

基于数字孪生的真空蜗轴泵扬程与流场特性预测方法

连加侖¹ 蔡晨阳¹ 许静^{2*} 谢杭清³

(1. 中国计量大学 机电工程学院 杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学 机械学院 杭州 310018;

3. 中国计量大学 光学与电子科技学院 杭州 310018)

Prediction Method for Head and Flow Field Characteristics of Vacuum Worm Shaft Pump Based on Digital Twin

LIAN Jiadi¹, CAI Chenyang¹, XU Jing^{2*}, XIE Hangqing³

(1. Department of Electromechanical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

2. Department of Mechanics, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

3. Department of Optical and Electronic Technology, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract The worm shaft pump, a type of vacuum sewage pump, is widely used in marine vacuum sewage systems. Its high-efficiency negative pressure propulsion significantly enhances the system's cleaning and odor removal capabilities. The operational status of the worm shaft pump directly affects the stability of the system. Therefore, accurately and rapidly predicting its performance has become a critical issue that needs urgent resolution. To address this challenge, digital twin technology, with its high precision and real-time prediction capabilities, has emerged as an ideal tool for evaluating pump performance. This paper proposes a digital twin prediction system based on Proper Orthogonal Decomposition (POD) and the Radial Basis Function (RBF) response surface method for rapidly assessing the performance of the worm shaft pump under various operating conditions. A matrix of operating condition parameters is generated through Latin hypercube sampling, and combined with the Twin Builder flow field reconstruction method, a reduced-order model database of the flow field is established. The TB-RBF model is constructed using the radial basis function interpolation method to predict flow field conditions under unknown operating conditions. Compared with the results of control experiments, this method achieves a prediction accuracy exceeding 96.5% under 27 verification conditions, with a single calculation time of only 0.7 seconds, representing a 6676-fold reduction in computation time. This study demonstrates that the digital twin system for the worm shaft pump based on the reduced-order model exhibits significant advantages in real-time performance prediction. The performance indicators include the head of the worm shaft pump, as well as the pressure and velocity distribution of the flow field, which can be utilized for real-time monitoring and optimal design of marine vacuum sewage systems.

Keywords Worm shaft pump, Digital twin, Reduced-order model, Radial basis function (RBF) interpolation, Performance prediction

摘要 蜗轴泵是一种真空排污泵,在船舶真空排污系统中有广泛应用,其高效的负压推动大幅提升了系统的清洁与除臭能力。蜗轴泵的运行状态直接影响系统的稳定性,因此,准确快速预测其性能成为当前亟待解决的关键问题。为应对这一挑战,数字孪生技术凭借其高精度与实时预测能力,成为评估泵性能的理想工具。文章提出了一种基于正交分解(POD)和径向基函数(RBF)响应面方法的数字孪生预测系统,用于快速评估蜗轴泵在不同工况下的性能。通过拉丁超立方采样生成工况参数矩阵,并结合 Twin Builder 流场重构方法,建立了流场降阶模型数据库。通过利用径向基函数插值法构建 TB-RBF 模型,预

收稿日期: 2025-01-10

基金项目: 浙江省自然科学基金探索公益项目(LTGS23E060002)

* 联系人: E-mail: xujing@hdu.edu.cn

测未知工况下的流场情况。与对比实验结果表明,该方法在 27 种验证条件下的预测精度超过 96.5%,且单次计算时间仅为 0.7 s,计算时间缩短了 6676 倍。该研究表明,基于降阶模型的蜗轴泵数字孪生系统在实时性能预测方面具有显著优势,性能指标包括蜗轴泵的扬程、流场压力及速度分布,可用于船舶真空排污系统的实时监测和优化设计。

关键词 蜗轴泵 数字孪生 降阶模型 径向基函数插值 性能预测

中图分类号: TB752

文献标识码: A

doi: 10.13922/j.cnki.cjvst.202501002

蜗轴泵作为一种新型真空排污泵,目前广泛应用于船舶真空排污系统中^[1],船舶真空排污系统通过蜗轴泵驱动负压实现污水收集,其性能直接影响系统真空稳定性。其新型叶轮是关键工作部件,许多研究人员已经对叶轮的传输效率进行了深入研究^[2],并通过计算与全阶模型仿真分析了其性能,刘树明等^[3]通过高速叶轮破碎污水并驱动负压,将蜗轴泵作为真空排污系统的核心组件进行测试。薛珺^[4]在研究中提出“抽吸-破碎-输送”一体化设计的真空泵,可在真空环境下高效处理含固液体。

蜗轴泵性能预测的核心目标为扬程、压力场及速度场的实时动态监测,以支持系统稳定性优化,传统的蜗轴泵性能估算方法主要依赖全阶模型仿真,其中计算流体力学(CFD)因其高保真度被广泛应用^[5-6]。然而,CFD 由于计算资源消耗巨大,难以满足实时预测的需求,不适用于构建数字孪生系统^[7]。近年来,建模技术和人工智能算法快速发展为数字孪生的应用提供了新的机遇^[8-9],通过模拟设备在实际工况下的运行状态,该技术广泛应用于设备的故障预测和运维管理^[10-12]。陶飞等^[13-14]总结了数字孪生五维模型及十大领域,并分析了数字孪生装备理想特征能力和关键技术,提出了数字孪生装备三阶段发展路径。动态更新和实时映射能力是数字孪生技术发展的关键方向之一^[15-16],为应对蜗轴泵全阶模型的高计算成本,本文引入了降阶模型(ROM)技术^[17],能够保持与计算流体力学(CFD)相当的空间和时间分辨率,显著降低计算需求,同时保持高精度。

在数字孪生降阶模型的研究中,Zhao X 等^[18]采用基于组件的降阶建模技术,创建了一个海上风力发电系统的数字孪生模型,能够实现风浪载荷下的快速模态预测、响应和结构健康评估。Wang L 等^[19]将本征正交分解(POD)与有限元(FE)方法结合,建立一个瞬态流体-固体耦合温度场的降阶模型。Cao Y 等^[20]通过快速将仿真数据集成到孪生模型中,采用 Kriging 插值法快速重建模型,并结合机器学习技术优化数据误差,实现对海洋装备的水动力性

能和性能评估的实时监测。Aversano G 等^[21]利用基于 POD 的降阶模型从 CFD 中推导出燃烧炉的数字孪生模型,快速分析炉内火焰的温度和化学分布。Tong C 等^[22]开发了一种基于自适应正交分解(POD)方法的混合模型,用于解决水平地热交换器(HGHE)中的复杂热传递机制和高计算成本,该混合模型比传统全阶模型提高了 326% 的计算效率,同时保持了准确性,并且无需额外的计算资源。Wei Z 等^[23]针对不同的工作条件(如转子转速和流量变化)进行了多次稳态 CFD 仿真,并基于正交分解(POD)降阶模型预测不同工况下的稳态流场,通过线性插值模态系数的方法进行预测。Lan H 等^[24]开发了一个综合的全阶有限元模型,用于模拟变压器中的温度分布,并提出了一种将正交分解 POD-Galerkin 与数据驱动技术相结合的混合方法,以创建一个快速温度场预测的降阶模型。

目前,大多数研究集中在使用降阶模型技术进行能电力设备或离心泵的数字孪生,但这些研究仅限于降阶模型技术,缺乏针对泵在数字孪生系统中的性能预测需求的综合解决方案。为了解决上述问题,本文将径向基函数(RBF)插值与 POD 本征正交分解法相结合,开发 TB-RBF 数字孪生模型,并通过 Twin Builder 平台进行封装,形成蜗轴泵数字孪生在线性能预测平台。蜗轴泵的性能直接影响真空排污系统的真空度维持能力,其核心指标包括扬程、流场压力及速度分布。本研究通过数字孪生技术实现上述指标的实时预测,为系统优化提供依据。

1 蜗轴泵模型

蜗轴泵在船舶真空排污系统中发挥着至关重要的作用。通过操作蜗轴泵,可以在真空管道系统中创建一个低压区域,从而迅速将空气和废水吸入管道。图 1(b)中所示的蜗轴泵连接到真空管道和接口阀,能够高效地从多个真空厕所或污水设备中抽取废水。由于航行过程中存在重力和船体倾斜等复杂因素,传统的基于重力的排污系统往往无法满足要求。然而,结合真空排污系统,蜗轴泵能够

在负压环境中有效地输送废水,且不受重力影响,从而确保船舶排污系统的稳定运行。其主要过程如下:废水通过真空接口阀进入管道,并在蜗轴泵产生的负压作用下迅速被吸入管道。废水经过真空和除臭过滤器后,进入排污工作站。蜗轴泵的功

能模块主要由两部分组成:提供动力的电动机和泵体。电动机包括轴、电机控制器及其他部件,而泵体由叶轮、泵壳、进出口、端盖等部分组成。转子是完成真空抽吸的关键零件,其设计包括螺旋叶片、隔板、隔流通道等元件,具体如图1所示。

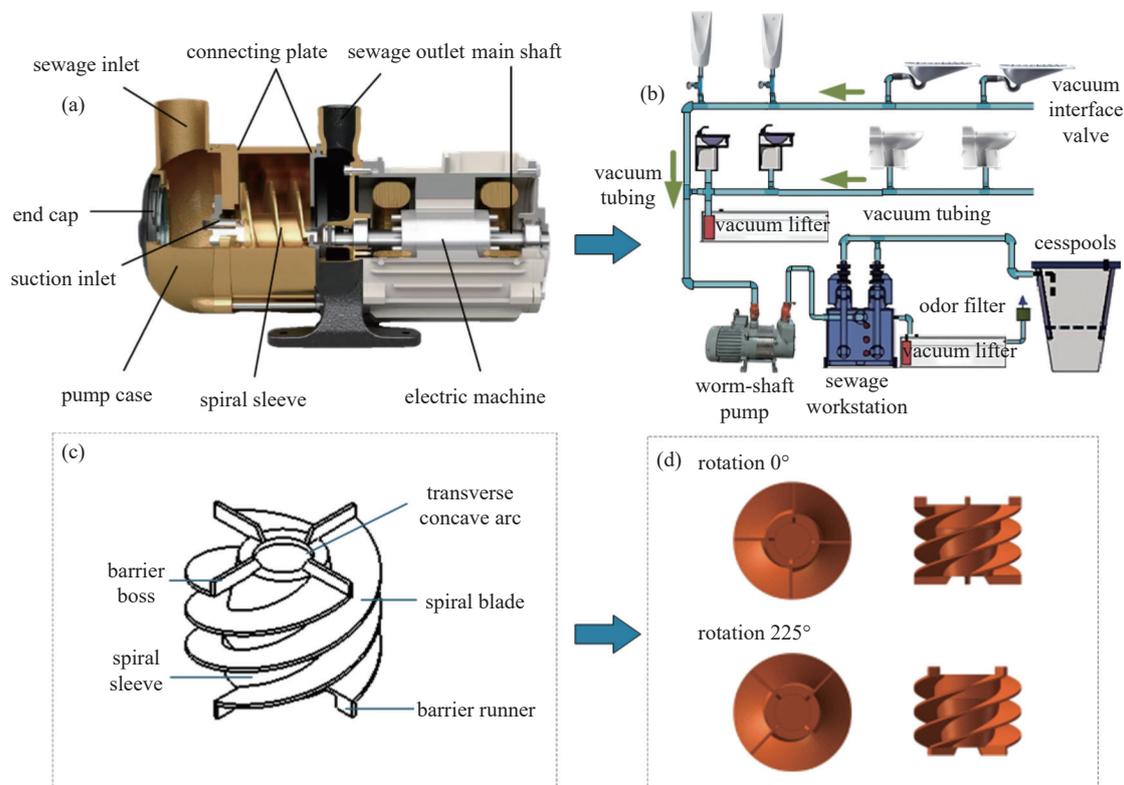


图1 模型示意图。(a)蜗轴泵结构,(b)蜗轴泵真空排污系统,(c)转子,(d)转子工作过程

Fig. 1 Schematic diagram of the model. (a) Worm shaft pump structure, (b) vacuum blowdown system of worm shaft pump, (c) rotor, (d) rotor working process

本文使用的蜗轴泵工作原理为泵轴带动偏心布置的转子旋转,受离心力作用在泵腔内形成与主轴同心的水环。由于转子与泵腔存在偏心距,水环、转子及主轴共同构成周期性变化的密闭容腔。随着转子持续转动,吸气口的空气被叶片逐渐卷入容腔,在螺旋推进作用下沿轴向压缩并输送至排气口,从而实现气体的连续抽吸过程。蜗轴泵的参数流量为 $12\pm 6\text{ m}^3/\text{h}$,转速为 $2200\sim 3000\text{ r}/\text{min}$,参数如表1所示。

2 数字孪生降阶模型方法设计

2.1 降阶模型方法

降阶模型旨在将高维复杂系统转化为低维近似系统,在保证近似模型与原始系统之间的误差保持在可接受范围内的前提下,显著降低计算时间和存储空间需求。降阶模型的输入参数为实数标量,

可包括材料特性、边界条件或形状参数等物理属性。在实验设计阶段确定输入参数,以便在模拟过程中对参数进行有效的参数化,从而生成稳态模拟结果。

表1 蜗轴泵参数

Tab. 1 Parameters of the spiral shaft pump

组件	参数	数值
转子	螺线数/个	4
	锥度比	0.3
	叶片宽度/mm	2
	偏心距/mm	11.5
	圆弧直径/mm	130
蜗壳	进口直径/mm	50
	出口直径/mm	40
性能参数	转速/(r/min)	2200~3000
	流量/(m^3/h)	12 ± 6

此外, 为确保各实验点的拓扑结构一致, 在处理形状参数时, 必须利用变形工具保持数据拓扑结构的等价性, 以保证数据一致性与可比性。

在降阶模型中, 传统的 POD 方法是一种基于物理场的有效降阶方法, 通过奇异值分解(SVD)从大量数据中提取主要特征模式, 构建正交基, 仅需选取所占比重较大的几组特征向量, 便可将全样本空间中的数据信息最大程度上还原。因此, POD 方法能够在大幅简化计算的同时保留模型的关键特征和准确性。

对原始样本矩阵 M 进行奇异值分解, 如下公式(1)。

$$M = U \Sigma V^T \quad (1)$$

U 是 POD 的正交基 $m \times n$ 成的矩阵, 每一列是一个空间模态, V 是参数相关系数矩阵; Σ 是一个由矩阵的奇异值组成的对角线矩阵, 一般有 $m > n$, 所以只有 n 个非零奇异值。由矩阵运算法则可知, 正交基底矩阵 U 和 V 中的列向量分别是矩阵 MM^T 和 $M^T M$ 的特征向量, 矩阵 MM^T 和 $M^T M$ 的特征值都是矩阵的奇异值的平方, 其特征向量反映样本数据 M 所代表物理场信息量(流场压力和速度)。

通过模型降阶, 截断 U , 保留前 d 个模态基, 形成降维后的响应矩阵 $U' \in R^{m \times d}$, 再计算模态系数矩阵 A , 表示每个模态基在不同工况下的权重, 矩阵的参数是不同工况下的模态系数 α , 可以通过公式(2)

获得。

$$A = U'^T M \quad (2)$$

获得模态系数后以用更少的基向量来重构流场, 降维后的响应如下式(3)所示:

$$M_d = \sum_{i=1}^d \alpha_i U_i \quad (3)$$

其中, M_d 是空间位置的流场(例如速度或压力), U_i 为降阶模态, 表示空间上的正交基函数。算法降阶的原理如下图 2 所示。

POD 能够重构降维流场, 但是不同工况下的流场还是需要重新计算再降维。为了大幅降低计算开销, 预测不同工况下的流场。本文提出一种基于径向基函数插值法(RBF)和 POD 法相结合的蜗轴泵降阶模型, 在处理多维数据时表现出较高的计算效率, 在 POD 降阶的基础上完成流场预测^[25]。

在 RBF 插值法中, 响应面模型可以表示为样本点的加权求和形式, 如下公式(4)所示。

$$M(P) = \sum_{i=1}^N \lambda_i \phi(\|P - P_i\|) \quad (4)$$

$$g_i(P) = \phi(\|P - P_i\|)$$

其中, λ_i 为待求的插值系数, 在降阶模型中是模态系数用于构建预测流场, ϕ 是径向基函数, 本文采用的方式是高斯函数, P 是待预测工况的参数, P_i 为已知样本工况参数。 $\|P - P_i\|$ 表示各样本点到参考点的欧氏距离, g_i 是 RBF 插值核函数, 插值矩阵 G 为 g_i 组

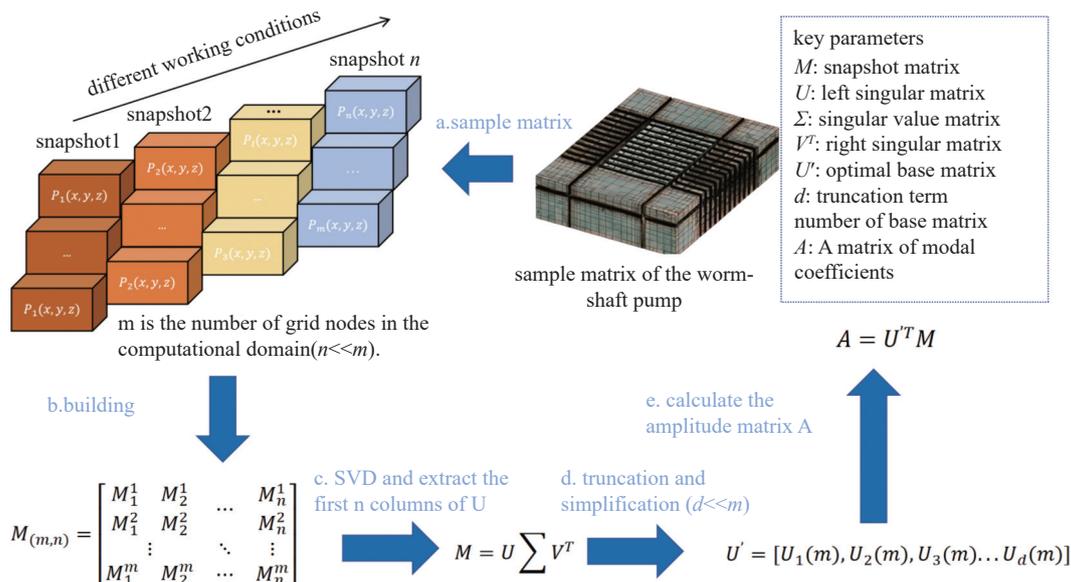


图2 SVD 降阶原理

Fig. 2 SVD method reduction principle

成的矩阵。

为求解模态系数 λ_i , 需要满足插值条件, 即在样本点 P_i 处, 响应面模型的值与真实函数值一致, 如下式(5)所示。

$$\begin{aligned} A &= GB \\ \lambda &= g(P)B \end{aligned} \quad (5)$$

将插值函数 λ 代入条件, 和 POD 正交基预测重构流场, 如下式(6)所示。

$$M_d = \sum_{i=1}^d \lambda_i U_i \quad (6)$$

综上, 基于 TB-RBF 的降阶模型建立流程如图3所示。通过求解线性方程组, 方程组A的系数矩阵由径向基函数计算得到。有了预测的模态系数可以通过线性组合 POD 模态来重构流场^[26]。

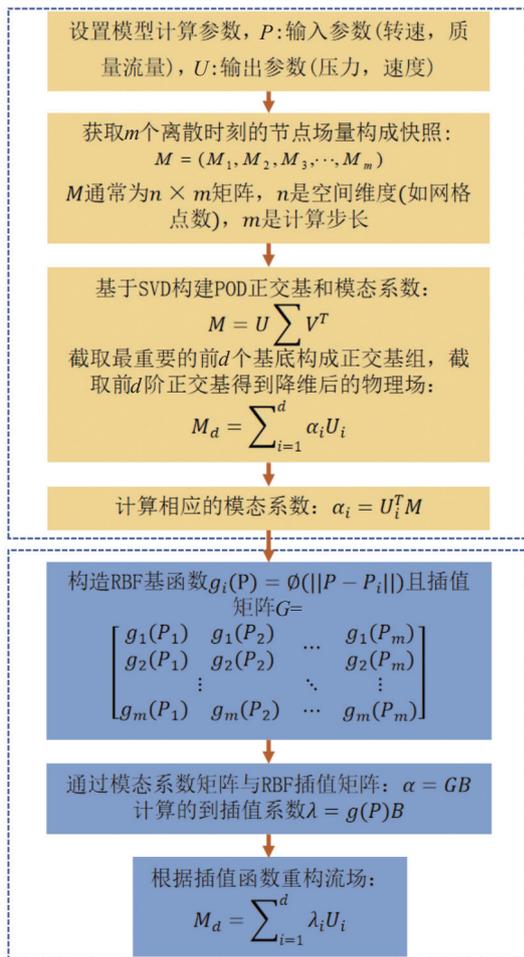


图3 TB-RBF 降阶原理

Fig. 3 TB-RBF order reduction principle

TB-RBF 与传统 POD 方法得到的降阶模型不同之处在于, 该方法具有高保真度的流场预测功能,

通过径向插值法求得插值系数, 取代原函数的模态系数计算求解即可求得未出现工况的流场降阶模型^[27]。

2.2 在降阶模型的框架下解决流体力学问题

本文是基于 $\kappa-\omega$ 湍流模型来实现稳态仿真, 它是基于纳维-斯托克斯(Navier-Stokes)方程, 用于封闭雷诺应力项。附加了描述湍流的湍动能 κ 和比耗散率 ω 的传输方程, 在稳态条件下, 减去其时间相关项动量方程和湍流模型方程如式(7)所示。

$$\begin{aligned} 0 &= P - \beta^* \kappa \omega + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma x_j} \right) \right] \\ 0 &= P - \beta^* \kappa \omega + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma k} \right) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] \end{aligned} \quad (7)$$

转速 N 对应的雷诺数 R_e 如式(8)所示:

$$R_e = \frac{\rho N D^2}{\mu} \quad (8)$$

其中, ρ 是流体密度, D 是泵的特征长度, μ 是流体动力粘度。转速 N 的变化影响流场结构, 进而影响 POD 模态分解结果。

通过改变泵的转速 N , 可以控制雷诺数, 从而改变流场的流动特性。这在仿真中是非常重要的, 因为不同的雷诺数会影响流场的速度分布、压力分布以及湍流结构。在使用 POD 降阶模型分析流场快照时, 雷诺数影响流场的主要模态特征。不同雷诺数下的流场快照矩阵会有不同的特征模态。这可以通过分析不同雷诺数下的 POD 模态来展示。

通过降阶后的流场变量, 简化 $\kappa-\omega$ 湍流模型方程的求解。例如, 在降阶空间中, 速度向量可以表示式(9)所示。

$$U(X) \approx \sum_{i=1}^r \phi_i(x) \quad (9)$$

其中, $\phi_i(x)$ 即降阶基函数。

3 蜗轴泵降阶模型计算

3.1 模型参数

为了验证本文提出的降阶计算方法的有效性, 以蜗轴泵水力模型为研究对象。使用图4数值域进行实际流动模拟。根据蜗轴泵的水力模型图, 建立反映流道、叶轮等实体边界区域的三维水力模型。基于该三维水力模型, 对全流道进行数值模拟。蜗轴泵的主要区域包括进口导向管区、进气侧室、转子蜗壳、出气侧室、出口导向管区组成。

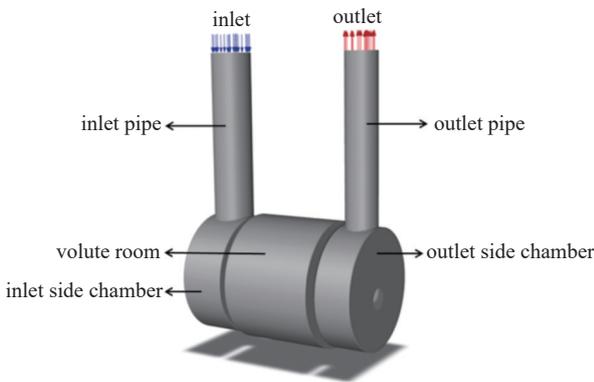


图4 网格蜗轴泵计算域

Fig. 4 Calculation domain of mesh worm shaft pump

本模型采用了六面体网格, 分别对转子、蜗壳和流体域 3 部分计算域进行网格划分, 如图 5, 总共有 147 万个单元。由于蜗轴泵等流体机械问题同时涉及运动部件和静止部件, 通常将模型划分为多个计算区域, 并用一个子接口来关联和分离各个部分, 即 MRF 计算方法。计算采用标准的 $k-\omega$ 湍流模型, 选择质量流量流入口, 初始表压为 0。湍流规范方法设置为强度和黏度比分别为 5% 和 10。求解方法选择压力-速度耦合的 SIMPLEC 格式, 在空间离散上采用基于最小二乘网格的梯度、二阶压力、二阶迎风动量、比耗散率和湍动能。

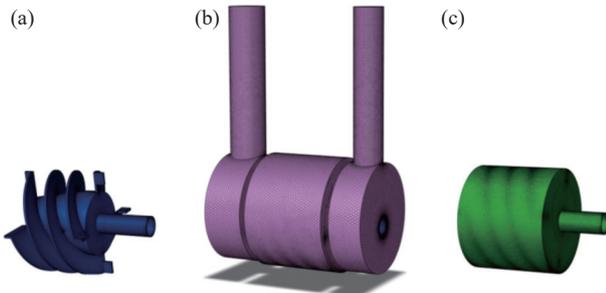


图5 蜗轴泵网格示意图。(a)转子网格,(b)蜗壳网格,(c)流体域网格

Fig. 5 Schematic diagram of the spiral pump grid. (a) Rotor grid, (b) volute grid, (c) fluid domain grid

模型精度验证后, 在 Twin Builder 中封装使用, 本文实验在降阶模型中插入监测点, 如图 6 所示, 来获取仿真时蜗轴泵内流特性信息, 监测速度和压力数据, 用于后续分析。

3.2 降阶模型构建

本文以工况转速和进口质量流量速率为输入参数, 以设备各部件压力和速度场为输出参数组成多组工况条件下的样本空间集。采用拉丁超立方

抽样方法在蜗轴泵额定工况中抽取 25 组样本点作为输入数据, 保证样本点在每个维度上均匀分布, 提高样本的代表性。抽取的实验样本设计点如图 7 所示。

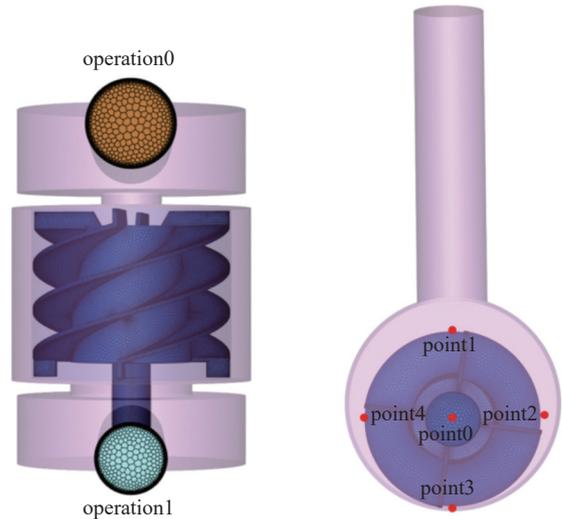


图6 蜗壳内监测点布置

Fig. 6 Layout of monitoring points in the volute

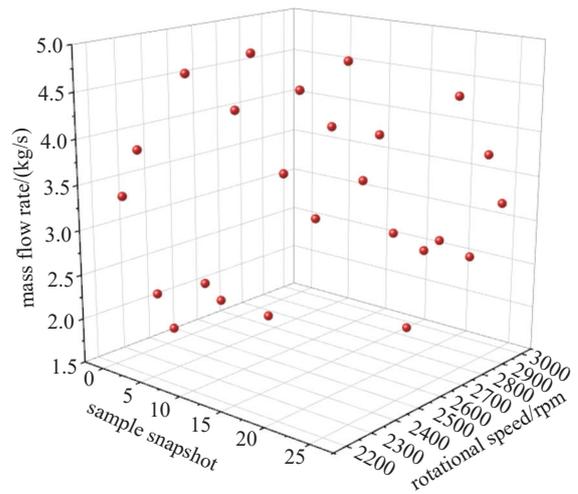


图7 网格蜗轴泵计算域

Fig. 7 Calculation domain of mesh worm shaft pump

根据上图 25 组样本工况使用 Fluent 仿真得到流场模型数据库, 随机选取其中 80% 工况数据采用 POD 方法构建速度场和压力场降阶模型, 剩余的 20% 用于验证。对于较小的模式数, 投影误差基本稳定, 表明主要模式已有效捕捉流场的主导特征, 既能准确表示学习集, 又具备较强的泛化能力。当模式数增加, 学习集与外部快照的误差差值逐渐扩大, 新增高阶模式更倾向于拟合学习集的局部特征而非全局特性。通过选取误差差值显著增大的分

离点作为最优模式数,可在保证精度的同时避免过拟合,蜗轴泵的最优模式数基于此方法确定。

通过 Twin Builder ROM 工具来帮助选择最佳模式数,如图 8 所示,当阶数为 6 时,降阶模型平均投影误差已降至 0.782%,平均标准投影误差也已经趋近收敛,因此该模式数满足构建 POD 降阶模型的误差要求,在此 POD 基础上在再进行 RBF 插值,完成 TB-RBF 降阶模型的构建。

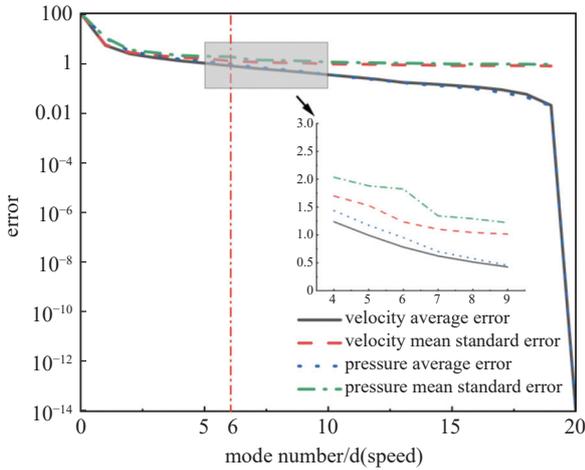


图8 不同阶数的降阶模型误差

Fig. 8 Reduced order model error of different order

相同工况下 CFD 全阶模型、POD 法、TB-RBF 法三者云图呈现出相似的流场特性。速度场分布方面,CFD 全阶模型能够清晰地展示流场的细节特征,如蜗轴泵工作高速区域和涡流结构。POD 模型在整体趋势上与 CFD 结果较为一致,但局部细节的分辨率有所降低。相比之下,TB-RBF 模型的结果更为平滑,部分细节进一步简化,但仍然能保持整体流场分布的准确性。在压力场分布方面,CFD 在高压和低压区域的分布上有很高的精度。POD 模型在捕捉压力场整体变化趋势方面表现良好,但在高梯度区域细节的保留能力有所下降。TB-RBF 模型则表现出更明显的平滑化效果,对高梯度区域的复杂分布有所弱化。三者流场对比如下图所示 9 所示。

3.3 蜗轴泵 TB-RBF 降阶模型计算精度

降阶模型的误差来源已经在上文讨论过。本文通过计算 25 组训练工况生成的降阶模型测试结果的速度场误差和压力场误差。如图 10 所示为 TB-RBF 方法重构的压力场和速度场精度表现,六阶模式系数下重建的流场中速度场最大误差为 1.36%,

压力场最大误差为 1.64%,同时随着训练组数的增加平均误差也开始相应的减少,证实了 TB-RBF 法构建降阶模型的可靠性。

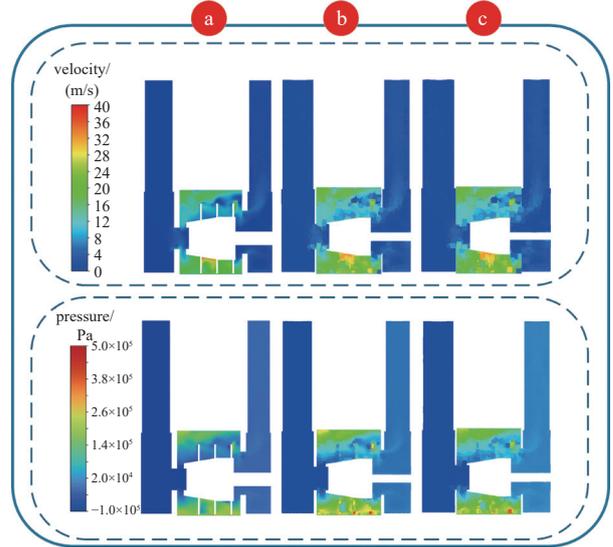


图9 流场对比图。(a)CFD 仿真全阶模型,(b)Twin Builder 传统降阶模型,(c)TB-RBF 方法的对比

Fig. 9 Flow field comparison diagram. (a) Comparison of CFD simulation full-order model, (b) twin builder traditional reduced-order model, (c) TB-RBF method

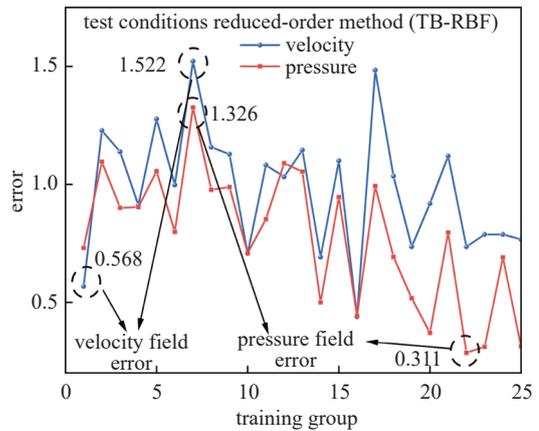


图10 训练组计算精度

Fig. 10 Calculation accuracy of training group

图 11 展示蜗轴泵中间段速度场和压力场在 POD 降阶模型与 TB-RBF 降阶模型下的流场表现,以及两者之间的相对误差分布。选取误差最小和最大的工况进行验证,其中压力场误差最小的工况为进口流量 3.75 kg/s、转速 2940 r/min,误差最大的工况为 2.6 kg/s、转速 2915 r/min;速度场误差最小的工况为 4.5 kg/s、转速 2560 r/min,误差最大的工况同样为 2.6 kg/s、转速 2915 r/min。压力场的预测

精度整体高于速度场, 其误差主要集中于转子下方流线密集区域。相比之下, 速度场的误差在复杂流动区域(如涡流和剪切层)表现更为显著, 表明速度

场包含更多高频特征, 对降阶模型的要求更高。总体而言, 降阶模型在接近设计工况下表现最佳, 而在低流量、高复杂度的非设计工况下误差显著增加。

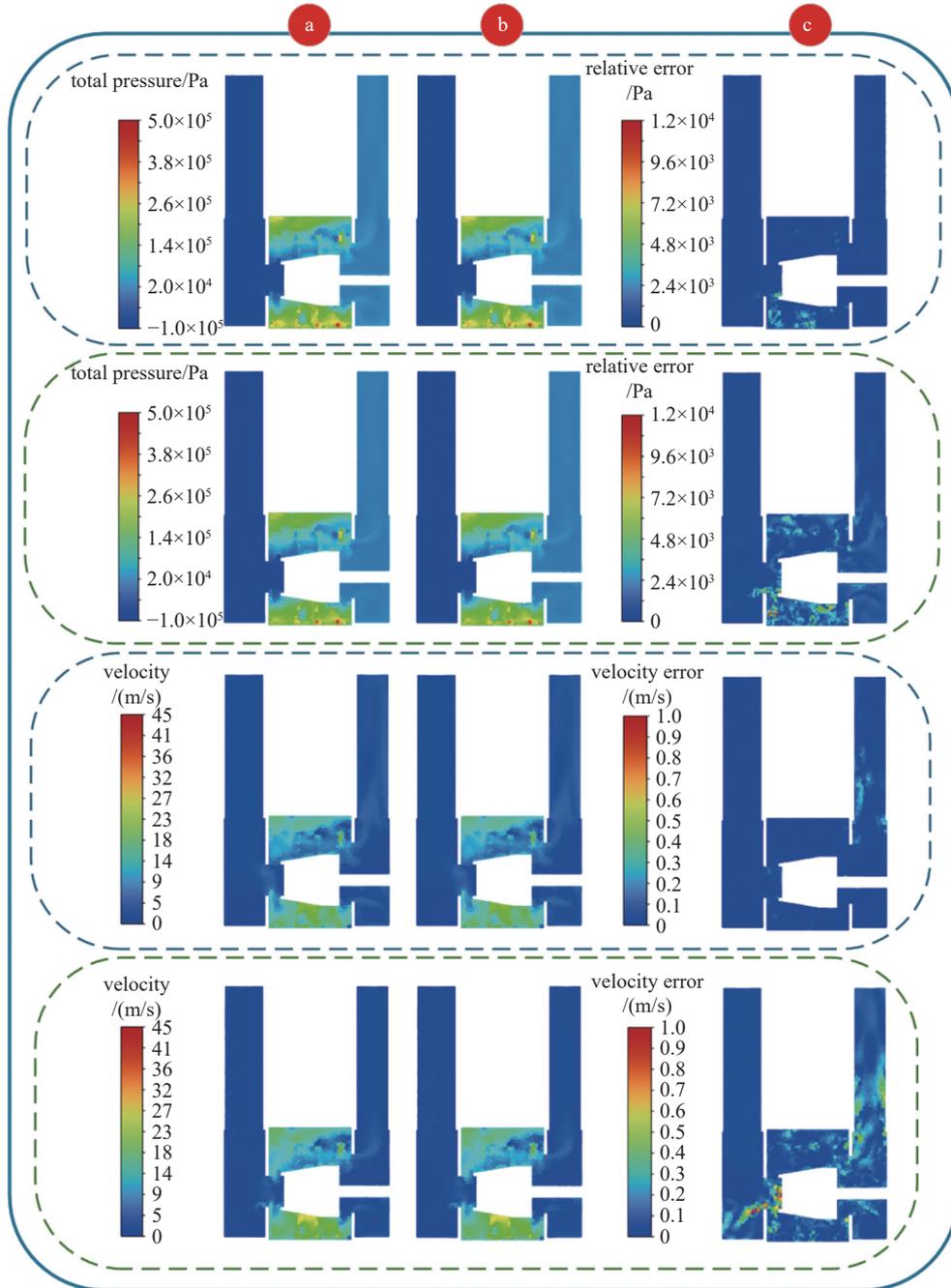


图11 TB-RBF 与传统降阶方法对比。(a)传统 POD 方法构建流场, (b)TB-RBF 重建流场, (c)流场对比误差

Fig. 11 Comparison between TB-RBF and traditional reduced-order methods. (a) Flow field construction using the traditional POD method, (b) flow field reconstruction using TB-RBF, (c) flow field comparison error

TB-RBF 降阶模型在计算效率上显著优于全阶模型, 可有效满足数字孪生应用中对流场实时仿真的需求, 仿真时间对比如表 2 所示, 使用 Fluent 进行一个工况全阶模型仿真需要 4673 s, 使用 TB-RBF

降阶模型仅需 0.7 s, 计算时间缩短了 6676 倍。基于该降阶模型构建的仿真工具, 可进一步发展为在线部署的数字孪生系统, 用于实时流场预测与监控。

综上, TB-RBF 降阶方法在蜗轴泵性能预测中

不同阶段具有不同的优势:设计阶段时间充裕,模型可深入分析各工况下的流场特性,为优化设计提供支持;而在实时性能预测中,则需在快速计算与精度之间取得平衡,以确保准确捕捉流场动态特性并及时预测其发展趋势。这种灵活的适应性使降阶模型成为数字孪生技术中流体仿真的重要工具。

表 2 仿真计算时间对比

Tab. 2 Comparison of simulation calculation time

	CFD	TB-RBF	提升倍数
仿真时间	4673 s	0.7 s	6676

4 蜗轴泵数字孪生降阶模型部署与应用

4.1 数字孪生降阶模型系统搭建

本文数字孪生仿真系统采用 TB-RBF 法构建的降阶模型封装,在离线模型中输入仿真工况来验证该仿真系统。采用余弦函数模拟质量流量输入,使其在 1.6 kg/s–5 kg/s 波动,采用转速调节方式模拟转速输入,使转速从 2200 r/min 上升至 3000 r/min 后平稳运行一段时间再降至 2200 r/min。具体模拟输入工况如下图 12(a)所示,该配置便于向降阶模型提供工况信息。此外,系统配置还包括创建压力和速度场云图,以及输出特定监测点的压力和速度运行状况。该综合仿真系统如图 12(b)所示。

结果显示,蜗轴泵的扬程与进出口压力有关,其性能可以由扬程曲线显示,如图 13 所示,在第 1 s 到第 3 s 和第 17 s 到第 20 s 出现显著波动,这些波动幅度与系统输入运行工况的变化高度相关。

监测蜗壳内压力的时域变化,如图 14(a)所示,可以观察到压力波动与叶轮转动呈现一致的周期性变化。沿 P0 到 P4 方向,平均压力逐渐升高,反映出压力沿流动方向的积累规律。在偏心位置处,压力达到最大值(约 1.5×10^5 Pa),该区域因流体动压转化为静压而产生了显著的压力提升。说明本文蜗轴泵设计在流体压力调节中具有明确的空间分布特性。

在流速变化的时域分布中,如图 14(b)所示,转子区域的流体速度显著高于进出口区域,其中主要监测点的流速平均约为 11.9 m/s,次监测点约为 2.6 m/s。转子区域的高流速反映了其能量集中的特点。尽管选定监测点未处于速度峰值区域,但能够较好地反映流场内的速度分布趋势,验证了仿真模

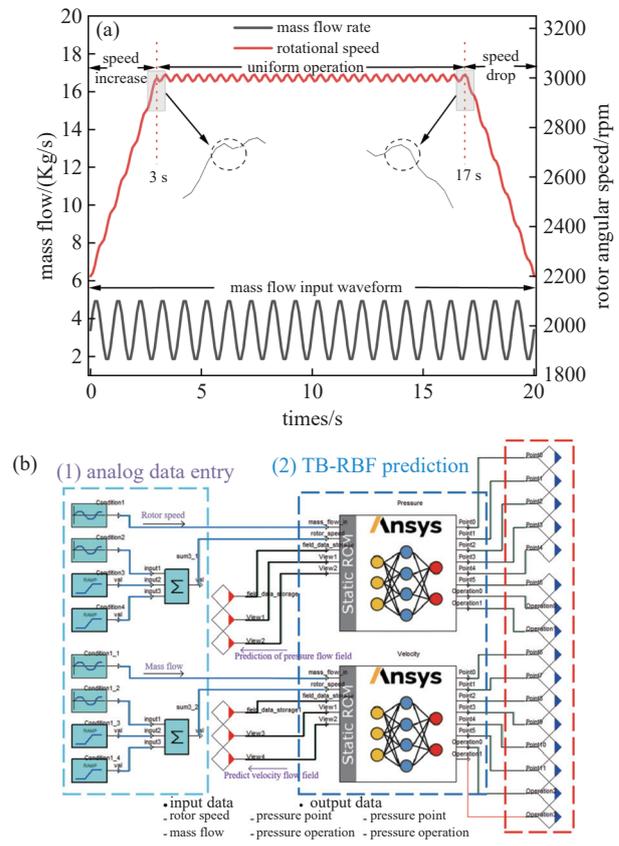


图12 降阶模型系统搭建。(a)蜗轴泵工况输入,(b)数字孪生仿真系统

Fig. 12 ROM system construction. (a) Input of the worm shaft pump, (b) digital twin simulation system

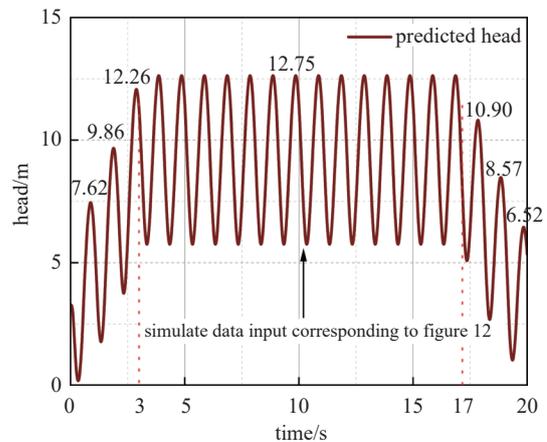


图13 降阶模型扬程验证

Fig. 13 Head verification of reduced order model

型与实际预期的一致性。

这些结果表明,蜗轴泵的流体动力特性在空间和时间分布上均符合设计要求,但部分非稳态现象仍需进一步优化。

总的来说,蜗轴泵内压力随位置呈递增趋势,

偏心区域压力最高; 扬程在特定时刻出现显著波动, 反映了蜗轴泵运行特性; 转子区域流体速度显著高于其他区域, 符合预期的设计要求。

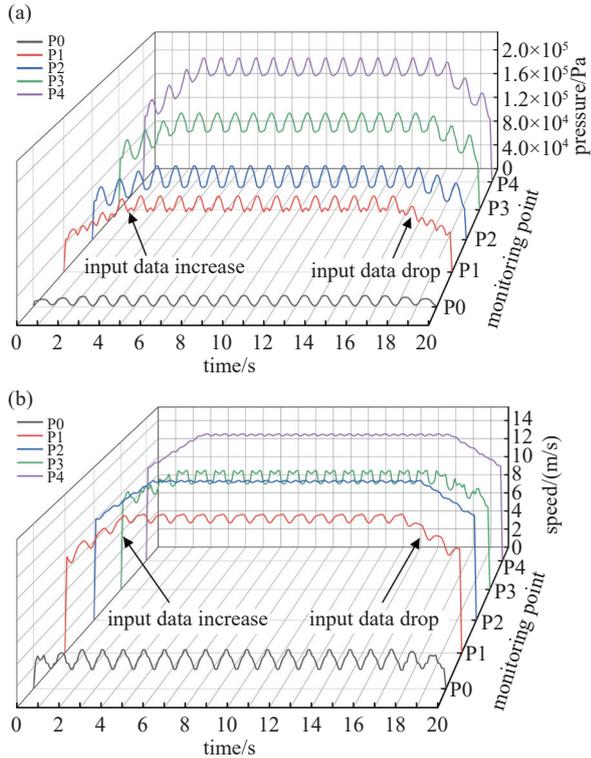


图14 监测点验证。(a)压力场时域分析,(b)速度场时域分析
Fig. 14 Monitoring point verification. (a) Time domain analysis of pressure field, (b) time domain analysis of velocity field

4.2 数字孪生系统应用

为了增加本文方法的应用价值, 对蜗轴泵扬程预测实验, 基于蜗轴泵船用生活污水真空收集系统试验台进行测试, 试验台由控制箱、蜗轴泵、真空罐、流量计、压力计等组成。实验装置如下图 15 所示。

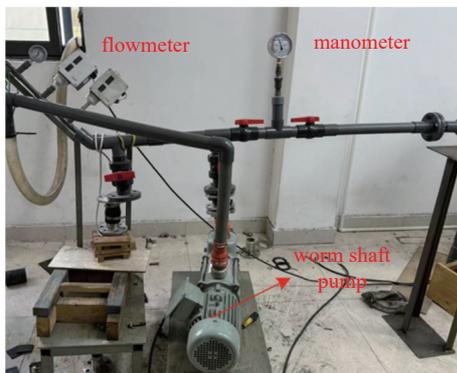


图15 实验装置图

Fig. 15 Experimental device

在数字孪生系统应用实验中将 TB-RBF 模型封装为在线模型, 输入试验台实际蜗轴泵流量、转速工况参数后, 系统依托降阶算法快速解算, 以动态曲线直观呈现监测点压力、速度等数据, 同时通过流场云图可视化展示内部流场压力分布、流速变化, 实现多物理场参数的实时映射, 对蜗轴泵进行高效的性能预测, 图 16 为蜗轴泵数字孪生应用界面。

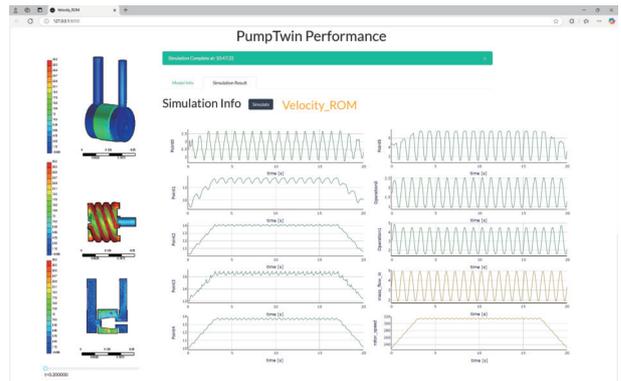


图16 蜗轴泵数字孪生应用

Fig. 16 Application of digital twin of worm shaft pump

本文选取实验台 3 组共 27 个实际运行工况, 通过 CFD 软件的实际数值模拟结果与 TB-RBF 降阶模型的扬程计算结果进行对比, 并通过误差验证降阶模型的准确性和可用性。主要得到的结果是通过流量扬程外特性曲线来表明误差。表 3 为预测的 CFD 数值模拟蜗轴泵扬程与降阶模型计算的工况点, 包含了不同质量流率和速度的变化。

表 3 数字孪生模型的验证工况

Tab. 3 Verification of the digital twin model

Group 1		Group 2		Group 3	
Rotational Speed (r/min)	Mass Flow Rate(kg/s)	Rotational Speed (r/min)	Mass Flow Rate (kg/s)	Rotational Speed (r/min)	Mass Flow Rate (kg/s)
2500	1.8	3000	1.8	2200	3.3
2500	2.2	3000	2.2	2300	3.3
2500	2.6	3000	2.6	2400	3.3
2500	3	3000	3	2500	3.3
2500	3.4	3000	3.4	2600	3.3
2500	3.8	3000	3.8	2700	3.3
2500	4.2	3000	4.2	2800	3.3
2500	4.6	3000	4.6	2900	3.3
2500	5	3000	5	3000	3.3

从图 17 中可以看出, 降阶模型预测值和 CFD 仿真值均符合如下规律: 旋转速度保持不变, 质量

流量提升,出口流量变大,会导致扬程降低;质量流量保持不变,转子旋转速度增大,会导致泵扬程上升。在三个测试组中,降阶模型的准确率最低分别出现在工况:质量流量 4.6 kg/s, 转速 2500 r/min; 质量流量 2.6 kg/s, 转速 3000 r/min; 质量流量 3.3 kg/s,

转速 2200 r/min。准确率最高出现在工况:质量流量 2.6 kg/s, 转速 2500 r/min; 质量流量 3 kg/s, 转速 3000 r/min; 质量流量 3.3 kg/s, 转速 2400 r/min。其余各工况的降阶模型准确率均不低于 96.5%。由此,可说明本文所提降阶算法具有准确的预测能力。

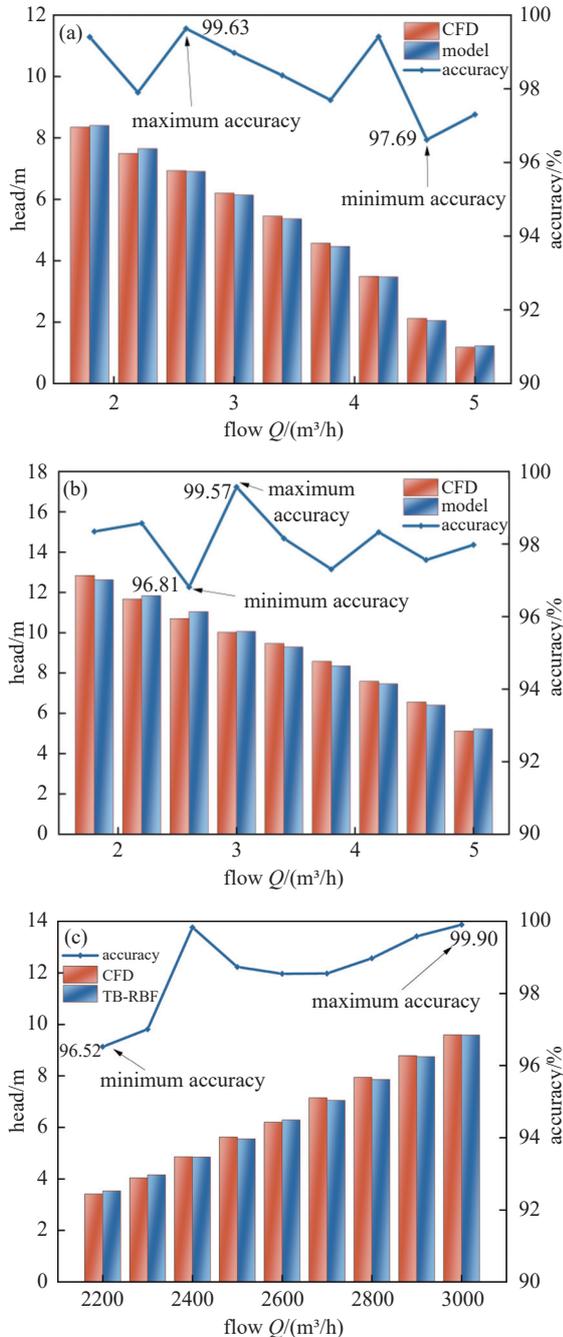


图17 预测工况精度。(a)第一试验组工况下的性能,(b)第二试验组工况下的性能,(c)第三试验组工况下的性能

Fig. 17 Accuracy of predicted working conditions. (a) Test group 1 performance under condition, (b) test group 2 performance under condition, (c) test group 3 performance under condition

5 结论

为实现蜗轴泵内流场的快速计算,本文将 Twin Builder 降阶模型与径向插值法相结合,构建了一种高保真度流体装备预测模型,旨在支持数字孪生应用。具体结论如下:

(1)本文提出的 TB-RBF 孪生模型成功地将 Twin Builder 降阶模型与径向插值法(RBF)相结合,创建了一种新的高保真度的蜗轴泵性能预测方式。该模型能够准确地预测未知工况的数据值,与传统 POD 法相比流场表现出更明显的平滑化效果。

(2)本研究所提出的降阶模型在计算效率上有了显著提升,每个测试工况的生成时间缩短至仅 0.7 s,同时保持了高精度。此外,通过与全阶模型以及传统 POD 法的对比,进一步证明了本研究方法在计算效率和预测准确性方面的优越性。

(3)搭建基于数字孪生的蜗轴泵性能预测平台,实现了快速性能预测和流场云图可视化,与全阶模型的仿真结果高度一致,在 27 组验证工况下的准确率均超过了 96.5%。本研究已封装为在线预测平台,可直接集成至船舶真空排污系统控制终端,实现扬程与流场的实时监控,为故障预警与能效优化提供支持。

参考文献

- [1] Lian J D, Chen H K, Li G, et al. Vacuum interface valve design and pass-through simulation study[J]. Journal of Vacuum Science and Technology, 2024, 44(3): 229-242 (连加梯, 陈皇凯, 李根, 等. 夹管式真空界面阀设计与通过性模拟研究 [J]. 真空科学与技术学报, 2024, 44(3): 229-242 (in Chinese))
- [2] Li T, Zhao X H, Wang J, et al. Design and simulation of a new elliptic arc modified sinusoidal spiral screw rotor for twin-screw vacuum pump[J]. Journal of Vacuum Science and Technology, 2023, 43(10): 841-847 (李腾, 赵玺皓, 王君, 等. 双螺杆真空泵新型椭圆弧修正正弦螺旋线螺杆转子设计与模拟 [J]. 真空科学与技术学报, 2023, 43(10): 841-847 (in Chinese))
- [3] Liu S M, Zhao B, Leng J X, et al. Structure design and performance analysis of pulverized vacuum sewage pump[J]. Vacuum, 2020, 57(2): 17-21 (刘树明, 赵斌, 冷

- 基鑫, 等. 粉碎式真空排污泵结构设计与性能分析 [J]. 真空, 2020, 57(2): 17–21 (in Chinese)
- [4] Xue J. Research on three-function vacuum pump with 'Suction, Crushing and Conveying'[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2007 (薛珺. “抽吸-破碎-输送”三功能真空泵的研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2007 (in Chinese))
- [5] Zhang Y L, Yue X J, Yang F, et al. Noise analysis of dry scroll vacuum pump based on experiment and CFD[J]. Vacuum, 2024, 224: 113187
- [6] Sun S K, Zhao B, Jia X H, et al. Three-dimensional numerical simulation and experimental validation of flows in working chambers and inlet/outlet pockets of Roots pump[J]. Vacuum, 2017, 137: 195–204
- [7] Wu X H, Tao W Q, Lv Y L, et al. A reduced order model for fast computation of incompressible flow problems[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(26): 69–74 (吴学红, 陶文铨, 吕彦力, 等. 不可压缩流动问题快速计算的降阶模型 [J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(26): 69–74 (in Chinese))
- [8] Liu S M, Bao J S, Lu Y Q, et al. Digital twin modeling method based on biomimicry for machining aerospace components[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 58: 180–195
- [9] Wang B, Li Z, Xu Z, et al. Digital twin modeling for structural strength monitoring via transfer learning-based multi-source data fusion[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 200: 110625
- [10] Moi T, Cibicik A. Digital Twin Based Condition Monitoring of a Knuckle Boom Crane: An experimental study[J]. Benchmark, 2021(1): 44–55
- [11] Zhou Y, Yuan X L, Jiang M, et al. Research on fault diagnosis of molecular pump based on improved BP[J]. Chinese Journal of Vacuum Science and Technology, 2024, 44(3): 220–228 (周阳, 袁啸林, 江明, 等. 基于改进 BP 的分子泵故障诊断研究 [J]. 真空科学与技术学报, 2024, 44(3): 220–228 (in Chinese))
- [12] Kuang Y L, Wang X D, Ning J X, et al. Performance prediction of turbomolecular pump based on neural network[J]. Chinese Journal of Vacuum Science and Technology, 2024, 44(9): 811–818 (匡永麟, 王晓冬, 宁久鑫, 等. 基于神经网络的涡轮分子泵性能预测 [J]. 真空科学与技术学报, 2024, 44(9): 811–818 (in Chinese))
- [13] Tao F, Zhang C Y, Zhang H, et al. Exploration of future equipment: Digital Twin Equipment[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(1): 1–16 (陶飞, 张辰源, 张贺, 等. 未来装备探索: 数字孪生装备 [J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(1): 1–16 (in Chinese))
- [14] Tao F, Liu W R, Zhang M, et al. Digital twin five-dimensional model and its application in ten fields[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(1): 1–18 (陶飞, 刘蔚然, 张萌, 等. 数字孪生五维模型及十大领域应用 [J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(1): 1–18 (in Chinese))
- [15] Shi H, Song Z, Bai X, et al. A novel digital twin model for dynamical updating and real-time mapping of local defect extension in rolling bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 193: 110255
- [16] Guo J, Bilal M, Qiu Y, et al. Survey on digital twins for Internet of Vehicles: Fundamentals, challenges, and opportunities[J]. Digital Communications and Networks, 2024, 10(2): 237–247
- [17] Tang Y, Sajadi P, Rahmani Dehaghani M, et al. A systematic online update method for reduced-order-model-based digital twin[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2024: 1–29
- [18] Zhao X, Dao M H, Le Q T. Digital twinning of an offshore wind turbine on a monopile using reduced-order modelling approach[J]. Renewable Energy, 2023, 206: 531–551
- [19] Wang L, Dong X, Jing L, et al. Research on digital twin modeling method of transformer temperature field based on POD[J]. Energy Reports, 2023, 9: 299–307
- [20] Cao Y, Tang X, Gaidai O, et al. Digital twin real time monitoring method of turbine blade performance based on numerical simulation[J]. Ocean Engineering, 2022, 263: 112347
- [21] Aversano G, Ferrarotti M, Parente A. Digital twin of a combustion furnace operating in flameless conditions: reduced-order model development from CFD simulations[J]. Proceedings of the Combustion Institute, 2021, 38(4): 5373–5381
- [22] Tong C, Li X, Ju H, et al. A hybrid numerical model for horizontal ground heat exchanger[J]. Renewable Energy, 2024, 230: 120825
- [23] Wei Z, Tang Y, Chen L, et al. Fast prediction of the performance of the centrifugal pump based on reduced-order model[J]. Energy Reports, 2023, 9: 51–64
- [24] Lan H, Tang W, Gong J, et al. Fast prediction of temperature distributions in oil natural air natural transformers using proper orthogonal decomposition reduced-order data-driven modelling[J]. High Voltage, 2024, 9(6): 1246–1259
- [25] Bukka S R, Gupta R, Magee A R, et al. Assessment of unsteady flow predictions using hybrid deep learning based reduced-order models[J]. Physics of Fluids, 2021, 33(1): 013601
- [26] Wang S, Khatir S, Wahab M A. Proper Orthogonal Decomposition for the prediction of fretting wear characteristics[J]. Tribology International, 2020, 152: 106545
- [27] Chen G, Qi B, Hu W, et al. A fast POD prediction method for hydrogen leakage at different pressures[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2024, 49: 1391–1404