

百兆瓦级压缩空气储能电机轴流风扇多目标优化设计

闫浩洋, 孙亚隆, 陈江义

(郑州大学 机械与动力工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要:作为压缩空气储能电机冷却系统的关键部件,轴流风扇的性能直接影响电机的散热效果。为提升散热效果,以轴流风扇在流量 $27.5 \text{ m}^3/\text{s}$ 工况下的全压和全压效率为优化目标,以风扇的叶片数量、安装角和旋转角为设计变量,对风扇结构进行优化。采用拉丁超立方抽样法选取设计点,通过 CFD 仿真计算样本集,分别建立了 Kriging 模型、多项式响应面模型和径向基函数模型,在对比 3 个代理模型的预测精度后,选用 Kriging 模型并结合非支配排序遗传算法(NGSA-II)求得 Pareto 前沿解集。通过优劣解距离法(TOPSIS)寻优得到最优结构参数,优化后的风扇全压和全压效率分别提升了 93.7% 和 2.1%。进一步研究风扇在多工况下的性能,结果表明:在 $20 \sim 32.5 \text{ m}^3/\text{s}$ 流量范围内,优化后风扇的全压和全压效率均得到提升。

关 键 词:轴流风扇;代理模型;多目标优化;计算流体力学;全压;全压效率

中图分类号:TH42 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlgc.2025.11.010

[引用本文格式]闫浩洋,孙亚隆,陈江义.百兆瓦级压缩空气储能电机轴流风扇多目标优化设计[J].热能动力工程,2025,40(11):84-91. YAN Haoyang, SUN Yalong, CHEN Jiangyi. Multi-objective optimization design of axial flow fan for motor in hundred-megawatt-level compressed air energy storage system[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2025, 40(11):84-91.

Multi-objective Optimization Design of Axial Flow Fan for Motor in Hundred-megawatt-level Compressed Air Energy Storage System

YAN Haoyang, SUN Yalong, CHEN Jiangyi

(School of Mechanical and Power Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou, China, Post Code: 450001)

Abstract: The axial flow fan is a key component of the cooling system of the motor for compressed air energy storage, and its performance directly affects the heat dissipation effect of the motor. To improve the heat dissipation effect, taking the total pressure and total pressure efficiency of the axial flow fan under the working condition of a flow rate of $27.5 \text{ m}^3/\text{s}$ as the optimization objectives, and taking the number of fan blades, installation angle and rotation angle as the design variables, the structure of the fan was optimized. The Latin hypercube sampling method was adopted to select the design points, and the sample set was calculated through computational fluid dynamics (CFD) simulation. The Kriging model, polynomial response surface model and radial basis function model were established respectively. After comparing the prediction accuracies of the three surrogate models, the Kriging model was selected, and the Pareto frontier solution set was obtained in combination with the non-dominated sorting genetic algorithm II (NGSA-II). The optimal structure parameters were found through the technique for order preference by similarity to an ideal solution (TOPSIS) method. After optimization, the total pressure and total pressure efficiency of the fan were increased by 93.7% and 2.1% respectively. The performance of the fan under multiple working conditions was further studied. The results show that the total pressure and total pressure efficien-

收稿日期:2025-05-19; 修订日期:2025-06-16

基金项目:河南省重大科技专项(241100240100)

Fund-supported Project: Major Science and Technology Project of Henan Province (241100240100)

作者简介:闫浩洋(2000-),男,郑州大学硕士研究生。

通信作者:陈江义(1974-),男,郑州大学教授。

cy of the optimized fan are both improved within the flow rate range of 20 to 32.5 m³/s.

Key words: axial flow fan, surrogate model, multi-objective optimization, computational fluid dynamics (CFD), total pressure, total pressure efficiency

引 言

电动发电机是压缩空气储能系统中的核心设备之一,其高效、稳定运行对整个系统的性能和可靠性至关重要,轴流风扇作为发电机散热系统的重要组成部分,其性能直接影响发电机的散热效果、运行效率和寿命^[1-3]。轴流风扇具有安装简单、流量大的优点,但相对来说压力较小^[4]。目前,国内外学者针对如何提升轴流风扇性能做了大量的研究。Ye 等人^[5]研究了叶尖结构对风扇性能的影响,结果表明,开槽叶尖的结构能使风扇效率显著提高。黄愉太^[6]优化了叶片各个径向截面的角度,形成了不同弯掠形式的叶片,提高了风扇的全压效率并降低了噪声。刘宏凯等人^[7]探究了长短复合导叶对风机性能、静力结构以及内流特征的影响。上述研究探讨了风扇单一结构参数变化对风扇性能的影响。然而当同时改变多种结构参数时,单一结构变化的影响规律可能不再适用。因此如何在多参数协同调整的情况下,探索出有效的方法以获取最优设计方案成为待解决的问题。

对于如何同时改变多种风扇尺寸参数和工况参数并提升风扇的性能,众多学者通过结合不同的代理模型和优化算法对风扇进行优化设计。王铃玉^[8]以轴流风扇叶片 7 个截面的弦长、叶片安装角以及翼型中线圆弧半径为设计变量,通过 Kriging 模型和遗传算法优化了风扇 4 个流量工况下的全压和全压效率。谭啸^[9]以机车用轴流风扇叶片不同截面的安装角为设计变量,建立了 Kriging 代理模型,通过全局优化算法对安装角进行优化,提高了风扇的全压和全压效率。Bamberger 等人^[10]通过 CFD 训练的多层感知器(MLP)型人工神经网络(ANN)以及进化算法,构建了风扇优化流程,对多个风扇进行优化,大幅提升了风扇的效率。Yang 等人^[11]对叶片顶部曲线进行参数化,通过集成径向基函数和 Kriging 模型建立了一个集成代理模型,并结合遗传算法对叶片顶部进行优化,提高了风扇的压力和流量。陈晨铭等人^[12]分别采用高斯过程回归方法、人

工神经网络方法和序列二次规划方法对风扇叶型进行了气动优化。郭广强等人^[13]建立了本征正交分解(POD)代理模型,结合梯度算法不断优化叶片型线,提高了叶轮性能。Zhu 等人^[14]提出了一种适用于翼型的 POD 模型,并结合遗传算法显著提高了叶栅性能。Huang 等人^[15]结合响应面模型和鲸鱼优化算法对翼型进行优化,优化后的翼型总压损失明显降低。由上述研究可知代理模型的预测精度对多目标优化结果的准确性起着至关重要的作用。然而,不同的工程问题往往需要适配不同的代理模型,因此如何选取合适的代理模型成为保障多目标优化效果的关键。

本文以轴流风扇叶片数量、安装角和旋转角为优化对象,以全压和全压效率为优化目标,对比了 Kriging 模型、多项式响应面模型和径向基函数模型的预测精度,并结合遗传算法得到了最优设计方案,有效降低了优化设计的计算成本。

1 轴流风扇流体仿真

1.1 研究对象

在保证仿真精度的前提下,为尽可能减少网格数量以缩短仿真所需时间,对轴流风扇的三维模型进行适当的简化,重点简化叶片根部与轮毂连接处。该轴流风扇的翼型为 NACA65-010。简化后的轴流风扇模型如图 1 所示。轴流风扇尺寸参数如表 1 所示。

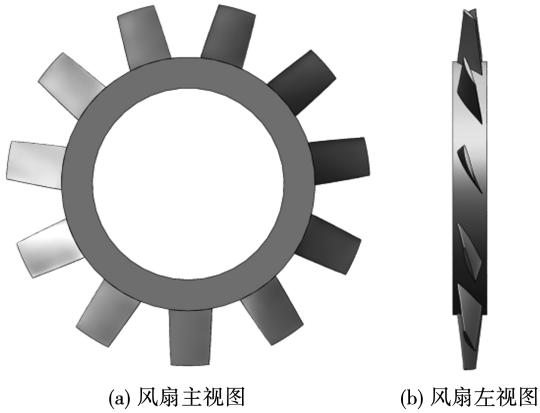


图 1 轴流风扇模型示意图

Fig. 1 Schematic diagrams of axial flow fan model

表 1 轴流风扇尺寸参数

Tab. 1 Dimensional parameters of axial flow fan

尺寸参数	数 值
风扇直径/mm	1 175
轮毂比	0.7
叶片数量	11
安装角/(°)	30
旋转角/(°)	13
轴径/mm	640

1.2 数值计算

根据轴流风扇的尺寸参数建立流体域计算模型,并使用 ICEM 软件划分网格。整个流体域由进口区域、出口区域和旋转域 3 部分构成。由于进口区域和出口区域构造较为简单,所以采用结构化网格划分方式。相比之下,旋转域的构造复杂,因而采用非结构化网格来实现网格划分,划分完成的流体域网格示意图如图 2 所示。

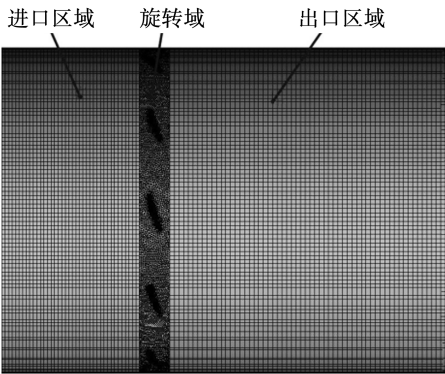


图 2 流体域网格示意图

Fig. 2 Schematic diagram of fluid domain mesh

为保证仿真精度,对流体域进行网格无关性验证,验证指标为风扇的最大流量,如图 3 所示。随着网格数量的增加,相邻的两个计算模型的流量差逐渐减小,当网格达到 360 万时,继续增加网格数量对流量基本没有影响,因此确定合适的网格数量为 360 万。

采用流体仿真软件 FLUENT 进行计算,经过试验选用 $k-\varepsilon$ 湍流模型求解,采用可扩展壁面函数,流体介质设为理想气体。将旋转域部分设定为多参考系模型(MRF),转速为 3 000 r/min,进口区域端面设置为压力入口,出口区域端面设置为压力出口,

压力速度耦合采用 SIMPLE 算法,压力离散采用二阶插值格式,动量离散采用二阶迎风格式,湍流动能离散和湍流耗散率离散采用一阶迎风格式。

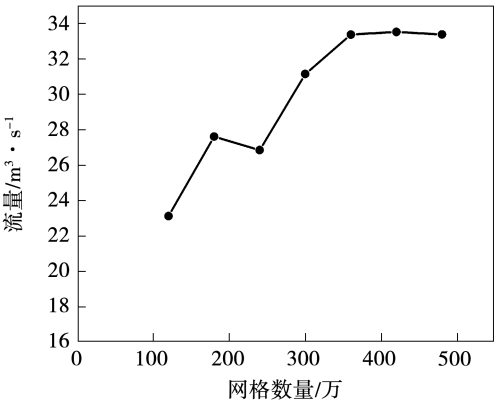


图 3 网格无关性验证

Fig. 3 Mesh independence verification

1.3 确定优化目标 and 设计变量

由于压缩空气储能系统中的电机流道结构复杂,导致空气在流道中流动时受到的阻力较大,如果风扇压力不足,空气就无法按照设计要求在系统中流动,导致散热效果不佳,因此选取风扇的全压作为其中一个优化目标。效率是压缩空气储能系统的一个重要性能指标,在保证风扇散热性能的前提下,提高风扇的效率可以减小能量损耗,从而提升压缩空气储能的整体效率,因此选取风扇的全压效率为第二个优化目标。由于该轴流风扇的设计点流量为 27.5 m³/s,因此优化全压和全压效率均在流量为 27.5 m³/s 的工况参数下。全压和全压效率的优化方向均为最大化。

对于轴流风扇来说,主要影响散热性能的结构因素为风扇直径、轮毂比、叶片数量、安装角和旋转角。对于压缩空气储能系统来说,安全性至关重要,减小风扇轮毂比会导致叶片长度与根部厚度的比值增大,从而使叶片刚度显著下降,造成安全隐患。此外,由于该轴流风扇受制于安装空间,直径不能增大,因此选取叶片数量、安装角和旋转角作为设计变量,并对这 3 个设计变量选取不同数值进行仿真,以分析叶片数量、安装角和旋转角单独变化时对风扇性能的影响。设计变量单独变化对风扇性能的影响如图 4 所示。

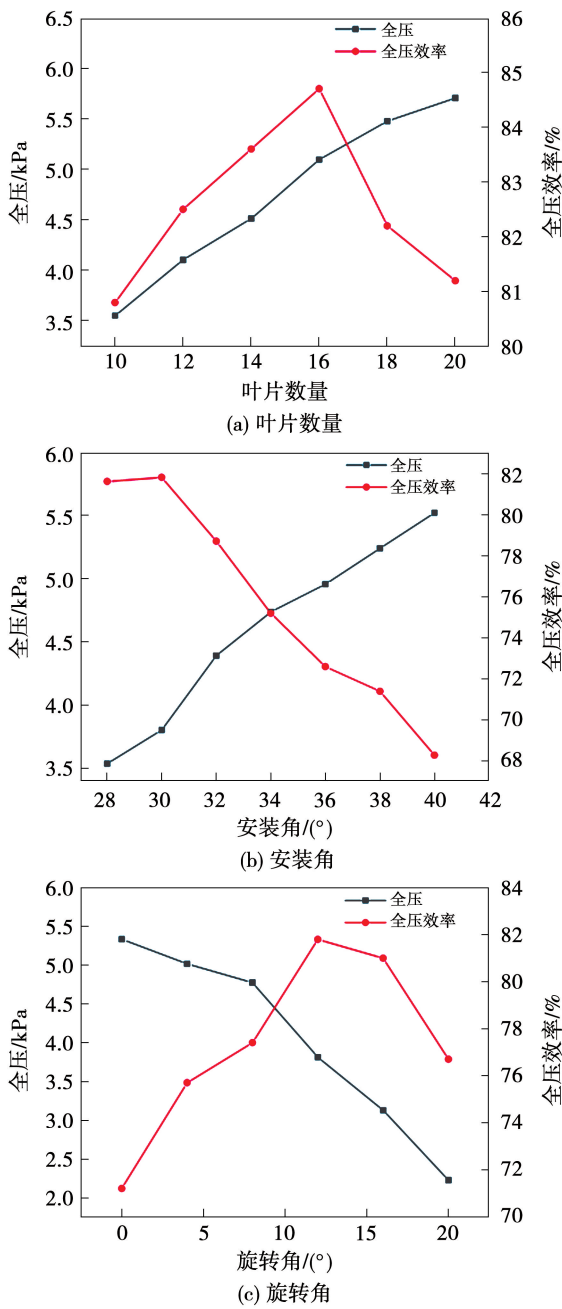


图 4 设计变量变化对风扇性能的影响
Fig.4 Influences of design variable changes
on the performance of fan

由图 4 可知,当叶片数量小于 16 时,随着叶片数量的增加,单位时间内叶片与空气的接触次数增加,从而增加风扇的性能;当叶片数量大于 16 时,虽然全压继续提升,但叶片之间的相互干扰增强,导致风扇效率下降,综合考虑选择叶片数量变化范围为 10~20。当风扇安装角增大时,风扇工作过程中与空气接触面积增大,从而提升风扇的全压,但也导致空气阻力变大,导致风扇效率下降,综合考虑选择安

装角变化范围为 30°~40°。相对于直叶片,叶片扭曲有助于改善叶栅流道内的压力梯度,减少流动损失,然而,过大的旋转角会使叶片冲角过大,导致流体不能沿叶片设计的方向进入流道,综合考虑上述因素,选择旋转角变化范围为 0°~16°。

2 代理模型的建立

2.1 拉丁超立方抽样

相较于传统的抽样方法,拉丁超立方抽样能够更均匀地覆盖输入空间,所抽取的样本更具有代表性,能更好地反映输入变量与输出变量之间的关系。该方法通过较少的样本点,即可获得较为准确的统计信息和模型预测结果,从而降低了抽样误差^[16]。因此,本文采用使用拉丁超立方抽样方法在设计变量变化范围内进行抽样,并对样本点进行仿真计算,最终将计算结果完成后作为数据集来建立代理模型。

数据集中仿真计算的样本点数量越多,建立的代理模型预测精度就越精确。逐步增加样本点数量,经过对比,当样本点数量增加到 160 个时,代理模型预测精度变化趋于稳定,继续提高样本点数量对代理模型预测精度影响较小,因此本文抽取的样本点数量为 160 个,抽取的样本点如图 5 所示。

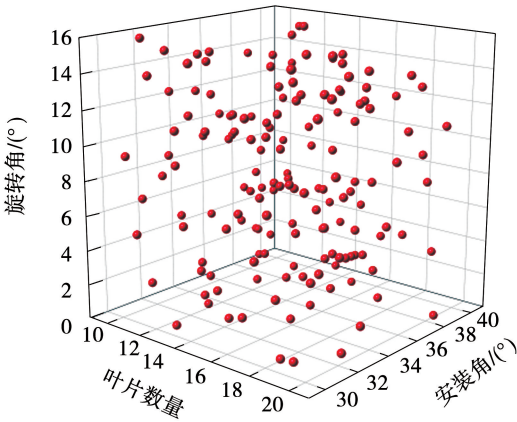


图 5 拉丁超立方抽样
Fig.5 Latin hypercube sampling

2.2 不同代理模型精度对比

常用的代理模型有 Kriging 代理模型、多项式响应面模型和径向基函数模型^[17]。Kriging 法是一种

基于统计学的高斯过程回归方法,用于空间插值和预测,其核心思想是通过变异函数对数据的空间相关性进行建模,假设邻近样本点的输出具有相关性,且误差服从高斯分布。该模型由两部分组成,分别为均值项和随机项,其中均值项一般选择常数、一次多项式或二次多项式,随机项则用来表征模型预测的不确定性。模型形式为:

$$y(x) = F^T(x)\beta + z(x) \quad (1)$$

式中: $y(x)$ —未知点的估计值; $F^T(x)$ —回归函数; β —回归系数; $z(x)$ —表征模型预测不确定性的随机项。

选择高斯核函数来构建 Kriging 代理模型。

多项式响应面是一种基于统计学的代理模型方法,核心目标是采用低阶多项式(如一阶、二阶)来拟合系统的输入变量与输出响应之间的关系,从而实现真实系统的简化描述与预测。针对不同的问题可以选用不同阶次的多项式,本文采用应用最广泛的二阶多项式,其原理如下所示:

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i x_i + \sum_{i=1}^n \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2)$$

式中: y —未知点的估计值; x_i 、 x_j — n 维自变量 x 的第 i 、 j 个分量; β_0 、 β_i 、 β_{ii} 、 β_{ij} —待估计系数; ε —未知点处的误差。

径向基函数模型的核心思想是用一组径向对称的基函数叠加来逼近目标函数,其本质是一种局部插值方法,每个基函数对应一个样本点,函数值随距离该点的远近而衰减或增强,这种设计使模型能够灵活地捕捉高维非线性关系。其基本形式为:

$$y = \sum_{i=1}^n \omega_i \phi(\|c - c_i\|) \quad (3)$$

式中: ω —权重系数; $\|\cdot\|$ —欧氏距离; c —预测样本点; c_i —第 i 个已知样本点; ϕ —径向函数,选用高斯函数。

在完成上述这 3 个代理模型的构建后,对比模型之间的预测精度,评判标准为归一化均方根误差(NRMSE),NRMSE 越接近零,说明预测精度越高,预测精度对比如图 6、图 7 所示。由图 6、图 7 可知,随着采样点数的增加,3 种代理模型的预测精度均逐步提高,当样本点数增加到 160 个时,对于全压和全压效率, Kriging 模型的 NRMSE 分别为 0.025 和

0.026;多项式响应面模型的 NRMSE 分别为 0.056 和 0.051;径向基函数模型的 NRMSE 分别为 0.037 和 0.049。对比可知,无论是对于全压还是全压效率, Kriging 模型都是预测精度最高的,因此选择该方法建立代理模型。

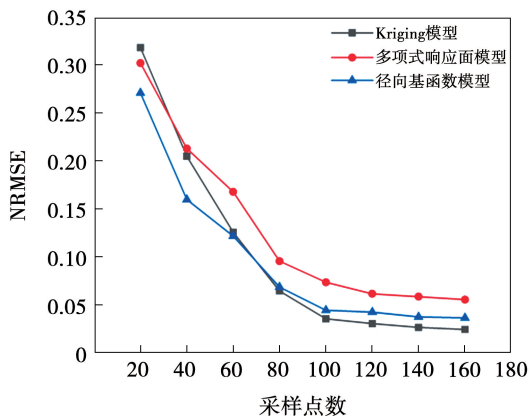


图 6 全压预测精度对比

Fig. 6 Comparison of total pressure prediction accuracies

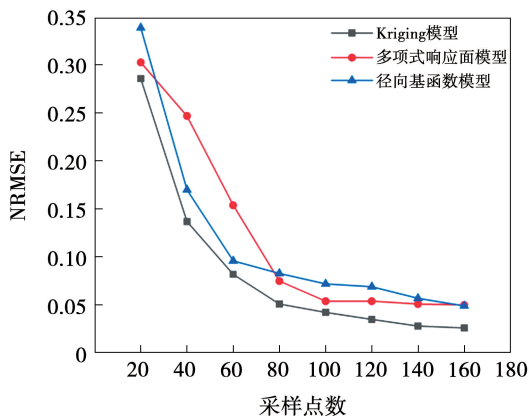


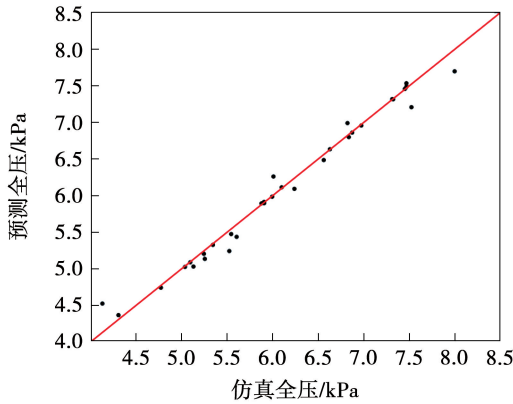
图 7 全压效率预测精度对比

Fig. 7 Comparison of total pressure efficiency prediction accuracies

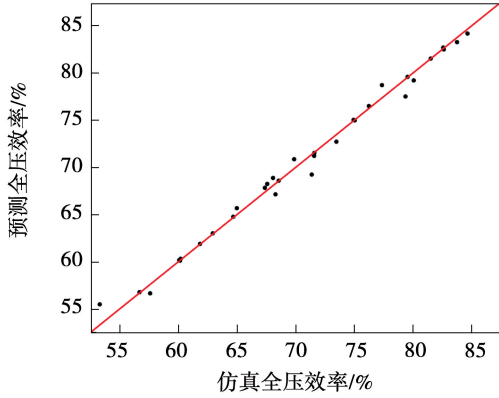
2.3 模型精度验证

在建立代理模型后,需要对代理模型的精度进行验证。为此,在变量范围内随机抽取 32 个新样本点,分别使用代理模型预测 32 个样本点的全压和全压效率,并通过仿真计算获取全压和全压效率的仿真值,最后对比预测值和仿真值之间的误差,样本点预测值和仿真值精度验证结果如图 8 所示。由图 8 可知,若样本点处于图中直线上,则代表仿真值和预测值一致,越偏离直线说明预测误差越大。使用复相关系数(R^2)来评判预测精度,复相关系数的值介

于 0~1 之间,越接近 1 说明预测精度越高,经过计算,全压和全压效率预测值和仿真值的复相关系数分别为 0.981 和 0.991,两者均大于 0.95,说明预测精度高,代理模型可以使用。



(a) 全压预测精度验证



(b) 全压效率预测精度验证

图 8 模型精度验证

Fig.8 Model accuracy verification

3 优化结果与分析

3.1 遗传算法

NSGA-II 算法通过非支配排序分层、拥挤度计算和精英策略,有效平衡了搜索过程中的收敛性与多样性,适用于多目标优化问题,因此,在建立 Kriging 代理模型后,通过 NSGA-II 算法对轴流风扇结构参数进行多目标优化。将种群数量定为 160,最大迭代次数为 1 000,交叉概率为 0.9,变异概率为 0.1。

3.2 多目标优化结果

优化完成后得到 Pareto 前沿解集,如图 9 所示。

由 Pareto 前沿变化趋势可知,提高全压和提高全压效率存在冲突,因此使用优劣解距离法 (Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution,

TOPSIS) 搜索最优解。其核心思想是通过比较各方案与“理想解”和“负理想解”的接近程度进行排序,最终选择最接近理想解且最远离负理想解的方案^[18]。

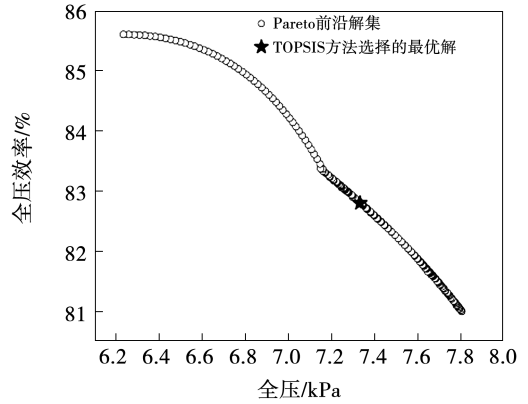


图 9 Pareto 前沿解集及最优解

Fig.9 Pareto frontier solution set and optimal solution

TOPSIS 计算过程为:

$$\begin{cases} r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \\ v_{ij} = \omega_j \times r_{ij} \\ D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2} \\ D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2} \\ C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \end{cases} \quad (4)$$

式中: r_{ij} —第 i 个方案在第 j 个指标上的标准化值; x_{ij} —第 i 个方案在第 j 个指标上的值; ω_j —第 j 个指标的权重系数; v_{ij} —第 i 个方案在第 j 个指标上的加权标准化值; D_i^+ —到正理想解的距离; D_i^- —到负理想解的距离; v_j^+ —每个指标的最优值; v_j^- —每个指标的最劣值; C_i —第 i 个方案的相对接近度。

由于百兆瓦级压缩空气储能系统功率庞大,系统效率提升对发电量增长具有显著作用。轴流风扇作为系统的关键组成部分,其效率优化成为提升系统整体性能的重要环节。综合权衡风扇性能与效率的优先级,选取轴流风扇全压的权重系数为 0.4,全压效率的权重系数为 0.6。

选取权重系数后,将权重系数以及 Pareto 解集

中每个解的全压和全压效率代入到式(4)中,即可得到每个解的相对接近度 C , 相对接近度越大, 代表该方案越接近理想解。由图 9 可以看出, 通过 TOPSIS 方法得到的最优解, 最优解对应的结构参数为叶片数量 20 个, 安装角 34.5° , 旋转角 14.8° 。

将优化后的参数进行仿真验证, 优化结果与仿真验证结果对比如表 2 所示。其中, 全压的误差为 0.8%, 全压效率的误差为 0.4%, 两者均小于 1%, 说明本文多目标优化方法对轴流风扇结构优化是可靠的。

表 2 优化结果与仿真结果对比

Tab. 2 Comparison between optimization result and simulation result

参 数	优化结果	仿真结果
全压/Pa	7 331.9	7 392.1
全压效率/%	82.8	83.2

3.3 优化方案和原方案性能对比分析

表 3 给出了在流量为 $27.5 \text{ m}^3/\text{s}$ 的工况下优化方案与原方案的两种目标函数的仿真结果对比, 可以看出, 优化后的轴流风扇全压显著提升, 升幅为 93.7%, 大大提高了克服流动阻力的能力, 提高了在压缩空气储能电机复杂流道工况下的散热性能; 同时, 全压效率小幅提升了 2.1%, 在改善散热性能的基础上, 还提高了压缩空气储能系统的整体效率。

表 3 优化方案与原方案性能对比

Tab. 3 Comparison of performance between optimization scheme and original scheme

参 数	原方案	优化方案
全压/Pa	3 815.1	7 392.1
全压效率/%	81.1	83.2

为了保证风扇的变工况性能, 在分析轴流风扇流量为 $27.5 \text{ m}^3/\text{s}$ 工况下性能的基础上, 进一步分析风扇在多工况下的性能, 图 10、图 11 分别为风扇全压、全压效率在多工况下的性能曲线。可以看到, 相对于原始风扇, 优化后的风扇无论是全压还是全压效率在流量 $20 \sim 32.5 \text{ m}^3/\text{s}$ 范围内性能都得到了提升, 说明优化后的风扇具有更好的变工况性能。

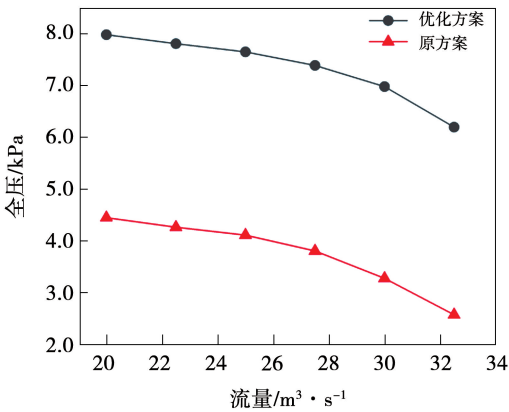


图 10 全压多工况性能曲线

Fig. 10 Performance curve of total pressure under multiple working conditions

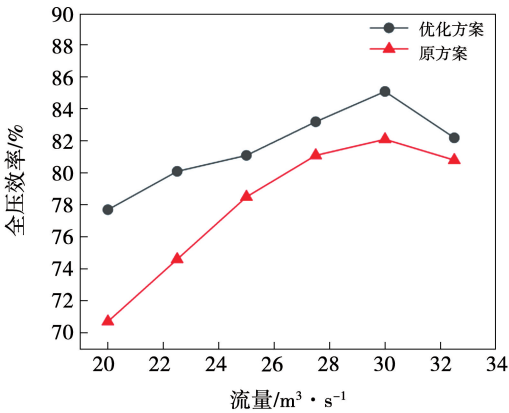


图 11 全压效率多工况性能曲线

Fig. 11 Performance curve of total pressure efficiency under multiple working conditions

4 结 论

- (1) 以轴流风扇的叶片数量、安装角和旋转角为参数, 预测风扇的全压和全压效率, Kriging 模型是 3 种代理模型中预测精度最高的模型, 该模型预测全压和全压效率的 NRMSE 分别为 0.025 和 0.026。
- (2) 在流量为 $27.5 \text{ m}^3/\text{s}$ 的工况下, 通过 Kriging 模型和 NSGA-II 算法得到了 Pareto 前沿解集, 并通过 TOPSIS 方法寻优得到了风扇最佳参数为叶片数量 20 个, 安装角 34.5° , 旋转角为 14.8° 。优化后的风扇全压提升了 93.7%, 全压效率提升了 2.1%。
- (3) 进一步研究了风扇在多工况下的性能, 在流量 $20 \sim 32.5 \text{ m}^3/\text{s}$ 范围内, 相对于原风扇, 优化后

的风扇全压和全压效率均得到了提升。

参考文献:

[1] LI P F,ZUO Z T,LI J X,et al. Characteristics of inlet guide vane adjustment of multi-stage axial compressor in compressed air energy storage system[J]. Journal of Energy Storage,2023,72:108342.

[2] BUDT M,WOLF D,SPAN R,et al. A review on compressed air energy storage: Basic principles, past milestones and recent developments[J]. Applied Energy,2016,170:250 - 268.

[3] 石贵月,陶海亮,左志涛,等. 压缩空气储能轴流压缩机叶片应力优化方法研究 [J]. 储能科学与技术, 2025, 14 (4): 1522 - 1532.

SHI Guiyue,TAO Hailiang,ZUO Zhitao,et al. Research on blade stress optimization method of axial flow compressor in compressed air energy storage system[J]. Energy Storage Science and Technology,2025,14(4):1522 - 1532.

[4] FU S F,ZHENG Y,KAN K,et al. Numerical simulation and experimental study of transient characteristics in an axial flow pump during startup[J]. Renewable Energy,2020,146:1879 - 1887.

[5] YE X,LI P,LI C,et al. Numerical investigation of blade tip grooving effect on performance and dynamics of an axial flow fan[J]. Energy,2015,82:556 - 569.

[6] 黄愉太. 空调用前掠式轴流风叶优化[J]. 流体机械,2023,51(9):93 - 98.

HUANG Yutai. Optimization of forward-swept axial-flow fan blades for air conditioning[J]. Fluid Machinery,2023,51(9):93 - 98.

[7] 刘宏凯,叶学民,范福伟,等. 长短复合导叶对两级动叶可调轴流风机性能的影响[J]. 流体机械,2019,47(7):27 - 33.

LIU Hongkai, YE Xuemin, FAN Fuwei, et al. Influence of long-short composite guide vanes on performance of two-stage variable-pitch axial fan[J]. Fluid Machinery,2019,47(7):27 - 33.

[8] 王铃玉. 低压动叶可调轴流通风机气动设计方法及流场特性研究[D]. 北京:北京石油化工学院,2022.

WANG Lingyu. Research on aerodynamic design method and flow field characteristics of low pressure adjustable rotor axial ventilator [D]. Beijing:Beijing Institute of Petrochemical Technology,2022.

[9] 谭 啸. 机车用轴流式通风机的优化设计[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2021.

TAN Xiao. Optimum design of axial fan for locomotive[D]. Harbin:Harbin Institute of Technology,2021.

[10] BAMBERGER K,CAROLUS T. Development, application, and validation of a quick optimization method for the class of axial fans[J]. Journal of Turbomachinery,2017,139(11):111001.

[11] YANG K,ZHOU S,HU Y,et al. Energy efficiency optimization design of a forward-swept axial flow fan for heat pump[J]. Frontiers in Energy Research,2021,9:700365.

[12] 陈晨铭,郭雪岩,李 春. 基于多种优化方法的轴流风扇叶型气动优化[J]. 热能动力工程,2024,39(9):54 - 60.

CHEN Chenming, GUO Xueyan, LI Chun. Aerodynamic optimization of axial fan blade airfoil based on multiple optimization methods[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024,39(9):54 - 60.

[13] 郭广强,张人会,陈学炳,等. 低比转速离心叶轮的 POD 代理模型优化方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2019,47(7):50 - 55.

GUO Guangqiang,ZHANG Renhui, CHEN Xuebing, et al. Optimization method for low specific speed centrifugal impeller based on POD surrogate model [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition) , 2019, 47(7):50 - 55.

[14] ZHU Y,JU Y,ZHANG C. Proper orthogonal decomposition assisted inverse design optimisation method for the compressor cascade airfoil [J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 105:105955.

[15] HUANG S,YANG C,HAN G,et al. Multipoint design optimization for a controlled diffusion airfoil compressor cascade[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2020, 234 (11): 2143 - 2159.

[16] SHIELDS M D,ZHANG J. The generalization of Latin hypercube sampling [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 148:96 - 108.

[17] 唐孟娇. 基于代理模型的轴流风机叶片优化研究[D]. 武汉:华中科技大学,2025.

TANG Mengjiao. R optimization of axial fan blade based on surrogate model [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology,2025.

[18] 徐 亮,叶玮琦,李云龙,等. 带锥形孔的矩阵冷却通道流动换热多目标优化[J]. 西安交通大学学报,2025,59(7):66 - 76.

XU Liang, YE Weiqi, LI Yunlong, et al. Multi-objective optimization of flow and heat transfer in matrix cooling channels with tapered holes [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2025, 59(7):66 - 76.

(王治红 编辑)