

SST k- ω 湍流模型参数优化及其在离心风机性能模拟中的应用

陈啸晗, 管世林, 黄佳惠, 王海民*

上海理工大学能源与动力工程学院, 上海

收稿日期: 2025年9月16日; 录用日期: 2025年9月24日; 发布日期: 2025年10月27日

摘 要

为了提高离心通风机在仿真模拟中的精准度, 本研究构建了一种适用于风机流场的湍流模型参数组。以G4-73型8号离心式通风机为研究对象建模绘制网格, 首先使用正交分析评估了SST k- ω 湍流模型中六个核心参数对风机全压升的敏感性; 其次通过拉丁超立方采样构建采样点, 使用CFX软件计算各样本点的全压升值; 再构建Kriging回归的代理模型, 并将代理模型和智能算法相结合, 以全压升值最大为目标进行函数迭代寻找最优解。在最优参数组下, 风机全压升与理论值的相对误差仅为0.56%, 验证了仿真结果精度的显著提升; 最后对比分析得出优化湍流模型参数不仅有效改善了小流量工况下的流场预测精度, 同时在其他工况点下也显著降低了仿真误差, 验证了该方法对风机全流量工况的适用性与可靠性。

关键词

离心通风机, SST k- ω 湍流模型, 正交分析, Kriging回归, 代理模型

Optimization of SST k- ω Turbulence Model Parameters and Its Application in Performance Simulation of Centrifugal Fans

Xiaohan Chen, Shilin Guan, Jiahui Huang, Haimin Wang*

School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: September 16, 2025; accepted: September 24, 2025; published: October 27, 2025

*通讯作者。

文章引用: 陈啸晗, 管世林, 黄佳惠, 王海民. SST k- ω 湍流模型参数优化及其在离心风机性能模拟中的应用[J]. 建模与仿真, 2025, 14(10): 338-354. DOI: 10.12677/mos.2025.1410628

Abstract

To enhance the accuracy of the simulation of centrifugal fans, a set of turbulence model parameters suitable for the flow field of the fan was constructed. Taking the G4-73 No. 8 centrifugal fan as the research object, the model was established, and the grid was drawn. Firstly, the sensitivity of six core parameters in the SST $k-\omega$ turbulence model to the total pressure rise of the fan was evaluated by orthogonal analysis. Secondly, the sampling points were constructed by Latin hypercube sampling, and the total pressure rise values of each sample point were calculated using CFX software. Then, a Kriging regression surrogate model was constructed, and combined with an intelligent algorithm, the function was iterated to find the optimal solution with the maximum total pressure rise as the objective. Under the optimal parameter set, the relative error between the total pressure rise of the fan and the theoretical value was only 0.56%, verifying the significant improvement in the simulation result accuracy. Finally, through comparative analysis, it was concluded that optimizing the turbulence model parameters not only effectively improved the prediction accuracy of the flow field under low flow conditions, but also significantly reduced the simulation error at other operating points, verifying the applicability and reliability of this method for the full flow conditions of the fan.

Keywords

Centrifugal Fan, SST $k-\omega$ Turbulence Model, Orthogonal Analysis, Kriging Regression, Surrogate Model

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

离心通风机因其能够有效输送和调节气体流动,广泛应用于暖通、电力、冶金、石化等行业,其性能直接影响工业系统的能源消耗水平和运行效率。在风机性能研究中,数值仿真已逐渐成为与实验研究并行的的重要手段。随着计算机技术和计算流体力学(CFD)的发展,研究者能够在电脑软件中模拟风机内部复杂的三维流动特性,对不同结构设计和工况参数进行仿真分析。与传统的现场测试相比,CFD 仿真不仅成本低、周期短,而且能够突破实验条件的限制,实现危险环境下的可行性研究[1]。通过对比分析 CFD 数值模拟结果与试验数据,可以评估试验和 CFD 数值模拟结果的准确性。然而其主要挑战在于如何缩小数值结果与实验测量之间的偏差,其不确定性主要来源于模型设定、网格质量以及湍流模型的不确定性[2] [3]。

为了提高 CFD 数值模拟的精确性,国内外学者从模型结构优化、网格质量提升、不同湍流模型对比等方面进行了研究。对于离心风机的优化已经有大量的研究对其结构进行改进[4]-[8],性能已有了显著的提升。孟凡念等[9]通过对比四套不同的网格和湍流模型,选取吻合度最高的组合采用灰自助法确定离心通风机 CFD 气动效率仿真结果的不确定度为 0.55%。随着计算机技术的发展,智能算法也广泛应用于工程优化。Chan 等[10]采用遗传算法优化风机叶片,在最佳叶片形状下的功率系数提升了 33%,适应更宽风速范围。Xiao 等[11]采用 Langevin 回归法建立离心风机经验噪音模型,揭示了噪音与湍流的低维随机结构相似性,预测误差 < 2.2%,为噪音控制提供新方法。

将湍流模型封闭参数作为不确定度方法的研究对象是近年来数据驱动与湍流模型结合的重要研究方

向之一[12]。阎超等[13]发现无论是 $k-\epsilon$ 、 $k-\omega$ 还是 SST 湍流模型，其中封闭参数的微小改变可能会导致性能的显著改善或恶化。钟伟等[14]通过将 SST 湍流模型关键常数 β^* 从 0.09 校正至 0.11，显著提升了风力机在失速工况下的 CFD 模拟精度，预测值与实验数据吻合度大幅改善。张孟石等[12]采用贝叶斯推断方法修正 SST 湍流模型的关键参数(κ 、 a_1 、 β^*)，显著提升了热流和压力的预测精度，使预测误差从 41.43% 降至 8.34%。Zhao 等[15]采用非侵入式多项式混沌方法量化 SST 湍流模型 9 个封闭参数的不确定性，确定了对预测不确定性贡献最大的关键参数为 $\sigma_{\omega 1}$ 、 κ 和 a_1 。Edeling 等[16]提出贝叶斯模型 - 场景平均(BMSA)方法，量化 RANS 湍流模型误差，通过多场景校准与智能加权，显著提升预测精度与不确定性估计的可靠性。Ray 等[17]采用收缩回归与贝叶斯校准方法简化 CFD 计算过程，模型预测精度显著提升，且具有良好的泛化能力。周宇等[18]分析了 SST $k-\omega$ 湍流模型中八个参数对流场计算的影响，附着流中参数 a_1 影响最大，分离流中则需同时关注 α 、 β 、 β^* 和 a_1 这四个参数。

总体来看，现有湍流模型研究除物理建模外，已普遍以算法为核心支撑：通过贝叶斯推断、稀疏/收缩回归、非侵入式多项式混沌与模型平均等统计与优化工具，实现封闭参数的识别、全局寻优与不确定性传播，从而提升 RANS 预测的置信度与稳健性。然而，在大型离心通风机仿真领域，尤其是小流量工况下，相关参数优化与不确定性控制仍相对薄弱，CFD 误差偏大，限制了模拟结果的工程可用性。针对这一空白，本文面向 G4-73 型 8 号离心通风机的小流量工况，构建 Kriging 代理模型与麻雀算法耦合的参数优化框架，在试验约束下以全压升逼近为目标对 SST $k-\omega$ 关键参数进行系统校准；该策略以预测替代部分 CFX 仿真，显著降低计算成本，同时增强分离占优区域的预测可靠性。研究最终给出具有工程可复用性的参数推荐区间与操作流程，并首次在上述场景下验证了算法驱动的湍流模型改进路径在提升流场预测能力与全压升精度方面的有效性与可迁移性。

2. SST $k-\omega$ 湍流模型参数寻优方法

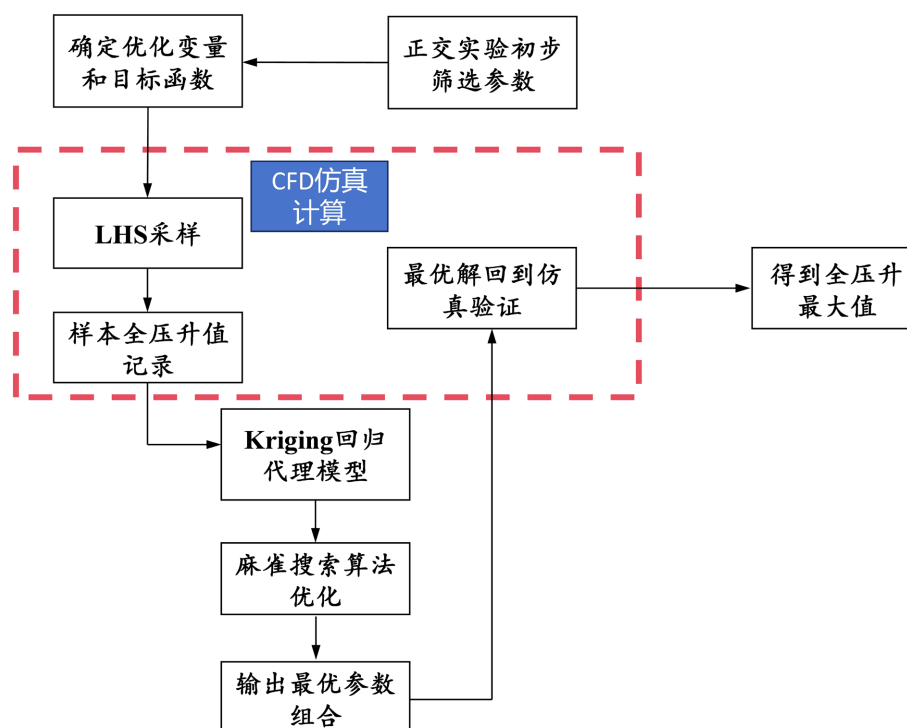


Figure 1. Steps of parameter optimization
图 1. 参数优化步骤

本文建立了基于 Kriging 代理模型与麻雀搜索算法(SSA)的单目标优化方法,如图 1 所示。首先采用正交实验进行参数敏感性分析,在确定敏感变量与目标函数后,将湍流模型三个关键参数 a_1 、 β^* 和 α_1 作为设计变量,瞬态全压升值作为优化目标,并设定参数的合理取值范围。其次,采用拉丁超立方采样方法在设计空间内生成样本点,并通过 CFD 数值计算得到不同样本点下的全压升值,形成初始数据集。在此基础上,利用 Kriging 回归方法构建代理模型,以近似表征设计参数与全压升值之间的耦合关系,从而不需要在优化过程中调用 CFD 计算。最后在代理模型建立完成后,将 Kriging 模型嵌入麻雀搜索算法的优化框架中,进行智能寻优,实现瞬态全压升最大值的搜寻。

2.1. Kriging 回归模型

Kriging 回归是一种基于方差最小无偏估计的代理建模方法,其基本形式为:

$$y(x) = f^T(x)\beta + Z(x) \quad (1)$$

式中, $f^T(x)\beta$ ——确定性趋势项,通常为低阶多项式; $Z(x)$ ——均值为零、方差为 σ^2 的随机过程,描述局部偏差。

对于样本点 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, 响应值为 $Y = (y(x_1), y(x_2), \dots, y(x_n))$, Kriging 的预测均值与均方误差分别为:

$$\hat{y}(x) = c(x)^T Y \quad (2)$$

$$MSE = E \left[\left(c(x)^T Y - y(x) \right)^2 \right] \quad (3)$$

式中, $c(x)$ ——权重系数向量,由样本间相关性矩阵确定。

通过 Kriging 建模,可在保持精度的同时显著减少 CFD 调用次数。

2.2. Sparrow Search Algorithm (SSA, 麻雀搜索算法)

SSA 是一种新型群体智能优化方法,通过模拟麻雀在觅食与防御中的群体协同行为,实现全局搜索与局部开发的有机结合。其种群由开拓者、跟随者和警戒者三类个体组成,采用不同的迭代更新公式完成优化过程。

开拓者负责对解空间进行全局探索,其位置更新通常采用指数衰减或随机跳跃的方式。当环境安全时,继续大范围搜索以发现潜在优解;当环境存在威胁时,则带领群体迁移至更优区域。跟随者依赖开拓者提供的信息,在较优解附近进行深入挖掘,以增强局部搜索能力。当开拓者处于不利位置时,部分跟随者会转向全局最优点,以保持种群的多样性。警戒者比例较小,其主要功能是监测潜在风险,并通过位置的大幅调整防止种群陷入局部极值,从而提升算法的鲁棒性。

假设种群规模为 n , 优化问题的维度为 d , 则个体位置可表示为:

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中, x_{ij} 表示第 i 个个体在第 j 维的参数取值。

开拓者的位置更新公式可描述为:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(-\frac{i}{\delta \cdot t_{\max}}\right), & R_2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (5)$$

式中, t 为迭代次数; $t_{\max}$ 最大迭代数; δ 为随机数; Q 为服从正态分布的随机数; L 为随机向量; R_2 为预警值; ST 为安全阈值。

跟随者的位置更新可表示为:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp(x_{\text{worst}}^t - x_{i,j}^t), & i > n/2 \\ x_p^{t+1} + |x_{i,j}^t - x_p^{t+1}| \cdot L, & i \leq n/2 \end{cases} \quad (6)$$

式中, x_{worst}^t 表示全局最差位置; x_p^{t+1} 为开拓者在第 $t+1$ 次迭代中的最优位置。

警戒者的更新方式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}}^t + \beta \cdot |x_{i,j}^t - x_{\text{best}}^t|, & f_i \neq f_g \\ x_{i,j}^t + K \cdot \frac{|x_{i,j}^t - x_p^{t+1}|}{f_i - f_w + \varepsilon}, & f_i = f_g \end{cases} \quad (7)$$

式中, x_{best}^t 为当前全局最优位置; β 为正态分布随机数; K 为 $[-1, 1]$ 区间内的随机数; f_i 、 f_w 、 f_g 分别为个体适应度、最差适应度与最优适应度; ε 为防止分母为零的极小常数。

通过三类个体的协同作用, SSA 能够在大范围内探索潜在解, 同时在局部进行精细搜索, 并具备较强的跳出局部极值的能力。在本研究的单目标优化场景中(以全压升逼近为目标, 并结合 Kriging 代理模型), 选择麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)的主要考量在于其对“全局探索-局部开采”的动态平衡机制与较低的超参数敏感性。SSA 通过“发现者-加入者-警戒者”的角色演化与反捕食扰动策略, 在连续参数空间内能够维持群体多样性、抑制早熟收敛, 并在临近最优区域时实现较快的细化搜索; 相较于粒子群(PSO), 其基于风险感知的自适应扰动更不易陷入局部极值; 相较于遗传算法(GA), 无需设计编码与交叉/变异算子, 参数设置更为简洁, 对小样本代理模型更友好; 相较于差分进化(DE), 在同等迭代预算下收敛速度和稳定性更易取得均衡; 与纯贝叶斯优化相比, 在本研究这类中低维(数个至十余个)连续参数整定问题中, SSA 避免了获取函数二次优化带来的额外开销, 便于与代理模型协同迭代。结合边界与工程约束时, SSA 可通过罚函数与自适应步长自然处理可行域, 从而在有限计算预算内实现对 SST $k-\omega$ 关键参数的稳定寻优; 实验对比结果亦显示, SSA 在保证计算经济性的同时提升了分离占优区域的预测可靠性与全压升的拟合精度, 符合本文“低成本-高置信”参数校准的需求。

3. 计算模型和边界条件

3.1. 离心风机几何模型

Table 1. Main design parameters of the G4-73 centrifugal fan computational model
表 1. G4-73 型离心风机计算模型主要设计参数

设计参数	符号/单位	数值
流量系数	/	0.147
转速	$\text{r} \cdot \text{min}^{-1}$	1450
流量	$\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1}$	4.488
全压	Pa	2063.4

大型离心风机小流量工况的数值模拟精度受到很多因素的影响，为此，本文选用了—个 G4-73 型 8 号离心式通风机作为研究对象，其主要结构和性能参数见表 1、表 2。使用 SolidWorks 根据风机手册提供的数据进行建模，将流体流域按照进出口延伸段、集流器、叶轮和蜗壳这 5 部分划分，风机的计算域模型如图 2 所示。

Table 2. Main structural parameters of the impeller
表 2. 叶轮主要结构参数

参数名称	符号/单位	数值
叶轮叶片数	个	12
叶轮外径	mm	800
叶片出口安装角	°	45

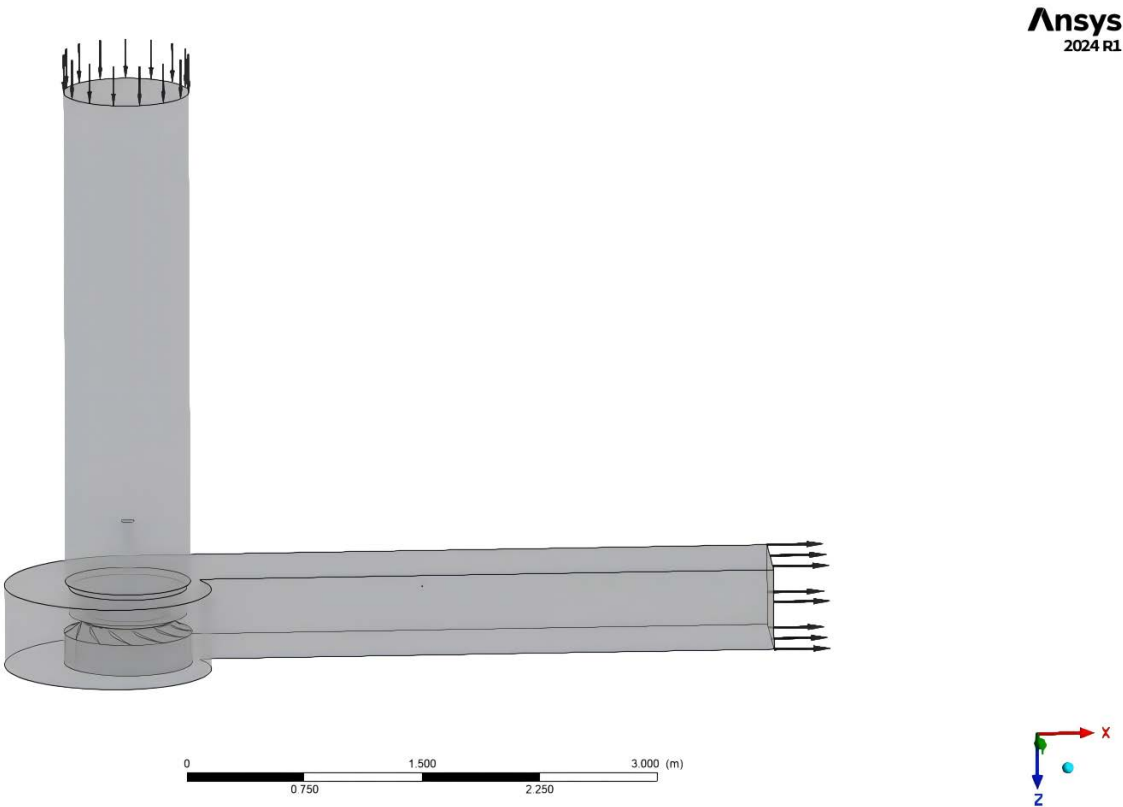


Figure 2. Computational basin model of the fan
图 2. 风机的计算流域模型

3.2. 网格划分及边界条件设置

采用 ANSYS CFX 求解 Navier-Stokes 方程计算风机内部流场，介质设置为 25℃空气，按不可压缩定常流动计算，湍流模型采用 SST k- ω 模型，壁面附近采用增强的壁面函数，采用有限体积法离散控制方程。风机进、出口边界条件分别为质量流量进口、静压出口，壁面处使用无滑移边界条件。在叶轮区域选用旋转坐标系和冻结转子模型，旋转壁面边界条件为 1450 r/min，其他区域选择静止坐标系和壁面无滑移边界条件。

整个计算流域采用六面体网格进行划分,所有网格皆采用 ANSYS ICEM 进行结构网格划分。考虑到边界层流动情况,在叶片附近区的边界层进行了网格加密,采用壁面函数的方法来求取,保持 y^+ 值在 20 之内。计算域各部分网格数分别为:进口计算域 60 万,叶轮计算域 100 万,蜗壳计算域 140 万,共计 300 万。图 3 为 G4-73 型风机计算域各部分网格图。

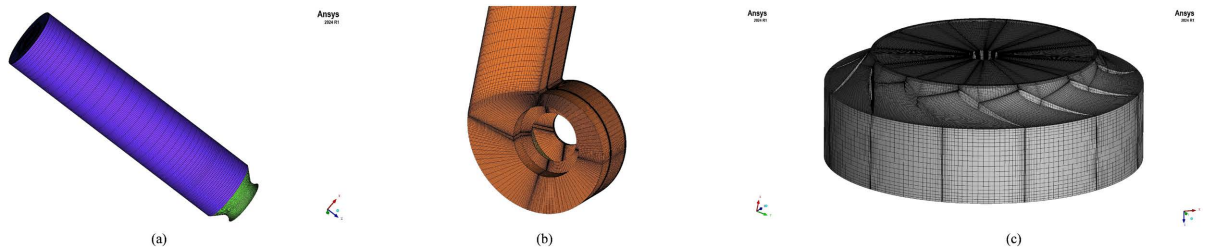


Figure 3. Grid division of the centrifugal fan model: (a) Grid of the inlet extension section and the diffuser; (b) Grid of the volute and the outlet extension section; (c) Grid of the impeller
图 3. 离心风机模型网格划分: (a) 进口延伸段及集流器网格; (b) 蜗壳及出口延伸段网格; (c) 叶轮网格

3.3. 可靠性验证

1) 近壁面处理

叶片表面的平均 y^+ 值为 4.656, 满足 SST $k-\omega$ 湍流模型的计算要求。叶片表面的 y^+ 值如图 4 所示。

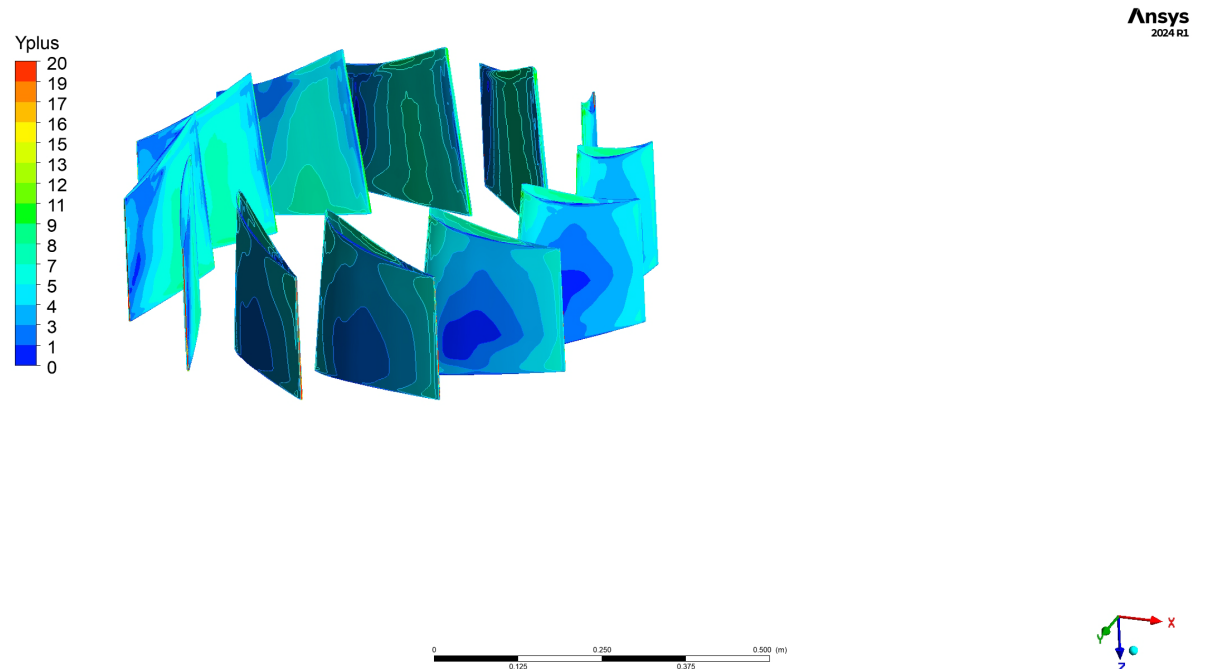


Figure 4. Distribution of y^+ values on the blade surface
图 4. 叶片壁面 y^+ 值分布

2) 网格无关性验证

为验证离心风机数值模拟结果的网格独立性,网格误差采用 Richardson 外推法进行评估,选用三套不同加密程度的结构化网格(粗网格: 120 万单元; 中等网格: 300 万单元; 细网格: 750 万单元)系统性分析

其 Grid Convergence Index (GCI, 网格收敛性指标), 当 GCI 小于 3%说明网格数量对仿真结果的影响不大。不同网格尺寸的结果如表 3 所示, 其中方案 1 的 GCI 为 5.22%, 而方案 2 和 3 分别是 0.87%和 0.52%。GCI 随着网格数的增加而变小, 这意味着更好的网格收敛性, 满足对网格收敛性的要求。最终采用中等密度网格(300 万单元)进行瞬态模拟, 其 GCI 误差与计算成本达到最优平衡, 确保结果的可靠性。

Table 3. Grid independence verification
表 3. 网格无关性验证

方案	网格单元数	GCI/%
1	1.2×10^7	5.22
2	3.0×10^7	0.87
3	7.5×10^7	0.52

4. 结果与分析

4.1. 数值计算结果和实验验证

全压升(ΔP)的计算公式如式 8 所示:

$$\Delta P = P_{out} - P_{in}$$
 (8)

式中, P_{out} ——出口总压力, Pa; P_{in} ——入口总压力, Pa。

为了验证模拟计算的准确性, 分别在不同流量工况下对所建模的 G4-73 型 8 号风机进行数值模拟, 参考风机手册上该型号风机的无因次特性曲线绘制外特性对比图, 如图 5 所示。由于建模过程中数值计算模型与实际模型会存在一定的偏差, 使得模拟数据与理论数据略有偏差。

由图 5 可知, 小流量工况(A、B 点)下仿真数值偏小, 而 C 点之后则偏大。但全压升最大误差达到 3.69%, 数值模拟的曲线与理论数据的曲线趋势很接近, 相对误差小于 5%, 可以将数值计算模型用于模拟。

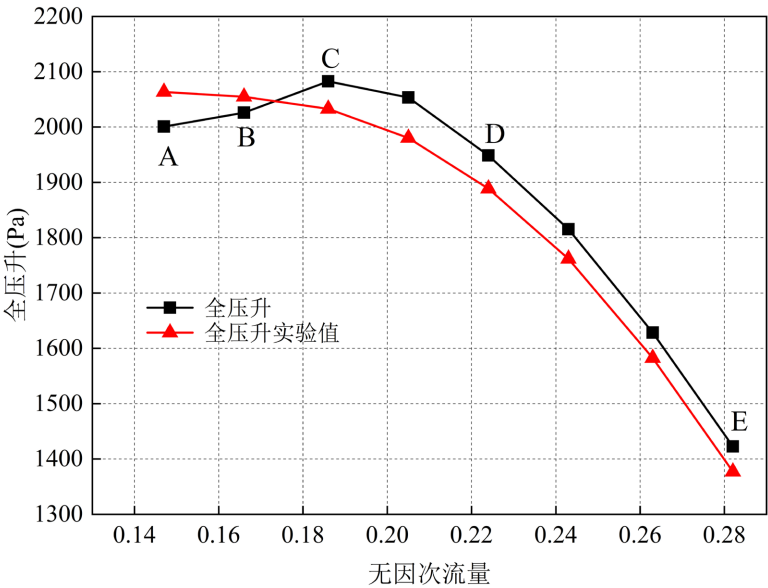


Figure 5. Comparison of CFX simulation values and test values
图 5. CFX 模拟计算值和试验值对比

4.2. SST k- ω 模型的参数敏感性分析

本文研究的 G4-73 离心风机在模拟小流量(4.488 m³/s)工况下运行时,得到的全压升值偏低,主要原因是内部流场中出现了流动分离现象。这一现象主要归因于 SST k- ω 湍流模型的默认参数未能充分捕捉实际流动特性,从而限制了模拟精度与优化设计的有效性。

虽然 SST k- ω 湍流模型是目前广泛使用的模型中评价性能最好的模型之一[13],但已有研究表明,标准 SST k- ω 模型在处理旋转、可压缩流动以及激波不稳定性等复杂流动时存在性能局限,同时其对分离流动中的湍流生成量显著偏低,导致模拟结果与实际特性不符[19][20]。此外,该模型对多个闭合参数极其敏感,默认参数设置在不同流场与软件平台间可能导致误差明显变化。对于本文研究的离心风机,为提升仿真预测的可信度,选定全压升值作为关键性能指标,围绕 SST 模型的多个参数进行敏感性分析与优化研究。

SST k- ω 模型参数众多,其中主要参数有十个: β^* 、 σ_{k1} 、 σ_{k2} 、 $\sigma_{\omega1}$ 、 $\sigma_{\omega2}$ 、 a_1 、 β_1 、 β_2 、 α_1 、 α_2 ,考虑到模型参数在空间域中的高维性,如果直接对参数进行不确定性分析,将使得问题十分复杂。根据王震的研究,并非所有的参数对模型的预测结果都存在显著影响,因此,在模型参数校准之前,本研究对各参数进行了筛选,以减少参数的个数。其中影响较大的几个参数为 β^* 、 a_1 、 β_1 、 β_2 、 α_1 、 α_2 ,其在 CFX 中的默认值见表 4 所示。

Table 4. Default values of parameters for the SST model
表 4. SST 模型各参数默认值

参数	a_1	β^*	β_1	β_2	α_1	α_2
默认值	0.31	0.09	0.075	0.0828	0.553	0.444

为合理控制计算资源,同时实现高效评估,本研究采用正交试验法对 SST k- ω 模型的六个关键参数进行深入分析。正交实验设计原则确保了每个因素的每个水平都与其他因素的每个水平均衡地配合一次,从而能够最大限度地获取因素间的信息,而无需进行所有可能的组合试验。这大大减少了试验次数,提高了效率。这对于实际应用中的多参数、高维度敏感度分析具有重要的价值。

根据提出的六种参数作为正交实验的因素,我们在每个参数的上下限和默认值之间再取两个中间值,如表 5 所示,设计了 6 个因素 5 个水平的 L25 (5⁶)正交试验设计,实验具体数据组如表 6 所示。

Table 5. Parameters of the SST model and their horizontal settings
表 5. SST 模型各参数及其水平设置

因素 水平	a_1	β^*	β_1	β_2	α_1	α_2
1	0.155	0.045	0.06	0.07	0.2765	0.22
2	0.2325	0.0675	0.0675	0.0764	0.41475	0.33
3(默认值)	0.31	0.09	0.075	0.0828	0.553	0.444
4	0.372	0.108	0.0825	0.0914	0.6636	0.528
5	0.434	0.126	0.09	0.1	0.7742	0.616

Table 6. Orthogonal experiment table
表 6. 正交实验表

Case	α_1	β^*	β_1	β_2	α_1	α_2
1	0.155	0.045	0.06	0.07	0.2765	0.22
2	0.155	0.0675	0.0675	0.0764	0.414 75	0.33
3	0.155	0.09	0.075	0.0828	0.553	0.444
4	0.155	0.108	0.0825	0.0914	0.6636	0.528
5	0.155	0.126	0.09	0.1	0.7742	0.616
6	0.2325	0.045	0.0675	0.0828	0.6636	0.616
7	0.2325	0.0675	0.075	0.0914	0.7742	0.22
8	0.2325	0.09	0.0825	0.1	0.2765	0.33
9	0.2325	0.108	0.09	0.07	0.414 75	0.444
10	0.2325	0.126	0.06	0.0764	0.553	0.528
11	0.31	0.045	0.075	0.1	0.414 75	0.528
12	0.31	0.0675	0.0825	0.07	0.553	0.616
13	0.31	0.09	0.09	0.0764	0.6636	0.22
14	0.31	0.108	0.06	0.0828	0.7742	0.33
15	0.31	0.126	0.0675	0.0914	0.2765	0.444
16	0.372	0.045	0.0825	0.0764	0.7742	0.444
17	0.372	0.0675	0.09	0.0828	0.2765	0.528
18	0.372	0.09	0.06	0.0914	0.414 75	0.616
19	0.372	0.108	0.0675	0.1	0.553	0.22
20	0.372	0.126	0.075	0.07	0.6636	0.33
21	0.434	0.045	0.09	0.0914	0.553	0.33
22	0.434	0.0675	0.06	0.1	0.6636	0.444
23	0.434	0.09	0.0675	0.07	0.7742	0.528
24	0.434	0.108	0.075	0.0764	0.2765	0.616
25	0.434	0.126	0.0825	0.0828	0.414 75	0.22

以 CFX 为仿真平台，搭建 G4-73 风机的三维模型，并在 25 组参数组合下依次求解。模型网格划分与边界条件设置保持一致，仅调整 SST $k-\omega$ 模型中的六个参数。每组仿真均提取风机的全压升值作为性能指标，并用于后续的分析。

鉴于完整瞬态仿真计算成本较高，尤其在多组参数组合下难以快速完成批量运算，本文在敏感性分析阶段采用稳态仿真方法获取风机的全压升响应。虽然稳态模拟在动态响应方面存在一定简化，但在目标变量为平均全压升的情形下，稳态仿真能够较为准确地刻画 SST 湍流模型参数变化对性能指标的影响趋势。因此，本文在参数筛选与主效应分析阶段采用稳态仿真结果，在优化阶段再引入瞬态仿真进行结果精化与验证，以保证分析效率与精度的综合平衡。

将各参数对全压升做极差分析，得到表 7。表中 K_i 表示各参数在同水平下对应指标值的均值。极差

R 为均值 K_i 最大值与最小值之差的绝对值。

Table 7. Analysis of the extremely low sensitivity of each parameter to the increase in total pressure
表 7. 各参数对全压升值敏感性极差分析

	K1	K2	K3	K4	K5	R	显著性排序
a_1	1611.2	1637.72	1780.32	1835.19	1809.11	223.99	2
β^*	1896.75	1758.28	1695.01	1665.42	1658.08	238.67	1
β_1	1715.93	1720.28	1710.77	1751.96	1774.6	63.83	5
β_2	1689.8	1730.19	1753.53	1749.36	1750.66	63.73	6
α_1	1777.03	1751.33	1732.86	1734.04	1678.28	98.75	3
α_2	1758.73	1686.46	1728.37	1747.21	1752.77	72.27	4

为了深入探究各因素对于风机全压升值性能的影响程度，进而为后续的敏感性分析和优化设计变量的选取提供有力依据，我们将残差 R 和均值 K_i 分别绘制成柱状图和折线图，如图 6 所示。

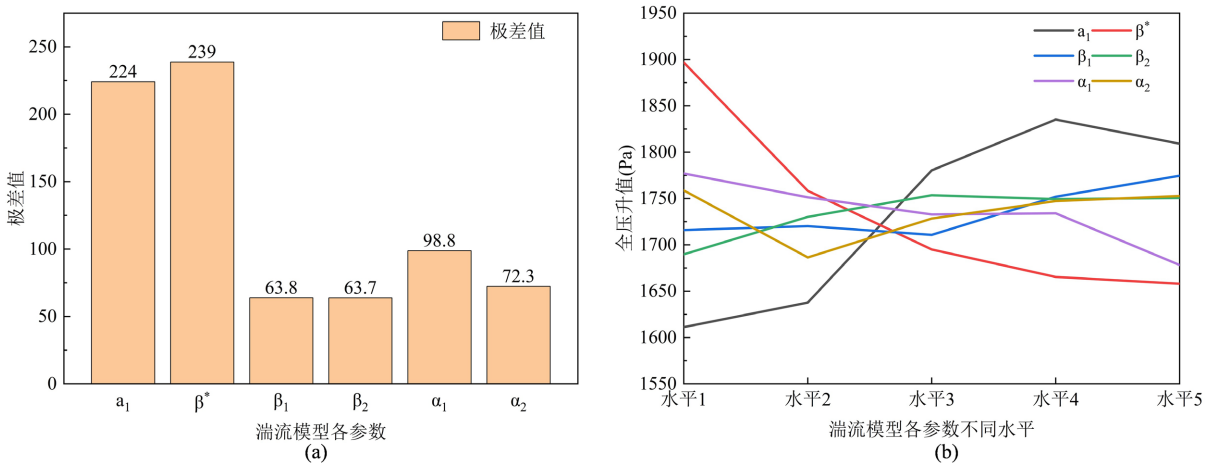


Figure 6. Orthogonal experiment results: (a) The difference in total pressure for each parameter represented by a column graph; (b) The average total pressure for each parameter shown as a line graph

图 6. 正交实验结果图：(a) 各参数对全压极差 R 的柱状图；(b) 各参数对全压均值 K_i 的折线图

由图 6 可知， a_1 和 β^* 是影响全压升值最显著因子，其次是 α_1 和 α_2 ， β_1 和 β_2 影响最小。对于评价指标全压升值而言，其数值越大越优，表明模拟结果更贴合实验数据，仿真模拟精确度越高。

通过 L25 正交试验设计和极差分析方法，系统评估了 SST k- ω 湍流模型中六个核心参数对风机全压升值的敏感性。结果表明，不同参数对预测性能的影响具有明显差异，部分参数对模拟结果的控制力较强，应作为优化设计的主要变量加以关注。该分析为后续的代理模型构建与多目标优化策略提供了明确的变量基础，有助于提升模型预测精度与优化求解效率。

4.3. 样本数据生成

基于上一节正交实验法的敏感性分析结果，为构建高效且精准的样本模型，本节选取对全压升值影响最为显著的三个参数 a_1 、 β^* 、 α_1 作为核心决策变量，并采用回归模型与智能算法相结合的策略，进行最优解搜寻，表 8 列出了这些变量的取样可行域上下限。

Table 8. Sampling feasible region
表 8. 取样可行域

设计变量	可行域上限	可行域下限
a_1	0.155	0.434
β^*	0.045	0.126
α_1	0.2765	0.7742

针对 G4-73 离心通风机的仿真优化问题，将仿真全压升值的最大值作为目标，可以写成以下形式：

$$\max \Delta P(a_1, \beta^*, \alpha_1) \begin{cases} 0.155 \leq a_1 \leq 0.434 \\ 0.045 \leq \beta^* \leq 0.126 \\ 0.2765 \leq \alpha_1 \leq 0.7742 \end{cases} \quad (9)$$

因此，本文采用拉丁超立方设计法对于风机的参数进行空间样本点取样，在保证每一个设计变量维度上样本均匀分布的前提下，使样本在整个多维空间内分布更为均匀、结构更合理，从而提升响应面或代理模型的表达能力。

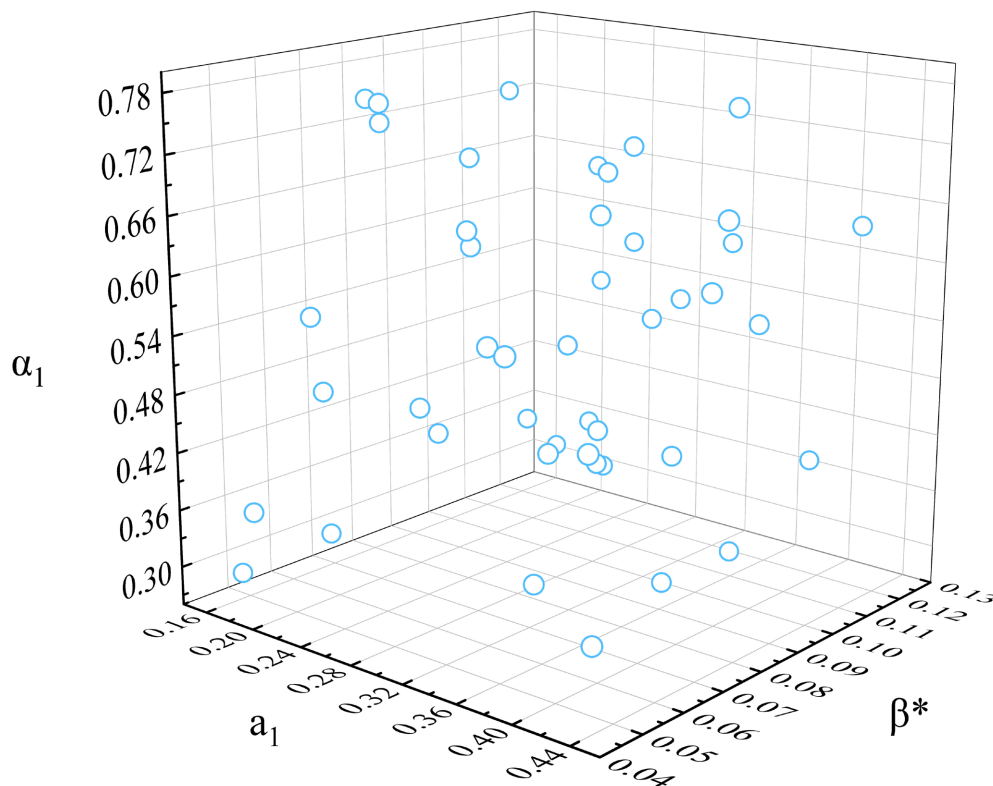


Figure 7. Sample scatter plot
图 7. 样本散点图

为验证代理模型的准确性，在可行域构建的样本空间中选取了 45 组样本点。数据三维空间散点图见图 7。从图 7 可以看出在三维样本空间内，45 组样本点展现出了明显的均匀分布特征，能够充分体现出整个样本空间的属性。

4.4. 优化结果分析

为提升优化效率，本文将 Kriging 模型嵌入麻雀搜索算法框架，构建 Kriging-SSA 联合优化平台。麻雀搜索算法通过 100 个个体进行迭代更新，设定最大迭代次数为 100，初始化搜索边界并以 Kriging 预测值作为适应度函数，迭代过程中保持对最优解的记录。图 8 展示了 Kriging-SSA 优化过程中的最优目标函数值变化曲线，可以看出优化过程在初始阶段快速收敛，最终趋于稳定，表明算法在全局搜索中表现出较强的收敛性与稳定性。

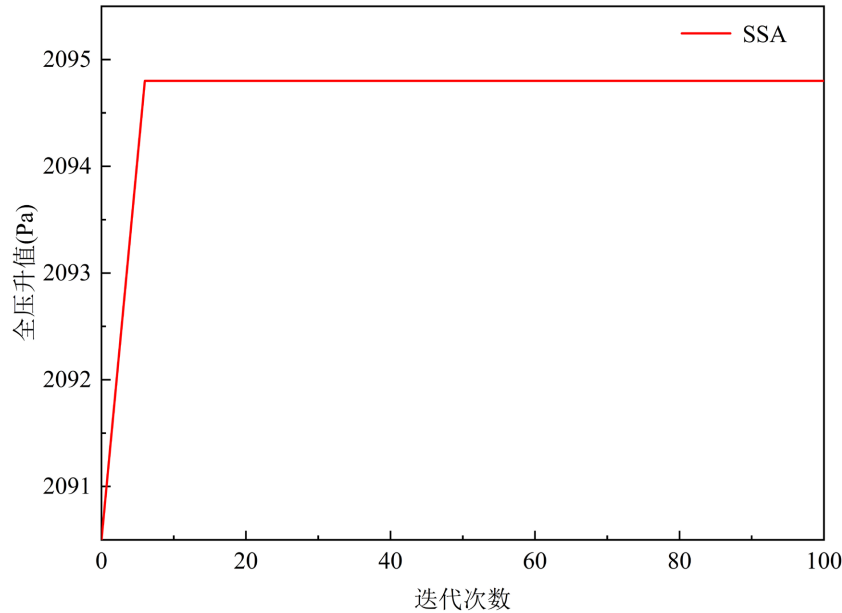


Figure 8. Graph of convergence process optimized by sparrow search algorithm
图 8. 麻雀搜索算法优化收敛过程图

从图 8 可知，Kriging 代理模型预测的全压升值为 2094.8 Pa，对应的湍流模型参数值如表 9 所示。

Table 9. Optimal parameter group after optimization
表 9. 优化后最佳参数组

参数	数值
a_1	0.389 28
β^*	0.047 31
α_1	0.284 57

将表 9 中优化后参数导入 SST k- ω 模型中重新进行仿真计算，计算得出 G4-73 离心通风机的全压升值为 2074.9 Pa。将不同情况下得出的全压升值进行统计，画出柱状图对比如图 9 所示。

从图 9 中可以得出，最优参数组下仿真得出的离心通风机全压升值为 2074.9 Pa，与 Kriging 代理模型预测的全压升值 2094.8 Pa 相差不大，相对误差为 0.96%，Kriging 代理模型的计算精准度满足要求；相较于 CFX 提供的 SST k- ω 湍流模型默认参数值，优化后的参数组计算出的仿真数值从 2000.7 Pa 提升到 2074.9 Pa，与试验值相对误差仅为 0.56%，全压升值显著提升，与试验值表现出更高的一致性。

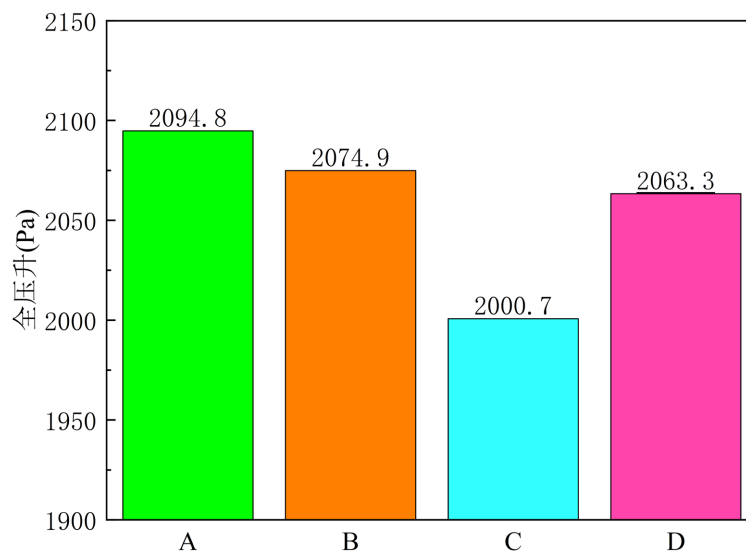


Figure 9. Comparison chart of different total pressure increase results

图 9. 不同全压升值结果对比图

图中, A——经 Kriging-SSA 联合优化预测的全压升值; B——利用表 9 中最优参数经 CFD 模拟的全压升值; C——SST $k-\omega$ 默认参数仿真的全压升值; D——试验值。

4.5. 局部流场的对比分析

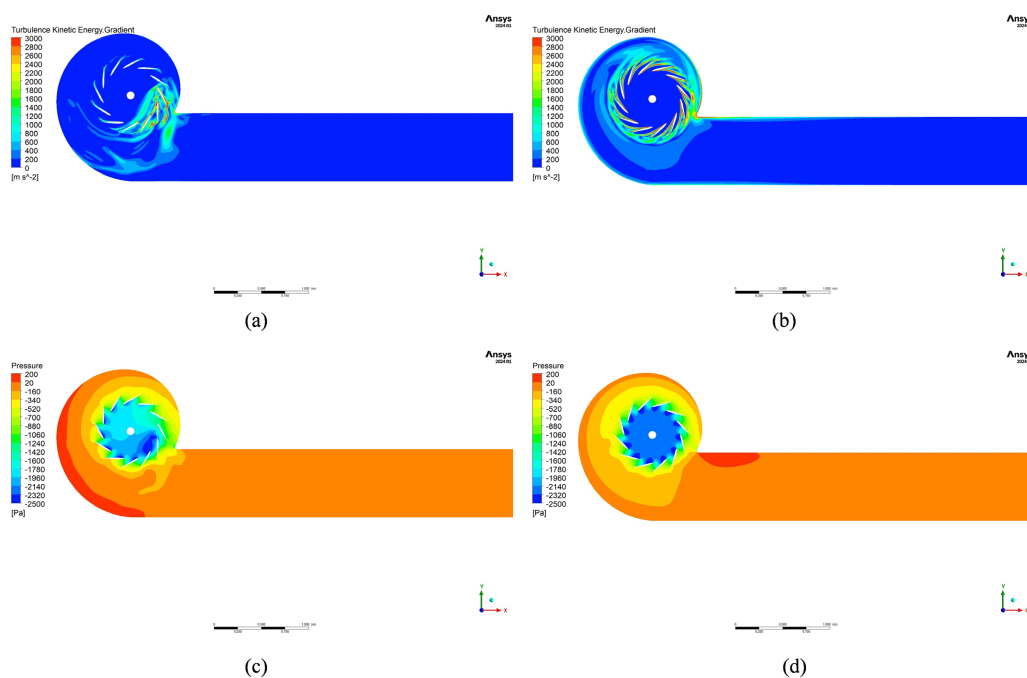


Figure 10. Flow field distribution at the center section of the impeller in different parameter simulations: (a) Turbulent kinetic energy cloud map of the flow field under default parameters; (b) Turbulent kinetic energy cloud map of the flow field under optimized parameters; (c) Pressure cloud of the flow field under default parameters; (d) Pressure cloud map of the flow field under optimized parameters

图 10. 不同参数仿真中叶轮中心截面处流场分布:(a) 默认参数下流场湍动能云图;(b) 优化参数下流场湍动能云图;(c) 默认参数下流场压力云;(d) 优化参数下流场压力云图

结合上一节内容可知,优化参数后仿真值与试验值的吻合度明显提高。为进一步验证其合理性,本节对比分析了小流量工况下默认参数与优化参数条件下的局部流场的分布特征。图 10(a)和图 10(b)对比分析了流场中湍动能分布的区别。在默认参数下,湍动能的高值区主要集中在蜗壳舌部及少数叶片附近,叶道内湍动能分布不均匀,未能充分反映旋转流场中真实的湍流结构,叶轮整体湍动能捕捉不足,说明模型参数可能过度抑制了湍动能生成;而在优化参数条件下,叶片前缘及尾缘区域的湍动能梯度分布更为清晰,周向分布呈现较强的周期性。由图 10(c)和图 10(d)可知压力场分布的区别,在默认参数下,叶轮进口与出口区域存在显著的压差,蜗壳舌部附近形成大范围低压区,导致叶道内压力分布畸变。而在优化参数条件下,叶片通道的压力梯度分布更为均匀,蜗壳出口的高压区与叶轮进口的低压区呈现合理对应关系,压力场整体平滑性显著改善。

这表明优化参数能够有效改善风机内流动特性,增强了数值模拟对湍流生成和耗散过程的捕捉能力,从而提升了整体仿真结果的可靠性。

4.6. 泛化性验证

为验证优化后参数组的泛化性能,将得出的最优参数应用于图 5 中 B、C、D、E 这四个流量工况点,测试对中等及大流量工况的优化效果。如图 11(a)所示,相较于默认参数,采用优化参数的仿真结果在不同流量下与实验数据的吻合度均得到显著提升,全压升曲线更贴合实验值曲线,改善了小流量工况下仿真预测的全压升值偏低的情况,曲线趋势也与实验值相符;从图 11(b)可以看出,优化参数下的仿真值相较于使用默认参数进行仿真,全压升误差更小,对小流量和大流量两种极端工况的提升最显著。

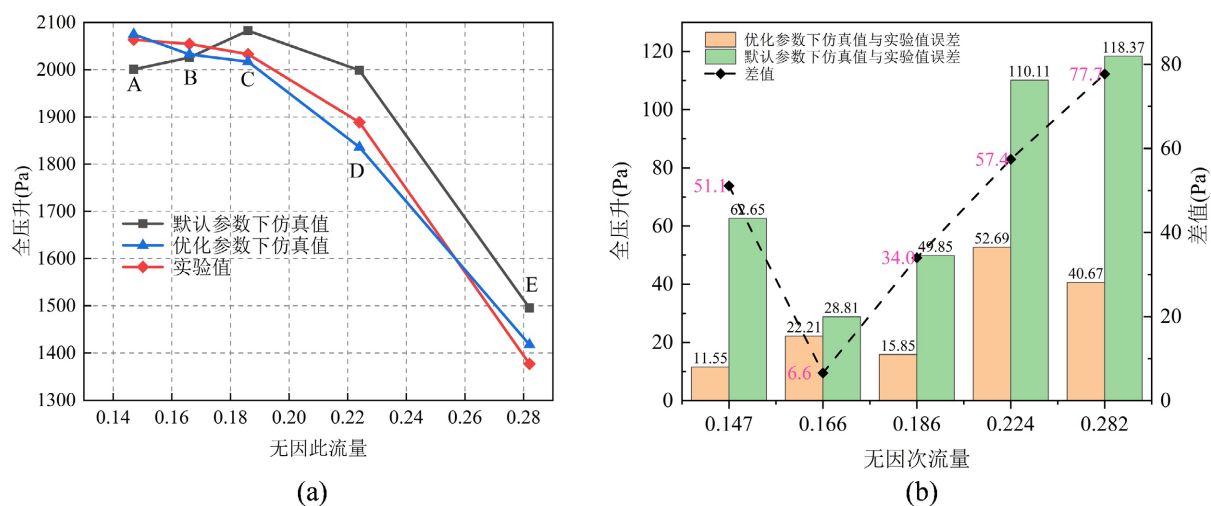


Figure 11. Comparison chart of total pressure increment under different flow conditions: (a) Comparison chart of total pressure increments; (b) Difference chart before and after parameter optimization

图 11. 不同流量工况下全压升值结果对比图: (a) 不同全压升值对比图; (b) 参数优化前后差值图

结果表明,本研究所获得的优化参数组在针对 G4-73 型 8 号离心风机的仿真计算中,有效改善了 SST $k-\omega$ 湍流模型中默认参数未能充分捕捉实际流动特性,从而限制了模拟精度的情况,表现出良好的泛化性与工程实用价值。

在后续的研究中,应该综合考虑离心通风机的效率,将单目标优化改进为双目标,在保证全压升值的同时兼顾效率,进一步提升仿真的精确性。

5. 结论

本文采用正交实验筛选 SST $k-\omega$ 模型敏感参数, 并通过 Kriging 回归的代理模型结合麻雀算法, 在参数的可行范围内寻优, 找到最佳参数组, 得出了以下的结论:

1) 正交试验揭示了 SST $k-\omega$ 湍流模型各参数对 CFD 仿真的影响。其中, a_1 和 β^* 是影响全压升值最显著因子, 而 α_1 和 α_2 的影响程度仅次于它们, 至于 β_1 和 β_2 则影响最小。

2) 使用 Kriging 代理模型结合优化算法能够比较精确地建立全压升值与各参数直接的关系, 预测的结果通过验证, 两者仿真计算的相对误差仅为 0.96%, 代理模型满足精度要求; 优化后的离心风机在小流量工况下全压升值明显提升, 从 2000.7 Pa 提升到 2074.9 Pa, 与理论值相对误差仅为 0.56%, 能够与理论值保持高度一致性。

3) 小流量工况下, 使用优化参数进行仿真, 内部流场分布更为均匀, 可以有效改善风机内流动特性, 增强了数值模拟对湍流生成和耗散过程的捕捉能力, 对流场的预测也更贴合实际。

本研究得出的优化参数组在针对 G4-73 型 8 号离心风机的仿真计算中, 提升了全流量工况下全压升值的模拟精度, 具有良好的泛化性与工程意义。

参考文献

- [1] Versteeg, H.K. and Malalasekera, W. (2007) An Introduction to Computational Fluid Dynamics—The Finite Volume Method. Pearson.
- [2] 冯静安, 唐小琦, 王卫兵, 等. 基于网格无关性与时间独立性的数值模拟可靠性的验证方法[J]. 石河子大学学报(自然科学版), 2017, 35(1): 52-56.
- [3] 陈江涛, 章超, 吴晓军, 等. 考虑数值离散误差的湍流模型选择引入的不确定度量化[J]. 航空学报, 2021, 42(9): 234-245.
- [4] 张琦, 邵准远, 徐淑君. 双进气高效离心风机的设计优化[J]. 风机技术, 2016, 58(6): 57-61+84.
- [5] Prezelj, J. and Novaković, T. (2018) Centrifugal Fan with Inclined Blades for Vacuum Cleaner Motor. *Applied Acoustics*, **140**, 13-23. <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2018.05.010>
- [6] 古应华, 吕海波, 焦俊龙, 等. 基于仿生蜗舌的离心风机降噪研究[J]. 风机技术, 2023, 65(6): 11-16.
- [7] Wang, J., Liu, X., Tian, C. and Xi, G. (2023) Aerodynamic Performance Improvement and Noise Control for the Multi-Blade Centrifugal Fan by Using Bio-Inspired Blades. *Energy*, **263**, Article 125829. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.125829>
- [8] 李建建. 蜗舌深度对离心风机气动性能和噪声影响研究[J]. 流体机械, 2024, 52(2): 48-53.
- [9] 孟凡念, 张子琦, 李浩, 等. 离心通风机 CFD 气动仿真分析和不确定性评估[J]. 机械设计与制造, 2025: 1-7. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=X-VFCYicIZsKNDBMRtWcfjgWzYAAr-WFUtFptA0uI_fNUfWboZVFFn5ZlvNjbwq1fxjgemn0ZlaUiOeEOgb4orxJ-O8kRAAk1P-XXMMVMm8cP14PDfYe2CtsWo3EvHrcfKybkXGvYBVQjTAfroZqXaUrtMRHbaVyg-a_t4o-1k1h3u8kaUjZyMYpEBoSvFE1uNo3wilS9TEg=&uniplatform=NZKPT, 2025-09-08.
- [10] Chan, C.M., Bai, H.L. and He, D.Q. (2018) Blade Shape Optimization of the Savonius Wind Turbine Using a Genetic Algorithm. *Applied Energy*, **213**, 148-157. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.01.029>
- [11] Xiao, Q., Wang, J., Yang, X., Ding, Y. and Jiang, B. (2023) An Empirical Noise Model of Centrifugal Fans with Different Volute Tongues Based on Langevin Regression. *Journal of Building Engineering*, **79**, Article 107876. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.107876>
- [12] 张孟石, 王昕, 张亮, 等. 激波边界层干扰流动中 SST 模型的贝叶斯修正[J]. 力学学报, 2025, 57(9): 2122-2133.
- [13] 阎超, 屈峰, 赵雅甜, 等. 航空航天 CFD 物理模型和计算方法的述评与挑战[J]. 空气动力学学报, 2020, 38(5): 829-857.
- [14] 钟伟, 王同光. SST 湍流模型参数校正对风力机 CFD 模拟的改进[J]. 太阳能学报, 2014, 35(9): 1743-1748.
- [15] Zhao, Y., Yan, C., Wang, X., Liu, H. and Zhang, W. (2019) Uncertainty and Sensitivity Analysis of SST Turbulence Model on Hypersonic Flow Heat Transfer. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, **136**, 808-820. <https://doi.org/10.1016/j.jheatmasstransfer.2019.03.012>

-
- [16] Edeling, W.N., Cinnella, P. and Dwight, R.P. (2014) Predictive RANS Simulations via Bayesian Model-Scenario Averaging. *Journal of Computational Physics*, **275**, 65-91. <https://doi.org/10.1016/j.jcp.2014.06.052>
- [17] Ray, J., Lefantzi, S., Arunajatesan, S. and Dechant, L. (2017) Learning an Eddy Viscosity Model Using Shrinkage and Bayesian Calibration: A Jet-in-Crossflow Case Study. *ASCE-ASME Journal of Risk and Uncertainty in Engineering Systems, Part B: Mechanical Engineering*, **4**, Article 011001.
- [18] 周宇, 钱炜祺, 邓有奇, 等. $k-\omega$ SST 两方程湍流模型中参数影响的初步分析[J]. 空气动力学学报, 2010, 28(2): 213-217.
- [19] 李文浩, 饶彩燕, 段毅, 等. 多种 SST 湍流模型对典型分离流动的预测性能[J]. 空气动力学学报, 2025: 1-12. https://kns.cnki.net/kcms2/article/abstract?v=X-VFCYicIZviRtfCaen--DPTvHL7RBU7uRz79QkjpQ-wd3GA96cUIoFoMKOG4VKIfzV2gXNNnRNUHB0txOMhU5yBLiHVWIcsBX4SxX0iM8LsOt-Bnnf6muR5bi1vCiH0mRHogfcUexamLhnrD17rbPiC_MkL8KtMPC0iFfxKhCO_sKMT-UGYwwTNU4LMeh6-Iv9V56g-G9M=&uniplatform=NZKPT, 2025-09-09.
- [20] 曾宇, 汪洪波, 孙明波, 等. SST 湍流模型改进研究综述[J]. 航空学报, 2023, 44(9): 103-134.