

车用燃料电池空压机叶轮多工况气动优化设计

肖军¹, 王艺达², 刘小民², 陈玉辉³, 张治平³

(1. 合肥通用机械研究院有限公司压缩机技术国家重点实验室, 230031, 合肥; 2. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安; 3. 珠海格力电器股份有限公司, 519070, 广东珠海)

摘要: 针对燃料电池离心空压机工况多变、过高压比导致燃料电池系统寄生功率过大的问题, 基于参数化建模、拉丁超立方抽样、径向基函数神经网络和多目标灰狼优化算法, 提出了多目标多工况带约束的燃料电池空压机叶轮气动优化设计方法, 自主开发数值程序实现了气动优化的完整设计流程。以某两级燃料电池离心空压机叶轮为优化对象, 采用拉丁超立方抽样获得叶轮关键设计变量的样本空间, 基于自主流场分析程序计算叶轮样本本对应的气动性能目标参数, 在此基础上运用神经网络程序建立流场分析代理模型, 以设计工况效率及非设计工况效率和压比为目标、设计压比为约束, 运用多目标灰狼算法程序进行了叶轮气动设计的多工况多目标全局寻优。计算结果表明, 拉丁超立方抽样实现了样本点在设计变量空间的均匀分布, 运用神经网络建立的代理模型能够准确描述设计变量与性能目标间的映射关系, 与流场计算所得性能目标的最大误差均小于1%, 寻优计算获得了设计压比约束下的最优效率及相应的叶轮型线, 优化后设计和非设计工况点的叶轮流场低速区减小、熵增降低, 两级叶轮设计工况点的等熵效率分别提高2.2%和2%, 非设计工况点的效率分别提高2.9%和2.2%。

关键词: 燃料电池; 空压机; 叶轮; 气动优化设计

中图分类号: V231.1 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202109005 **文章编号:** 0253-987X(2021)09-0039-10



OSID 码

Multi-Condition Aerodynamic Optimization of the Air Compressor Impeller Used in Fuel-Cell Vehicles

XIAO Jun¹, WANG Yida², LIU Xiaomin², CHEN Yuhui³, ZHANG Zhiping³

(1. National Key Laboratory of Compressor Technology, Hefei General Machinery Research Institute, Hefei 230031, China;

2. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

3. Gree Electric Appliances Inc. of Zhuhai, Zhuhai, Guangdong 519070, China)

Abstract: Aiming at variable working conditions and the problem of excessive parasitic power of fuel-cell system caused by over high pressure ratio of fuel-cell centrifugal compressor, a multi-objective and multi-condition aerodynamic optimal design method with constraints for fuel-cell air compressor impeller is proposed based on parametric design, Latin hypercube sampling, radial basis function neural network and multi-objective grey wolf optimization algorithm. The numerical programs are developed independently to realize the design process of aerodynamic optimization. Taking the impellers of a two-stage fuel-cell centrifugal air compressor as the optimization objects, Latin hypercube sampling is used to obtain the sample space of the key design variables of the impeller. Based on the internal code of flow-field analysis, the

收稿日期: 2021-04-22。 作者简介: 肖军(1979—), 博士, 研究员; 刘小民(通信作者), 男, 教授, 博士生导师。 基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2019YFB1504601)。

网络出版时间: 2021-05-28

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20210527.1725.004.html>

corresponding aerodynamic performance target parameters of the impeller samples are calculated. On this basis, the neural network program is used to establish the flow-field analysis surrogate model. Taking the efficiency of design point and the efficiency and pressure ratio of non-design point as objectives, and the design pressure ratio as constraint, the multi-objective grey wolf algorithm program is used to carry out the multi-condition and multi-objective aerodynamic optimization of impellers. The results show that the Latin hypercube sampling achieves the uniform distribution of sample points in the design variable space, and the surrogate model established by neural network can accurately describe the mapping relationship between the design variables and the performance targets, and the maximum error between the performance targets obtained by the surrogate model and flow-field calculation is less than 1%. The optimal efficiency and the corresponding impeller profile under the constraint of design pressure ratio are obtained by optimization calculation. After optimization, the low velocity region and entropy increment in the impeller flow field at the design and non-design operating points both reduced, and the isentropic efficiencies of the two impellers at the design operating point were increased by 2.2% and 2%, respectively, and the efficiencies of the two impellers at the non-design operating point were increased by 2.9% and 2.2%, respectively.

Keywords: fuel cell; air compressor; impeller; aerodynamic optimization design

燃料电池汽车是 21 世纪新能源汽车最具战略意义的突破口,车用燃料电池是离心压缩机应用的新领域。燃料电池离心空压机普遍具有超高转速小流量的特点,转速往往在数万转/分甚至 10 万转/分以上,其性能曲线十分陡峭,且动态变载的工况条件使压缩机性能剧烈变化。燃料电池离心空压机的优化设计对离心空压机和燃料电池系统的匹配十分重要,针对超高转速小流量的燃料电池离心空压机展开气动设计及其优化是值得关注的重要问题,对其展开深入研究具有重要的工程应用价值。

有关离心叶轮的优化设计已开展较多^[1-10],但针对燃料电池空压机叶轮的优化设计开展较少,万玉以 65 kW 燃料电池系统的离心空压机为对象,探讨了叶轮参数化模型对其气动性能的影响,采用 Kriging 近似模型对离心空压机进行了多工况优化设计^[11-12]。另一方面,国内外学者对叶轮型线气动优化的研究一般以等熵效率和压比为目标,而对于燃料电池系统,空压机过高的压比往往会造成燃料电池系统的寄生功率过大,少有以压比为约束条件的优化设计。此外,燃料电池空压机实际产品多采用两级结构,与此相应的叶轮优化设计尚未见开展。

由于流场的仿真计算耗时,通过采用代理模型,以近似计算代替流体仿真计算可极大程度降低寻优过程的计算时间。常用的近似模型包括响应面模型、BP 神经网络模型、支持向量机回归模型、Kriging 模型等^[13-16]。响应面模型和 Kriging 模型对高

维强非线性函数的拟合精度较差,支持向量回归机只适于单目标问题,且自由参数较多,而径向基函数神经网络模型具有最佳逼近、收敛速度快和克服局部极值的优良性能,且自由参数少^[17]。

为权衡燃料电池系统在不同工况下的性能,有必要对空压机多个工况同时寻优,而目前常规的多目标优化设计方法,包括遗传算法、粒子群优化算法、模拟退火算法、蚁群算法等,普遍存在计算收敛慢、容易陷入局部最优的问题^[18-21]。为此,有必要开展高效鲁棒且寻优性能优良的燃料电池离心空压机多工况优化设计方法研究。

基于上述问题,本文针对燃料电池空压机叶轮的气动优化,提出了多目标多工况带约束的优化设计方法,自主开发叶轮流场分析程序和优化设计程序,形成了从叶型参数化、流场计算、建立代理模型到智能寻优的完整优化设计链条。针对某两级燃料电池离心空压机叶轮,采用自主开发的程序,综合考虑设计及非设计工况点的需求,以效率为目标、压比为约束,对空压机叶轮展开了多工况气动优化设计,使空压机性能更符合车用条件下燃料电池动力系统的使用需求。

1 流场计算方法

基于多块结构化网格编制了有限体积流场分析程序,主方程和湍流方程的离散方法、多块网格间的数据交换具体可见文献^[22-23]。考虑到目前 PC

机和 workstation 已普遍使用多核多线程处理器,程序引入 OPENMP 共享内存并行编译技术,通过向程序中添加少量伪代码实现了单机多线程并行计算,显著减少了流场计算的时间成本。

进口边界给定总温、总压及来流湍流度,边界内点轴向速度外插;出口边界给定平均静压或流量,速度分量采用一维特征关系外插。对于径向扩压器,当背压较大时,出口边界可能出现局部倒流区域,此时使用下式设置出口倒流区域的总温

$$T_b^* = \frac{\sum_{v \cdot n > 0} (\rho v \cdot n T^* A)}{\sum_{v \cdot n > 0} (\rho v \cdot n A)} \quad (1)$$

式中: T^* 为总温; A 为网格面面积; $\sum_{v \cdot n > 0}$ 表示对出流的网格面求和。物面边界施加无滑移流动条件。

2 叶轮优化设计方法

2.1 叶型参数化及抽样策略

一般情况下,叶片型线及子午型线由几十个或更多数目的型线点坐标给出,直接对型线点进行优化必然导致工作量过大,因而必须对初始型线进行拟合及参数化处理。本文采用具有保凸性和光滑性的 Bezier 曲线来描述叶轮子午型线,将优化变量空间缩小到由有限的 Bezier 曲线控制点张成的子空间,大大减少了设计变量的数目。

一条 n 阶 Bezier 曲线定义为

$$\mathbf{R} = \sum_{j=0}^n \mathbf{P}_j B_{j,n}(t), \quad t \in [0,1] \quad (2)$$

式中: $\mathbf{R} \begin{bmatrix} x(t) \\ y(t) \end{bmatrix}$ 为 Bezier 曲线上的点; $\mathbf{P}_j \begin{bmatrix} x_j \\ y_j \end{bmatrix}$ 为控制曲线特征多边形的 $n+1$ 个控制点; $B_{j,n}(t) = C_n^j t^j (1-t)^{n-j}$ 为 Bernstein 基函数。

叶表型线采用 3 阶 Bezier 曲线拟合,子午型线采用 4 阶 Bezier 曲线拟合,如图 1 所示。机匣和轮毂子午型线的控制点各 5 个,叶顶和叶根表面型线的控制点各 4 个。优化设计时子午及叶表型线两端控制点固定,子午型线的第 2、第 4 控制点只在直线上移动,第 3 控制点可在子午平面自由移动,叶表型线的第 2、第 3 控制点只在直线上移动。按此设置,子午型线自由设计参数 8 个,叶表型线自由设计参数 4 个。设计参数的变化范围应考虑叶轮气动性能变化及几何造型对力学性能带来的影响,变化范围过小使寻优空间小、气动性能在原始值附近变化不大,变化范围过大使叶片过度扭曲,显著降低气动性

能和结构可靠性。具体可通过单参数改变试算气动性能数据,确定其变化范围。

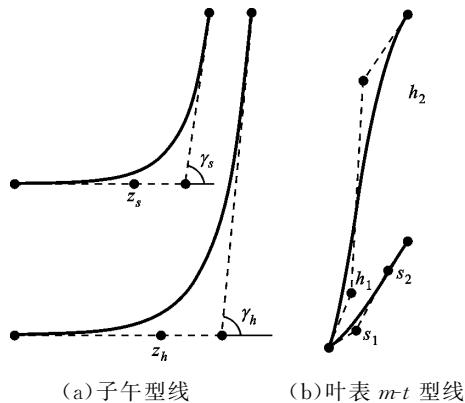


图 1 叶轮型线控制点

Fig. 1 Control points of impeller profile

抽样策略应使得样本能够尽量覆盖整个寻优空间,本文采用拉丁超立方抽样^[24]进行设计样本空间的生成。拉丁超立方抽样是一种分层随机抽样,将 N 维设计空间的每个因素分为 M 个概率相同的区间,从各区间随机选择一个值,每个因素的 M 个值和其他变量的值进行随机组合,总共抽取 M 个样本。该方法能够保证每一个变量范围的全覆盖,做到以较小的采样规模获得较高的采样精度。

2.2 径向基函数神经网络

离心叶轮的气动优化在寻优过程中需计算不同设计变量组合对应样本的气动性能,而通过 CFD 仿真进行流场计算的时间成本极高,为此需使用代理模型来近似流场仿真结果。本研究采用径向基函数 (RBF) 神经网络^[17]建立代理模型,RBF 神经网络能以任意精度逼近任意连续的非线性函数。

RBF 神经网络的输出为

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{w}_0 + \sum_{j=1}^c \mathbf{w}_j \phi(\|\mathbf{X} - \mathbf{V}_j\|) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{w}_j$ 为输出层权向量; $\mathbf{X}$ 为网络的输入; $\mathbf{V}_j$ 为隐藏层第 j 个节点的高斯函数中心; $\phi(\|\mathbf{X} - \mathbf{V}_j\|) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{V}_j\|^2}{\sigma_j^2}\right)$, σ_j^2 为第 j 个节点的方差。各 $\mathbf{V}_j$ 对应的 σ_j 使不同输入信息能被不同的隐层神经元最大程度反映出来。

定义代价函数 $E = 1/2 \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^M (y_{ik} - \hat{y}_{ik})^2$, y_{ik} 为第 k 个样本的第 i 维期望输出值。使用监督学习算法训练得到 $\mathbf{V}_j$ 、 σ_j^2 及 $\mathbf{w}_j$, 这样神经网络的自由参数仅有一个,即隐藏层神经元数目。为使目标函数最小化,训练迭代过程中各参数的修正量与其负梯

度成正比

$$\left. \begin{aligned} \Delta w_j &= -\eta \nabla_{w_j} E \\ \Delta V_j &= -\eta \nabla_{V_j} E \\ \Delta \sigma_j^2 &= -\eta \nabla_{\sigma_j^2} E \end{aligned} \right\}$$

(4)

式中 η 为学习率。

2.3 多目标灰狼优化算法

灰狼算法中,按类似于灰狼的等级制度将每代群体分为 α 、 β 、 δ 、 ω 共 4 组,前 3 组代表适应度最好的 3 组,其余个体被划分到 ω 组, ω 组根据前 3 组的信息向着目标搜索。当前最优的 3 个解记为 α 狼、 β 狼和 δ 狼,其他个体通过 3 只头狼的引导来围捕猎物^[25]。算法过程如下

$$\left. \begin{aligned} D_\alpha &= |C_1 \cdot X_\alpha(t) - X(t)| \\ D_\beta &= |C_2 \cdot X_\beta(t) - X(t)| \\ D_\delta &= |C_3 \cdot X_\delta(t) - X(t)| \end{aligned} \right\}$$

(5)

$$X(t+1) = (X_\alpha(t) - A_1 \cdot D_\alpha + X_\beta(t) - A_2 \cdot D_\beta + X_\delta(t) - A_3 \cdot D_\delta) / 3$$

(6)

$$A = 2a \cdot r_1 - a; \quad C = 2r_2$$

(7)

式中: X 代表灰狼的位置; a 代表收敛因子,其值随迭代次数的增加由 2 下降到 0; r_1 和 r_2 每一维均为 $[0,1]$ 上的随机数。

为将灰狼算法应用于多目标优化问题,在灰狼算法中引入外部种群,用于存储非支配最优解^[26]。采用领导者选择策略,从外部种群中选择捕食过程中的领导者 α 狼、 β 狼及 δ 狼,具体实现如图 2 所示。更新外部种群时,若外部种群已满,则在最拥挤组中删除个体,然后向不拥挤组中添加,若任一新添加的个体落在外部种群的超立方之外,则更新外部种群分组网格以包括该个体。

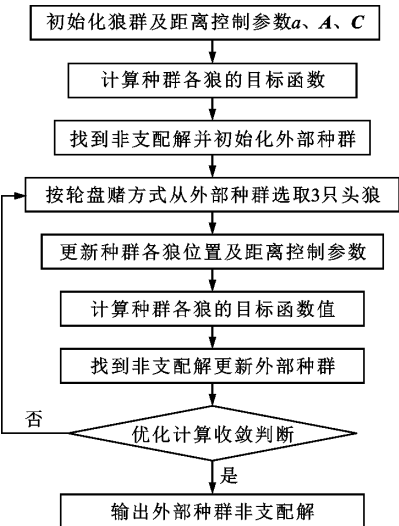


图 2 多目标灰狼算法流程

Fig. 2 Flow chart of multi-objective grey wolf algorithm

2.4 多工况多目标优化设计

本文对设计工况和非设计工况同时进行寻优,优化目标包括等熵效率及压比,并对设计工况的压比作不等式约束。优化问题可描述为

$$\left. \begin{aligned} \max \eta_{is,des}(X); \quad \max \eta_{is,off}(X) \\ \epsilon_{t,des}(X) \geq \epsilon_d; \quad \max \epsilon_{t,off}(X) \end{aligned} \right\}$$

(8)

式中: X 为设计变量; η_{is} 为等熵效率; ϵ_t 为总压比; 下标 des 和 off 表示设计工况和非设计工况; ϵ_d 为给定设计压比。使用罚函数法将设计工况的约束优化问题转为如下的无约束优化问题

$$\left. \begin{aligned} \max \phi_{des}(X) \\ \phi_{des}(X) = \eta_{is,des}(X) - \mu \max(0, \epsilon_d - \epsilon_{t,des}(X)) \end{aligned} \right\}$$

(9)

式中: ϕ_{des} 为目标函数; μ 为惩罚系数。

离心空压机叶轮优化设计的具体流程如图 3 所示,优化结束后对最优解对应型线进行 CFD 场计算,若目标性能与代理模型预测的结果差距较大,则将其加入样本集构建新的代理模型,进一步提高预测精度。

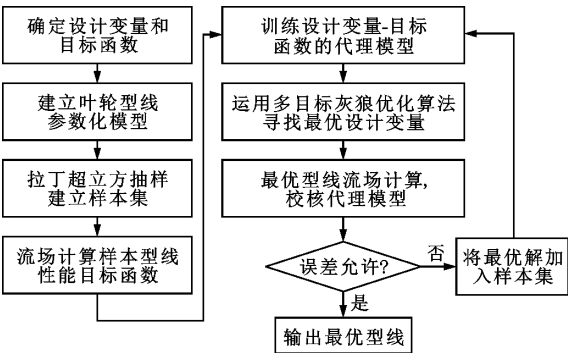


图 3 离心空压机叶轮优化设计流程

Fig. 3 Optimal design of centrifugal air compressor impeller

3 优化结果及讨论

3.1 优化对象及其流场计算

以某两级燃料电池离心空压机为研究对象,开展优化设计工作。该空压机的样机结构如图 4 所示,为高速电机同轴直驱结构。根据设计方案,每级空压机叶轮均有 8 个主叶片和 8 个分流叶片,几何参数和设计工况性能如表 1 所示。

压缩机两级采用相同的网格拓扑结构和参数设置。第一级叶轮及其计算网格如图 5 所示,计算域由 14 块 H 型网格拼接构成,网格点数为 1 245 262。使用自主开发的流场分析程序(程序验证算例见文献[22-23])对空压机两级叶轮流场进行了建模和计算。计算设置对流项离散采用二阶迎风格式,湍流模型采用 S-A 模型,离开物面第一层网格满足 $y^+ \leq 5$ 。

表 1 离心空压机样机几何及气动性能参数

Table 1 Geometric and aerodynamic performance parameters of the centrifugal air compressor prototype

参数	数值	
	一级叶轮	二级叶轮
进口轮毂直径/mm	12	12
进口轮罩直径/mm	39.2	35.4
轮缘直径/mm	70	70
叶片出口宽度/mm	3.70	3.08
出口几何角/(°)	56.0	63.5
无叶扩压器出口直径/mm	118	120
设计压比	1.8	1.7
设计转速/(10 ⁴ r · min ⁻¹)	9	9
设计流量/(kg · s ⁻¹)	0.13	0.13

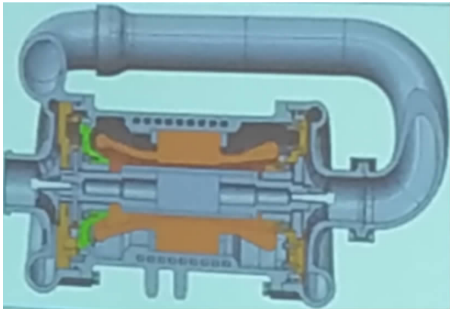


图 4 两级燃料电池空压机结构示意图

Fig. 4 Structure diagram of the two-stage fuel-cell air compressor

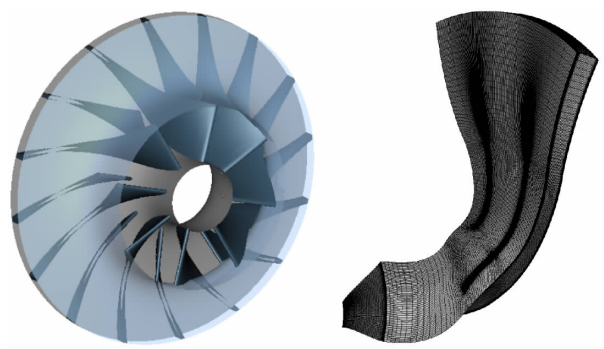
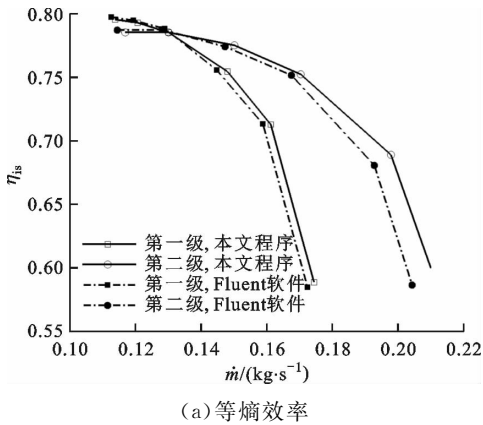


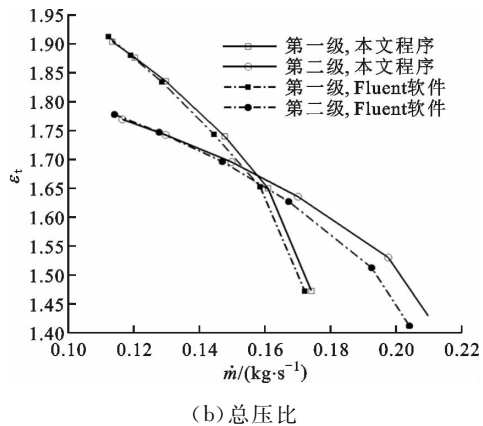
图 5 空压机叶轮及计算网格(第一级)

Fig. 5 Aerodynamic profile and computational grid of air compressor (1st stage)

通过调节出口背压改变计算工况。根据设计参数,计算设定一级叶轮进口总温 293.15 K、总压 101.3 kPa,二级叶轮进口总温 363.15 K、总压 172 kPa。图 6 为计算得到的两级叶轮性能曲线对比,显见程序计算的效率和压比与主流商业软件的结果非常接近,按同样流量插值估算,两者计算的效率和压比最大误差均显著小于 5%。在设计流量附近程序与软



(a) 等熵效率



(b) 总压比

图 6 两级叶轮性能曲线对比

Fig. 6 Comparisons of performance curves

件结果的差异较小,在近堵塞工况时略偏大。数值计算的对比结果说明本文程序可用于进一步优化设计的气动性能计算。

3.2 优化设计过程分析

叶轮型线控制点的选取需要在拟合精度和数值计算成本间进行平衡。根据对叶轮流场的初步分析,叶轮出口斜流对提升压比不利,即子午型线出口倾角对气动性能有显著影响,应作为优化设计的关键设计变量,并考虑到在子午面内气体存在由轴向到径向的速度转向,曲率变化对流场影响较大,故选取机匣和轮毂子午型线第 3 与第 5 控制点构成直线的倾角 γ_s 和 γ_h 、第 2 控制点在第 1 与第 3 控制点构成直线的相对轴向位置 z_s 和 z_h 为设计变量,如图 1a 所示。对于叶顶和叶根表面型线,选取流向位置 s_1 、 s_2 、 h_1 和 h_2 为设计变量,如图 1b 所示,加上叶顶和叶根进口几何角 β_{1s} 和 β_{1h} 、叶片出口几何角 β_2 ,共 7 个设计变量,这样叶轮气动型线的设计变量为 11 个。根据单设计变量对气动性能影响的初步计算分析,使压比在设计值附近浮动 $\pm 5\%$ 以内的水平,以确定设计变量空间的边界。对于第一级叶轮

$$\left. \begin{aligned} z_s &\in [0.4, 0.8]; \quad z_h \in [0.4, 0.8] \\ \gamma_s &\in [80, 90]; \quad \gamma_h \in [85, 90] \\ s_1 &\in [0.1, 0.2]; \quad s_2 \in [0.65, 0.8] \\ h_1 &\in [0.1, 0.2]; \quad h_2 \in [0.75, 0.85] \\ \beta_{1s} &\in [25, 35]; \quad \beta_{1h} \in [60, 70]; \quad \beta_2 \in [45, 60] \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

对于第二级叶轮, $\beta_2 \in [50, 65]$, 其他同上。

采用拉丁超立方抽样方法, 建立叶轮型线设计变量的 11 因素 50 水平的样本空间。以第一级叶轮型线的 50 个样本为例, 因素 h_1 和 h_2 形成的样本分布如图 7a 所示, 因素 z_h 和 z_s 形成的样本空间如图 7b 所示, 显见样本点在子空间各个区域的分布比较均匀。样本点在其他因素张成的子空间同样呈现了均匀分布的全覆盖状态。

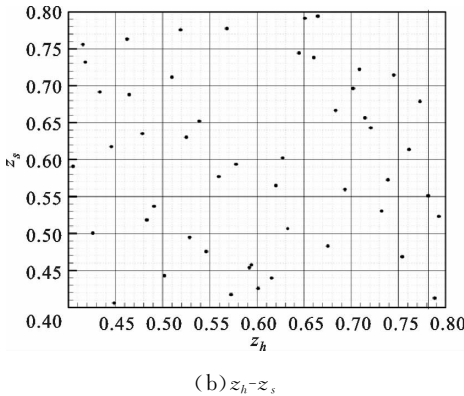
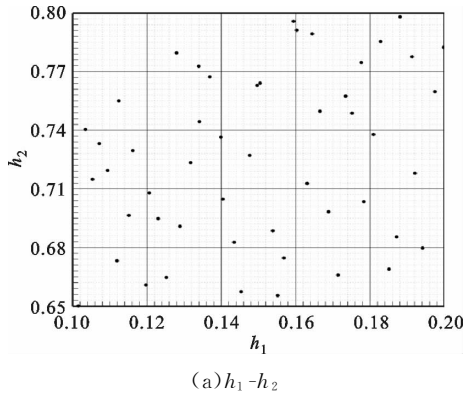
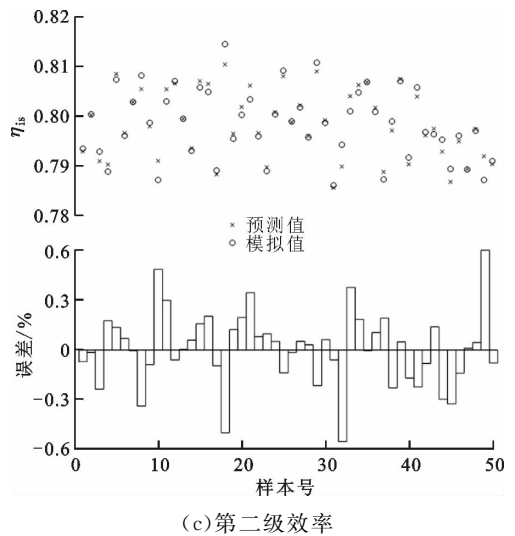
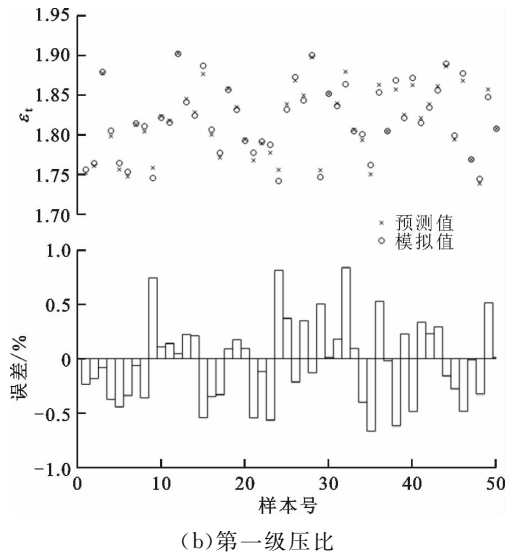
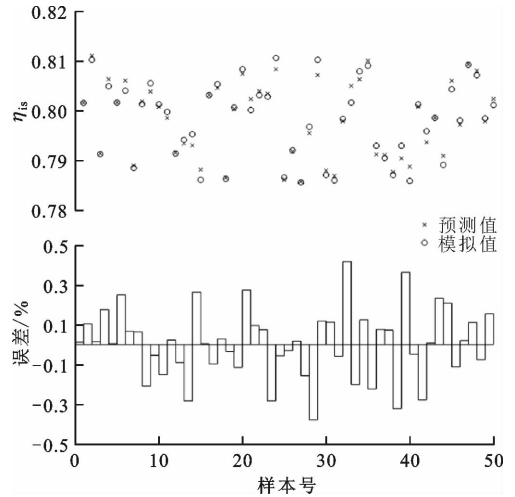


图 7 50 水平的样本分布(第一级叶轮型线)

Fig. 7 50-level sample distributions (impeller profile of 1st stage)

分别对两级叶轮的设计变量空间抽样, 获得各 50 个样本点并进行 CFD 流场计算, 获得各样本在设计工况下的效率及压比, 运用 2.2 节所述 RBF 神经网络代理模型进行训练, 将 11 个设计变量的样本值作为代理模型的输入参数, 设计工况的效率和压比作为代理模型的输出参数。使用 10 折交叉验证

法进行训练和测试, 用 10 次训练的平均误差评估代理模型的预测精度。如图 8 所示, RBF 神经网络建立的代理模型精度较高, 第一级效率及压比、第二级



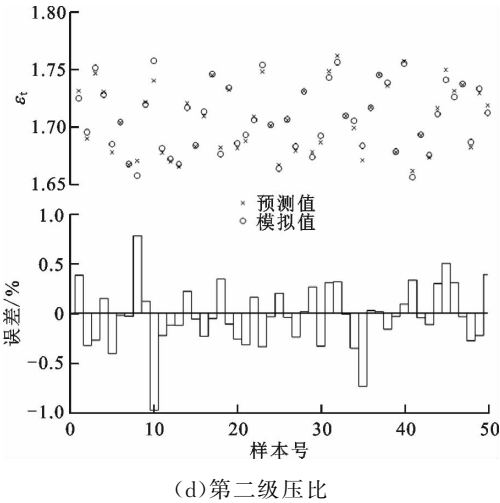


图 8 代理模型预测精度

Fig. 8 Prediction accuracy of surrogate model

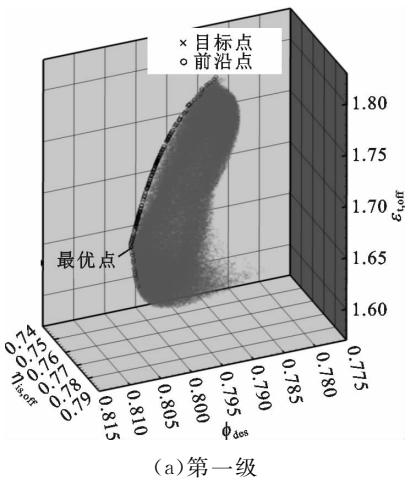
效率及压比的最大误差分别为 0.42%、0.84% 和 0.6%、0.97%，说明代理模型能够比较准确地描述设计变量与目标函数间的映射关系。

为使空压机在设计工况附近的流量范围具有较高的效率，定义设计转速、流量 0.15 kg/s 时对应的工况为优化设计考虑的非设计工况，并进行样本集 CFD 计算和代理模型训练。为确保燃料电池空压机达到排气压力，约束设计工况的压比不低于表 1 中设计压比。具体地，对第一级叶轮，包含约束值条件的优化问题表述如下

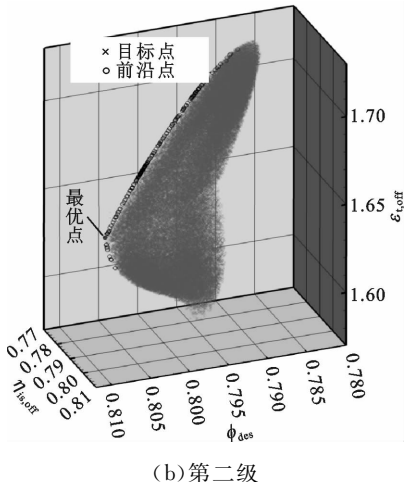
$$\left. \begin{aligned} &\max \eta_{is,des}(\mathbf{X}); \quad \max \eta_{is,off}(\mathbf{X}) \\ &\epsilon_{t,des}(\mathbf{X}) \geq 1.8; \quad \max \epsilon_{t,off}(\mathbf{X}) \\ &\mathbf{X} = (z_s, z_h, \gamma_s, \gamma_h, s_1, s_2, h_1, h_2, \beta_{1s}, \beta_{1h}, \beta_2) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

对于第二级叶轮设计， $\epsilon_{t,des}(\mathbf{X}) \geq 1.7$ 。设计变量 $\mathbf{X}$ 的取值范围已由式(10)给出。

采用多目标灰狼算法进行设计变量寻优，设定初始种群数为 100，外部种群数为 200，最大迭代次数为 300。目标函数 ϕ_{des} 、 $\eta_{is,off}$ 和 $\epsilon_{t,off}$ 的离散点分布及寻优计算得到的 Pareto 前沿如图 9 所示，由图可知 3 个目标无法同时达到最优。对于第一级叶轮， $\epsilon_{t,off}$ 大于 1.693 时， ϕ_{des} 和 $\eta_{is,off}$ 可同时增大，当 $\epsilon_{t,off}$ 低于 1.693 时 ϕ_{des} 减小。对于第二级叶轮， $\epsilon_{t,off}$ 大于 1.647 时， ϕ_{des} 和 $\eta_{is,off}$ 可同时增大，当 $\epsilon_{t,off}$ 低于 1.647 时 ϕ_{des} 减小。与 $\epsilon_{t,off}$ 为 1.693 和 1.647 对应的 $\epsilon_{t,des}$ 分别为 1.8 和 1.7，均为约束值。考虑到燃料电池空压机压比过大会导致较高的寄生功率，本文优化设计更关注空压机的效率，最终取 $\epsilon_{t,off}$ 为 1.693 和 1.647 对应的设计点为最优设计点，如图 9 和图 10 中所示。图 10 给出了图 9 中的 Pareto 前沿点对应



(a) 第一级



(b) 第二级

图 9 多目标优化的 Pareto 前沿

Fig. 9 Pareto frontier of multi-objective optimization

的性能数据，可见在第一、第二级叶型最优设计点处， $\epsilon_{t,des}$ 分别为约束值 1.8 和 1.7， $\eta_{is,des}$ 分别为 80.96% 和 80.97%。

对最优设计点的性能数据进行 CFD 计算校核，

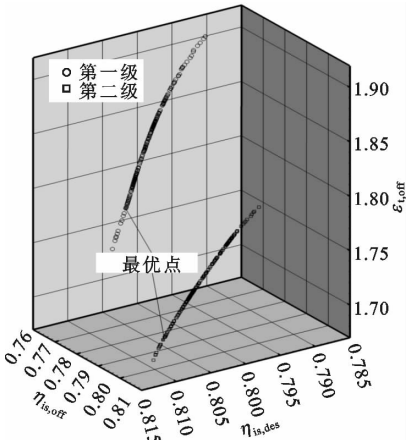


图 10 Pareto 前沿的性能数据

Fig. 10 Performance data of Pareto frontier

与基于代理模型的优化结果比较,如表 2 所示。各项误差均在 1% 以内,表明基于代理模型的叶型优化设计结果具有较高的精度。

表 2 最优点性能的精度校核

Table 2 Accuracy check of performance data

叶轮级数	算法	$\eta_{is,des}/\%$	$\epsilon_{t,des}$	$\eta_{is,off}/\%$	$\epsilon_{t,off}$
第一级	代理模型	80.96	1.80	78.30	1.693
	CFD	80.80	1.81	78.19	1.681
	误差/%	0.20	0.54	0.14	0.71
第二级	代理模型	80.97	1.700	80.29	1.647
	CFD	80.58	1.711	79.88	1.640
	误差/%	0.48	0.65	0.51	0.43

第一级叶轮的原始型线和优化型线如图 11 所示,优化后叶片入口角变化较小,出口几何角 β_2 由 56° 减小至 50.2° ,后弯程度增大可改善叶轮流道出口分离,使叶轮气动效率提高。优化后子午型线出口由轻微斜流转为基本径向,轮毂出口倾角 γ_h 成 90° ,流道拐弯有所延迟,且转向后的流道面积更大,使流场扩压和速度变化更为平缓。第二级叶轮优化型线相对原始型线的变化规律与第一级叶轮相同,其中 β_2 由 63.5° 减小至 53.1° 。 β_2 减小可改善叶片吸力面的流动分离,在一定程度上提升效率,但 β_2 减小不利于提升压比,过低的 β_2 无法实现设计压比的约束。进口几何角 β_1 决定了进气冲角和进气损失。 γ_s 和 γ_h 反映叶轮出口的斜流程度,对压比结果有显著影响,这两个参数与 z_s 和 z_h 共同决定了子午流道拐弯位置及拐弯处型线曲率,通过改变流场分布对叶轮效率和压比同时产生影响。叶表型线设计变量 s_1 、 s_2 、 h_1 、 h_2 和 β_1 、 β_2 一起决定了叶轮的载荷分布、扩压和损失特性。各叶型设计变量耦合影响着叶轮气动性能,其间不存在显式关联性,优化型线对气动性能的提升机制应结合流场结果进行分析。

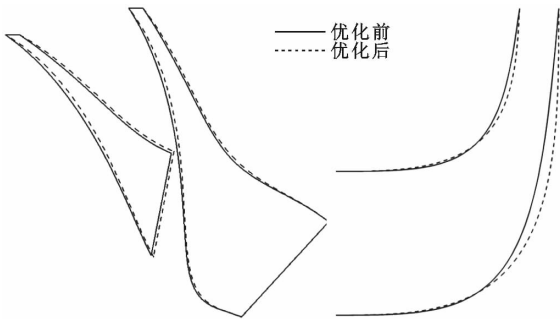
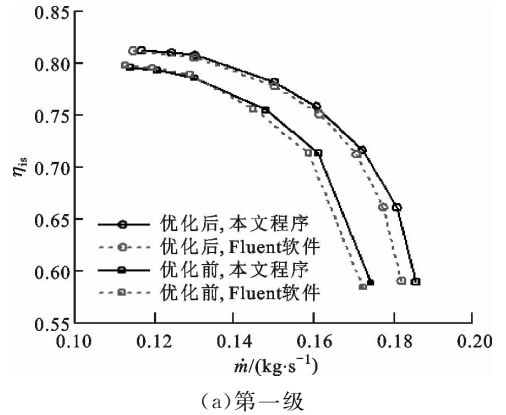


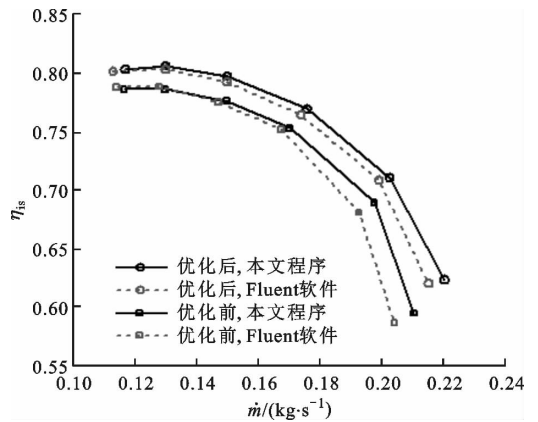
图 11 优化叶型与初始叶型对比(第一级)

Fig. 11 Comparison of optimized profile and initial profile (1st stage)

计算得到优化前后两级叶轮的效率曲线如图 12 所示,优化后各级的效率在全流量范围内都得到了显著提高,采用本文程序计算,设计流量点两级叶轮的等熵效率分别提高 2.2% 和 2%,非设计流量点效率分别提高 2.9% 和 2.2%,Fluent 软件计算得到的效率曲线体现了相近幅度的效率提升,两种计算手段均反映出优化型线提升效率的趋势。另一方面,优化后工况范围得到拓宽,堵塞点流量增大。



(a) 第一级



(b) 第二级

图 12 优化前后各级叶轮效率曲线对比

Fig. 12 Comparison of efficiency curves before and after optimization

图 13 所示为第一级叶轮流道在设计流量点 85% 叶高位置处优化前后的相对速度分布,优化前原型叶轮的流道后部有大片低速流动区域,优化后叶轮出口角减小,降低了流道扩压程度,改善了吸力面流动,使流道后部流速增大,吸力面附近低速区显著减小。图 14 所示为第一级叶轮流道在非设计流量点 85% 叶高位置处优化前后的熵分布,可见优化后流道后半部的熵增显著减小,低速流动区和熵的减小表明优化后叶轮流场得到改善,因而等熵效率提高。第二级叶轮优化前后的流场变化情况相近,此处不再赘述。

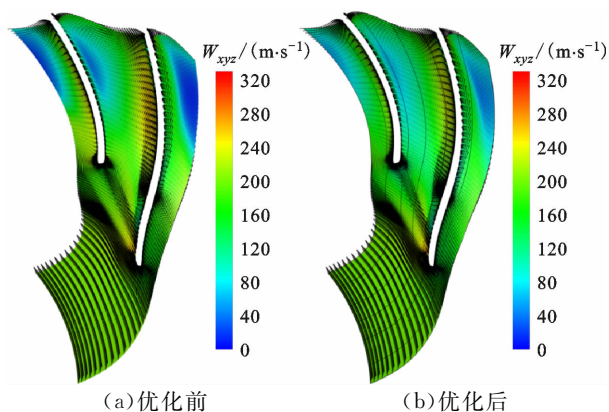


图 13 第一级叶轮优化前后在设计点 85% 叶高处的相对速度分布

Fig. 13 Velocity distributions of 1st stage impeller before and after optimization (design point, 85% blade height)

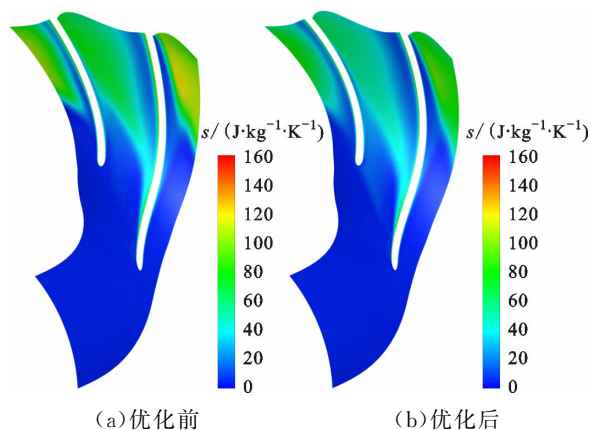


图 14 第一级叶轮优化前后在非设计点 85% 叶高处的熵分布

Fig. 14 Entropy distributions of 1st stage impeller before and after optimization (non-design point, 85% blade height)

4 结 论

(1) 结合参数化建模、拉丁超立方抽样、径向基函数神经网络及多目标灰狼优化算法,提出了多目标多工况带约束的智能优化设计方法,实现了某两级燃料电池空压机叶轮气动型线智能寻优的完整设计流程。

(2) 拉丁超立方抽样实现了样本点在设计变量空间的均匀分布。RBF 神经网络建立的代理模型能够准确描述设计变量与目标函数间的映射关系。

(3) 根据寻优计算得到的 Pareto 前沿,获得了设计压比约束下的最优效率。优化后子午型线出口倾角增大、叶片出口角减小,叶轮通道低速流动区域

减小、熵增降低。

(4) 考虑设计转速下的设计流量和非设计流量工况进行两级叶轮的优化,以提升设计点附近区域的性能。多工况优化使两级叶轮在设计流量点的效率提高 2.2% 和 2%,非设计流量点的效率提高 2.9% 和 2.2%。

本文提出的方法和自主开发的程序可为高性能燃料电池离心空压机的优化设计提供技术支撑。

参考文献:

- [1] 左曙光, 韦开君, 吴旭东, 等. 采用 Kriging 模型的离心压缩机叶轮多目标参数优化 [J]. 农业工程学报, 2016, 32(2): 77-83.
ZUO Shuguang, WEI Kaijun, WU Xudong, et al. Multi-objective parameter optimization of centrifugal compressor impeller with Kriging model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(2): 77-83.
- [2] 张良, 许思传, 万玉. PEM 燃料电池用空压机多参数多目标优化 [J]. 电源技术, 2016, 40(1): 81-83.
ZHANG Liang, XU Sichuan, WAN Yu. Multi-objective and multi-parameter optimization for centrifugal compressor used in PEM fuel cells [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2016, 40(1): 81-83.
- [3] 王文杰, 袁寿其, 裴吉, 等. 基于 Kriging 模型和遗传算法的泵叶轮两工况水力优化设计 [J]. 机械工程学报, 2015, 51(15): 53-58.
WANG Wenjie, YUAN Shouqi, PEI Ji, et al. Two-point hydraulic optimization of pump impeller based on Kriging model and neighborhood cultivation genetic algorithm [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(15): 53-58.
- [4] 罗明, 左志涛, 李弘扬, 等. 基于 BP 人工神经网络的离心压机叶轮多目标优化设计方法 [J]. 航空动力学报, 2016, 31(10): 2424-2431.
LUO Ming, ZUO Zhitao, LI Hongyang, et al. Multi-objective optimization design of centrifugal compressor impeller based on BP artificial neural work [J]. Journal of Aerospace Power, 2016, 31(10): 2424-2431.
- [5] 孙晓东, 韩万金. 压气机叶片多工况气动优化设计研究 [J]. 汽轮机技术, 2010, 52(1): 24-26.
SUN Xiaodong, HAN Wanjin. The study of multiple loading conditions optimization design of the blade of transonic compressor [J]. Turbine Technology, 2010, 52(1): 24-26.
- [6] 刘小民, 张文斌. 采用遗传算法的离心叶轮多目标自动优化设计 [J]. 西安交通大学学报, 2010, 44(1): 31-35.

- LIU Xiaomin, ZHANG Wenbin. Multi-objective automatic optimization design of centrifugal impeller based on genetic algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(1): 31-35.
- [7] WANG X F, XI G, WANG Z H. Aerodynamic optimization design of centrifugal compressor's impeller with Kriging model [J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy, 2006, 220(6): 589-597.
- [8] HA K K, KANG S H. An optimization method for centrifugal compressor design using the surrogate management framework [C]// Proceedings of the ASME-JSME-KSME 2011 Joint Fluids Engineering Conference. New York, USA: ASME, 2011: 1-6.
- [9] GUO Shuai, DUAN Fei, TANG Hui, et al. Multi-objective optimization for centrifugal compressor of mini turbojet engine [J]. Aerospace Science and Technology, 2014, 39(1): 414-425.
- [10] KHALFALLAH S, GHENAIET A, BENINI E, et al. Surrogate-based shape optimization of stall margin and efficiency of a centrifugal compressor [J]. Journal of Propulsion and Power, 2015, 31(6): 1-14.
- [11] WAN Y, GUAN J, XU S. Improved empirical parameters design method for centrifugal compressor in PEM fuel cell vehicle application [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(8): 5590-5605.
- [12] 万玉, 许思传, 张良. 燃料电池车用离心叶轮型线参数化及多工况优化 [J]. 同济大学学报, 2017, 45(1): 98-108.
- WAN Yu, XU Sichuan, ZHANG Liang. Multi-operating condition optimal design of centrifugal impeller for fuel cell vehicle application based on parameterization of impeller profile [J]. Journal of Tongji University, 2017, 45(1): 98-108.
- [13] MONTGOMERY D C. Design and analysis of experiments [M]. 9th ed. Berlin, Germany: Wiley, 2017.
- [14] YAMADA K, KAMI H, TSUKUMO J, et al. Handwritten numeral recognition by multilayered neural network with improved learning algorithm [C]// International 1989 Joint Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1989: 259-266.
- [15] SMOLA A J, SCHÖLKOPF B. A tutorial on support vector regression [J]. Statistics and Computing, 2004, 14(3): 199-222.
- [16] 韩忠华. Kriging 模型及代理优化算法研究进展 [J]. 航空学报, 2016, 37(11): 3197-3225.
- HAN Zhonghua. Kriging surrogate model and its application to design optimization: a review of recent progress [J]. Acta aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(11): 3197-3225.
- [17] BIANCHINI M, FRASCONI P. Learning without local minima in radial basis function networks [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 6(3): 749-756.
- [18] DEB K. Multi-objective optimization using evolutionary algorithms [M]. Berlin, Germany: Wiley, 2002.
- [19] MOSTAGHIM S, TRAUTMANN H, MERSMANN O. Preference-based multi-objective particle swarm optimization using desirabilities [C]// 11th International Conference on Parallel Problem Solving from Nature. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2010: 101-110.
- [20] LI H, SILVA D L. Evolutionary multi-objective simulated annealing with adaptive and competitive search direction [C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2008: 3311-3318.
- [21] 池元成, 蔡国标. 基于蚁群算法的多目标优化 [J]. 计算机工程, 2009, 35(15): 168-169.
- CHI Yuancheng, CAI Guobiao. Multi-objective optimization based on ant colony algorithm [J]. Computer Engineering, 2009, 35(15): 168-169.
- [22] 肖军, 赵远扬, 王乐. 湍流方程扩散项离散对某径向叶轮流场计算的影响 [J]. 航空动力学报, 2014, 29(1): 153-160.
- XIAO Jun, ZHAO Yuanyang, WANG Le. Influence of discretization of turbulence equation diffusion terms on flow field computation of a radial impeller [J]. Journal of Aerospace Power, 2014, 29(1): 153-160.
- [23] 肖军, 赵远扬, 王乐. 离心叶轮流场对进口压力脉冲的响应分析 [J]. 推进技术, 2013, 34(11): 1482-1492.
- XIAO Jun, ZHAO Yuanyang, WANG Le. Analysis of flow response to centrifugal intake pressure pulse in an impeller [J]. Journal of Propulsion Technology, 2013, 34(11): 1482-1492.
- [24] MCKAY M D, BECKMAN R J, CONOVER W J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code [J]. Technometrics, 1979, 21(2): 239-245.
- [25] SEYEDALI M, SEYED M M, ANDREW L. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [26] SEYEDALI M, SHAHRZAD S, SEYED M M, et al. Multi-objective grey wolf optimizer: a novel algorithm for multi-criterion optimization [J]. Expert Systems with Applications, 2016, 47: 106-119.

(编辑 荆树蓉)