变化趋势，最终确定计算精度趋于稳定时的最优网格数为 247×10^4。

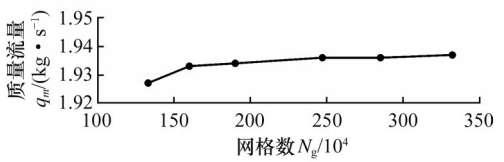
表 2　网格无关性检验

Tab.2　Grid independence verification

网格数目/10^4	质量流量/(kg·s^{-1})	等熵效率/%
133	1.927	81.16
160	1.933	81.08
190	1.934	81.20
247	1.936	81.27
285	1.936	81.30
332	1.937	81.33



(a)网格数-等熵效率



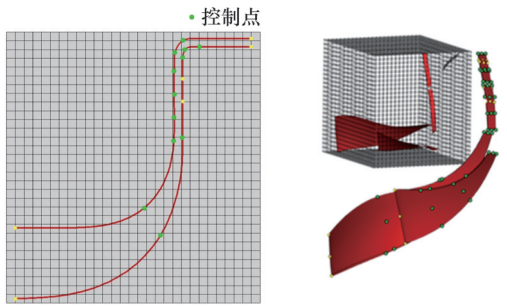
(b)网格数-质量流量

图 7　网格无关性验证图

Fig.7　Diagram of grid independence verification

2.3　气动优化变量设置

离心压气机的流道及叶片几何的控制体框架如图 8 所示。



(a)流道框架和控制点　(b)叶片框架和控制点

图 8　离心压气机优化框架和控制点示意图

Fig.8　Diagram of centrifugal compressor optimization framework and control points

流道框架沿轴向划分 28 段，沿径向划分 32 段。在轮毂的 30%、40%、70%、80%、90% 五个位置处设置控制点，其中 30% 和 90% 位置处只允许径向移动，其他位置处的控制点只允许轴向移动；在机匣的 30%、40%、50%、60%、70%、80%、90% 七个位置处设置控制点，其中 30% 和 90% 位置处只允许径向移动，其他位置处的控制点只允许轴向移动。流道总计 12 个优化变量，变量变化区间为 ±1 mm。

叶片框架沿轴向、径向、周向分别划分 24、30、26 段。在叶轮主叶片和分流叶片的叶根、叶

中、叶尖三个截面分别选取吸力面和压力面35%、75%弦长位置以及尾缘位置的5个点，因此主叶片和分流叶片各有15个控制点。尾缘的控制点可以沿轴向和周向移动，其余位置处的控制点只能沿周向移动，因此主叶片和分流叶片各有18个优化变量，所有变量范围均为±0.4 mm。

在两排径向扩压器叶片的叶根、叶中、叶尖截面分别选取前缘、吸力面和压力面的40%弦长位置以及尾缘这4个控制点，因此每排扩压器叶片各有12个控制点。径向扩压器叶片的所有控制点均沿周向和径向移动，因此两排扩压器叶片各有24个优化变量，所有变量范围均为±0.3 mm。

3 优化结果与分析

3.1 离心压气机气动性能对比分析

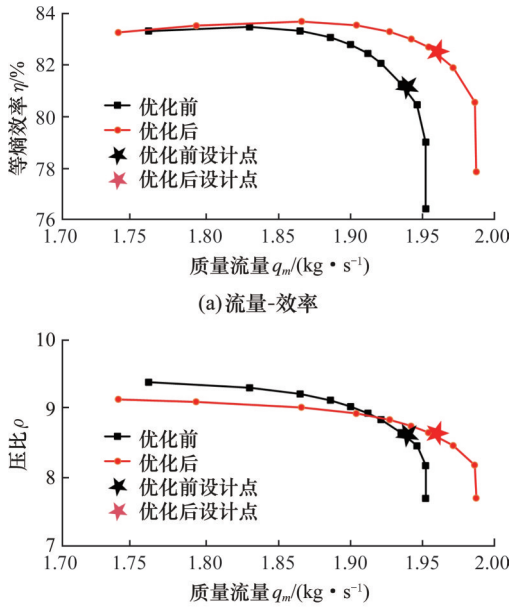
本研究使用Intel®Core™i7-8700K CPU @ 3.70 GHz/6核12线程、32 G内存的计算机对高压比离心压气机进行气动优化。种群规模为100，优化迭代次数为50，第一代样本全部真实评估，子代样本真实评估前25%，总计评估1325次，优化时长为236 h。优化前后的离心压气机气动性能对比如表3所示。在保证总压比基本不变的前提下，设计点等熵效率提高1.75%，质量流量增大1%，喘振裕度从19.7%降低至17.9%，但仍然满足指标要求。

表3 优化前后设计点性能对比

Tab.3 Design point performance comparison befoie and after optimization

	压比	等熵效率/%	质量流量/(kg·s^{-1})
原始几何	8.634	81.26	1.935
优化后几何	8.636	82.68	1.954
相对值/%	0.02	1.75	1.00

图9展示了优化前后的离心压气机在设计转速下的全工况特性线。分析特性线可知，优化后的离心压气机性能显著提高：首先，在设计转速下全工况范围内等熵效率均有提高，其中设计点附近的效率提高1.75%；其次，堵塞流量增大了1.8%，接近喘振边界流量减小了1.2%，有效拓宽了离心压气机的稳定工作流量范围。然而流量-压比特性曲线表明，离心压气机近喘振点的最高压比降低了2.87%，这是因为优化方案对离心压气机的关键气动参数进行了调整，从而导致近喘振工况下的气体压缩能力有所下降。结合工程实际需求，该微型燃机离心压气机主要在设计工况下运行，因此以近喘振点性能的略微下降来换取设计点性能的显著提升具有重大的实用价值。



(a)流量-效率

(b)流量-压比

图9 设计转速特性线对比

Fig.9 Comparison of performance characteristics of design speed

3.2 离心压气机几何对比分析

图10展示了该离心压气机优化前后流道几何的变化，图11、图12展示了该离心压气机优化前后叶片几何的变化。

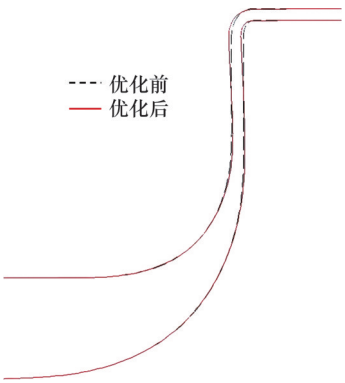


图10 流道几何对比

Fig.10 Flow path geometry comparison

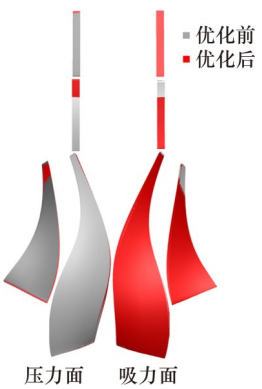


图11 叶片几何对比

Fig.11 Blades geometry comparison

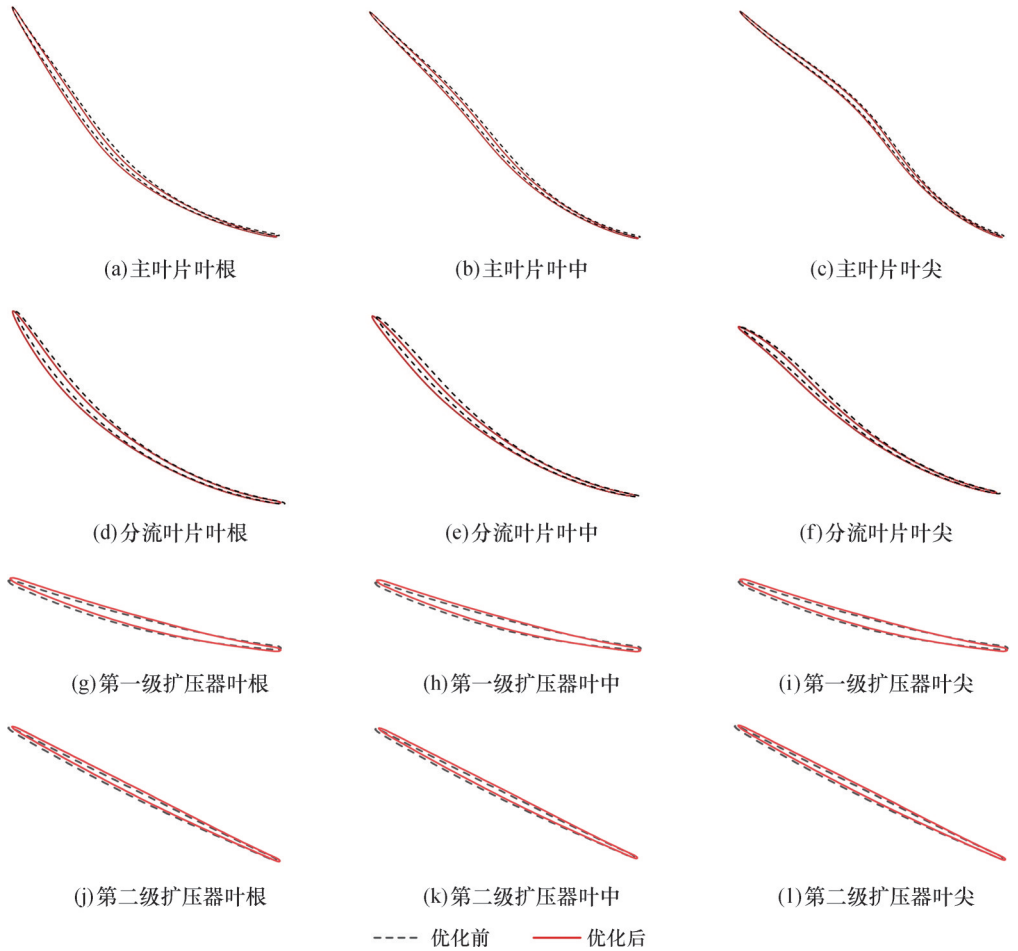


图 12　叶片在不同叶高处的几何对比

Fig.12　Blade geometry comparison at different spanwise positions

由图 10 可以看出，优化后叶轮转子流道主体基本不变，只有出口附近流道向右略微偏移，使叶轮出口到第一排径向扩压器之间的曲率过渡更平缓，缓解了局部流动分离；第一排径向扩压器流道整体向右略微偏移，改善了气流匹配；第二排径向扩压器流道整体向左偏移，且越靠近出口，偏移量越大，扩大了有效流通面积。

由图 11 和图 12 可以看出，优化后叶轮主叶片整体向吸力面偏移，叶根和叶中截面变化明显，叶尖变化较小；分流叶片前缘和中部向吸力面偏移，只有尾缘小部分区域向压力面偏移；第一级扩压器叶片前缘和中部向吸力面方向偏移，尾缘小部分区域向压力面偏移；第二级扩压器叶片整体向吸力面少量偏移。

3.3　离心压气机设计点流场对比分析

优化前后离心压气机子午流道内的熵分布如图 13 所示。优化前后子午流道高熵区域均集中在叶轮靠近机匣位置和扩压器内。通过对比发现，优化后的扩压器子午流道内高熵值区域面积显著减小，验证了优化后离心压气机的流动损失降低、气动性能提高。

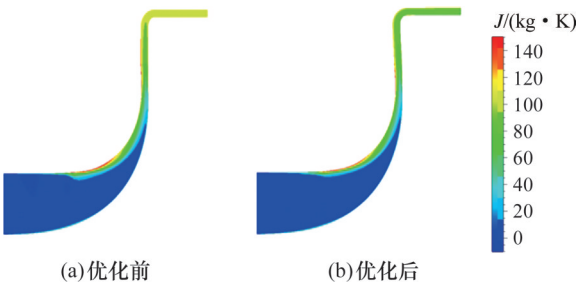


图 13　子午流道熵分布对比

Fig.13　Comparison of entropy distribution in the meridional flow path

优化前后不同叶高处离心压气机 S1 流面相对马赫数分布如图 14 所示。首先，优化方案显著改善了叶轮流道内流体流动状况：在 10% 叶高近轮毂区域，优化前后流场变化较小，相对马赫数分布均匀；在 50% 叶高位置，优化后主叶片中部的局部激波消失，且尾缘低能流体区域面积减小，直接降低了流动损失；在 90% 叶高近机匣区域，前缘激波区域面积明显缩小且峰值马赫数降低，尾缘低马赫数区域面积减小且位置后移。其次，优化方案改善了第一级径向扩压器内部流场：第一级径向扩压器叶根、叶中、叶尖处的叶片前缘激波

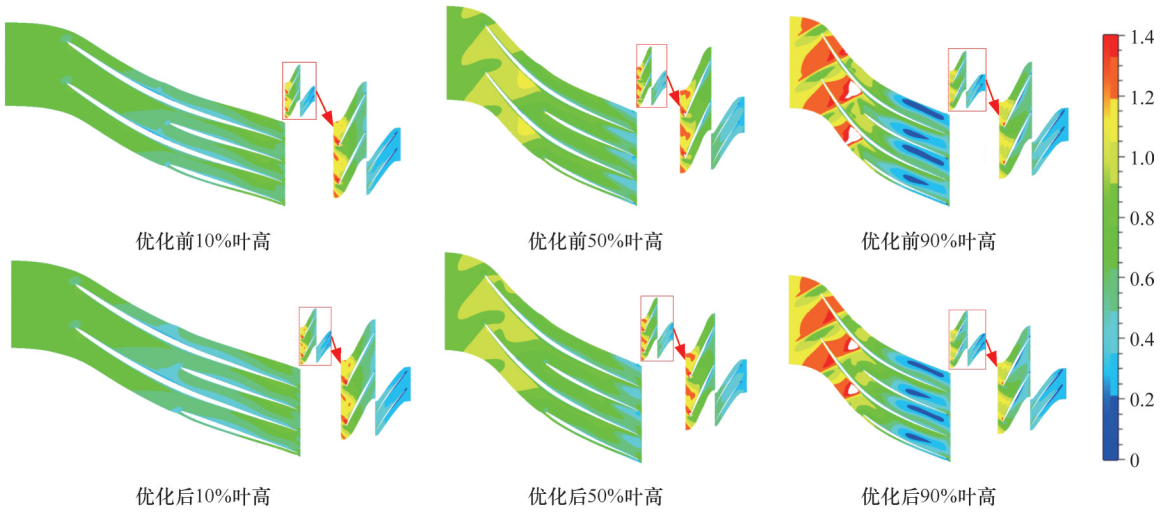


图14　不同叶高处相对马赫数分布

Fig.14　Relative mach number distribution at different spanwise positions

区域面积和峰值马赫数均有减小，降低了激波损失。最后，第二级扩压器优化前后流道内流动状况没有发生明显变化。综合来看，优化方案有效抑制了叶轮流道内的激波发展及低能流体聚集，同时降低了第一级径向扩压器叶片前缘的激波损失，有效提高了离心压气机性能。

图15所示为离心压气机优化前后叶轮和第一级径向扩压器出口的熵分布，可见叶轮和第一级扩压器内流动损失降低。首先，叶轮出口叶尖高熵值区域面积减小，表明优化方案抑制了叶轮叶尖泄漏流动，降低了流动损失；其次，叶轮出口相对高熵值区域面积减小，对应图14中叶轮流道内低能流体区域面积的减小，表明优化方案降低了叶轮流道内的流动损失；最后，第一级扩压器出口高熵值区域的面积和最大熵值的减小验证了优化方案可抑制扩压器尾迹损失和叶片压力面尾缘的流动分离损失。

图16为离心压气机优化前后叶轮主叶片和分流叶片的压力面极限流线图。对于主叶片，优化前后由前缘发出的极限流线均汇聚于叶尖附近的高熵区，该区域对应图14中相对马赫数分布中叶尖处的高马赫数区域，表明激波与叶尖泄漏流的耦合作用造成了极限流线汇聚，加剧了流动损失。优化后流线汇聚情况得到改善，说明叶尖激波、泄漏流动及其耦合作用有所减弱，从而降低了流动损失。此外，优化前叶片压力面前缘到尾缘的叶尖附近存在无极限流线且熵值较低的区域，可以推断出该区域叶尖泄漏流动排挤主流形成主导，而优化后叶片压力面叶尖前中部出现极限流线，表明叶片前中部区域叶尖附近的泄漏流动情况得到了改善。对于分流叶片，优化后叶片中部叶尖附近的极限流线汇聚情况得到改善，对应图14中相对马赫数分布中叶片流道内低能流体区域面积缩小，流动损失降低；压力面尾缘无极限流线区域缩小表明优化后分流叶片压力面尾缘的流

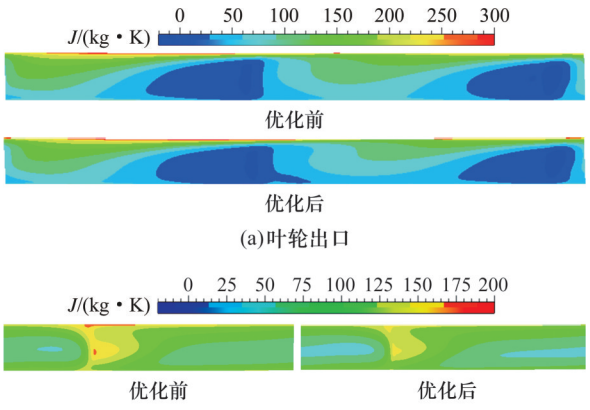


图15　叶轮和第一级扩压器出口熵分布对比

Fig.15　Comparison of entropy distribution at impeller and first-stage diffuser outlet

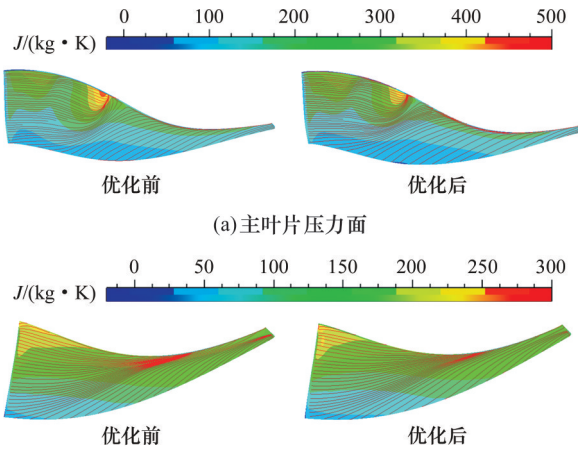


图16　叶轮主叶片和分流叶片压力面极限流线图

Fig.16　Limiting streamline pattern on pressure side of main and splitter blades

动分离得到了改善。综上，离心压气机优化有效抑制了叶轮流道内的激波损失、叶尖泄漏损失和分离损失，提高了整机气动性能。

4　结论

1)结合直接操纵自由变形(DFFD)参数化方法、预筛选代理模型辅助差分进化(Pre-SADE)优化算法和NUMECA并行计算搭建了离心压气机一体化气动优化平台，实现了对微型燃机高压比离心压气机流道、叶轮和两排扩压器的高效、精细化协同优化。

2)优化后的离心压气机在设计转速下的全工况性能显著提高，验证了优化平台的有效性，其中设计点等熵效率提高1.75%，质量流量增大1%，同时稳定工作流量范围扩大。该优化方法为高压比离心压气机高效、精细化气动优化提供了有效技术手段。

3)优化后离心压气机的叶轮和第一级径向扩压器流道内激波强度减弱，流动分离得到抑制，大幅降低了流动损失。

参考文献：

[1] MOUSSAVI TORSHIZI S A, HAJILOUY BENISI A, DURALI M. Numerical Optimization and Manufacturing of the Impeller of a Centrifugal Compressor by Variation of Splitter Blades[C]//ASME Turbo Expo 2016: Turbomachinery Technical Conference and Exposition. Seoul, 2016: V008T23A023.

[2] MA C, YANG Z, JIAO K, et al. Multi-objective Optimization of the Centrifugal Compressor Impeller in 130 kW PEMFC through Coupling SVM with NSGA-Ⅲ Algorithms [J]. International Journal of Green Energy, 2021, 18(13): 1383-1395.

[3] 梁璐，宫武旗，刘一彤，等. 采用免疫算法的离心压缩机叶轮多目标优化及性能分析[J]. 西安交通大学学报，2024，58(2)：56-65.
LIANG Lu, GONG Wuqi, LIU Yitong, et al. Multi-objective Optimization and Performance Analysis of Centrifugal Compressor Impeller Based on the Immune Algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(2): 56-65.

[4] 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.

[5] 陈颂，白俊强，孙智伟，等. 基于DFFD技术的翼型气动优化设计[J]. 航空学报，2014，35(3)：695-705.
CHEN Song, BAI Junqiang, SUN Zhiwei, et al. Aerodynamic Optimization Design of Airfoil Using DFFD Technique[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(3): 695-705.

[6] XIANG Hang, CHEN Jiang. 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.

[7] 袁超. 直接操作自由变形技术及神经网络模型在叶栅气动优化中的应用研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2020.
YUAN Chao. Applied Research on DFFD and Neural Network Model in Aerodynamic Optimization of Cascade[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.

[8] 冯佰威，岳朝欢，刘波，等. 改进的自由变形技术在船型优化中的应用[J]. 哈尔滨工程大学学报，2025，46(3)：401-409.
FENG Baiwei, YUE Chaohuan, LIU Bo, et al. Application of an Improved Free-form Deformation Technique in Hull Form Optimization[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2025, 46(3): 401-409.

[9] 贾志新，刘基盛，李威，等. 离心压气机额定工况下的叶片构型设计优化方法及装置：CN115270362B[P]. 2023-01-24.
JIA Zhixin, LIU Jisheng, LI Wei, et al. Blade Configuration Design Optimization Method and Device for Centrifugal Compressor under Rated Operating Conditions: CN115270362B[P]. 2023-01-24.

[10] EZHILSABAREESH K, RHEE S H, SAMAD A. Shape Optimization of a Bidirectional Impulse Turbine via Surrogate Models [J]. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 2018, 12(1): 1-12.

[11] JOLY M, SARKAR S, MEHTA D. Machine Learning Enabled Adaptive Optimization of a Transonic Compressor Rotor with Precompression [J]. Journal of Turbomachinery, 2019, 141(5): 051011.

[12] 陈挺，吴亚东，徐强. 2.5级压气机高亚音静叶多工况优化设计[J]. 热能动力工程，2025，40(4)：42-54.
CHEN Ting, WU Yadong, XU Qiang. Multi-condition Optimization Design of High-subsonic Stators of 2.5-stage Compressor[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(4): 42-54.

[13] 王睿，刘正先，李孝检，等. 增压器离心压气机多部件多目标耦合优化[J]. 内燃机学报，2025，43(2)：173-182.
WANG Rui, LIU Zhengxian, LI Xiaojian, et al. Multi-component and Multi-objective Coupling Optimization of Turbocharger Centrifugal Compressor[J]. Transactions of CSICE, 2025, 43(2): 173-182.

[14] 王天奇，陈江，向航，等. 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[J]. 中国机械工程，2025，36(10)：2171-2178.
WANG Tianqi, CHEN Jiang, XIANG Hang, et al. Aerodynamic Optimization of Radial Turbines Based on Surrogate Model of Pre-screened Strategies and DFFD Parameterization[J]. China Mechanical Engineering, 2025, 36(10): 2171-2178.

[15] 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.

[16] 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.

[17] CHENG J, YANG C, ZHAO S. A Phased Aerodynamic Optimization Method for Compressors Based on Multi-degrees-of-freedom Surface Parameterization [J]. Journal of Thermal Science, 2021, 30(6): 2071-2086.

（下转第2815页）