

基于试验数据同化的涡轮叶栅流场 重构方法及应用

曾 飞, 李 唐, 欧阳玉清

(中国航发湖南动力机械研究所, 湖南 株洲 412002)

摘 要: 为提高平面叶栅试验效率, 基于集合卡尔曼滤波原理, 采用拉丁超立方抽样组装生成 shear stress transport (SST) 湍流模型参数、计算数据与试验数据的集合矩阵, 通过 K-nearest neighbors (KNN) 算法对不同数据间的分辨率进行误差对齐, 编写了一套适用于涡轮平面叶栅的数据同化程序, 对某宽攻角涡轮平面叶栅多种工况下的流场进行了数据同化研究。通过植入 3 种策略的试验数据, 重新适配了 SST 湍流模型的系数, 获得了与试验数据高度吻合的同化数据。同化结果表明: 在不同工况下, 3 种同化策略均可使数值计算结果与试验数据的相对误差降低 64.7% 以上。故在试验中可适当采信同化数据, 调整试验方案, 起到提高试验效率, 降低试验成本的作用。

关 键 词: 平面叶栅试验; SST 湍流模型; 数据同化; 集合卡尔曼滤波; 参数适配

中图分类号: V231.1

文献标志码: A

Flow field reconstruction method and application for turbine blade cascade based on experimental data assimilation

Zeng Fei, LI Tang, Ouyang Yuqing

(Hunan Aviation Powerplant Research Institute,
Aero Engine Corporation of China, Zhuzhou Hunan 412002, China)

Abstract: To improve the efficiency of linear cascade row experiment, this study employs the principles of ensemble Kalman filtering. A Latin hypercube sampling method is used to generate a set matrix of SST turbulence model parameters, computational data, and experimental data. The KNN algorithm is applied to align the resolution errors between different datasets. A data assimilation program suitable for linear cascade rows is developed. The program is used for data assimilation analysis of the flow field under various operating conditions of a linear cascade row with a wide range of attack angles. Experimental data from three strategies are incorporated to re-calibrate the coefficients of the SST turbulence model. The assimilation results show a high degree of agreement with the experimental data. The findings indicate that, under different operating conditions, all three assimilation strategies reduce the relative error between numerical calculations and experimental data by more than 64.7%. Therefore, assimilated data can be appropriately trusted in experiments to adjust experimental plans, which helps improve experimental efficiency and reduce costs.

Keywords: linear cascade experiment; SST turbulence model; data assimilation;
Ensemble Kalman filter; parameter calibration

平面叶栅试验是航空动力学领域的一种关键试验方法, 主要用于研究和测试涡轮, 压气机等

各种旋转机械中叶片的气动性能^[1]。对涡轮平面叶栅试验而言, 将试验测量与数值模拟相结合的

收稿日期: 2025-01-20

作者简介: 曾飞(1982—), 男, 研究员、博士生导师, 博士, 研究领域为航空发动机气动热力设计。

通信作者: 李唐(1999—), 男, 助理工程师, 硕士, 主要从事航空发动机涡轮热力气动性能研究。E-mail: xtggtt@163.com

引用格式: 曾飞, 李唐, 欧阳玉清. 基于试验数据同化的涡轮叶栅流场重构方法及应用[J]. 航空动力学报, 2027, 42(1): 20250038. Zeng Fei, LI Tang, Ouyang Yuqing. Flow field reconstruction method and application for turbine blade cascade based on experimental data assimilation[J]. Journal of Aerospace Power, 2027, 42(1): 20250038.

方法常常应用于实际研究中^[2]。但例如直接模拟(DNS)、大涡模拟(LES)等现代的高精度数值模拟方式普遍具有综合成本较高的特点,难以大范围应用于实际工程中。而常用的雷诺应力模型(RANS)尽管成本较低,但也具有在复杂流动下预测精度局限性较大等特点,仅能起到试验前的参考与指导作用,例如确定分离流大概位置等,难以达到高置信度^[3]。而涡轮平面叶栅的试验成本碍于设备及加工等因素,也普遍较高^[4]。在这种情况下,寻求一种高精度低成本的数值模拟方法,能够有效地提高计算可信度,提高设计及试验效率。

利用试验数据对湍流模型进行修正以提高预测精度是常见的数值模拟优化方法^[5],而数据同化(data assimilation, DA)则是可行性最高的方法之一。数据同化本质为试验测量与数值计算的方法融合,通过同化算法将观测到的试验数据植入预测模型后对模型进行修正,最终达到优化模型和计算结果的目的^[6]。该方法最早应用于地球物理领域^[7],后逐渐应用在高原地质^[8]、海洋科学^[9]与雷达探测^[10]等方向。而近些年,数据同化在计算流体力学领域得到了较多应用^[11-13]。

常见的数据同化方向主要有变分算法和滤波算法。变分算法包括三维变分、四维变分等形式,此方法可以对全场流动状态进行反演,使预测结果更贴近真实状态,但其实现需要对湍流模型进行改造,在工程应用中难以推广^[14]。滤波算法包含卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波和集合卡尔曼滤波等方法^[15],通过预测与更新对系统状态进行修正,其中集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman filter, EnKF)方法在湍流模型常数的适配方面已经得到了一定应用^[16]。这种方法由 Evensen 于 1994 年在卡尔曼滤波算法的基础上提出,通过在指定空间内抽取样本集合,将其作为线性系统的替代,通过更新集合的均值和协方差来推断系统状态的最优估计^[17]。相比于其他滤波类算法,EnKF 有效避免了构建复杂模型的问题,这种方式不仅可以有效扩展算法使用系统的范围,还能够并行计算多组样本的预测和更新,具有拓展性强,稳健性高等特点。适用于处理 N-S 方程等非线性问题^[18]。

Mons 等^[19]使用包括变分算法及卡尔曼滤波算法在内的不同数据同化方法对绕圆柱体的非定常流动流场进行了重建。经比较得出,卡尔曼滤波算法相比于其他算法,在不修改湍流模型形式的情况下也能够得出可靠的流场重建结果。但该研究仅进行了简单模型的分析,未探究方法对复杂流动下的非定常流动的重建效果。Kato 等^[20]

提出了使用试验数据作为观测集合,运用集合卡尔曼方法修正 $k-\omega$ SST 湍流模型的参数 α 以提高预测精度的方法,在翼型流动中进行了参数修正。不过研究仅调整了单项参数,并未涉及其余参数的调整对流动的影响。Deng 等^[18]使用 EnKF 方法在射流问题中校正了 4 种常用湍流模型的相关系数,其结果表明与试验数据相比,在默认系数下预测精度不佳的 $k-\omega$ 及 SST 模型在经过系数校正后也可得到较高准确度的流场分布。Liu 等^[21]编写了基于 EnKF 的数据同化算法,针对标准 MAN-GHH 扩压叶栅流场进行了研究,通过校正 Spalart-Allmaras(S-A)湍流模型的系数以及流场边界条件,获得了与叶栅风洞测量数据较为相符的流场。但由于程序仅进行了单步校正,同化结果在部分工况下的误差较大。Fang 等^[22]使用 EnKF 方法,对 SST 湍流模型系数进行随机抽样及迭代计算,重新标定了不同开度下蒸汽阀门的湍流模型系数,成功提高了湍流模型预测阀门流量的精度,这也是集合卡尔曼滤波目前在工程中的典型应用。

目前已有的数据同化相关研究均以优化计算结果为主要研究方向,并未考虑到试验数据的植入对同化造成的影响。本研究基于 EnKF 方法,通过自编程序,以某宽攻角涡轮平面叶栅为对象,将试验数据植入由 $k-\omega$ SST 湍流模型计算的数值模拟中。结合不同策略的试验数据植入,重新适配了 SST 模型在不同工况下的模型系数,并进行了不同策略下计算数据的对比分析,分析了该方法对叶栅试验的影响,完成了数据同化在试验中的应用,为后续的涡轮平面叶栅试验设计提供了参考。

1 数据同化原理及算法实现

本研究基于 EnKF 方法构建了以下数据同化程序,主要分为数据植入,系统预测与状态更新 3 个部分,系统初始状态表示为:

$$x_0 = \varphi(N) \quad (1)$$

$$y_i = hx_0 \quad (2)$$

其中 x_0 为对初始参数的预测, y_i 为测量的试验数据, N 为系统初始状态,在本研究中,其为选取的湍流模型参数集合, φ 为预测模型,在本研究中为 $k-\omega$ SST 湍流模型, h 为观测函数,表示预测与测量值之间的关系。

首先进行参数集合的确定,为保证参数集合的均匀性及随机性,本研究所编写的算法采用拉

丁超立方抽样(Latin hypercube sampling, LHS)方法进行初始参数的选取以保证集合的均匀性,抽取参数集合:

$$N = [N_{1j}, N_{2j}, \dots, N_{kj}] \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

其中 k 为选区的样本总数量, j 为样本维数, 即所选取的湍流模型参数种类。具体设置见本文第 2.1 节。

由于试验中往往存在着系统误差, 故需对试验数据进行误差植入, 使用蒙特卡罗(Monte Carlo)法随机采样生成期望为 0, 标准差为试验测量值乘以误差系数的试验误差集合 v_i , 即有:

$$y_{ci} = hx_0 + v_i \quad (4)$$

$$\sum v_i = 0 \quad (5)$$

其中 y_{ci} 为输入预测步的试验数据集合, v_i 为系统观测误差。经计算, 本文进行的试验系统误差符合 $\sigma=0.384$ 的高斯分布, 故同化中以此为依据进行误差生成。

在预测过程中, 程序根据预测模型, 对先前生成的参数集合进行分别计算, 得出每组对应的预测结果:

$$x_i = \varphi(N_i) \quad i = [1, 2, \dots, k] \quad (6)$$

在此基础上, 定义样本协方差矩阵 P_n 与观测协方差矩阵 R_n :

$$P_n = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i) (x_i - \bar{x}_i)^T \quad (7)$$

$$R_n = \frac{1}{n-1} V V^T \quad (8)$$

其中 $\bar{x}_i$ 为集合样本均值, V 为试验误差矩阵, 即有:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (9)$$

$$V = (v_1, v_2, \dots, v_n) \quad (10)$$

在系统各预测矩阵生成后, 进行更新步的计算, 首先构建卡尔曼增益矩阵 K :

$$K = P_n H^T (H P_n H^T + R_n)^{-1} \quad (11)$$

其中 H 为观测矩阵, 由式(2)中的 h 在 x_0 下的偏导数组成的 Jacobi 矩阵。

最终对每组参数所计算出的结果进行集合卡尔曼滤波校正:

$$x_{i,f} = x_i + K[y_i - H(x_i) + v_i] \quad (12)$$

其中 y_i 为试验数据, $x_{i,f}$ 即为更新后的同化结果, 其所对应的 $N_{i,f}$ 即为适配后的模型系数。

由于试验件的加工误差以及数据量级不同, 导致在更新矩阵中, 试验数值与 SST 模型的计算结果往往存在着较大的对齐误差与分辨率差异, 从而产生同化误差^[23]。为解决上述问题, 本研究采用 KNN(K-Nearest Neighbors)算法对输出的参数集合进行非线性校正。通过对结果进行基于 KNN 算法的筛选与迭代, 得出在传统 EnKF 的基础上准确度更高的同化结果。

KNN 算法是一种惰性机器学习算法, 通过直接输入训练集(计算数据)和数据集(试验数据)来进行最佳参数集合的选择, 并以此为依据进行系统状态的更新, 在程序中, 对所有试验数据进行坐标标记, 确定每个试验数据的数据坐标 (l_{float}, t_{float}) :

$$l_{float} = \begin{bmatrix} x_{float} \\ y_{float} \\ z_{float} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$t_{float} = p_{float} \quad (14)$$

其中 l_{float} 为试验值对应的空间坐标, t_{float} 为对应的试验数据, 在本程序中, 其为总压 p , 接着在训练集中, 根据试验数据的空间坐标, 确定距离每个试验数据的 l_{float} 最近的 m 个数据, 对数据的权重进行计算, 确保权重相加为 1:

$$w_i = \frac{1}{\sqrt{\Delta_x^2 + \Delta_y^2 + \Delta_z^2}} \quad (i = 1, 2, \dots, h) \quad (15)$$

$$\text{其中 } \Delta \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_i - x_{float} \\ y_i - y_{float} \\ z_i - z_{float} \end{bmatrix}。$$

$$\sum_{i=1}^m w_i = 1 \quad (16)$$

w_i 即为各计算数据的权重, 即测点位置与计算点位置间欧氏距离的倒数, m 在程序运行中由训练集总量决定。

根据各数据的权重 w_i 与计算值 t_i , 得出计算数据的参考值 t_c , 用于进行同化比对:

$$t_c = \sum_{i=1}^m w_i t_i \quad (17)$$

在 KNN 算法中, 虽然 m 和数据集总量相关, 但当其较小时, 模型易产生过拟合现象, 使 t_c 受到影响; 而当 m 较大时, 则会增大 t_c 的近似误差, 故

需对 m 的区间进行限制以保证 t_c 的置信度。经综合考虑,取 m 区间为 $[20, 50]$,同时添加准确度判定,在 $m=50$ 时,若所有数据的权重之和 $\sum_{i=1}^m w_i \leq 0.98$,则判定数据不准确,对参数集合进行迭代更新计算,若 $0.98 < \sum_{i=1}^m w_i < 1$,则将各数据对应的权重等比扩大至 $\sum_{i=1}^m w_i = 1$ 。

对于参数计算后的矩阵处理,相比于其他研

究将多组试验与观测数据分别进行计算迭代,本算法将全部的计算数据组合为单独矩阵。本算法通过 EnKF 中的观测矩阵 H 控制该单独矩阵以进行计算更新,并直接计算整体的集合的卡尔曼增益,简化了矩阵计算过程与代码结构,提高了程序运行的稳定性。

为保证同化结果的准确性,需进行多次迭代计算,所编写的算法流程图如图 1 所示。综合考虑计算成本与精确度,对试验数据与各组计算数

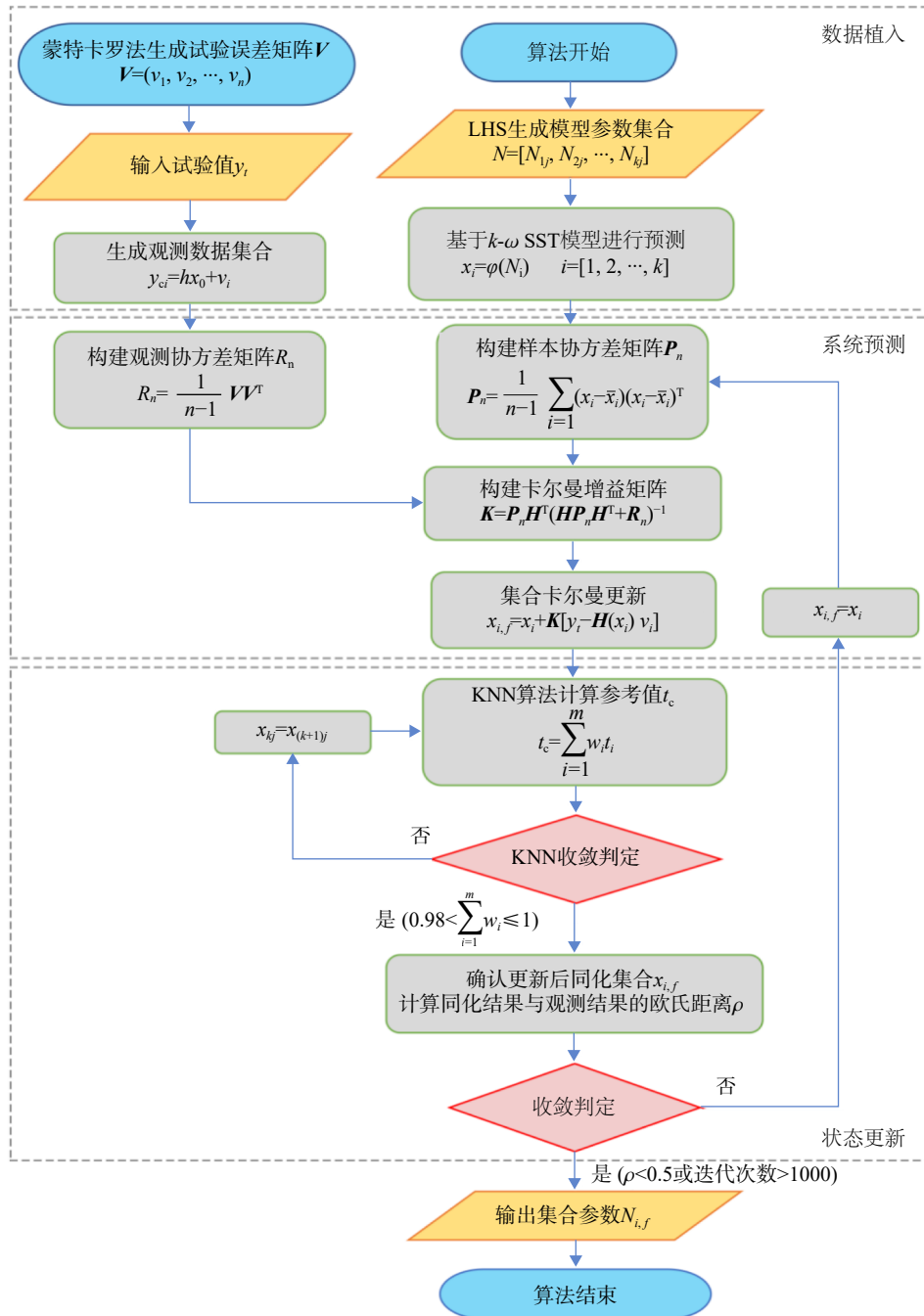


图 1 数据同化算法流程图

Fig. 1 Schematic of the data assimilation algorithm

据进行欧氏距离 ρ 的计算, 在 $\rho < 0.5$ 或迭代超过 1 000 次的情况下, 程序判定收敛, 并输出同化结果。

2 研究对象及参数设置

2.1 $k-\omega$ SST 湍流模型

对现有研究而言, 计算流体力学使用的基本方法有解析全尺度湍流的 DNS, 解析大尺度湍流的 LES 以及基于雷诺平均 N-S 方程的 RANS。其中 DNS 和 LES 虽然在理论上较为完备, 对湍流的刻画较为准确, 但在处理高雷诺数的湍流流动时, 需要消耗较大的计算与存储量, 难以实际应用于工程领域。而 RANS 模型凭借较低的计算量及较高的计算精度, 被工程领域大量采用^[24]。本研究所使用的 $k-\omega$ SST 模型即为一种典型的 RANS 模型, 其由 Menter^[25] 于 1994 年提出, 是一种综合了标准的 $k-\omega$ 方程与 $k-\varepsilon$ 方程的混合模型, 通过可变系数调节两方程在计算域内不同区域的占比, 故该模型既具有 $k-\omega$ 方程对边界层内部流动预测准确的特点, 又包含 $k-\varepsilon$ 方程对外部区域与自由剪切流动的预测优势, 其方程形式为:

$$\frac{D\rho k}{Dt} = \tau_{ij} \frac{\delta u_i}{\delta x_j} - \beta^* \rho \omega k + \frac{\delta}{\delta x_j} \left[(\mu + \sigma_k \mu_t) \frac{\delta k}{\delta x_j} \right] \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \frac{D\rho \omega}{Dt} = & \frac{\gamma}{v_t} \tau_{ij} \frac{\delta u_i}{\delta x_j} - \beta \rho \omega^2 + \frac{\delta}{\delta x_j} \left[(\mu + \sigma_\omega \mu_t) \frac{\delta \omega}{\delta x_j} \right] + \\ & 2(1-A) \rho \sigma_{\omega-\varepsilon} \frac{1}{\omega} \cdot \frac{\delta k}{\delta x_j} \cdot \frac{\delta \omega}{\delta x_j} \end{aligned} \quad (19)$$

其中 v_t 为涡黏度项, A 为调整 $k-\omega$ 与 $k-\varepsilon$ 在方程中占比的系数, 在靠近壁面时, A 趋近于 1, 在远离壁面时, A 趋于 0, γ 、 β 、 σ_k 和 σ_ω 为模型常数, 由两种模型的系数分别决定, 即有:

$$\begin{bmatrix} \gamma \\ \beta \\ \sigma_k \\ \sigma_\omega \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} \gamma_\omega \\ \beta_\omega \\ \sigma_{k-\omega} \\ \sigma_{\omega-\omega} \end{bmatrix} + (1-A) \begin{bmatrix} \gamma_\varepsilon \\ \beta_\varepsilon \\ \sigma_{k-\varepsilon} \\ \sigma_{\omega-\varepsilon} \end{bmatrix} \quad (20)$$

SST 模型中共有 8 个模型常数, 但其中 $\sigma_{k-\omega}$ 、 β_ω 、 $\sigma_{k-\varepsilon}$ 和 β_ε 这 4 个参数的校正涉及直接修改湍流方程形式, 难以广泛应用于实际工程领域, 故本研究通过修改 α_ω 与 α_ε 两个参数以进行替代。这两个参数分别与湍流频率方程与耗散率方程相关:

$$\frac{\partial(\rho \omega)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho U \omega) = P_\omega - \beta^* \rho \omega^2 + \nabla \cdot (\mu_t \nabla \omega) \quad (21)$$

$$\frac{\partial(\rho \epsilon)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho U \epsilon) = P_\epsilon - C_1 \frac{k}{\epsilon} - C_2 \epsilon + \nabla \cdot (\mu_t \nabla \epsilon) \quad (22)$$

其中 α_ω 可以调节湍流频率方程中的扩散项 $\nabla(\mu_t \nabla \omega)$, 而 α_ε 可以调节湍流耗散率方程中的扩散项 $\nabla(\mu_t \nabla \epsilon)$, 且这两个系数可以在 CFX 程序中进行单独设置, 相比于上述 4 个参数, 能更侧重于相关方程中的扩散行为, 故本研究的参数调整能够更好地进行预测叶栅中的分离流等复杂流动。选取的 6 个参数的默认值及基本功能如表 1 所示。

表 1 选取的 SST 模型常数、功能及默认值

Table 1 Selected SST model constants, functions, and default values

常数	功能	默认值
β^*	改变模型在强剪切流动中的控制能力	0.09
α	控制湍流耗散的计算	0.31
α_ω	调节湍流频率方程的扩散项	0.553 17
β_ω	调整 ω 方程的精度与稳定性	0.075
α_ε	调节湍流耗散方程的扩散项	0.440 36
β_ε	调整 ε 方程的精度与稳定性	0.082 8

本研究将在以上常数默认值的基础上进行浮动抽取, 经试算, 结果显示参数选取在浮动区间过大的情况下会使计算结果难以收敛, 而在区间过小时, 则有着同化效果不明显的情况。针对本研究所分析的模型, 对比默认参数的 CFD 计算结果与试验数据, 将参数浮动区间定为 [40%, 250%], 参数集合数量 n 取值为 300。

2.2 叶栅试验及数值方法

本研究的研究对象为某宽攻角适应性叶型平面叶栅, 具体参数如表 2 所示。试验件的叶栅组由 7 个目标叶片组成。试验中在吸力面沿叶周方向在中线处均匀布置 25 个测点, 编号为 1~25; 压力面均匀布置 24 个测点, 编号为 26~49, 如图 2 所示。

由于 SST 模型在计算分离涡等流动状态时

表 2 叶栅主要设计参数

Table 2 Main design parameters of the blade cascade

参数	数值
稠度 t/c	0.67
来流马赫数 Ma	0.6, 0.9
进口构造角/(°)	63
叶片安装角/(°)	26
轴向速度密度比	1.15

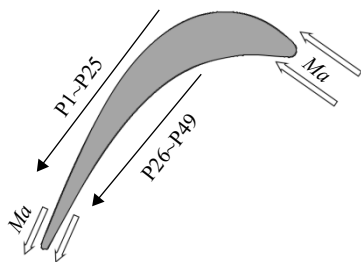


图 2 叶栅几何构型及测点分布

Fig. 2 Blade cascade geometrical configuration and measurement point distribution

不确定性较高,故为对比不同工况下的同化效果。选取马赫数分别为 0.6、0.9,攻角为 0、 -35° 、 20° 的 6 种工况进行同化,下文称之为工况 1~工况 6,如表 3 所示。为验证不同的数据植入量对同化效果的影响,每种工况分别选择植入全测点(高密度, High),全奇数编号测点(低密度, Low)以及全吸力面测点(SS)试验数据的 3 种策略进行同化计算。分析在植入不同密度和区域的数据时产生的影响,为后续试验提供参考。

数值模拟所采用的软件为 ANSYS CFX,叶栅的计算域如图 3 所示。网格采用六面体结构,总网格数约为 208 万,网格划分如图 4 所示,使用的

表 3 数据同化选取的工况

Table 3 Selected operating conditions for data assimilation

攻角/ $^\circ$	马赫数
0	0.6
0	0.9
20	0.6
20	0.9
-35	0.6
-35	0.9

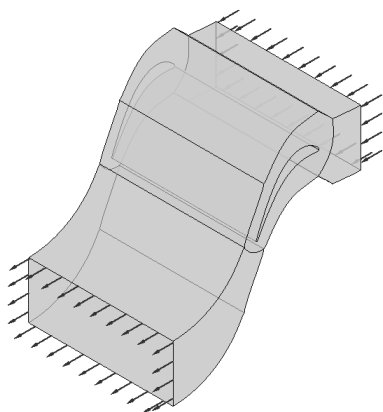


图 3 叶栅计算域示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the blade cascade computational domain

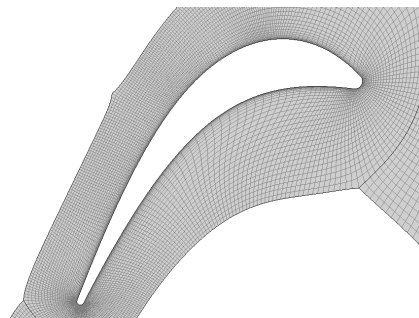


图 4 叶栅网格划分示意图

Fig. 4 Schematic diagram of blade cascade mesh division

计算方法为有限体积法。经过试算,网格数量能够在满足精度要求的前提下保证较高的计算效率,网格数量满足无关性需求。

3 结果及讨论

3.1 同化后的误差分析

图 5 给出了 6 种工况下的试验数据(Test)、默认参数(SST)、高密度试验数据植入(High)、低密度试验数据植入(Low)及吸力面试验数据植入(SS)的叶栅表面沿吸力面及压力面中线的静压分布。从图 5 可以看到,在压力面前中段,默认参数的计算结果与试验数据均相对吻合,但在叶栅尾缘区域,其结果存在较大误差,且误差随着马赫数及攻角的增大而增大。这是因为叶栅的尾缘部分存在分离现象,由流动分离产生的涡流因结构复杂而难以预测。由于对 α_ω 及 α_ϵ 两个参数的调整能够有效地适应湍流中的分离流动,在同化后,3 种植入策略的计算结果相比于默认参数均得到了极大改善。其中,图 5(b)与图 5(c)中的压力面尾缘部分的数据相比与其他工况具有小幅差异,可能是由于流动在压力面尾缘部分发生局部流动转捩,而 SST 模型的默认参数难以在该工况下进行有效预测,导致出现较大偏差。考虑在未来的研究中增加计算组数,以求进一步探究部分工况下产生的特殊计算结果。

上述结果说明了通过对湍流模型系数的适配,在默认系数下难以准确预测的复杂流动也能有效地与试验值保持一致。在低密度策略下,同化结果与试验数据仍大体保持一致,在部分速度变化较为剧烈的区域结果有所波动。在吸力面植入的策略下,压力面的计算结果也能与试验数据高度吻合。这是因为程序内采用的 KNN 算法所起到的对齐作用能够有效地减少因测点不足而产生的预测效果下降,说明本研究程序的同化效果与试

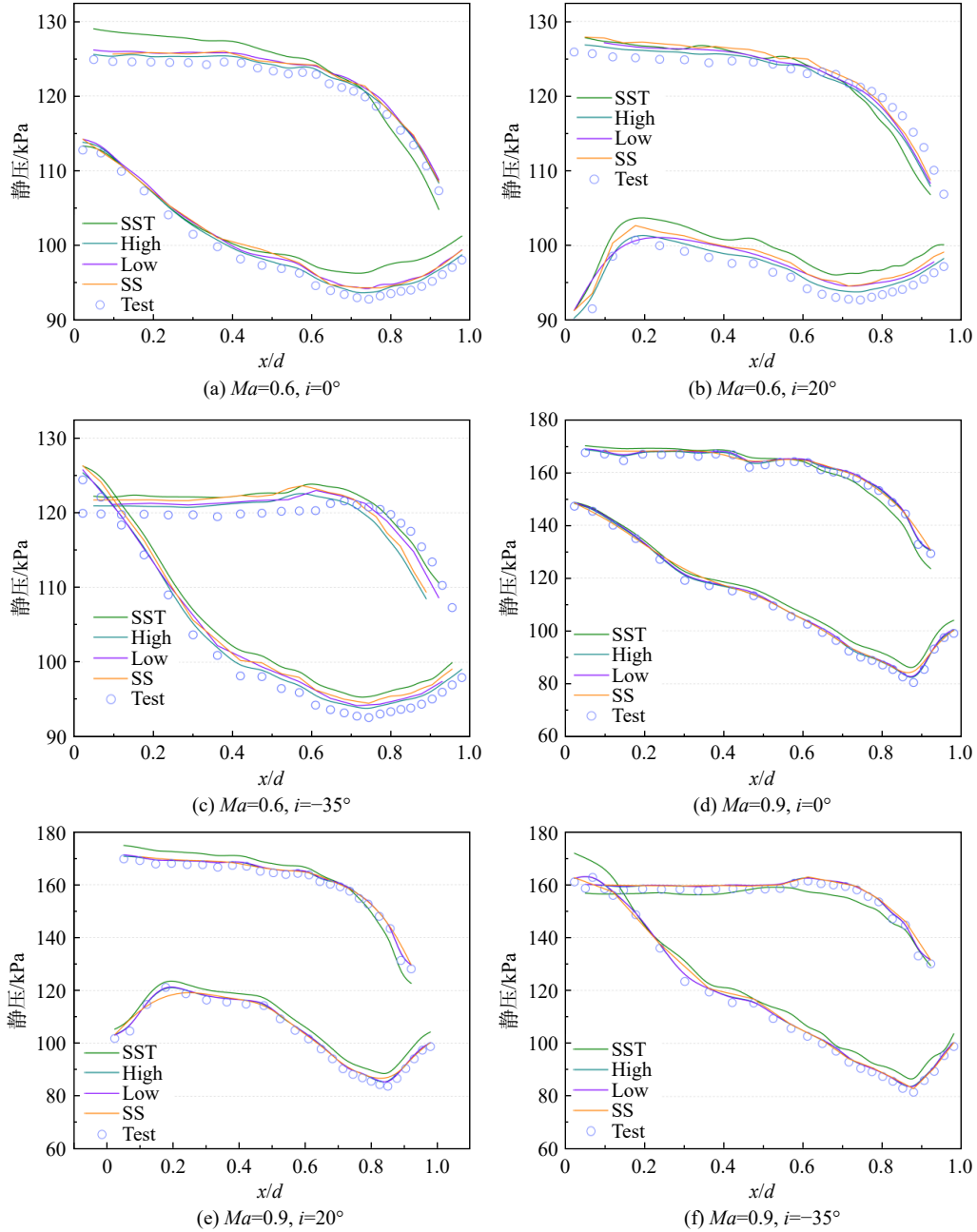


图 5 不同工况下各参数计算结果

Fig. 5 Calculation results of various parameters under different operating conditions

验数据的植入密度及区域的相关性较低。

图 6 列出了不同工况下, 3 种同化策略及默认参数所有植入点处的计算数据与试验数据的平均相对误差率 μ 。可以看到, 在默认参数下, 计算结果与试验值存在着明显差异, 平均相对误差在 3.45%~5.34%, 且随攻角绝对值的增大而增大, 这是由于 SST 模型具有一定的预测局限性, 尤其对于涡轮平面叶栅的叶表流动而言, 由于存在着剪切层及分离流等情况, SST 模型的计算结果往往与试验结果存在着较大误差, 尤其是对于吸力面数据而言。而在不同策略的同化后, 计算结果的

平均相对误差均大幅降低, 在高密度策略下, 平均相对误差仅为 0.76%~1.10%, 计算结果基本可采信为真实数据, 这种情况下的误差基本来自 SST 模型形式的局限性, 在后续研究中, 应考虑将多种湍流模型混合后进行同化, 结合多种湍流模型的优点, 根据不同的流动选择不同的湍流模型。低密度策略的计算误差虽普遍高于高密度策略, 但也仅有 1.07%~1.29%, 低密度策略误差的产生主要来自在高密度误差基础上的植入点密度降低, 但相比于默认参数的计算结果, 其仍能精准贴合试验数据。吸力面策略由于植入点局限性的原因,

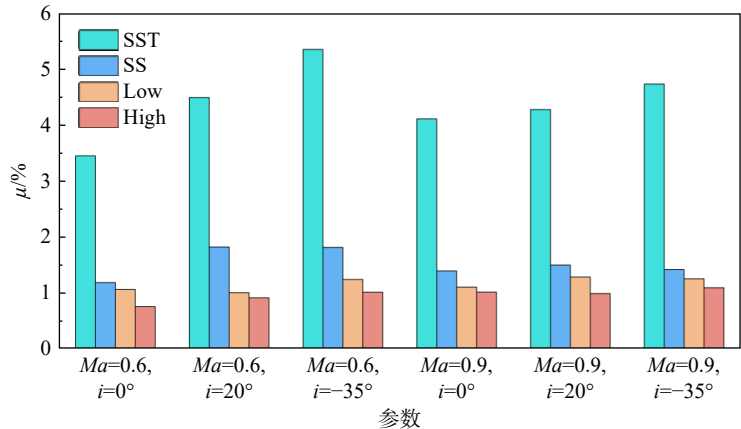


图 6 各参数计算结果与试验数据的相对偏差

Fig. 6 Relative deviation between calculation results of various parameters and experimental data

平均误差略高于低密度策略,但相比于默认参数的误差仍较低,为 1.19%~1.82%。同化后,本研究编写的同化程序相比于默认参数,可使计算误差降低 64.7%~77.8%。

3.2 湍流模型参数变化分析

表 4 给出了在高密度同化策略下,6 种工况经过同化后适配的各参数及相对变化率。可以看出,参数的变化率整体呈现出随工况复杂度的提升而增加的规律。在来流马赫数为 0.6,攻角为 0°的工况下,所有参数的调整幅度均未超过±30%,对比图 5(a)及图 6 的结果,可以发现,这是由于在该工况下,SST 模型预测的准确度相对较高,导致同化后数据的改变幅度相对较低。而在马赫数为 0.9 时,各攻角下的参数的调整幅度则达到了 [-54%, 118%],这是由于在高马赫数所带来的复杂来流条件下,流动中的非线性效应会更加显著,

需要更高适应性的模型参数,尤其是 β^* 这类能够有效提高模型综合控制能力的参数。而 α_ω 及 α_ε 两个参数则对马赫数的改变更为敏感,这是由于在高速流动中湍流的扩散行为会更加复杂,故需对上述两种参数进行更为精确地适配。在未来的研究中,可以通过各个参数的宏观变化规律,逐步标定各工况及各叶栅型号下较为通用的模型参数。

图 7 给出了 3 种同化策略下,各个参数在 6 种工况下的变化率,可以看出,在 3 种策略下,参数的变化率大体呈现出相似的变化趋势。在大多数工况下, α_ω 及 α_ε 参数的调整幅度均较大,这是由于在复杂流动中,调整上述参数能够有效地调整模型对流动扩散的预测效果,从而控制不同区域下的分离流动预测。而 α 参数的变化幅度则普遍较小,这是由于 α 参数的调节主要针对的是模

表 4 高密度同化策略下不同工况的适配参数及参数变化率

参数	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4	工况 5	工况 6	默认值
β^*	0.100 731	0.109 72	0.124 93	0.121 56	0.136 32	0.167 592	0.09
β^* 变化率/%	11.923	21.914	38.813	35.066	51.466	86.213	
α	0.335 735	0.359 95	0.382 24	0.421 06	0.452 807	0.500 319	0.31
α 变化率/%	8.302	16.114	23.305	35.826	46.067	61.393	
α_ω	0.709 245	0.750 24	0.889 99	0.858 29	1.038 703	1.159 642	0.553 17
α_ω 变化率/%	28.215	35.626	60.891	55.159	87.774	109.637	
β_ω	0.084 066	0.060 14	0.045 11	0.051 605	0.034 543	0.053 899	0.075
β_ω 变化率/%	12.088	-19.807	-39.852	-31.193	-53.943	-28.135	
α_ε	0.527 756	0.599 99	0.700 19	0.796 681	0.991 422	0.960 342	0.440 36
α_ε 变化率/%	19.848	36.252	59.007	80.918	125.142	118.084	
β_ε	0.104 842	0.070 16	0.092 25	0.052 325	0.071 246	0.111 87	0.082 8
β_ε 变化率/%	26.620	-15.261	11.421	-36.806	-13.955	35.108	

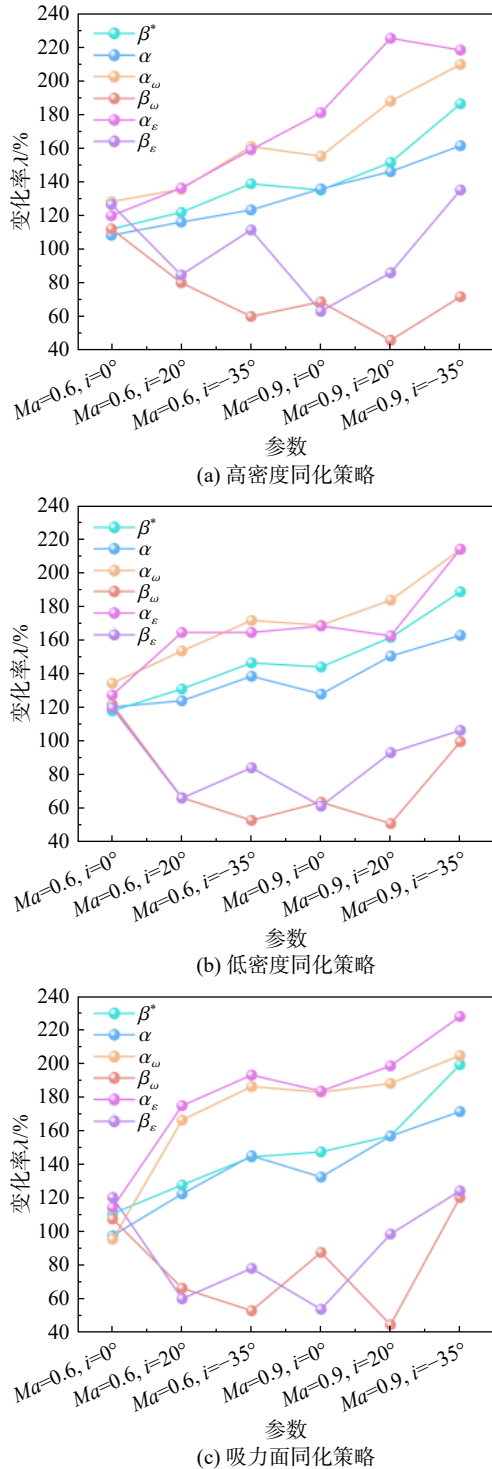


图 7 各同化策略下不同工况的参数变化率

Fig. 7 Parameter variation rates for different assimilation strategies under different operating conditions

型全局控制,对局部变化的影响较弱,而在涡轮平面叶栅的计算中,默认参数的计算结果本身具有宏观准确性。 β_ω 及 β_ϵ 参数作为控制湍流模型精度的重要参数,同化后则普遍低于默认值,这是由于在高速流动下,默认参数对于流动中的能量扩散敏感性较差,而通过对 β_ω 及 β_ϵ 参数的调整,能

够有效地提高模型对于湍流能量变化的感知度,从而提高预测精度。在未来的研究中,可根据本研究的结论对各参数的浮动区间进行独立界定,以提高同化计算精度。

3.3 流场相关数据分析

使用高分辨率的 PIV 测量方法,在得到测量图像后,使用基于连续伴随原理的流场重构方式,还原出较为精细的近壁面流场数据,之后将 PIV 数据与 CFD 计算结果进行格式统一,在集中后处理生成流场图像后,使用图像处理软件统一流场边界,以便于直观对比不同情况下的流场图像。

以 $Ma=0.9$ 时的 3 种工况为例,比较 PIV 测量,默认参数及高密度策略下所计算的速度场,如图 8 所示。从图中可以看出,默认参数所计算的速度场与试验数据存在着明显偏差,在叶栅的吸力面前缘处,两者吻合程度较高,但在发生了流动分离或剧烈速度变化的区域,例如尾缘处或压力面中段,数据差异则普遍较大,无法准确预测流动变化,这对应了图 5 中的结论,也与 SST 模型的预测特点相符合。而相比于默认参数所计算的速度场,3 种工况下的同化计算结果均与试验数据高度吻合。在 20° 攻角的工况下,默认参数所计算的结果在吸力面尾缘发生了较为剧烈的流动分离,与试验数据相悖,而在同化后,对流动分离的预测偏差得到了较好的改善,对比表 3 中的参数变化,可以发现,对 α_ω 及 α_ϵ 的调整能够有效地控制湍流中的分离流动。而对比 -35° 攻角时的速度场,可以发现,默认参数难以准确预测在叶栅压力面中段产生的低速区,在适配参数后则能准确预测,同时 β_ϵ 变化较为剧烈,这是由于 β_ϵ 的改变增强了湍流模型对外部剪切流动的控制,从而能够准确预测吸力面边界层的流动。

为了进一步分析数据同化对流场的影响,本研究以马赫数为 0.6,攻角为 -35° 及 20° 的工况为例,对比了默认参数及高密度同化策略计算结果的流线图,如图 9 所示。可以看出,在攻角为 -35° 的情况下,同化结果相比于默认参数,叶片的前缘分离涡明显增大,这也与图 8(h)、图 8(i) 中的结论相符。这是由于同化后的参数 α 对湍流耗散的控制性更强,能够更加有效地调整叶栅前缘的速度梯度,从而更准确地预测流动分离。而在攻角为 20° 时,在吸力面前缘处产生的分离在同化后消失,同时流动整体更为贴合叶栅壁面。对应了图 5(c) 中默认参数在吸力面前缘处所产生的

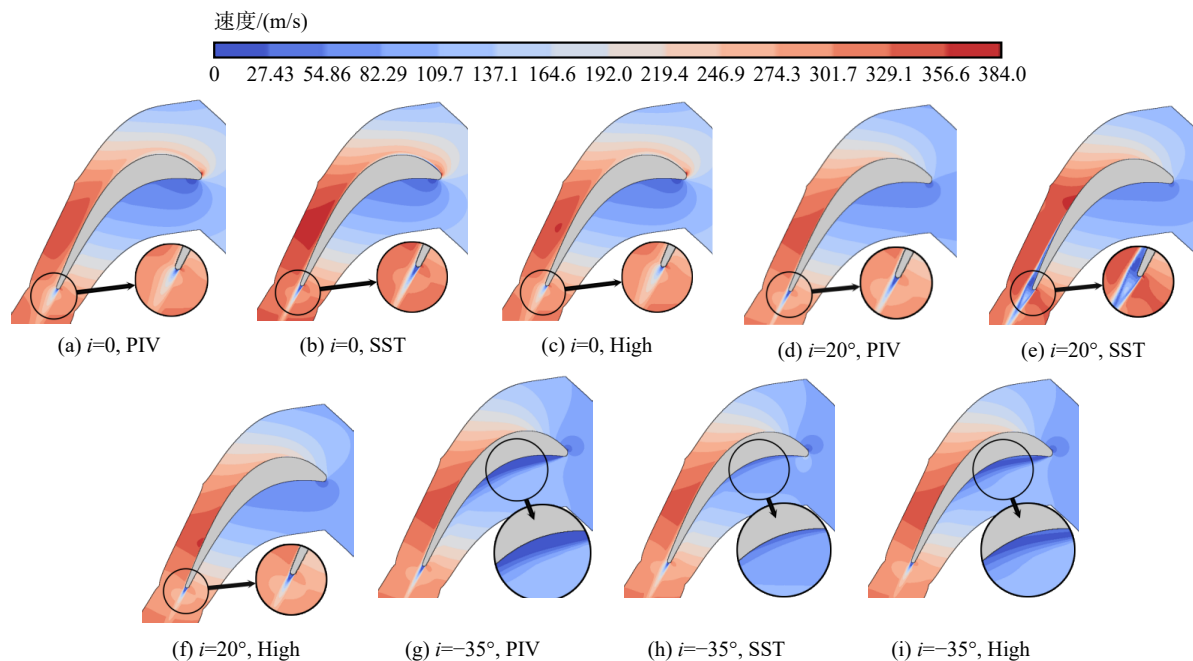


图 8 不同工况下的速度场

Fig. 8 Velocity field under different operating conditions

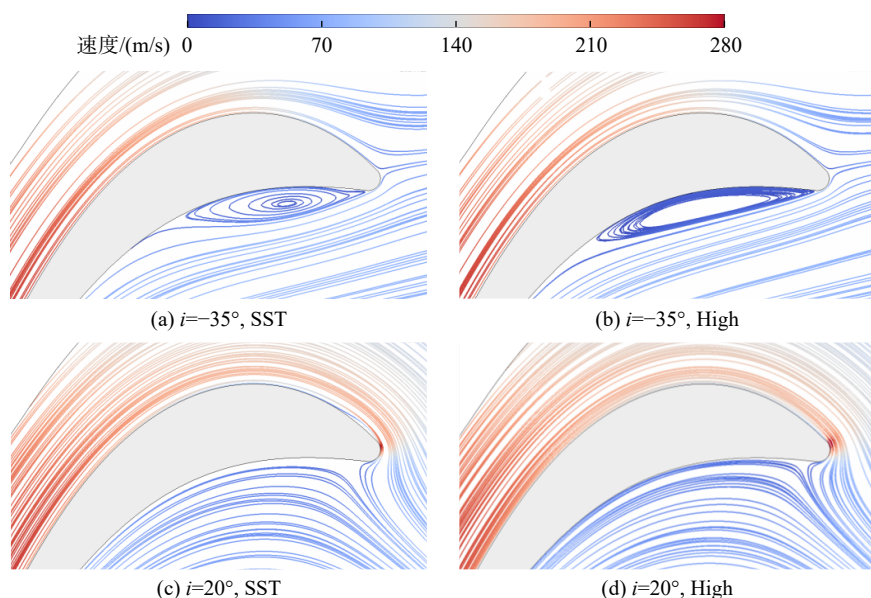


图 9 同化前后前缘流线图

Fig. 9 Streamlines at the leading edge before and after data assimilation

计算误差。说明在同化后,适配的模型参数能够有效地降低前缘分离等复杂流场计算的不确定性,得到置信度较高的全流场数据。

4 结 论

本研究编写了基于 EnKF 的数据同化程序,通过 KNN 算法降低数据对齐误差,以某型号宽攻角涡轮平面叶栅的试验数据为观测数据,通过不同的观测数据植入策略,重新适配了不同工况

下的 SST 湍流模型参数,优化了模型的预测精度。主要结论如下:

1) 使用基于 EnKF 的数据同化方法能够有效提高 SST 模型对涡轮平面叶栅预测的精度,尤其是在分离流等复杂流动区域。

2) 相比于默认参数的计算结果,3 种同化策略均起到了良好的降低误差的效果,重新适配的湍流模型参数能够使计算结果与试验数据的平均相对误差减少 64.7% 以上。

3) 湍流模型参数的变化率会随着流动复杂度的增加而增加, 且在不同策略下均呈现出相似趋势, 其中 β^* 会随着预测的综合难度而逐步增加, 而 α_ω 及 α_ϵ 则对来流马赫数的改变更为敏感, 在未来的相关研究中, 可适当参考该结论。

4) 在降低植入的试验数据密度, 改变植入的试验数据分布的情况下, 相比于默认参数的计算, 同化结果仍能保持较高的预测精度, 故在未来的试验中, 可以适当采信同化数据, 同时通过降低测点密度, 重构测点位置等手段降低试验成本。

5) 模型参数的适配能够有效地改善 SST 模型在叶栅前缘及尾缘部分发生的流动分离, 低速区等现象的预测, 特别是在高攻角等复杂条件下。

本研究的工作是数据同化方法在涡轮平面叶栅试验中应用的一次尝试, 证明了利用数据同化方法能够有效地提高数值计算可信度, 从而在准备阶段简化试验条件, 降低试验成本, 拓展了数据同化的应用范围, 为后续的相关工作提供了湍流模型参数选取范围的有力参考。由于本研究所编写的程序中预置了其他常见湍流模型的方程, 故在后续的工作中, 可以引入程序对不同湍流模型的同化效果评估, 例如 S-A 模型等, 以探究本研究所编写程序的进一步拓展应用。

参考文献:

- [1] 张庆典, 马宏伟, 杨益, 等. 平面叶栅气动试验研究进展与展望[J]. *力学学报*, 2022, 54(7): 1755-1777.
Zhang Qindian, Ma Hongwei, Yang Yi, et al. Progress and prospect of aerodynamic experimental research on linear cascade[J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2022, 54(7): 1755-1777. (in Chinese)
- [2] Liang T, Liu B, Spence S. Effect of boundary layer suction on the corner separation in a highly loaded axial compressor cascade[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2021, 143(6): 061002.
- [3] Qian J Y, Wei L, Zhang M, et al. Flow rate analysis of compressible superheated steam through pressure reducing valves[J]. *Energy*, 2017, 135: 650-658.
- [4] 凌代军, 代秋林, 朱榕川, 等. 叶栅试验技术综述[J]. *实验流体力学*, 2021, 35(3): 30-38.
Ling Daijun, Dai Qiulin, Zhu Rongchuan, et al. Review of the cascade experimental technology[J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2021, 35(3): 30-38. (in Chinese)
- [5] 张伟伟, 朱林阳, 刘溢浪, 等. 机器学习在湍流模型构建中的应用进展[J]. *空气动力学学报*, 2019, 37(3): 444-454.
Zhang Weiwei, Zhu Linyang, Liu Yilang, et al. Progresses in the application of machine learning in turbulence modeling[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2019, 37(3): 444-454. (in Chinese)
- [6] Evensen G. Sequential data assimilation with a nonlinear quasi-geostrophic model using Monte Carlo methods to forecast error statistics[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 1994, 99(C5): 10143-10162.
- [7] 朱佳楠, 郭建广, 倪彬彬, 等. 地球电子外辐射带的数值同化建模与分析[J]. *地球物理学报*, 2021, 64(5): 1496-1507.
Zhu Jianan, Guo Jianguang, Ni Binbin, et al. Multi-dimensional Data Assimilation and Analyses of Earth's Outer Electron Radiation Belt[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2021, 64(5): 1496-1507. (in Chinese)
- [8] Canchumuni S W A, Emerick A A, Pacheco M A C. History matching geological facies models based on ensemble smoother and deep generative models[J]. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2019, 177: 941-958.
- [9] Wang G Y, Pan Y L. Phase-resolved ocean wave forecast with ensemble-based data assimilation[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2021, 918: A19.
- [10] 沈淳, 李健兵, 高航, 等. 基于数据同化的飞机尾流行为预测[J]. *雷达学报*, 2021, 10(4): 632-645.
Shen Chun, Li Jianbin, Gao Hang, et al. Aircraft wake vortex behavior prediction based on data assimilation[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(4): 632-645. (in Chinese)
- [11] He C X, Liu Y Z. Time-resolved reconstruction of turbulent flows using linear stochastic estimation and sequential data assimilation[J]. *Physics of Fluids*, 2020, 32(7): 075106.
- [12] Yang M C, Xiao Z X. Parameter Uncertainty Quantification for a Four-equation Transition Model using a Data Assimilation Approach[J]. *Renewable Energy*, 2020, 158: 215-226.
- [13] 张鑫磊, 刘毅, 何国威. 集合卡尔曼方法及其在湍流建模中的应用[J]. *气动研究与试验*, 2023, 1(1): 34-44.
Zhang Xinlei, Liu Yi, He Guowei. Ensemble Kalman method and its applications in turbulence modelling[J]. *Aerodynamic Research & Experiment*, 2023, 1(1): 34-44. (in Chinese)
- [14] He C X, Liu Y Z, Gan L. A data assimilation model for turbulent flows using continuous adjoint formulation[J]. *PHYSICS OF FLUIDS*, 2018, 30(10): 105108.
- [15] Zhang X L, Xiao H, He G W. Assessment of regularized ensemble Kalman method for inversion of turbulence quantity fields[J]. *AIAA Journal*, 2021: 1-11.
- [16] 何创新, 邓志文, 刘应征. 湍流数据同化技术及应用[J]. *航空学报*, 2021, 42(4): 524704.
He Chuangxin, Deng Zhiwen, Liu Yingzheng. Turbulent flow data assimilation and its applications[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2021, 42(4): 254704. (in Chinese)
- [17] Evensen G, Leeuwen, P J. Assimilation of geophysical data using the ensemble Kalman filter[J]. *Monthly Weather Review*, 1996, 124(5): 847-860.
- [18] Deng Z W, He C X, Wen X, et al. Recovering turbulent flow field from local quantity measurement: turbulence modeling using ensemble-Kalman-filter-based data assimilation[J]. *Journal of Visualization*, 2018, 21(6): 1043-1063.
- [19] Mons V, Chassaing J C, Gomez T, et al. Reconstruction of unsteady viscous flows using data assimilation schemes[J]. *Journal of Computational Physics*, 2016, 316: 255-280.
- [20] Kato H, Ishiko K, Yoshizawa A. Optimization of parameter values in the turbulence model aided by data assimilation[J]. *AIAA Journal*, 2016, 54(5): 1512-1523.
- [21] 刘铨韬, 高丽敏, 蔡明, 等. 二维扩压叶栅流场的数据同化研究[J]. *工程热物理学报*, 2022, 43(12): 3211-3218.
Liu Tantau, Gao Limin, Cai Ming, et al. Research of data assimilation on two-dimensional compressor cascade flow field[J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2022, 43(12): 3211-3218. (in Chinese)

- [22] 房培勋, 何创新, 徐嗣华, 等. 基于实验数据同化的湍流模型常数标定: 含滤网蒸汽阀门通流特性数值预测[J]. [空气动力学学报](#), 2021, 39(2): 12-22.
Fang Peixiong, He Chuangxin, Xu Sihua, et al. Calibration of turbulence model constants using measurement data assimilation: prediction of steam valve flow characteristics with filter[J]. [Acta Aeronautica et Astronautica Sinica](#), 2021, 39(2): 12-22. (in Chinese)
- [23] 刘钺韬, 李瑞宇, 高丽敏, 等. 基于数据同化的试验数据驱动的叶栅流场预测[J]. [航空学报](#), 2023, 44(14): 628201.
Liu Tantaoyao, Li Ruiyu, Gao Limin, et al. Experimental data driven cascade flow field prediction based on data assimilation[J]. [Acta Aeronautica et Astronautica Sinica](#), 2023, 44(14): 628201. (in Chinese)
- [24] Wilcox D C. Turbulence Modeling for CFD (3rd Edition) [M]. La Canada, US: DCW Industries, Inc, 2006.
- [25] Menter F R. Two-equation eddy-viscosity turbulence models for engineering applications[J]. [AIAA Journal](#), 1994, 32(8): 1598-1605.

(编辑: 张 雪)