



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2506487

引用格式:胡梦宜,何锋.基于Kriging-NSGA-II与熵权TOPSIS的幅流风机风罩多目标优化[J].科学技术与工程,2026,26(26):11308-11317.
Hu Mengyi, He Feng, et al. Multi-objective optimization of amplitude fan hood based on Kriging-NSGA-II and entropy weight TOPSIS[J].
Science Technology and Engineering, 2026, 26(26): 11308-11317.

机械、仪表工业

基于 Kriging-NSGA-II 与熵权 TOPSIS 的幅流风机风罩多目标优化

胡梦宜, 何锋*

(贵州大学机械工程学院, 贵阳 550025)

摘 要 针对轨道交通幅流风机风罩制约其流量及效率,而幅流风机的优化设计依赖高精度仿真、设计周期长的问题。为缩短幅流风机研发设计周期,提高地铁车厢乘坐舒适度,提出了一种基于 Kriging 代理模型的幅流风机结构优化方法。通过拉丁超立方抽样选取设计点,基于数值模拟结果构建 Kriging 代理模型,并利用 NSGA-II 在代理模型上进行多目标寻优,最后通过熵权 TOPSIS 法对 100 个候选方案进行相对接近度排序,从而获得最佳优化方案,优化后的左、右风罩半径分别为 128.37 mm 和 58.67 mm,出风口宽度为 36.45 mm,进气角为 198.57°。数值模拟结果显示,优化后的风机叶尖泄露流减小,流动分离现象受到抑制,静压分布更加均匀,风机的流量、全压效率和最大流速分别提高了 16.34%、4.36% 和 18.32%。实验测试结果显示,受仿真理想条件影响,风机流量和全压效率的测试值均略小于仿真值,未来研究将探索通过引入全局修正因子、建立误差模型等手段提高代理模型预测精度。

关键词 Kriging; NSGA-II; 熵权 TOPSIS; 多目标优化; 幅流风机

中图分类号 TH432.1 V216.5*4; **文献标志码** A

Multi-objective Optimization of Amplitude Fan Hood Based on Kriging-NSGA-II and Entropy Weight TOPSIS

HU Meng-yi, HE Feng*

(College of Mechanical Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

[Abstract] Aiming at the problems that the wind cover of the amplitude-flow fan in rail transit restricts its flow and efficiency, and the optimal design of the amplitude-flow fan depends on high-precision simulation and long design period. In order to shorten the R&D and design cycle of the cross-flow fan and improve the ride comfort of subway cars, a structural optimization method based on the Kriging surrogate model was proposed. Design points were selected via Latin hypercube sampling, and a Kriging surrogate model was constructed using numerical simulation results. Multi-objective optimization was performed on the surrogate model using the NSGA-II algorithm. The entropy weight TOPSIS method was then applied to rank the relative closeness of 100 candidate solutions, from which the optimal design was obtained. The optimized left and right housing radii were determined as 128.37 mm and 58.67 mm, respectively, with an outlet width of 36.45 mm and an inlet angle of 198.57°. Numerical simulation results show that the optimized fan exhibits reduced tip leakage flow, suppressed flow separation, and more uniform static pressure distribution. The flow rate, total pressure efficiency, and maximum flow velocity of the fan are increased by 16.34%, 4.36%, and 18.32%, respectively. Experimental test results indicate that, due to idealized simulation conditions, the measured flow rate and total pressure efficiency are slightly lower than the simulated values. Future research will explore ways to improve the prediction accuracy of the surrogate model by introducing global correction factors and establishing error models.

[Keywords] Kriging; NSGA-II; entropy weight TOPSIS; multi-objective optimization; amplitude fan

幅流风机风罩的主要作用是引导和优化气流流动模式、提高通风效率和减少能量损失,并提高

风机的整体性能。由于流道内气流两次穿过叶轮,影响风机性能的参数较多,且各

收稿日期: 2025-09-08; 修订日期: 2026-01-31

基金项目: 贵州省科技支撑项目(黔科合支撑[2022]一般 251)

第一作者: 胡梦宜(1997—),男,汉族,贵州毕节人,硕士研究生。研究方向:旋转机械流场仿真与结构优化。E-mail:3171995828@qq.com。

* 通信作者: 何锋(1963—),男,汉族,四川达州人,博士,教授。研究方向:汽车系统动力学与控制。E-mail:428962117@qq.com。

投稿网址: www.stae.com.cn

结构参数之间存在一定的交互性,使得幅流风机结构优化存在一定的挑战性。随着计算流体力学的发展,基于内流场可视化的智能优化设计逐渐成为风机优化的主要设计方法^[1]。

崔文豪等^[2]采用 Morris 结合遗传算法,综合流体力学和羟基神经网络建立优化体系,以离心全压、全压效率及静压效率进行多目标优化。优化后的风机流动分离和泄露流受到抑制,其静压效率、全压效率和全压分别提高了 1.4%、2% 和 34 Pa。李鹏程等^[3]为提高离心通风机的性能,通过径向基神经网络和多岛遗传算法结合的方法,利用扩压器耦合蜗舌进口轴向导叶成功抑制了大尺度涡旋,在降低噪声的同时有效提升了风机的总压效率。赵杰等^[4]以多岛遗传算法为核心,建立了以垂直轴风力机的升阻比为优化目标的优化模型,优化后的风机升阻比提高 17.78%,升力系数提高了 16.67%。Mao 等^[5]为提高斜流风机内部流场预测精度,采用 RBF 模型和 Sobol 方法结合,创建了非线性子网格模型。与原始模型相比,优化后的斜流风机流量提高了 1.28 m³/min,噪声降低了 2.2 dB。Kong 等^[6]基于 Kriging 构建了轴流风机所有响应函数的代理模型,并利用遗传算法进行多目标寻优。优化结果表明,在不同工况下轴流风机的效率均有不同程度的提高,且叶尖泄漏流强度明显降低。

除用于流体机械结构优化外,Kriging 还多被应用于航空航天、汽车零部件、轨道交通等领域的零部件轻量化设计^[7]、拓扑优化与形状优化^[8]、可靠性优化^[9]等问题的研究,涉及包括离散、连续、混合变量等优化问题,其核心价值在于精度高、自带不确定性量化且适用于小样本下的优化。在建立代理模型的基础上,常以遗传算法、粒子群算法或其他元启发式算法与代理模型结合,从而寻找多个目标平衡的 Pareto 最优解集,其中 NSGA-II 由于鲁棒性强、收敛性好,且能维持解在前沿上分布的多样性,成为与代理模型组合使用获取 Pareto 前沿的主流方案^[10-11]。

此外,由于 Pareto 前沿通常数量较多且各有优劣,需要借助客观工具进行筛选。熵权法和 TOPSIS 法相结合得到的熵权 TOPSIS 法,可克服主观臆测,常用于无偏好信息的多目标综合优化分析,大量工程研究验证了其在解决复杂工程权衡问题上的有效性^[12-13]。

综上所述,现将 3 种方法相融合,形成“代理建模建立-高效全局寻优-客观综合决策”的优化框架,即采用 NSGA-II 在 Kriging 代理模型上搜寻 Pareto 前沿,以熵权 TOPSIS 辅助决策,在保证求解精度的同时降低仿真计算成本,提升优化效率,为相互制约的多目标问题提供可靠的求解路径。

1 优化流程设计与建立样本数据

1.1 优化流程设计

基于 Kriging 代理模型在高维线性拟合方面的优势和幅流风机多目标优化需求^[14-16],提出一种基于 Kriging 代理模型预测函数值,NSGA-II 算法搜寻 Pareto 前沿,并引入熵权 TOPSIS 法计算各方案的相对接近度,以确定最佳参数组合的优化方法,实现幅流风机风罩结构多目标优化,优化流程如图 1 所示。

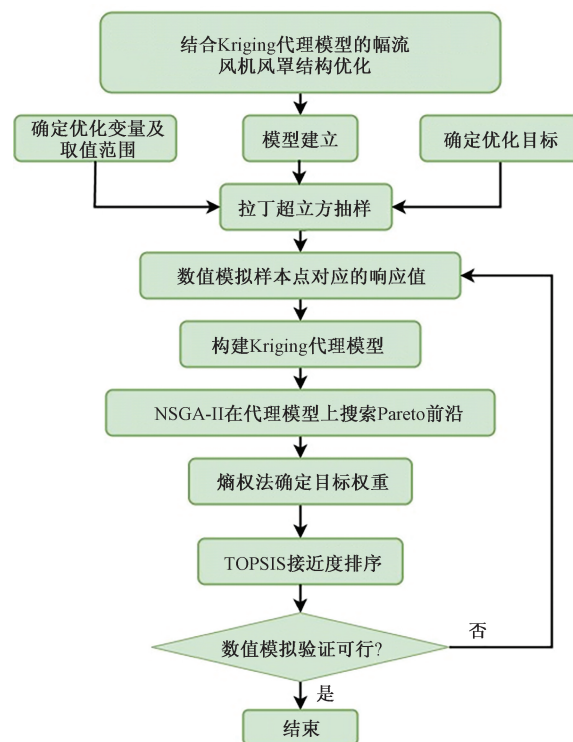


图 1 优化流程图

Fig. 1 Optimization flow chart

1.2 模型建立

考虑到幅流风机的几何特性和气流流动特点,其气流流动主要沿着风机径向,使得轴向变化相对次要。因此,在确保关键物理现象得以准确捕捉的前提下,通过假设沿轴向均匀性,可以将三维问题简化为二维模型,以降低计算复杂度和减少计算量,幅流风机模型如图 2 所示。

1.3 确定多目标优化变量

幅流风机截面参数如图 3 所示,其中, A、B 两点为风罩截面进气角的两个几何边界端点。根据幅流风机风罩结构参数对其性能的影响,选择幅流风机左风罩半径 R_1 作为优化变量 x_1 , 右风罩半径作为优化变量 x_2 , 出口宽度 S 作为优化变量 x_3 及进气角 O 作为优化变量 x_4 。

风机流量 Q 表示单位时间内通过风机的气体

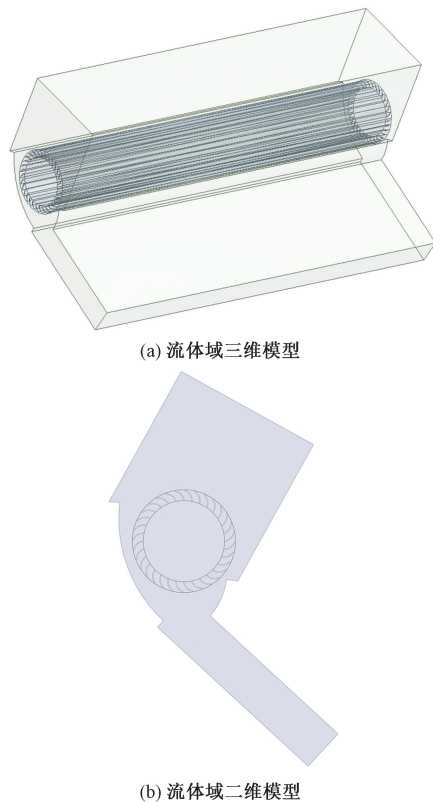


图2 幅流风机流体域模型

Fig. 2 Fluid field model of amplitude flow fan

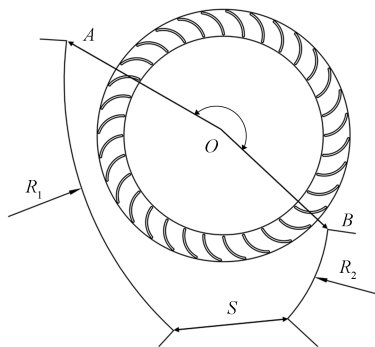


图3 幅流风机风罩截面

Fig. 3 Cross section of draft fan hood

体积,通常情况下是正向性能指标,更大的流量意味着更强的送风能力和改善空气质量、带走热量的能力;最大流速 V 表示气流在风机出口或通道中达到的最大速度,较高的速度有助于提高瞬时通风能力,而地铁车厢中,乘员身体各部位微环境平均温度与平均风速呈正相关,即风速较大的情况下热感觉的降低,可明显提高舒适度^[17];全压效率 E 表示风机对气体所做的总能量提升,包括动压和静压之和,较高的全压意味着能克服更大的系统阻力。因此,以幅流风机流量 Q 、最大流速 V 和全压效率 E 为优化目标。全压效率的计算式为

$$\eta = \frac{\Delta p_t Q}{T w} \quad (1)$$

式(1)中: T 为叶轮旋转时的扭矩, $N \cdot m$; Δp_t 为出口总压与进口总压之差, Pa ; w 为风机叶轮转速, rad/s 。

1.4 拉丁超立方抽样

原始幅流风机模型中各自变量的值分别为: $x_1 = 107.78 \text{ mm}$, $x_2 = 50.68 \text{ mm}$, $x_3 = 36.28 \text{ mm}$, $x_4 = 190.85^\circ$,根据前期数值模拟研究,设定各自变量的变化范围分别设为: $x_1 [90, 130] \text{ mm}$, $x_2 [40, 60] \text{ mm}$, $x_3 [28, 45] \text{ mm}$, $x_4 [180, 200]^\circ$,则幅流风机风罩多目标优化的数学模型为

$$\begin{cases} \text{Obj: } f(x) = \min \{ -f_1(x), -f_2(x), -f_3(x) \} \\ \text{s. t. } \begin{cases} 90 \leq x_1 \leq 130 \\ 40 \leq x_2 \leq 60 \\ 28 \leq x_3 \leq 45 \\ 180 \leq x_4 \leq 200 \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

由于设计变量较多,为避免采用简单随机抽样可能出现的聚集或空洞现象,保证在有限的样本数量下实现复杂模型的有效探索与分析,降低计算成本的同时提高代理模型的准确性^[18],因此在给定的变量范围内,利用拉丁超立方抽样生成 50 组样本数据。如图 4 所示,生成的样本数据在各自变量的分布范围内既分布均匀,又具有一定随机性。

1.5 抽样点数值模拟

基于 Fluent 仿真软件,选用 reliable $k-\varepsilon$ 双方程湍流模型对幅流风机内部旋转流动分离效应进行准确模拟,同时不考虑叶轮表面粗糙度的影响,选择标准壁面函数;风机进口和出口分别设置为压力入口和压力出口,并允许回流,使其更加贴近真实使用场景;压力速度耦合方案采用 SIMPLEC 算法以提高收敛效率,空间离散格式中,动量、湍动能和湍流耗散率离散格式均采用二阶迎风格式,确保动量方程和湍流输运方程的计算精度^[19]。抽样点数值模拟结果如表 1 所示。

2 Kriging 代理模型建立及验证

2.1 Kriging 代理模型建立

Kriging 模型,也称高斯过程回归,起源于地质统计学领域,其核心思想是利用空间数据的自相关性,结合统计学理论来对空间数据插值和预测^[20]。Kriging 模型本质是一种无偏估计,其输出参数由线性回归和随机分布两部分组成,在没有噪声(即不考虑线性回归和随机分布两部分之外的随机误差或不确定性)的情况下,克里金模型会在训练样本点处给出精确的预测值,即预测值等于真实值^[21]。其数学表达式为

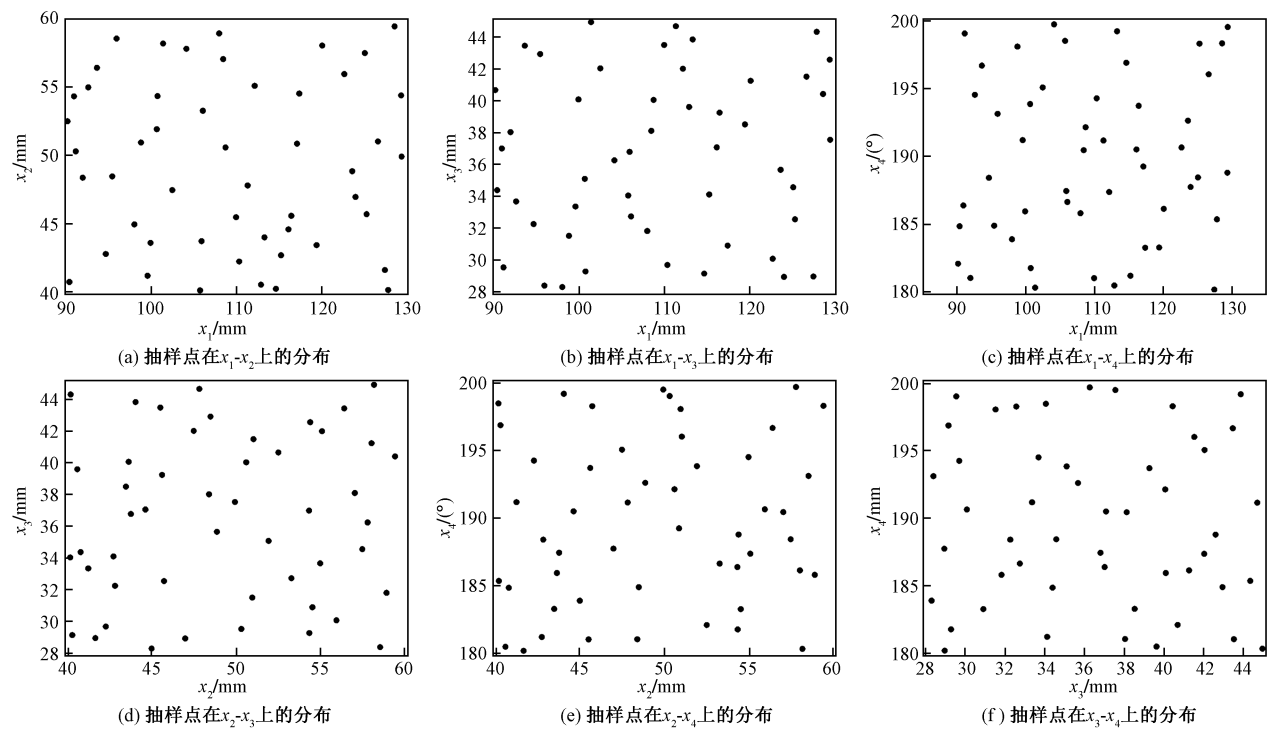


图 4 拉丁超立方抽样

Fig. 4 Latin hypercube sampling

表 1 抽样点数值模拟

Table 1 Numerical simulation of sampling points

序号	x_1/mm	x_2/mm	x_3/mm	$x_4/({}^\circ)$	$y_1/(\text{m}^3\cdot\text{min}^{-1})$	$y_2/\%$	$y_3/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$
1	116.42	45.58	39.26	193.74	7.77	31.08	23.99
2	99.88	43.60	40.09	185.96	6.73	28.84	21.95
3	90.89	54.31	37.01	186.40	7.20	30.59	24.00
4	94.62	42.79	32.26	188.43	6.29	30.55	20.30
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
49	109.93	45.48	43.51	181.05	6.43	22.54	21.74
50	117.36	54.51	30.91	197.28	6.99	34.75	23.72

$$y(x) = f(\boldsymbol{\beta}, x) + z(x) \tag{3}$$

式(3)中: $y(x)$ 为 Kriging 模型响应函数; $f(\boldsymbol{\beta}, x)$ 为 x 的多项式线性回归函数; $\boldsymbol{\beta} = [\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_n]^T$ 为由回归系数; $z(x)$ 为随机函数,决定了回归模型的准确性。

通常采用高斯随机过程,高斯随机过程可表示为^[22]

$$R(\boldsymbol{\theta}; x_i, x_j) = \exp\left[-\sum_{k=1}^m \theta_k (x_i - x_j)^2\right] \tag{4}$$

式(4)中: $\boldsymbol{R}$ 为相关矩阵,由样本点 $x_1 \sim x_n$ 的相关函数值组成; m 为随机变量个数; x_i 和 x_j 分别为训练样本数据的第 i 个、第 j 个分量; $\boldsymbol{\theta}$ 为待定的模型参数向量; θ_k 为向量 $\boldsymbol{\theta}$ 的第 k 个分量。

随机函数的期望 E 为 0,方差为 σ^2 ,协方差为
$$\text{Cov}[z(x_i), z(x_j)] = \sigma^2 R(\boldsymbol{\theta}; x_i, x_j) \tag{5}$$

当训练样本为 n ,已知训练样本 $\boldsymbol{X} = [x_1, x_2, \cdots, x_n]^T$ 及样本真实响应值 $\boldsymbol{Y} = [y_1, y_2, \cdots, y_n]^T$ 时,任意预测点 $\boldsymbol{X}$ 的预测值可以表示为

$$\begin{cases} \hat{y}(\boldsymbol{X}) = \boldsymbol{f}^T(\boldsymbol{X})\hat{\boldsymbol{\beta}} + \boldsymbol{k}(\boldsymbol{X})\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{Y} - \boldsymbol{F}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \\ \boldsymbol{R} = \begin{bmatrix} R(\boldsymbol{\theta}; x_1, x_1) & R(\boldsymbol{\theta}; x_1, x_2) & \cdots & R(\boldsymbol{\theta}; x_1, x_n) \\ R(\boldsymbol{\theta}; x_2, x_1) & R(\boldsymbol{\theta}; x_2, x_1) & \cdots & R(\boldsymbol{\theta}; x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R(\boldsymbol{\theta}; x_n, x_1) & R(\boldsymbol{\theta}; x_n, x_1) & \cdots & R(\boldsymbol{\theta}; x_n, x_n) \end{bmatrix} \\ \boldsymbol{k}(\boldsymbol{X}) = [R(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{X}, x_1), R(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{X}, x_2), \cdots, R(\boldsymbol{\theta}; \boldsymbol{X}, x_n)] \end{cases} \tag{6}$$

式(6)中: $\boldsymbol{f}^T(\boldsymbol{X})$ 为不高于二阶的回归多项式; $\boldsymbol{F}$ 为各采样点回归模型构成的 n 维向量; $\boldsymbol{k}(\boldsymbol{X})$ 为样本点与待测点之间的相关向量; $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 为极大似然估计值。

选取其中 35 组实验数据对所构建的模型进行训练,训练样本的训练值与真实值之间的对比如图 5 所示。从图 5 可知,在样本数据下,训练值与实际值之间误差很小,表明代理模型对训练数据具有较好的拟合效果,同时反映出样本数据中包含的噪声较少,样本数据的精度较高。

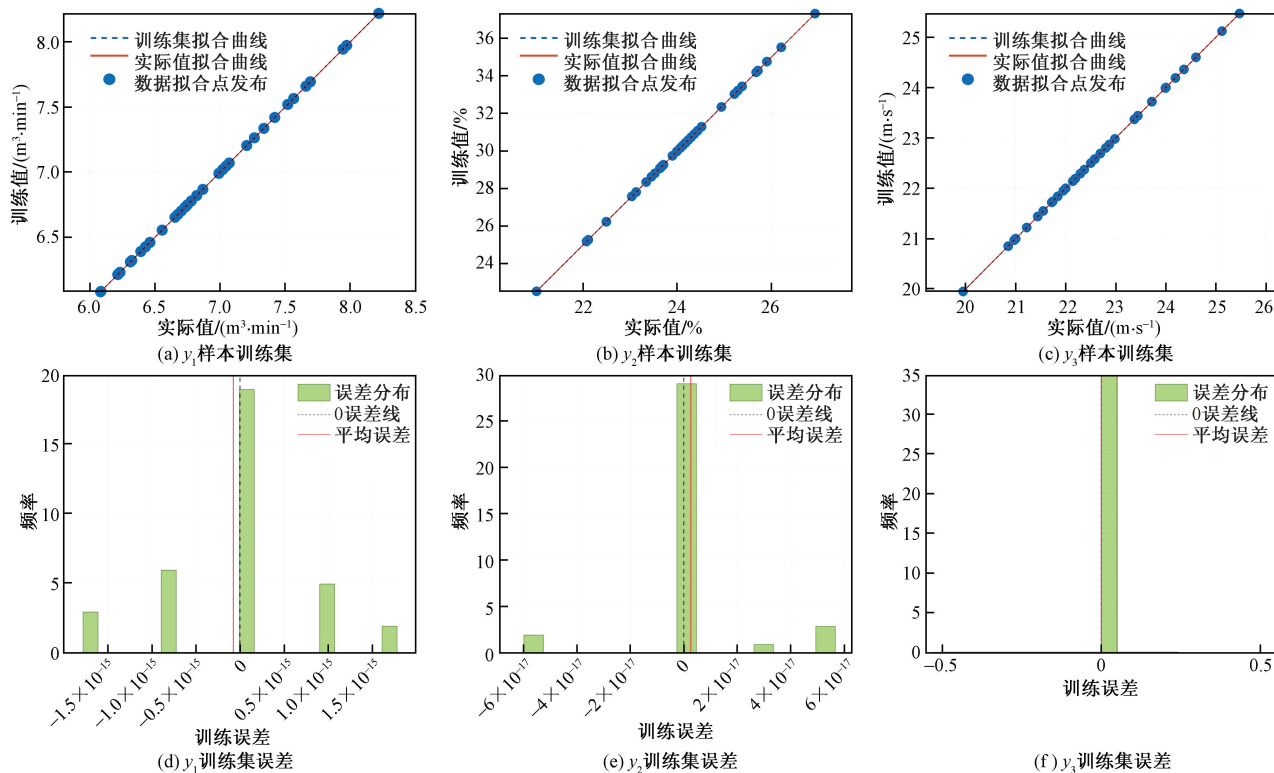


图5 样本训练值与实际值拟合结果

Fig. 5 Fitting results of sample training values and actual values

2.2 代理模型精度验证

2.2.1 量化指标验证模型精度

为检验 Kriging 代理模型与真实模型的贴近程度,采用量化指标对模型进行评估,常用的评价指标有:决定系数 R^2 、平均绝对误差 MAE 和均方根误差 RMSE。

(1)决定系数。反映了模型预测值与实际观测值之间的拟合程度, R^2 越接近 1,表明所建立的代理模型的拟合程度越高。其表达式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (f_i - \hat{f}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (f_i - \bar{f})^2} \quad (7)$$

式(7)中: n 为样本数量; f_i 为第 i 个样本的真实值; $\hat{f}_i$ 为第 i 个样本的预测值; $\bar{f}$ 为所有样本的平均值。

(2)平均绝对误差。直接反映了预测值与实际观测值之间的平均绝对差异,单位与原始数据相同,直观地反映了预测模型的精度。其表达式为

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - \hat{f}_i| \quad (8)$$

(3)均方根误差。对误差有放大作用,如果在预测结果中有显著的偏差或异常值,这些误差会在得到更明显的体现。其表达式为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - \hat{f}_i)^2} \quad (9)$$

表2 代理模型评价指标

Table 2 Evaluation index of agent model

评价指标	优化目标		
	流量 y_1	全压效率 y_2	最大流速 y_3
R^2	0.986 4	0.995 4	0.995 9
MAE	0.061 1	0.002 1	0.071 6
RMSE	0.076 9	0.002 3	0.085 5

从表 2 可见,所建立代理模型的决定系数 R^2 不小于 0.98,而平均绝对误差 MAE 和均方根误差 RMSE 均小于 0.1,表明模型精度满足要求。

2.2.2 测试集验证模型精度

由于 Kriging 模型在训练过程中具有预测值与实际值高度吻合的特性,因此其模型精度可以通过测试样本的结果来交叉检验^[23]。通过对比测试集中模型预测结果与真实观测值之间的差异,可以有效评估其拟合性能,测试集误差分布数据如图 6 所示。

2.3 NSGA-II 遗传算法多目标寻优

NSGA-II 能够同时优化流量、全压效率和最大流速这 3 个目标,而不需要将它们合并为单一的目标函数,避免了直接处理多个冲突的目标。同时,NSGA-II 使用拥挤距离来保持种群的多样性,确保搜索过程中不会过早收敛到局部最优解^[24]。NSGA-II 算法流程图如图 7 所示,遗传算法设定控制参数如表 3 所示。

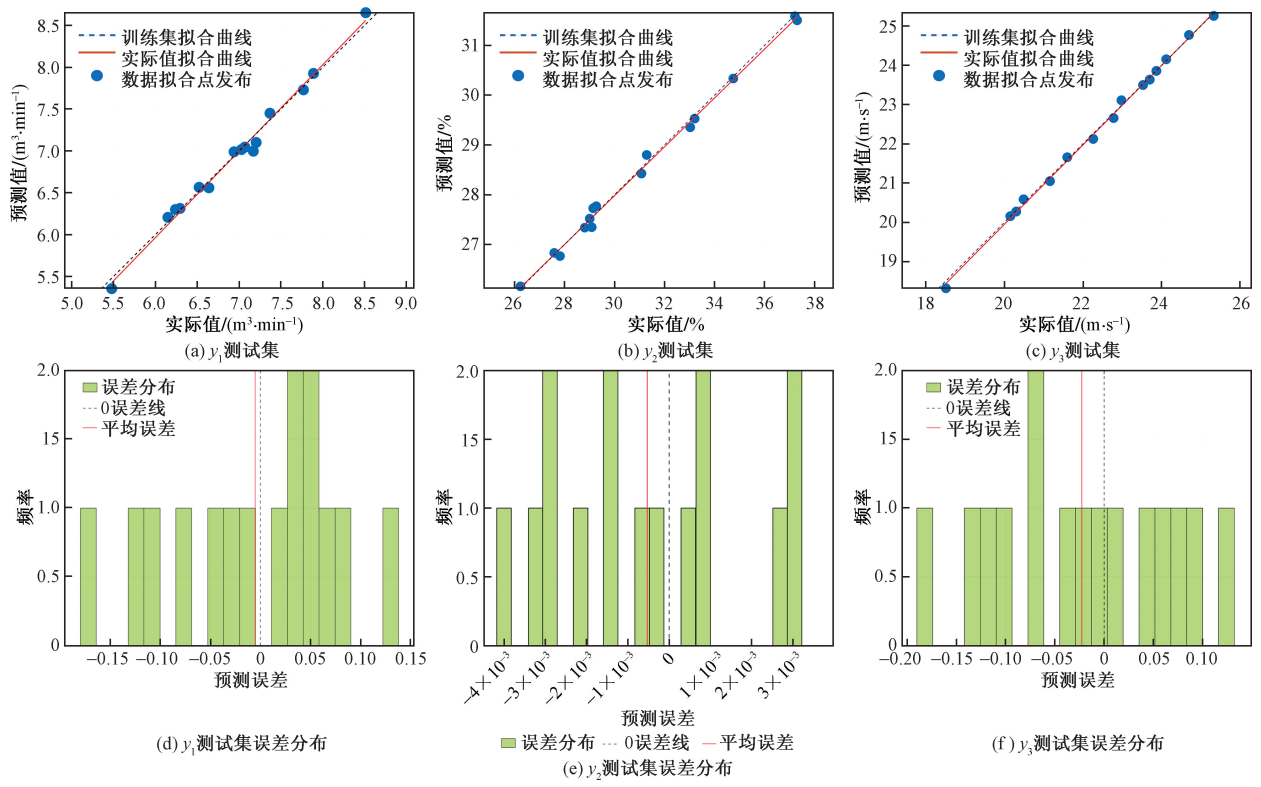


图6 测试集拟合结果

Fig. 6 Test set fitting result

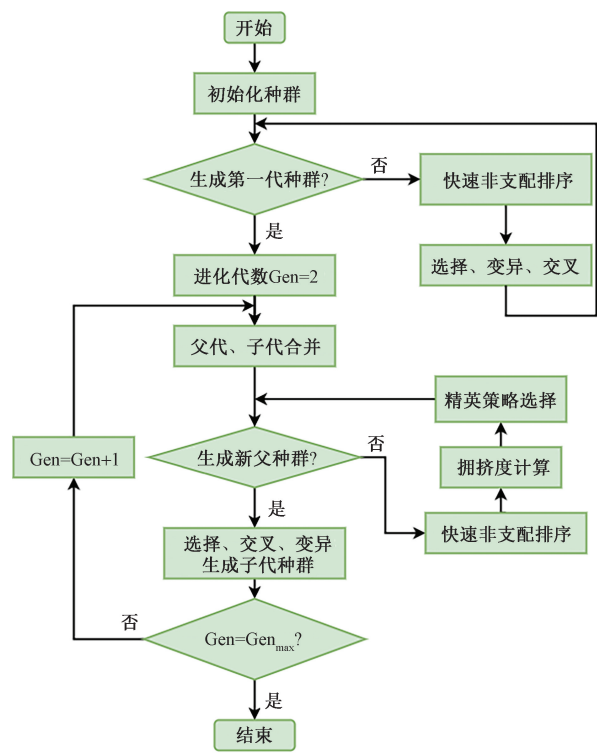


图7 NSGA-II 遗传算法

Fig. 7 NSGA-II genetic algorithm

表3 遗传算法控制参数

Table 3 Control parameters of genetic algorithm			
种群数量	最大迭代次数	交叉概率	变异概率
100	200	0.8	0.05

基于 NSGA-II 在代理模型上进行多目标寻优,获得 100 个 Pareto 前沿解集如图 8 所示,据此可得在不同优化变量权重下优化目标的最优解。

由图 8 可以看出,一方面,Pareto 最优前沿形态连续,各点排布均衡,反映出优化过程具有高质量。另一方面,各优化目标之间存在权衡关系,难以实现各个优化目标同时达到最优,针对不同的设计目标偏好,所选优化方案也将相应调整,必须根据设计需求权衡取舍。

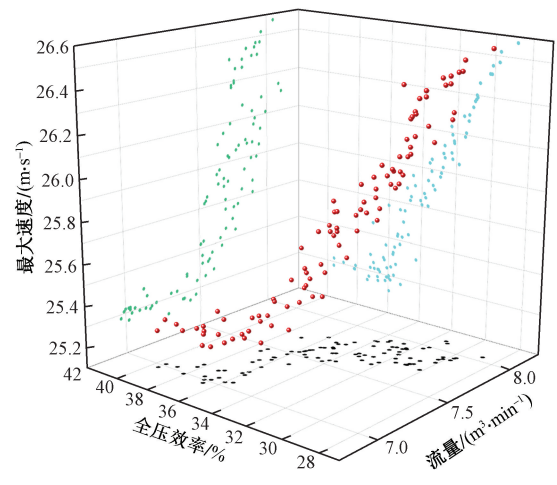


图8 Pareto 前沿解集

Fig. 8 Pareto frontier solution set

3 熵权 TOPSIS 决策

TOPSIS 是一种多属性决策方法,可对优化方案与理想方案的接近程度进行排序,从而选择最优方案,其基本思想是:最理想方案应距离正理想解最近,而距离负理想解最远^[25]。传统 TOPSIS 法中,权重通常由决策者主观给定,容易导致结果缺乏客观性。熵权 TOPSIS 法将熵权法(客观赋权)与 TOPSIS 法(逼近理想解排序)结合,通过衡量数据的离散程度来确定权重,熵值越小,指标信息量越大,权重越高。然后,将熵权法计算的权重引入 TOPSIS 法,以此减小权重的主观赋值。熵权 TOPSIS 法的实现步骤如下。

步骤 1 构建初始决策矩阵。设有 m 个备选方案和 n 个优化目标,则原始决策矩阵为 $X = [x_{ij}]_{m \times n}$,其中 x_{ij} 表示第 i 个方案在第 j 个指标上的值,即遗传算法得到的 Pareto 前沿,故 $m = 100, n = 3$ 。

步骤 2 数据标准化。为了消除不同量纲的影响,对数据进行标准化处理,使其值限定在 $[0, 1]$ 。对于效益型指标(越大越好)和成本型指标(越小越好),分别采用不同的标准化方式。

$$r_{ij}^{\text{benefit}} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m x_{ij}^2}} \quad (10)$$

$$r_{ij}^{\text{cost}} = \frac{1/x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (1/x_{ij})^2}} \quad (11)$$

式中: r_{ij}^{benefit} 为效益型指标; r_{ij}^{cost} 为成本型指标。

步骤 3 计算熵值及差异系数。对于每个指标 j , 计算其信息熵 E_j , 即

$$E_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \quad (12)$$

式(12)中: p_{ij} 为第 i 个方案在第 j 个指标上的比重。

$$p_{ij} = \frac{r_{ij}}{\sum_{i=1}^m r_{ij}} \quad (13)$$

步骤 4 计算权重。利用熵值计算第 j 个指标的权重 w_j , 确保所有权重之和等于 1。

$$w_j = \frac{1 - E_j}{\sum_{j=1}^n (1 - E_j)} \quad (14)$$

步骤 5 构造加权标准化矩阵。根据权重向量 $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ 构造加权标准化矩阵 $V = [v_{ij}]_{m \times n}$, 其中 $v_{ij} = w_j r_{ij}$ 。

步骤 6 计算距离。首先, 正理想解 v_j^+ 取各个指标的最大值(效益型)或最小值(成本型), 负理想解 v_j^- 取各个指标的最小值(效益型)或最大值(成

本型)。然后分别计算各方案到正理想解的距离 D_i^+ 和到负理想解的距离 D_i^- 。

$$\begin{cases} D_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^+)^2} \\ D_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{ij} - v_j^-)^2} \end{cases} \quad (15)$$

步骤 7 计算相对接近度。

$$C_i = \frac{D_i^-}{D_i^+ + D_i^-} \quad (16)$$

将图 9 中 100 个 Pareto 前沿解集作为待决策方案, 计算得到流量 y_1 、全压效率 y_2 和最大流速 y_3 3 个评价指标的信息熵及熵权如表 4 所示。其中 y_2 的权重最高, 说明其在 Pareto 前沿中区分能力最强, 含有的信息量最多, 对最终结果影响最大。

按照式(16)计算 C_i , 并从大到小对所有方案进行排序, C_i 最大的方案即为最佳方案。根据各评价指标的信息熵及熵权, 计算得到各方案的相对接近度如图 9 所示。

从图 9 可以看出, 方案 22 的相对接近度最大, 表明其综合性能最接近理想解。相应的最佳工艺参数组合为: 左风罩半径 128.37 mm, 右风罩半径 58.67 mm, 出风口宽度 36.45 mm, 进气角 198.57° , 相比于原风机风罩, 左风罩半径增大了 19.1%, 右风罩半径增大了 15.77%, 出风口宽度增加了 0.4%, 进气角增大了 4.05%。

表 4 各评价指标的信息熵及熵权

Table 4 Information entropy and entropy weight of each evaluation index

评价指标	信息熵	熵权
y_1	0.992 1	0.338 7
y_2	0.975 6	0.351 2
y_3	0.964 3	0.310 1

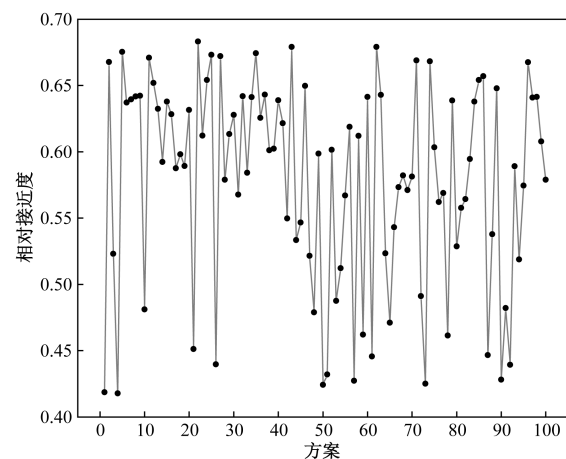


图 9 相对接近度排序

Fig. 9 Relative proximity ranking

4 验证分析

4.1 仿真验证

根据熵权 TOPSIS 相对接近度排序,建立最佳参数组合模型,通过与原风机模型对比以验证优化效果,其中原风机的流量为 $7.10\text{ m}^3/\text{min}$,全压效率为 28.72% ,最大流速为 21.8 m/s 。结果显示,方案 22 的幅流风机流量达到 $8.26\text{ m}^3/\text{min}$,全压效率 33.08% ,其内部最大流速为 25.80 m/s ,与 Kriging 代理模型预测结果误差分别为 1.85% 、 0.26% 和 2.05% ,整体预测误差较小,证明了预测模型的准确性。

图 10 所示为原风机与方案 22 的速度迹线图,方案 22 的风机最大流速由 21.78 m/s 提高到 25.77 m/s ,提高幅度达到 18.32% 。原风机速度迹线图混乱、发散,速度梯度大,低速区范围较大,存在明显的流动分离和能量损失区域,且受壁面结构不利于引导气流流动的影响,左侧有一明显的圈状结构,为大尺度回流涡旋,易导致风机性能受到抑制。而方案 22 受左侧风罩半径增大影响,叶尖离壁面的距离减小,叶尖泄漏流得到有效控制,减小了流动损失,使得风机叶尖流速明显高于原风机,速度分布趋于均匀,低速区明显减小,且流动分离现象明显受到抑制,左侧回流涡旋基本消失,流线更加平顺,更多的能量用于产生有效流动而非维持涡旋运动,有利于降低能量耗散,提高效率。

图 11 所示为原风机与方案 22 的静压云图对比,方案 22 出口处的静压分布更加均匀,动能被平缓而充分地转化为静压能,避免了因流动分离和涡流导致的能量耗散。方案 22 的压力梯度更陡,负压区强度明显增强,整体静压减小,导致动压增大,表明该结构克服系统阻力的能力增强,有利于提高风机风速。在出口附近,叶尖最低负压增大了

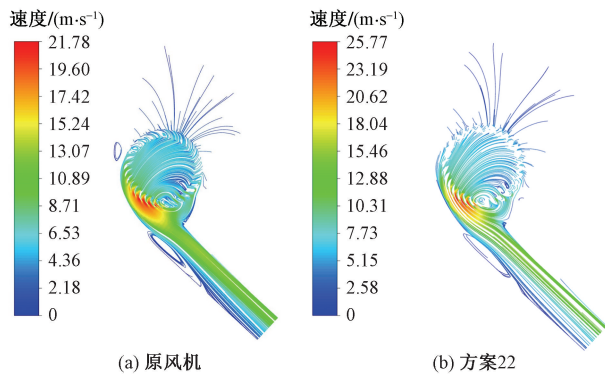


图 10 原风机与方案 22 速度迹线图

Fig. 10 Velocity trace diagram of original fan and Scheme 22

14.2% ,形成进口与出口的高压强差,意味着方案 22 有着更强的吸气能力。

4.2 实验验证

根据方案 22 所得最佳结构参数进行试制与实验,验证其实际优化效果,图 12 为测试现场。

表 5 为性能测试结果。通过性能测试可以看出,一方面,风机流量和全压效率的测试值均略小于仿真值,推测原因为:代理模型主要基于仿真数据训练,而计算机仿真对环境因素和能量损失机制存在理想化,导致模型预测存在一定偏差。另一方面,虽然测试值和仿真值存在一定差异,但方案 22 的流量和全压效率均明显优于原风机,说明优化方案仍具有一定指导价值。

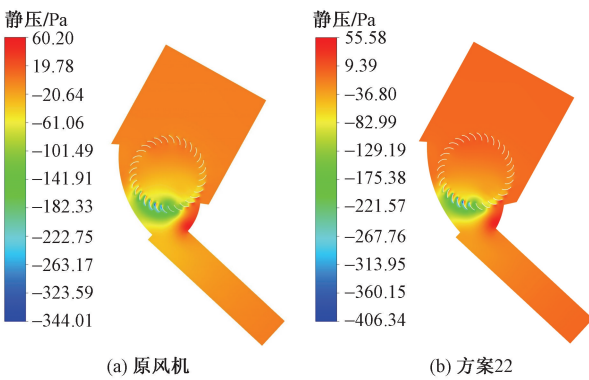


图 11 原风机与方案 22 静压云图

Fig. 11 Static pressure cloud diagram of original fan and Scheme 22

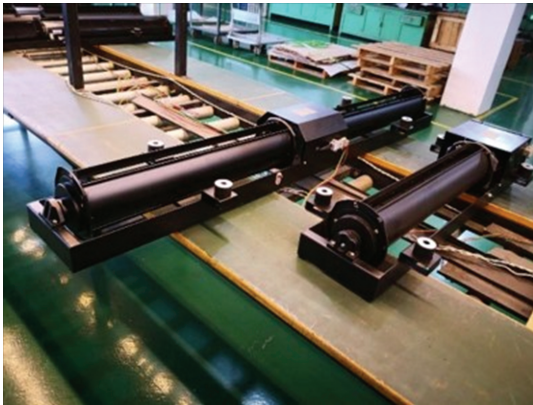


图 12 风机性能测试现场

Fig. 12 Fan performance test site

表 5 风机流量与噪声对比

Table 5 Comparison of fan flow and noise

风机	类型	流量/ $(\text{m}^3 \cdot \text{min}^{-1})$	全压效率/%
原风机	测试值	6.80	28.16
	仿真值	7.10	28.72
方案 22	测试值	7.87	32.58
	仿真值	8.26	33.08

5 结论

以风量、全压效率和气体流速为优化目标,基于采样点数值模拟建立了 Kriging 代理模型,利用 NSGA-II 进行寻优,实现了幅流风机风罩结构的多目标优化,有效抑制了叶尖泄露流和回流涡旋,降低了能量耗散。通过数值模拟和试验验证,得出结论。

(1) 构建了基于 Kriging-NSGA-II 与熵权 TOPSIS 的幅流风机高效优化设计流程,量化指标和测试集拟合对比分析结果表明,所建立的 Kriging 代理模型对设计变量与优化目标之间复杂的非线性映射表现出较强的拟合能力。

(2) 实验结果显示,基于方案 22 优化后的幅流风机流量为 $7.87 \text{ m}^3/\text{min}$,全压效率达到 32.58%,比原风机分别提高了 15.74% 和 4.43%,为幅流风机风罩的结构优化设计提供了重要参考。

(3) 虽然实验测试全压效率和流量略低于仿真值,但是并不影响优化方法的可行性,其优化结果仍具有指导意义。未来研究将引入全局修正因子、建立误差模型或考虑不确定性的模型等手段,提高代理模型的预测精度。

参 考 文 献

- [1] 张伟,康炜,庞聪,等. 自通风牵引电机离心风扇气动噪声的快速预测[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(6): 173-177, 195.
Zhang Wei, Kang Wei, Pang Cong, et al. Rapid prediction of aerodynamic noise of centrifugal fan of self-ventilated traction motor[J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(6): 173-177, 195.
- [2] 崔文豪,冯建军,朱国俊,等. 基于叶片载荷分布的离心风机多目标优化设计[J]. 工程热物理学报, 2024, 45(7): 1949-1959.
Cui Wenhao, Feng Jianjun, Zhu Guojun, et al. Multi-objective optimization design of centrifugal fan based on blade load distribution[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2024, 45(7): 1949-1959.
- [3] 李鹏程,李景银,唐洁. 基于叶轮出流均匀度优化的风机降噪研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2025, 56(9): 3934-3946.
Li Pengcheng, Li Jingyin, Tang Jie. Study on noise reduction of fan based on optimization of impeller outflow uniformity[J]. Journal of Central South University (Natural Science Edition), 2025, 56(9): 3934-3946.
- [4] 赵杰,汪志成,邵华梅. 基于多岛遗传算法的垂直轴风机翼型优化设计[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(1): 207-212.
Zhao Jie, Wang Zhicheng, Shao Huamei. Optimization design of vertical axis wind airfoil based on multi-island genetic algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(1): 207-212.
- [5] Mao Z, Luo Y, Zhou S, et al. The multi-objective optimisation design of outlet guide vanes of diagonal flow fan based on sobol sensi-

- itivity analysis[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy, 2024, 238(3): 382-400.
- [6] Kong C, Wang M, Jin T, et al. The blade shape optimization of a low-pressure axial fan using the surrogate-based multi-objective optimization method[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2023, 37(1): 179-189.
- [7] 贾连辉,李晓科,袁文征,等. 基于拓扑优化和 Kriging 模型的前中盾结构轻量化设计[J]. 中国机械工程, 2022, 33(23): 2888-2897.
Jia Lianhui, Li Xiaoke, Yuan Wenzheng, et al. Lightweight design of front shield structure based on topology optimization and Kriging model[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(23): 2888-2897.
- [8] 黄明喆,肖蜜,刘喜亮,等. 面向散热性能的多孔结构多尺度等几何拓扑优化[J]. 机械工程学报, 2024, 60(1): 54-64.
Huang Mingzhe, Xiao Mi, Liu Xiliang, et al. Multi-scale geometric topology optimization of porous structures for heat dissipation performance[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(1): 54-64.
- [9] 王凯,范小宁,余畅,等. 基于动态 Kriging 模型的起重机金属结构可靠性解耦优化方法[J]. 机械工程学报, 2025, 61(2): 384-394.
Wang Kai, Fan Xiaoning, Yu Chang, et al. Reliability decoupling optimization method of crane metal structure based on dynamic Kriging model[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(2): 384-394.
- [10] 王非凡,赵华讯,王爽,等. 基于 Kriging 模型的船舶主机隔离系统抗冲击优化[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45(7): 1266-1272.
Wang Yifan, Zhao Huaxun, Wang Shuang, et al. Anti-impact optimization of ship main engine isolation system based on Kriging model[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(7): 1266-1272.
- [11] 于江飞,周子旋,彭江鹏,等. 基于代理模型的超燃冲压发动机燃烧室构型参数优化设计[J]. 力学学报, 2024, 56(11): 3359-3370.
Yu Jiangfei, Zhou Zixuan, Peng Jiangpeng, et al. Optimal design of scramjet combustor configuration parameters based on proxy model[J]. Acta Mechanica Sinica, 2024, 56(11): 3359-3370.
- [12] 苏海亮,马莲花,展新,等. 基于熵权-TOPSIS 的 CFRP 电池箱体铺层优化设计[J]. 复合材料科学与工程, 2024(12): 62-68.
Su Hailiang, Ma Lianhua, Zhan Xin, et al. Optimal design of CFRP battery box based on entropy weight-TOPSIS[J]. Composites Science and Engineering, 2024(12): 62-68.
- [13] 宋勇,黄建恩,丁富华,等. 基于均匀设计法的围护结构热工性能多目标优化[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(35): 15195-15205.
Song Yong, Huang Jianen, Ding Fuhua, et al. Multi-objective optimization of thermal performance of envelope based on uniform design method[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(35): 15195-15205.
- [14] Wang M, Liu S, Wu H, et al. Optimization of extendable die SPR-bonded hybrid joining structures based on Kriging and multi-objective genetic algorithms[J]. The International Journal of Ad-

- vanced Manufacturing Technology, 2025, 139(7/8): 1-18.
- [15] 王清, 张敏, 李德顺, 等. 基于 Kriging 模型的风力机翼型优化设计及气动性能分析[J]. 太阳能学报, 2024, 45(10): 625-634.
- Wang Qing, Zhang Min, Li Deshun, et al. Optimization design and aerodynamic performance analysis of wind turbine airfoil based on Kriging model[J]. Journal of Solar Energy, 2024, 45(10): 625-634.
- [16] Lin H, Yang L, Bao H, et al. The reliability analysis of a turbine rotor structure based on the Kriging surrogate model[J]. Machines, 2025, 13(7): 625.
- [17] 高志鑫, 何锋, 赵京, 等. 基于幅流风机的地铁车厢乘员微环境及热舒适性研究[J]. 都市轨道交通, 2024, 37(5): 107-115.
- Gao Zhixin, He Feng, Zhao Jing, et al. Study on micro-environment and thermal comfort of metro car passengers based on amplitude fan[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2024, 37(5): 107-115.
- [18] 张澜曦, 孙伟, 吴松丽. 多策略改进金枪鱼算法及其机械设计优化应用[J]. 机械设计与研究, 2025, 41(3): 138-145.
- Zhang Lanxi, Sun Wei, Wu Songli. Multi-strategy improved tuna algorithm and its application in mechanical design optimization[J]. Mechanical Design and Research, 2025, 41(3): 138-145.
- [19] 刘军帅, 杜新武, 杨大芳, 等. 收获机械贯流风机结构参数优化研究[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(7): 7-11.
- Liu Junshuai, Du Xinwu, Yang Dafang, et al. Study on structural parameters optimization of cross-flow fan of harvesting machinery[J]. China Journal of Agricultural Machinery Chemistry, 2025, 46(7): 7-11.
- [20] 徐永森, 徐雪萌, 王志山, 等. 基于 Kriging 模型的行走式装车机车架多目标优化[J]. 包装工程, 2025, 46(11): 257-266.
- Xu Yongsan, Xu Xuemeng, Wang Zhishan, et al. Multi-objective optimization of walking loading locomotive frame based on Kriging model[J]. Packaging Engineering, 2025, 46(11): 257-266.
- [21] 余琼, 高月仕, 杨宗能, 等. Kriging 模型在斗轮堆取料机前臂结构优化的应用[J]. 机械设计与制造, 2025(9): 1-9.
- Yu Qiong, Gao Yueshi, Yang Zongneng, et al. Application of Kriging model in the forearm structure optimization of bucket wheel stacker[J]. Mechanical Design and Manufacture, 2025(9): 1-9.
- [22] 张文栋, 石明辉, 秦东晨, 等. 基于 Kriging 模型的锥形气体静压轴承优化设计[J]. 轴承, 2025(1): 14-22.
- Zhang Wendong, Shi Minghui, Qin Dongchen, et al. Optimal design of conical aerostatic bearing based on Kriging model[J]. Bearing, 2025(1): 14-22.
- [23] 王鹏博, 尹冠生, 冯俊杰, 等. 基于 NSGA-II 与熵权 TOPSIS 法的混纺纤维再生混凝土配合比多目标优化[J]. 硅酸盐通报, 2022, 41(12): 4189-4201.
- Wang Pengbo, Yin Guansheng, Feng Junjie, et al. Multi-objective optimization of mixture ratio of hybrid fiber recycled concrete based on NSGA-II and entropy TOPSIS method[J]. Silicate Bulletin, 2022, 41(12): 4189-4201.
- [24] 庞亮, 杨清亮, 赵朝会, 等. 基于遗传算法和 TOPSIS 法的混合励磁电机齿槽转矩优化[J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(4): 42-48.
- Pang Liang, Yang Qingliang, Zhao Chaohui, et al. Cogging torque optimization of hybrid excitation motor based on genetic algorithm and TOPSIS method[J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(4): 42-48.
- [25] 石旷, 杨吉新, 吴爱平. 变截面波形钢腹板双目标优化设计及方案决策[J]. 重庆大学学报, 2025(11): 1-17.
- Shi Kuang, Yang Jixin, Wu Aiping. Bi-objective optimization design and scheme decision of corrugated steel webs with variable cross section[J]. Journal of Chongqing University, 2025(11): 1-17.