

采用免疫算法的离心压缩机叶轮 多目标优化及性能分析

梁璐, 宫武旗, 刘一彤, 王芳

(西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为进一步探索高性能离心压缩机的优化设计方法,以某气浮轴承离心制冷压缩机叶轮为研究对象,结合多层前向神经网络,发展了基于非支配近邻免疫算法的叶轮多目标优化策略。首先,采用免疫算法优化神经网络的隐含层结构,以提升其作为代理模型的非线性逼近能力;其次,以近喘振点、设计点、近堵塞点的多变效率最大为优化目标,采用免疫算法进行叶轮全工况性能寻优,并通过数值仿真对优化前、后叶轮的气动性能及流动特性进行了对比分析。仿真结果表明:采用免疫算法进行优化后,叶轮在近喘振点、设计点、近堵塞点的多变效率分别提高了1.8%、1.9%、4%,稳定运行工况范围明显拓宽;对比流场后发现,在90%叶高处,主叶片和分流叶片载荷从前缘至尾缘均明显增加,叶片做功能力增大;分流叶片进口倾角减小使得叶片进口冲击损失降低,流道内泄漏流与主流掺混现象明显减弱,叶轮内部流动更加均匀。研究结果验证了所提多目标优化策略的有效性。

关键词: 离心制冷压缩机;多层前向神经网络;非支配近邻免疫算法;气动性能;多目标优化

中图分类号: TK05 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202402006 **文章编号:** 0253-987X(2024)02-0056-10

Multi-Objective Optimization and Performance Analysis of Centrifugal Compressor Impeller Based on the Immune Algorithm

LIANG Lu, GONG Wuqi, LIU Yitong, WANG Fang

(School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In order to further explore the optimal design of high-performance centrifugal compressor, taking the impeller of a centrifugal refrigeration compressor with air bearing as the research object, combined with the multilayer BP neural network, a multi-objective impeller optimization strategy based on the nondominated neighbor immune algorithm is developed. Firstly, the hidden layer structure of the neural network is optimized using the immune algorithm, aiming to improve the nonlinear approximation ability of the neural network as a surrogate model. Secondly, the immune algorithm is applied to optimize the performance of impeller under all operating conditions with the polytropic efficiency of near surge point, design point and near choke point as the optimization target. The aerodynamic performance and internal flow characteristics of the impeller before and after the optimization are compared and analyzed through numerical simulation.

收稿日期: 2023-03-23。 作者简介: 梁璐(1998—),女,博士生;宫武旗(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家科技重大专项资助项目(2017-V-0012-0064)。

网络出版时间: 2023-07-27 网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms2/detail/61.1069.T.20230727.0914.004.html>

The simulation results show that after the optimization based on the immune algorithm, the polytropic efficiency of the impeller increases by 1.8%, 1.9% and 4% at the near surge point, design point and near choke point, respectively, indicating that the stable operating range of impeller is widened. The flow field analysis shows that the loads distributed from LE to TE of the main blade and the splitter blade at 90% span increase obviously after the optimization, which reflects improved work capacity of the impeller. The shock loss decreases because of the reduced inclination angle of the splitter blade. The mixing phenomenon between the leakage flow and main flow in the passage is obviously weakened, and the flow field is more uniform, which verifies the effectiveness of the proposed multi-objective optimization strategy.

Keywords: centrifugal refrigeration compressor; multilayer back-propagation neural network; nondominated neighbor immune algorithm; aerodynamic performance; multi-objective optimization

为满足我国对高转速化节能型流体机械的产品需求,提高离心压缩机气动效率及拓宽其稳定运行的工况范围一直是该领域的重要研究课题之一^[1]。随着计算流体力学和优化理论不断发展,优化设计方法逐渐被应用到离心叶轮的气动设计中,在降低试验成本的同时极大缩短了叶轮的研发周期。由于离心压缩机流道构型复杂,流场数值计算耗时,传统优化设计往往局限在对单一结构参数的改进,例如叶片出口直径、尾缘倾角^[2]、叶片数^[3-4]、叶片厚度^[5-6]、叶顶间隙^[7]等,较少涉及多参数之间的耦合作用;而且,离心压缩机叶轮构型控制参数之间是否匹配对其性能的影响较为复杂。因此,研究高效的离心叶轮多目标优化设计方法,对于提高离心压缩机气动性能和满足制冷设备系统要求均具有重要的理论意义和应用价值。

随着优化维度增加,离心叶片优化问题的搜索空间急剧增大,从而产生“维度灾难”,导致算法的寻优能力下降^[8]。目前,国内外开展叶轮多目标寻优研究时,应用较多的启发式算法主要包括遗传算法^[3-4,9-10]、粒子群算法^[11]、蚁群算法^[12]等,但以上算法在处理多维极值问题时,很容易陷入局部极值,导致不能收敛到全局最优值。人工免疫系统是模仿自然免疫系统功能的一种智能方法,Coello等提出了多目标免疫算法(MISA)^[13],首次将人工免疫算法与克隆选择原理相结合,以求解多目标优化问题。Gong等于2008年提出了非支配近邻免疫算法(NNIA)^[14],采用基于非支配邻域的个体选择方法,选择少数相对孤立的非支配个体作为活性抗体,然后根据活性抗体的拥挤程度进行比例克隆复制,加强了对帕累托(Pareto)前端较稀疏区域的搜索。与改进的多目标遗传算法(NSGA-II)、MISA算法相比,NNIA算

法具有很强的全局搜索能力,善于处理高维的非线性多极值优化问题^[15],适用于离心叶片优化问题。

通过代理模型建立几何参数与离心叶轮气动性能参数之间的复杂非线性关系^[16-17],能够克服优化过程中流场仿真计算量过大、叶片设计周期长等问题,并快速预测不同几何形状叶轮所对应的气动性能。代理模型主要包括响应面法^[18]、Kriging模型^[4]、人工神经网络^[3,9]、径向基函数^[19]等。其中,基于预测精度、效率和稳健性标准,响应面法适用于近似低阶非线性问题,而Kriging模型适用于高维设计空间中的低阶非线性问题,神经网络则适用于高阶非线性问题^[20]。

本文以某气浮轴承制冷压缩机高速离心叶轮为研究对象,以叶轮一维设计参数为基础进行叶轮三维参数化建模,采用非支配近邻免疫算法结合多层前向反馈(back-propagation, BP)神经网络,开展了以提升多工况点下的叶轮气动性能、扩大稳定运行工况范围为目标的多目标优化设计研究,其中包括16个几何决策变量和3个优化目标。通过对比分析优化前、后叶轮性能及流场特性,揭示了决策参数对叶轮性能的影响规律,为满足高效宽工况的离心叶轮设计需求以及发展高效快速的叶轮优化方法提供了参考。

1 数值方法

1.1 研究对象

本文研究对象为某气浮轴承离心制冷压缩机首级叶轮和无叶扩压器,工质为实际气体R134a,设计转速 n 为21 000 r/min,额定质量流量为5.38 kg/s(裕量2%),总压比为1.792。为满足转子动力学性能且降低叶轮加工难度,采取半开式叶轮形式,包括9个主叶片和9个分流叶片,分流叶片由主叶片截

短得到,叶片前缘与主叶片相同,均为圆弧。从叶片进口至出口为等宽度叶顶间隙。叶轮及扩压器的主要初始设计参数如表 1 所示。

表 1 叶轮及扩压器的几何和气动参数

参数	数值
叶轮进口直径 D_1 /mm	94.00
叶轮出口直径 D_2 /mm	145.00
叶轮出口宽度 b_2 /mm	11.91
叶顶间隙 τ /mm	0.23
叶片出口安装角 $\beta_{2A}/(^{\circ})$	37.00
扩压器出口直径 D_4 /mm	232.00
进口温度 T_{in}/K	279.15
进口压力 P_{in}/kPa	360.00
出口压力 P_{out}/kPa	645.01

1.2 数值计算方案

本文采用 ANSYS-CFX 软件求解三维定常可压缩平均 N-S 方程,对压缩机级进行单通道数值模拟(单叶轮+单扩压器通道)。采用剪应力运输(SST)湍流模型封闭控制方程进行计算,计算域包括进口集流器、叶轮和扩压器。为提高计算精度,各部件流道均采用六面体结构化网格,网格拓扑结构由 Ansys-TurboGrid 软件生成,叶轮与扩压器界面位于无叶段 $1.05D_2$ 处,对叶顶间隙及壁面附近区域网格进行了加密处理。计算域网格分布如图 1 所示。为确保网格划分的可靠性,对计算域进行了网格无关性验证,结果由表 2 给出。可见,随着网格数量增加,设计工况下级多变效率和总压比趋于稳定。当总网格数达到 160 万以上时,多变效率和总压比随网格数增加的变化量均小于 0.1%。为了兼顾计算效率与精度,总网格数最终确定为 168 万。计算域各部分网格的边长比、正交性和面积比均符合 CFX 软件的要求。壁面的 y^+ 值均小于 1,符合所选定湍流模型经验要求。

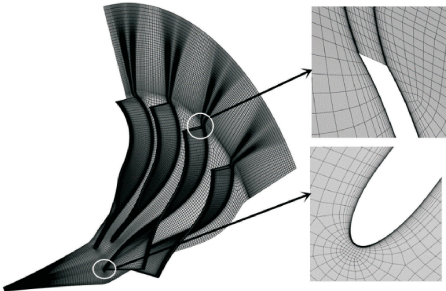


图 1 计算域网格分布

Fig. 1 Grid distributions in the computational domain

表 2 网格无关性验证

Table 2 Grid independence validation

总网格数/万	叶轮网格数/万	多变效率/%	总压比
80	40	89.65	1.773
160	100	90.20	1.808
240	160	90.18	1.804
320	240	90.20	1.808

边界条件的设置如下:进口处给定总温、总压,且轴向进气;出口处给定质量流量。固体壁面为无滑移边界,单流道侧面设为周期性边界,采用混合平面法处理叶轮进出口处动静交界面的数据传递。当全局残差下降至 10^{-5} 以下,且进出口流量相对误差小于 0.5% 时,即认为计算收敛。

采用上述数值计算方案,对文献[7]中离心制冷压缩机试验级进行数值模拟,得到外特性曲线与试验测试曲线^[7]的对比,如图 2 所示。由图可见,各工况下数值计算与试验测试得到的等熵效率最大差值在 0.64% 内,总压比最大差值在 0.01 内,表明本文所采用的数值计算方法能够有效预测压缩机的气动性能,可用于后续优化研究。

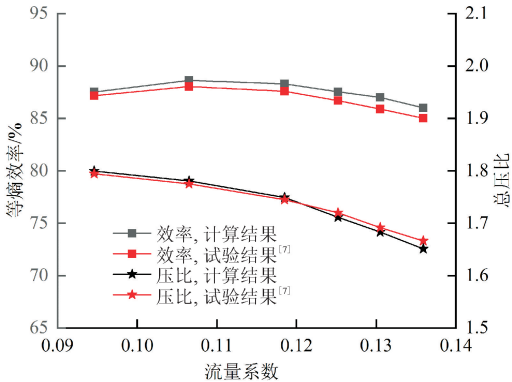


图 2 离心制冷压缩机试验结果^[7]和本文数值模拟结果对比
Fig. 2 Comparison of experimental results^[7] of centrifugal refrigeration compressor and numerical results

2 叶轮多目标优化命题与求解

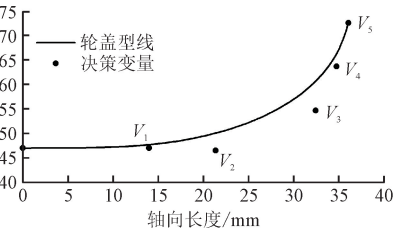
2.1 叶轮三维参数化及优化命题

离心叶轮流道构型参数较多,为获取叶片几何造型与性能参数的对应关系,需要对叶轮进行几何参数化表征,包括子午流道参数化建模和直线元叶片参数化建模。

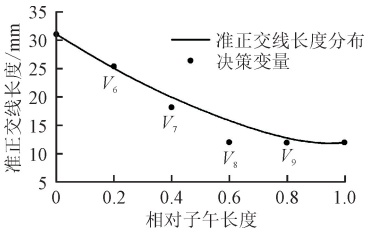
对于子午流道,如图 3(a)和 3(b)所示,采用两条分别控制轮盖型线和准正交线长度分布的 5 阶 Bezier 曲线进行子午流道建模。为保证一维设计参数不变,

需保持两条曲线的起点和终点固定,其他控制点均可变化。定义 $V_1\sim V_9$ 共计 9 个决策变量用于描述叶轮子午流道变化,其中,变量 V_5 用于控制叶轮盖侧的轴向跨度。在保持叶轮出口宽度不变的基础上,令等宽度无叶扩压器尺寸与原始设计尺寸保持一致,其位置随着对应叶轮盖侧轴向跨度的变化而变化。

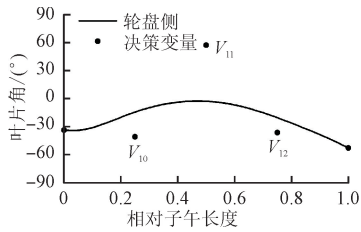
对于直线元离心叶轮,采用两条 4 阶 Bezier 曲线分别控制叶根和叶顶处叶片角分布。为保证叶片一维设计的进出口安装角不变,取两条控制曲线的中间控制点 $V_{10}\sim V_{15}$ 共计 6 个决策变量用于描述叶片形状,如图 3(c)和(d)所示。为了保证原始叶轮的叶片应力 and 固有频率不变,优化过程中需保持厚度积叠规律不变。由于分流叶片由主叶片截短得到,因此,在同一轴向位置(除分流叶片前缘段),主叶片与分流叶片叶型完全相同。为改善分流区域流动的均匀性,定义分流叶片进口倾角为决策变量 V_{16} ,如图 3(e)所示。



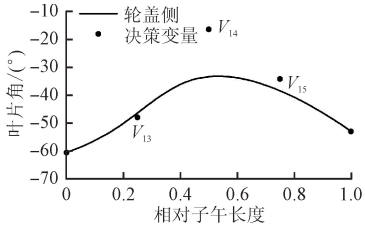
(a)子午型线轮盖侧控制点



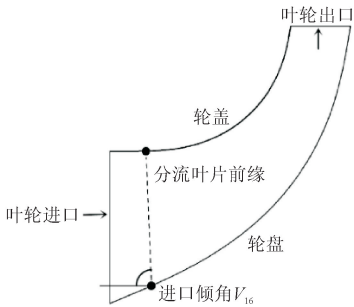
(b)准正交线长度分布控制点



(c)轮盘侧叶片角分布控制点



(d)轮盖侧叶片角分布控制点



(e)分流叶片进口倾角

图 3 离心叶轮几何参数化建模

Fig. 3 Geometric parametric modeling of centrifugal impeller

对叶轮开展高维参数优化,旨在提升叶轮全工况效率并拓宽叶轮稳定运行工况范围,因此,将近端振点、设计点、近堵塞点的多变效率最大化定义为优化目标。叶轮三维几何参数化确定的 16 个决策变量的变化范围组成了优化命题的决策空间,根据设计经验^[1,21],决策空间如表 3 所示。

表 3 离心叶轮优化决策空间

Table 3 Space of decision variables for centrifugal impeller optimization

参数化对象	决策变量	初始值	变化范围
子午型线轮盖侧	V_1	47.00	[0,4]
	V_2	46.47	[0,4]
	V_3	-15.53	[-4,0]
	V_4	-13.22	[-4,0]
	V_5	-11.91	[-1,1]
准正交线	V_6	25.33	[-4,8]
	V_7	18.14	[-4,8]
	V_8	11.97	[-4,8]
	V_9	11.91	[0,4]
轮盘侧叶片角/(°)	V_{10}	-40.85	[-10,10]
	V_{11}	57.93	[-10,10]
	V_{12}	-36.71	[-10,10]
轮盖侧叶片角/(°)	V_{13}	-47.97	[-10,10]
	V_{14}	-16.43	[-10,10]
	V_{15}	-34.20	[-10,10]
分流叶片进口倾角/(°)	V_{16}	87.73	[-6,1]

约束条件为保持离心叶轮一维设计参数、叶片厚度分布、主叶片进口安装角及进口倾角均不变。为防止叶轮优化后压比降低及气动性能曲线发生横向漂移,需施加气动约束条件,优化命题及约束条件可表述为

$$\begin{cases} \max F(\mathbf{x}) = (\eta_{\text{surge}}, \eta_{\text{design}}, \eta_{\text{choke}}) \\ \text{s. t.} \\ \eta_{\text{design, opt}} / \eta_{\text{design, base}} \geq 0.99 \\ |\epsilon_{\text{design, opt}} - \epsilon_{\text{design, base}}| / \epsilon_{\text{design, base}} \leq 0.02 \\ \mathbf{x} = (V_1, V_2, \dots, V_{16}), V_1, V_2, \dots, V_{16} \in V_{\text{space}} \end{cases} \quad (1)$$

式中：目标函数 $F(\mathbf{x})$ 定义了3个由决策空间向目标空间的映射函数； η_{surge} 、 η_{design} 、 η_{choke} 分别为近喘振点、设计点和近堵塞点的多变效率； $\eta_{\text{design, base}}$ 、 $\epsilon_{\text{design, base}}$ 为原型机设计点的多变效率及压比； $\eta_{\text{design, opt}}$ 、 $\epsilon_{\text{design, opt}}$ 为优化后设计点的多变效率及压比； $\mathbf{x}$ 为16维决策变量； V_{space} 为16维决策空间。

2.2 代理模型-多层 BP 神经网络

多层 BP 神经网络由一个输入层、多个隐含层和一个输出层构成，每层均含有多个神经元^[22]。为了得到高精度的神经网络，采用拉定超立方抽样方法^[23]在决策空间内对决策变量进行抽样，以形成包括300组决策变量的样本集；然后，采用叶片参数化方法，将决策变量样本转化为几何模型，并根据数值计算结果形成气动样本集，划分样本集的训练集、测试集比例为80%、20%。为防止网格和求解参数影响到计算结果，所有样本网格划分与求解参数的设置均与原始叶轮保持一致。

多层 BP 神经网络具有较强的非线性逼近能力，但如何确定其隐含层的数量和每个隐含层中神经元的数量，目前尚没有完善的理论指导，这导致其逼近能力受限。因此，采用 NNIA 算法对多层 BP 神经网络的隐含层结构进行了优化，以增强其对复杂非线性叶轮优化问题的适应能力和逼近能力。优化过程中，为了有效评估神经网络的逼近能力，考虑4个评价参数^[24]和计算时间 T ，定义适应度函数 f 如下

$$f = C_1 \frac{1}{1 + \exp(-T/200)} + C_2 f_{\text{SSE}} + C_3 f_{\text{RMSE}} + C_4 f_{\text{R}} + C_5 f_{\text{R-adj}} \quad (2)$$

式中： C_i ($i = 1, 2, 3, 4, 5$) 为根据试验数据得出的不同评价参数的修正系数； f_{SSE} 为拟合平方差之和； f_{RMSE} 为均方根误差； f_{R} 为相关系数； $f_{\text{R-adj}}$ 为修正相关系数。其中， f_{SSE} 和 f_{RMSE} 越接近0，说明拟合误差越小； f_{R} 和 $f_{\text{R-adj}}$ 越接近1，说明神经网络的拟合程度越好。因此，适应度函数的值越小，说明神经网络的逼近能力越好，即预测误差越小。

图4给出了基于 NNIA 算法的多层神经网络隐含层结构优化流程图。寻优过程中，多层神经网络的输入和输出层结构为16-3，决策变量为隐含层

数量和每个隐含层神经元的数量。考虑到计算成本，设置隐含层个数区间为1~10，神经元个数区间为1~20，在上述区间内随机取值。设定种群规模为80，最大进化代数数为200。针对不同的网络结构，基于气动样本训练集，采用 NNIA 算法进行寻优，通过测试集对优化后的神经网络进行性能评估，结果见表4。优化后的多层神经网络隐含层结构为18-9-7-6，其最小适应度值为0.124， f_{SSE} 和 f_{RMSE} 接近0， f_{R} 和 $f_{\text{R-adj}}$ 接近1，表明能够快速预测三维参数化叶片的气动性能。

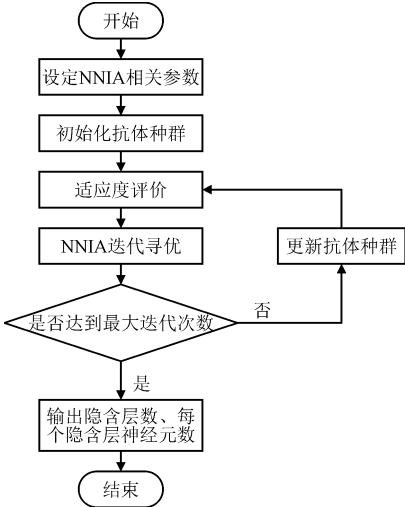


图4 基于 NNIA 算法的多层神经网络隐含层结构优化流程

Fig. 4 Structure optimization flow chart of hidden layer of multi-layer neural network based on NNIA algorithm

表4 多层神经网络代理模型测试结果
Table 4 Test results of multilayer neural network surrogate model

评价参数	数值
f	0.124 00
f_{SSE}	0.135 61
f_{RMSE}	0.031 17
f_{R}	0.863 57
$f_{\text{R-adj}}$	0.821 23

2.3 非支配近邻免疫算法

针对训练好的神经网络，采用 NNIA 算法进行叶轮多目标寻优。定义抗体 b 为决策变量的编码（每个抗体代表一个几何参数确定的叶轮），抗体种群 $\mathbf{B}$ 为抗体 b 的 n 维数组，正整数 n 为抗体种群的大小。种群 $\mathbf{B}$ 中所有优势抗体是其中的非支配个体，定义

为优势种群 D 。选取优势种群 D 中拥挤距离较大的抗体组成活性种群 A 。对活性抗体实施比例克隆得到克隆种群 C ,对克隆种群实施重组和超变异操作,产生的种群 C' 与优势种群 D 合并组成新一代抗体种群^[14]。 t 时刻下,一代的种群进化和算法流程如图 5 所示,其中,可变矩阵 D_t 、 A_t 、 C_t 分别表示 t 时刻的优势种群、活性种群和克隆种群。

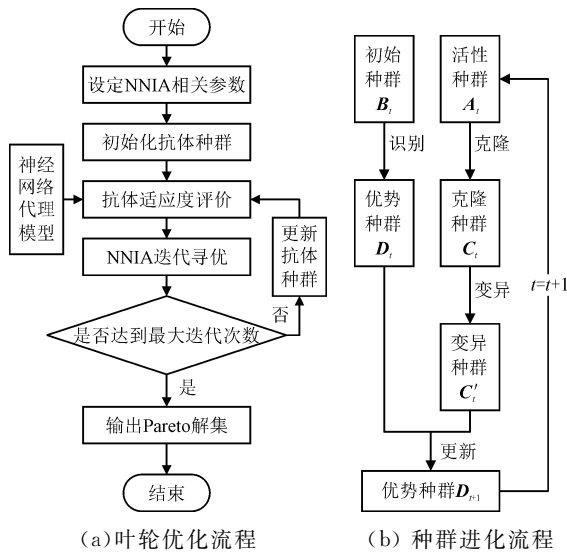


图 5 基于 NNIA 算法的叶轮优化和种群进化流程
Fig. 5 The flow chart of impeller optimization and population evolution based on NNIA algorithm

NNIA 算法采用一种新颖的选择技术,将优势种群作为外部种群,实现了精英保留策略^[15]。当抗体数目大于种群规模上限时,种群的精简和活性抗体的选择使用了基于拥挤距离的截断选择,一个非支配个体的拥挤距离,完全取决于与其相邻的两个非支配个体。

本文的叶轮优化采用实数编码,初始种群为自适应种群,设定优势种群、活性种群和克隆种群的规模上限分别为 100、20、100,最大进化代数 1 000,重组变异选取被广泛采用的模拟二元交叉和多项式变异。本次优化共产生了 400 个训练和检测样本,在课题组搭建的 1 500 核超算平台上进行约 1 200 次数值计算,所有样本共耗时 108 240 核小时。

3 优化结果分析与讨论

3.1 几何变化及气动性能分析

采用上述优化策略求解,得到离心压缩机叶轮优化的 Pareto 解集,根据解集中所有解对应目标函数构成的 Pareto 前端分布,选择在各个目标上均优于原始叶轮的全局最优解,经过仿真验证得到使叶

轮全工况多变效率提升最大的参数组合。优化前、后叶轮气动性能的对比如图 6 所示,可以看出,与原型机相比,优化后叶轮在近喘振点、设计点、近堵塞点的多变效率分别提高了 1.8%、1.9%、4%,且性能曲线没有横向漂移,表明优化后叶轮的稳定运行工况范围拓宽。

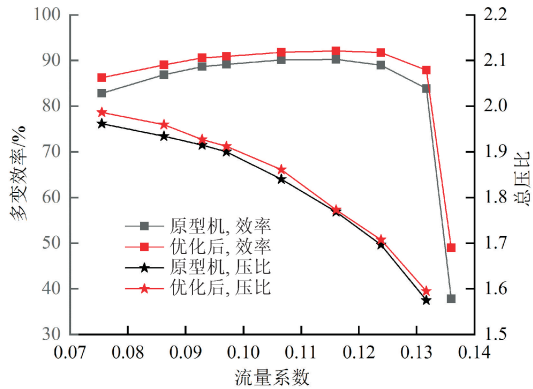


图 6 优化设计前、后叶轮的性能曲线对比
Fig. 6 Comparison of impeller performance curve before and after optimization design

优化前、后叶轮子午型线和叶片角几何变化的对比如图 7 所示。由图可见,轮盖侧曲率半径与原始

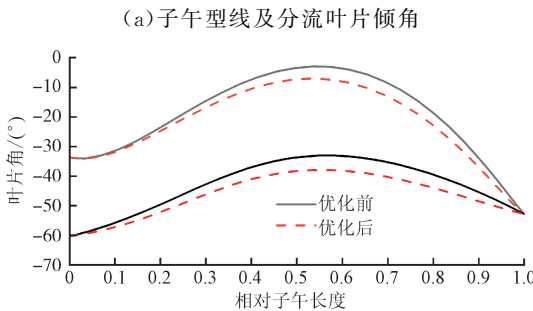
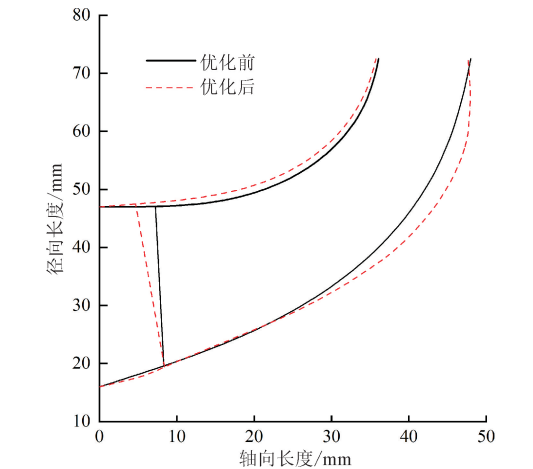
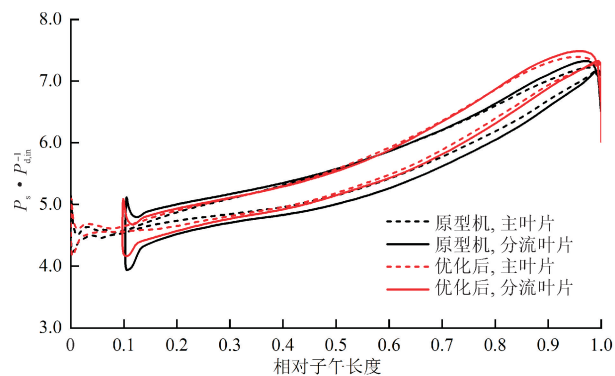


图 7 优化设计前、后叶轮的几何变化对比
Fig. 7 Comparison of geometry changes before and after optimization design

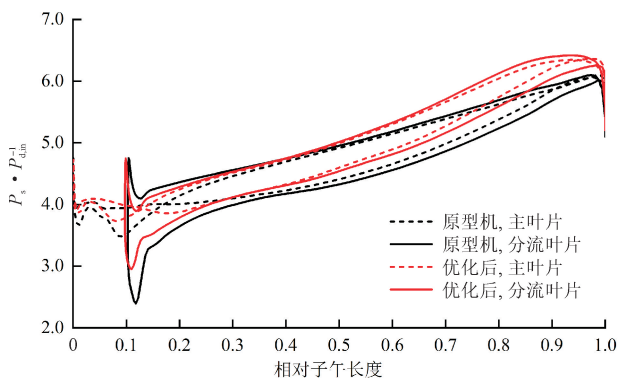
相比更小,相反轮盘侧曲率半径在后段更大。结合图3可知,这些几何特征的改变与决策变量 $V_1 \sim V_9$ 的变化密切相关,优化后的轮盘及轮盖侧叶片角分布自叶片前缘起到叶片尾缘都有所减小。此外,优化后的分流叶片进口倾角减小到 74.61° ,意味着主叶片和分流叶片的载荷将会重新分布。

3.2 流动分析与讨论

为进一步探究上述几何特征变化对离心叶轮内部流场的影响,对近喘振工况、设计工况及近堵塞工况下优化前、后叶轮内部流场进行对比分析。定义叶轮无量纲载荷为叶轮静压载荷 P_s 与进口截面气流平均动压 $P_{d,in}$ 之比,得到10%叶高处叶轮载荷的分布曲线,如图8所示。可以看出,设计工况和近堵塞工况下,优化后主叶片和分流叶片前段载荷与优化前相差不大,仅在尾缘处有明显增加。



(a)设计工况



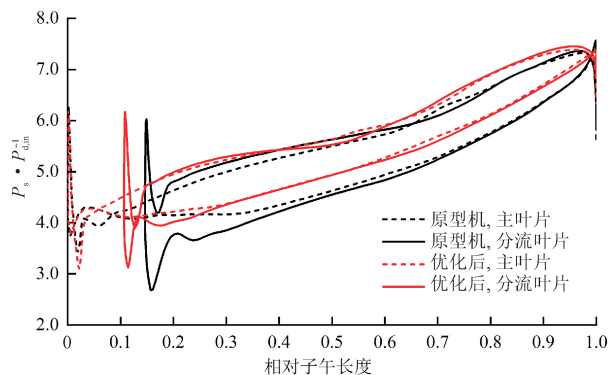
(b)近堵塞工况

图8 叶轮10%叶高处的载荷分布

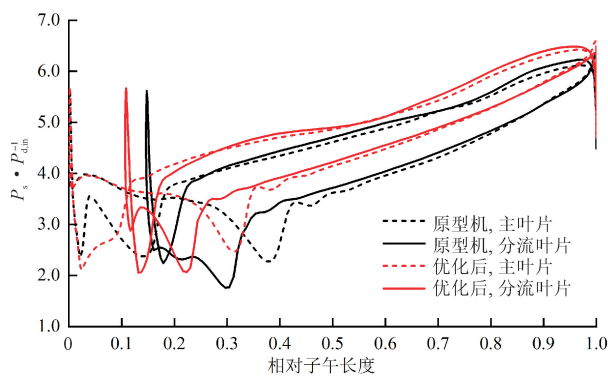
Fig. 8 Load distribution on the 10% span of impeller

图9给出了90%叶高处叶轮载荷的分布曲线。由图可见,近堵塞工况下,叶轮进口气流负冲角导致主叶片和分流叶片压力面前缘载荷的分布产生凹槽现象。由于分流叶片进口倾角减小(见图7(a)),全工况下90%叶高处载荷均沿相对子午长度分布前

移,优化后主叶片和分流叶片载荷从前缘至尾缘均明显增加,叶片做功能力增大。



(a)设计工况

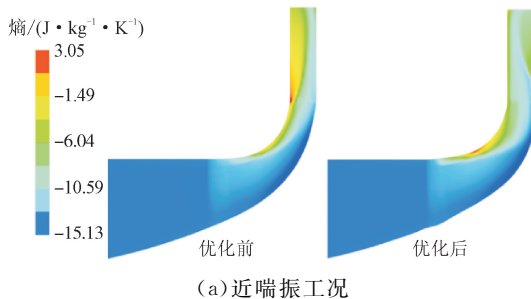


(b)近堵塞工况

图9 叶轮90%叶高处的载荷分布

Fig. 9 Load distribution on the 90% span of impeller

优化前、后子午面的熵增分布如图10所示。可以看出,近喘振工况下,高损失区域在优化后由叶轮后段盖侧以及扩压器盖侧转移至叶轮中段,面积也随之减小,这是由于向外调整轮盖侧子午流道型线导致了流动分离现象更早发生。设计工况和近堵塞工况下,由于叶轮进口气流由轴向转为径向产生流动分离,优化前叶轮后段盖侧以及扩压器盖侧存在明显的高熵值区域,对应流动损失较大。优化后高熵值区域面积减小,流动损失降低,流场性能得到改善。



(a)近喘振工况

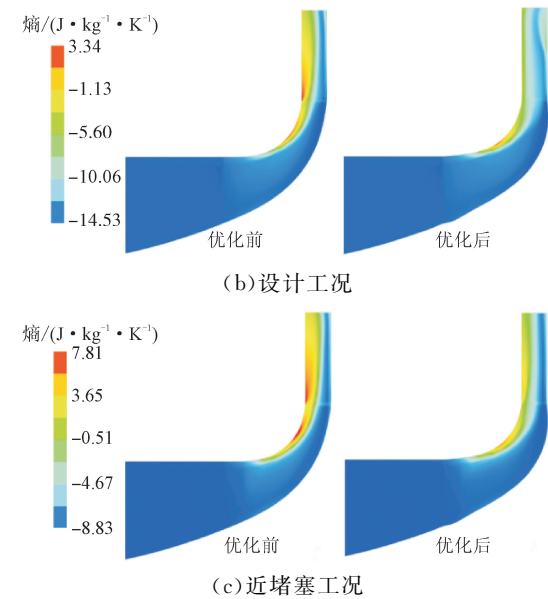
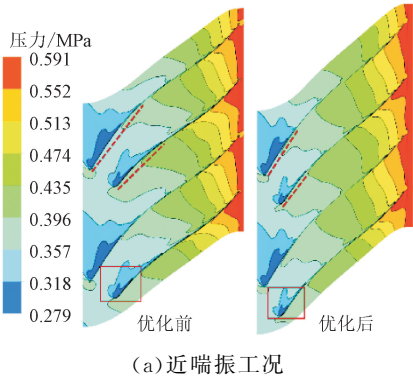


图 10 叶轮子午面的熵增分布

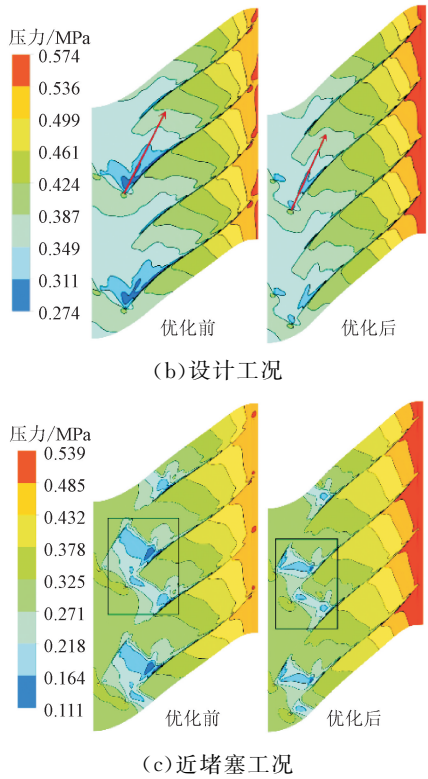
Fig. 10 Distribution of entropy increase along meridional flow path of the impeller

由于存在叶顶间隙,叶片压力面与吸力面的压差将会导致泄漏流产生,泄漏流与主流掺混,并与流道内其他复杂流动现象相互作用,进而对压缩机气动性能产生不利影响。因此,采用轮盖壁面低静压等值线凹槽确定叶顶间隙泄漏轨迹,将主流和泄漏流分为高能和低能流体^[25-26]。

图 11 为优化前、后轮盖壁面的静压分布等值线图。由图可见,泄漏流与主流掺混引起叶轮内部能量损失,从而导致效率降低。由图 11(a)可知,近喘振工况下,优化后轮盖低压区(方框)面积减小,主叶片及分流叶片低压区沿叶片弦线扩散长度(虚线)均缩短。设计工况下,优化后泄漏轨迹(箭头方向)与叶顶弦线之间的夹角减小,即泄漏流偏离周向而靠近流向发展,对主流的掺混影响减小,如图 11(b)所示。由图 11(c)可知,近堵塞工况下,由于流量增大,叶轮进口气流负冲角导致泄漏流反向,由吸力面向压力面泄漏,而优化后的轮盖低压区域(方框)明显减小,叶轮内部流动情况改善,效率得到明显提升。



(a)近喘振工况



(c)近堵塞工况

图 11 叶轮轮盖壁面的静压分布

Fig. 11 Pressure distribution on the shroud of impeller

图 12 给出了设计工况下 90% 叶高分流叶片前缘的相对速度分布。可以看出,优化后分流叶片进口相对速度明显减小,冲击损失降低,且分流叶片进口流动更加均匀,有效地提升了叶轮效率。

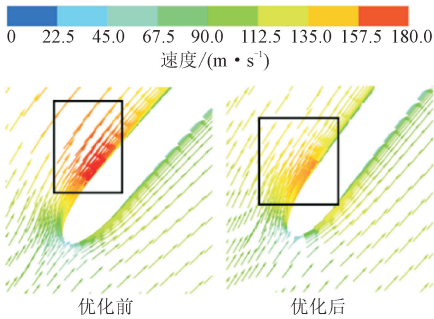


图 12 90% 叶高分流叶片前缘的相对速度分布

Fig. 12 Relative velocity distribution at leading edge of the splitter blade on the 90% span of impeller

为衡量叶轮能量损失,定义总压损失系数 C_{pt} 为

$$C_{pt} = \frac{P_{rel,in} - P_{rel,i}}{P_{d,in}} \quad (3)$$

式中: $P_{rel,i}$ 为流向截面相对总压; i 为沿流向划分截面顺序; $P_{rel,in}$ 和 $P_{d,in}$ 分别为叶轮进口相对总压和平均动压。

根据离心叶轮流向各平面周向平均数据,得到优化前、后的总压损失系数分布,如图13所示。由图可见,总压损失系数沿流向逐渐增大,且各工况下优化后的叶轮总压损失系数曲线均下移,叶轮内部损失减小,与流场分布情况相吻合。

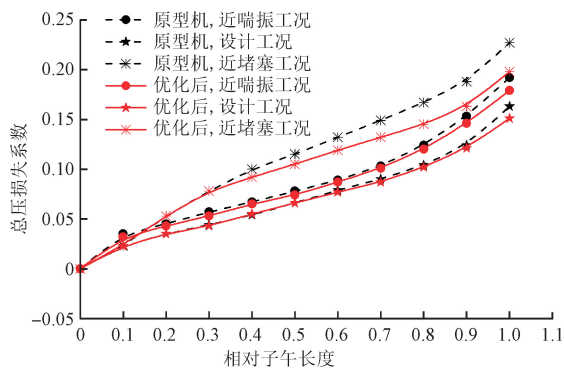


图13 叶轮总压损失系数沿流向的分布情况

Fig. 13 The total pressure loss coefficient distribution of impeller along the flow direction

4 结论

本文以离心压缩机多工况点多变效率最大为优化目标,结合多层BP神经网络发展了基于非支配近邻免疫算法的叶轮多目标优化策略,实现了叶轮关键构型参数的多目标优化设计,获得如下主要结论。

(1)采用非支配近邻免疫算法对多层前向神经网络的隐含层结构进行优化,在兼顾计算资源的情况下确定最优隐含层结构为18-9-7-6,提升了代理模型的非线性逼近能力。

(2)优化后叶轮在近喘振点、设计点、近堵塞点的多变效率分别提高了1.8%、1.9%、4%,叶轮稳定运行工况范围明显拓宽。

(3)优化后主叶片和分流叶片的载荷分布在90%叶高处从前缘至尾缘均明显增加,叶片做功能力增大;分流叶片进口倾角减小使得进口冲击损失降低;优化后流道内流动掺混现象明显减弱,叶轮内部流动更加均匀。

(4)发展了基于非支配近邻免疫算法的叶轮多目标优化策略,可以有效拓宽离心叶轮稳定运行工况范围,提高多工况点气动性能并改善叶轮内部流动,为发展高效快速的离心压缩机叶轮优化方法提供重要参考。

参考文献:

[1] 徐忠. 离心式压缩机原理 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2008: 5-7.

[2] 孙晔晨, 田玉宝, 席光, 等. 三元叶片型面造型对离心压缩机叶轮气动性能影响的数值研究 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(11): 135-141.
SUN Yechen, TIAN Yubao, XI Guang, et al. Numerical research on effect of 3-D blade surface profiles on aerodynamic performance of centrifugal compressor impellers [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(11): 135-141.

[3] 王艺达, 刘小民, 周逸伦, 等. 燃料电池离心压缩机叶轮构型的参数优化及性能分析 [J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(6): 164-174.
WANG Yida, LIU Xiaomin, ZHOU Yilun, et al. Performance analysis and multi-parameter optimization of centrifugal impeller configuration for the centrifugal compressor used in fuel cells [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(6): 164-174.

[4] 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.

[5] 席光, 唐永洪, 田玉宝, 等. 任意空间曲面三元叶轮叶片厚度对气动性能的影响 [J]. 工程热物理学报, 2020, 41(2): 354-360.
XI Guang, TANG Yonghong, TIAN Yubao, et al. Effect of blade thickness on aerodynamic performance of three-dimensional impeller with arbitrary spatial surface [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2020, 41(2): 354-360.

[6] 纪春军, 李春阳, 方 Junyi, 等. Loss mechanism of static interstage components of multi-stage centrifugal compressors for integrated blade design [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018, 2018: 9025650.

[7] 贺晓希, 宫武旗, 邓俊杰, 等. 叶轮叶顶间隙对离心制冷压缩机性能的影响 [J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(7): 30-37.
HE Xiaoxi, GONG Wuqi, DENG Junjie, et al. Influence of impeller tip clearance on the performance of centrifugal refrigeration compressor [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(7): 30-37.

[8] AVILA G, MÁTYUS E. Toward breaking the curse of dimensionality in (ro) vibrational computations of molecular systems with multiple large-amplitude motions [J]. The Journal of Chemical Physics, 2019, 150(17): 174107.

[9] LOPEZ D I, GHISU T, SHAHPAR S. Global opti-

- mization of a transonic fan blade through AI-enabled active subspaces [J]. *Journal of Turbomachinery*, 2021, 144(1): 011013.
- [10] QIN Ruihong, JU Yaping, GALLOWAY L, et al. High dimensional matching optimization of impeller-vaned diffuser interaction for a centrifugal compressor stage [J]. *Journal of Turbomachinery*, 2020, 142(12): 121004.
- [11] ZHANG Shuyi, YANG Bo, XIE Hong, et al. Applications of an improved aerodynamic optimization method on a low Reynolds number cascade [J]. *Processes*, 2020, 8(9): 1150.
- [12] CADIRCI S, SELENBAS B, GUNES H. Optimization of a centrifugal fan impeller using Kriging simulated annealing [C]//ASME 2011 International Mechanical Engineering Congress and Exposition. New York: ASME, 2011: 991-997.
- [13] COELLO C A, CRUZ C N. An approach to solve multiobjective optimization problems based on an artificial immune system [C]//Proceedings of 1st International Conference on Artificial Immune Systems. Canterbury, UK: University of Kent at Canterbury, 2002: 212-221.
- [14] GONG Maoguo, JIAO Licheng, DU Haifeng, et al. Multiobjective immune algorithm with nondominated neighbor-based selection [J]. *Evolutionary Computation*, 2008, 16(2): 225-255.
- [15] 焦李成, 尚荣华, 马文萍, 等. 多目标优化免疫算法、理论和应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2010: 203-225.
- [16] HASTIE T, TIBSHIRANI R, FRIEDMAN J. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction [M]. 2nd ed. New York: Springer New York, 2009.
- [17] 席光, 王志恒, 王尚锦. 叶轮机气动优化设计中的近似模型方法及其应用 [J]. *西安交通大学学报*, 2007, 41(2): 125-135, 184.
- XI Guang, WANG Zhiheng, WANG Shangjin. Aerodynamic optimization design of turbomachinery with approximation model method [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2007, 41(2): 125-135, 184.
- [18] BAERT L, CHÉRIÈRE E, SAINVITU C, et al. Aerodynamic optimization of the low-pressure turbine module: exploiting surrogate models in a high-dimensional design space [J]. *Journal of Turbomachinery*, 2020, 142(3): 031005.
- [19] 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): 1607-1620.
- [20] LI Zhihui, ZHENG Xinqian. Review of design optimization methods for turbomachinery aerodynamics [J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2017, 93: 1-23.
- [21] JAPIKSE D. Centrifugal compressor design and performance [M]. Wilder, Vermont, USA: Concepts Et, 1996.
- [22] 杨从新, 凌祖光, 王岩, 等. 改进深度学习算法的对称翼型流场再现 [J]. *西安交通大学学报*, 2021, 55(3): 20-28.
- YANG Congxin, LING Zuguang, WANG Yan, et al. Improved deep learning algorithm for reproduction of airfoil flow field [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2021, 55(3): 20-28.
- [23] ZHANG Yingqi, PINDER G. Latin hypercube lattice sample selection strategy for correlated random hydraulic conductivity fields [J]. *Water Resources Research*, 2003, 39(8): 1226.
- [24] TANG Xianlun, LI Yinguo, ZHUANG Ling. A hybrid particle swarm algorithm for the structure and parameters optimization of feed-forward neural network [C]//Advances in Neural Networks-ISNN 2007. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007: 213-218.
- [25] LEVY Y, DEGANI D, SEGNER A. Graphical visualization of vortical flows by means of helicity [J]. *AIAA Journal*, 1990, 28(8): 1347-1352.
- [26] 赵会晶, 王志恒, 唐永洪, 等. 离心叶轮叶顶间隙泄漏涡结构分析 [J]. *工程热物理学报*, 2016, 37(11): 2332-2337.
- ZHAO Huijing, WANG Zhiheng, TANG Yonghong, et al. Analysis of the tip clearance flow structure in a centrifugal compressor [J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2016, 37(11): 2332-2337.

(编辑 刘杨 李慧敏)