

采用本征正交分解和长短期记忆网络模型的 离心泵流场预测

肖颖, 肖翔域, 段壮, 孙中国, 席光

(西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对流体机械领域中瞬态流场预测的复杂性以及现有本征正交分解-径向基函数(POD-RBF)模型在时间依赖性预测方面的局限性, 引入本征正交分解-长短期记忆网络(POD-LSTM)模型, 以提升预测的准确性和效率。通过计算流体动力学(CFD)对二维圆柱绕流进行分析, 比较了POD-RBF与POD-LSTM模型在瞬态流场预测性能上的差异。进一步将POD-LSTM模型应用于离心泵瞬态流场预测, 详细分析了离心泵叶轮、蜗壳及密封装置的预测效果。计算结果表明: 相较于POD-RBF模型, POD-LSTM模型在预测距离训练集较远时刻的流场时性能较优, 预测精度较高, 压力场的平均相对偏差仅为0.96%; 与传统CFD方法相比, POD-LSTM模型在预测离心泵压力场和y方向速度场时的平均相对偏差分别为0.06%、6.07%, 计算时间仅为传统CFD方法的0.01%, 显著降低了计算成本; POD-LSTM模型的预测结果与CFD模拟结果的一致度较高, 验证了其在离心泵流场预测中的精准性。研究可为流体机械领域数字孪生体的构建提供新的技术路径。

关键词: 本征正交分解和长短期记忆网络; 离心泵; 瞬态流场预测; 数字孪生

中图分类号: TP391.9 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtub202412012 **文章编号:** 0253-987X(2024)12-0119-12

Prediction of Flow Fields in Centrifugal Pumps Based on the Proper Orthogonal Decomposition-Long Short-Term Memory Network Model

XIAO Ying, XIAO Xiangyu, DUAN Zhuang, SUN Zhongguo, XI Guang

(School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Given the complexity of transient flow field prediction in fluid mechanics and the limitations of the existing proper orthogonal decomposition-radial basis function (POD-RBF) model in time-dependent predictions, a proper orthogonal decomposition-long short-term memory network (POD-LSTM) model is introduced to enhance prediction accuracy and efficiency. Computational Fluid Dynamics (CFD) is employed to analyze the flow around a two-dimensional cylinder, comparing the performance of the POD-RBF and POD-LSTM models in predicting transient flow fields. Furthermore, the POD-LSTM model is applied to the transient flow field prediction of a centrifugal pump, with a detailed analysis of the prediction effects on the impeller, volute, and sealing device. The computational results indicate that, compared to the POD-RBF model, the POD-LSTM model performs better in predicting flow fields at times distant from the training set, achieving higher prediction accuracy with an average relative error of only 0.96% in

收稿日期: 2024-04-02。 作者简介: 肖颖(1989—), 男, 博士生; 孙中国(通信作者), 男, 教授, 博士生导师。

基金

项目: 国家自然科学基金资助项目(51922085)。

网络出版时间: 2024-07-05

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20240703.1631.002>

the pressure field. In comparison to traditional CFD methods, the POD-LSTM model demonstrates an average relative error of 0.06% in predicting the pressure field and 6.07% in predicting the y-direction velocity field of the centrifugal pump, with a computation time of only 0.01% of that of traditional CFD methods, thus significantly reducing computational costs. The consistency between the prediction results of the POD-LSTM model and the CFD simulation results validates its accuracy in predicting the flow field of centrifugal pumps. This research presents a novel technical approach for developing digital twins in the field of fluid mechanics.

Keywords: proper orthogonal decomposition and long short-term memory network; centrifugal pump; transient flow field prediction; digital twin

21 世纪初以来,基于人工智能、网络、信息技术和计算机科学等高新技术,数字化制造技术已得到迅速发展并广泛应用。该技术将信息技术集成到产品设计、制造和管理的全生命周期中,旨在提升产品的研发效率与质量,削减成本,并快速适应市场需求^[1]。2011 年,美国空军针对复杂环境下飞行器的维护和寿命预测问题,首次提出了“机体数字孪生体”这一概念^[2]。2012 年,NASA 在其发布的模型、仿真、信息技术和处理路线图中正式纳入了数字孪生的概念。ZONA 公司采用降阶模型(ROM)来预测气动载荷和应力^[3]。美国通用电气公司采用数字孪生技术对飞机发动机进行实时监测和维护^[4]。2023 年,李亚洁等^[5]结合数字孪生与机器视觉技术,开发了一种智能诊断方法,通过模拟叶轮故障并采用改进 YOLOv5 算法对流场云图进行分析,实现了离心泵叶轮机械故障的高准确度诊断。王方等^[6]将曲线坐标系浸没边界方法(IBM)和大涡模拟(LES)相结合进行高保真模拟,精确地复现了真实航空发动机燃烧室的结构,并通过与实验数据的对比,验证了数字孪生技术在燃烧室设计中的有效性及其在工程应用中的潜力。

在流体机械领域,通过对流体机械设备进行全面且覆盖整个生命周期的数字仿真,可显著减少研发成本,增强系统的安全性与经济效益。构建流体机械设备的数字孪生体并全面映射出物理设备的生命周期,不仅要求集成多学科、多尺度的实时/超实时仿真技术、虚拟与现实的交互反馈机制、数据融合分析技术和智能控制策略^[7],同时也需要结合瞬态预测技术,通过对历史数据的特征分析及挖掘来预测未来数据的趋势。因此,在建立流体机械设备的数字孪生体以精确反映和预测系统的运行状况时,不仅面临着计算流体动力学(CFD)的复杂性挑战,还必须考虑如何有效地集成瞬态预测技术来实时模拟和优化系统性能。这一集成不仅能够显著减少计

算量和时间,提升优化过程的速度与效率,还能系统的模型提供振动特性等关键参考数据,从而支持更加精确的决策和系统维护。

近年来,流场的 ROM 模型因其能够减少计算复杂性和提高计算效率的显著优势,在流体机械领域得到了广泛应用。这些模型通过对流场进行降维处理,能够在保持与 CFD 求解相似精度的同时快速预测流场。在数字孪生领域,ROM 模型不仅降低了模拟的计算负担,而且通过实时数据驱动模型更新,为精确捕捉和预测实体系统的动态行为提供了可能,这使得在风电场布局优化^[8]、航空发动机性能监控^[9]等复杂工况下,数字孪生技术能够有效地支持决策制定和运营管理。张人会等采用结合本征正交分解(POD)和径向基函数(RBF)的混合代理模型,针对低比转数离心泵叶轮内流场开展优化设计,实现了流场重构分析,并显著提高了预测的精度与计算效率^[10]。Chen 等提出基于 K-means 聚类算法的自适应本征正交分解(APOD)代理模型,通过引入叶片包角和出口叶片等叶片控制参数扰动来设计实验样本,并结合 RBF 拟合实现了叶轮流场的高精度重构与快速预测,耗费的计算时间仅为传统 CFD 方法的 1/360^[11]。张人会等在进行液环泵性能研究时,采用了 RBF 代理模型来表征叶轮和壳体型线参数与泵的真空度及效率之间的耦合关系^[12]。

尽管前人在泵的流场重构方面取得了显著成就,但在构建泵的数字孪生体时,对其运行状态的瞬态预测这一关键环节尚显欠缺,因而限制了其在动态环境下准确预测泵性能的潜力。针对瞬态预测问题,长短期记忆网络(LSTM)展现出较好的适应性和高效性。LSTM 能够捕捉和利用历史信息,对瞬态数据的长期依赖关系进行建模,因而适合解决流场重构中的动态预测问题。目前,已有研究利用 LSTM 对泵进行探索。Zhou 等开发了基于深度双向长短期记忆网络(DE-Bi-LSTM)的分子泵故障预

测模型,通过融合分段线性降解模型,显著提高了故障预测的准确性^[13]。Wang 等将深度卷积自编码器(DCAE)与双向长短期记忆网络(Bi-LSTM)相结合,创新地预测了液压泵(齿轮泵)的剩余使用寿命^[14]。此外,一项关于时间分辨湍流流场重构的研究,提出了基于 LSTM 的 POD 模型,用于从非时间分辨(non-TR)粒子图像测速测量中建立速度信号与时间变化 POD 系数之间的关系。有研究表明,无论是单时间步还是多时间步结构,基于 LSTM 的 POD 模型均能准确恢复 POD 系数的时间演化,即使在高阶 POD 模式下也是如此,展现了重构瞬态的巨大潜力^[15]。此外,现有研究的聚焦点多数局限于泵的局部区域,如叶轮等,而非离心泵整个流场的预测。而数字孪生体的建立,能够全面覆盖整个流场,并对其进行精准的瞬态流场预测,以实时反映和预测系统的运行状态。

POD-LSTM 模型在瞬态流场预测方面的成就,不仅奠定了数字孪生构建及系统性能实时优化的数据基础,还为设备性能优化^[16]、故障诊断^[13]与健康管理^[14]等关键应用提供了可靠的技术支撑。本文将本征正交分解与长短期记忆网络融合的降阶模型应用于离心泵的瞬态流场预测,通过与 POD 结合 RBF 方法进行对比分析,采用圆柱绕流瞬态流场预测案例揭示了 LSTM 在瞬态流场分析领域的明显优势。继而,将 POD-LSTM 模型扩展应用于实际工程数据中心液冷散热系统的离心泵流场瞬态预测任务中,面对数据量巨大的挑战,采取快照 POD 技术降维,减少了计算负荷,从而成功实现了对离心泵流场的精确预测,并展示了模型在实际工程应用中的高效性与经济性。可以预见,该代理模型的应用范围有望扩展到泵和流体机械设备之外,用于如汽轮机^[17]、风机^[18]等众多设备的流场性能预测。

1 降阶模型

1.1 POD 本征正交分解法

POD 是一种先进的模态分析方法,由 Lumley^[19]引入至流体动力学领域中。该技术将复杂系统表达为一组正交基函数的线性组合来执行系统的特征分解,并获取该系统正交基函数的时间系数。流体动力学分析中,将速度场 $u(\xi, t)$ 分解为平均速度 u_0 和脉动速度 $u'(\xi, t)$ 两部分,有助于揭示流场的主要动力学特性和结构。其表达式如下

$$u(\xi, t) = u_0 + u'(\xi, t) \quad (1)$$

式中: ξ 表示空间向量。脉动速度 $u'(\xi, t)$ 在时间上

和空间上解耦,可由一组正交基 Φ 表示

$$u'(\xi, t) = \sum_{n=1}^{\infty} a_n(t) \phi_n(\xi) \quad (2)$$

式中: $a_n(t)$ 为时间系数; $\phi_n(\xi)$ 为正交基; n 为空间点个数。

根据式(1)和式(2),得到

$$u(\xi, t) - u_0 = \sum_{n=1}^{\infty} a_n(t) \phi_n(\xi) \quad (3)$$

速度的脉动可以看作是一组与时间无关的空间函数 $\phi_n(\xi)$ 线性叠加的结果,根据系数 $a_n(t)$ 随时间变化。通过堆叠列向量 $x(t)$ ($x \in \mathbf{R}^n$), 获得流场快照

$$x(t) = u(\xi, t) - u_0 \quad (4)$$

此时,包含 m 个时刻的流场快照矩阵 $\mathbf{X}$ ($x \in \mathbf{R}^{n \times m}$) 可表示为

$$\mathbf{X} = [x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_m)] \quad (5)$$

POD 方法的目的是在数据集中找到一组规范的正交基,通过这组正交基得到数据集元素的投影。根据数据集的大小,可以采用以下两种方法。

(1) POD+SVD 方法。奇异值分解(SVD)是实现 POD 本征正交分解关键的数学工具,其允许将数据矩阵通过一系列旋转和拉伸操作进行分解。对于流场的快照矩阵 $\mathbf{X}$, 其维度为 $n \times m$, 通常 $m < n$ 。采用 POD 结合 SVD 方法可以高效地将流场矩阵分解为一组奇异值以及相应的左、右奇异向量,从而为流场数据的分析和降维提供了一种有效途径。其表达式可写为

$$\mathbf{X} = \Phi \Sigma \Psi^T \quad (6)$$

式中: $\Phi \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 和 $\Psi \in \mathbf{R}^{m \times m}$ 为正交矩阵,分别包含了流场数据的左奇异向量和右奇异向量; 对角矩阵 Σ 的非零对角线元素为奇异值 $s_1, s_2, \dots, s_m$ 。左奇异向量 Φ 的列向量 ϕ_i 表示流场的空间模态。对角矩阵 Σ 的对角线元素表示这些模态在快照集合中的能量权重。右奇异向量矩阵 Ψ 表示各个模态随时间变化的系数,即时间模态。奇异值的平方 s_i^2 对应于原数据矩阵 $\mathbf{X}$ 的协方差矩阵 $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ 的特征值,代表各个模态的能量分布。因此,POD 方法通过选择几个最大奇异值所对应的模态来实施数据降维,同时仍能保留系统动力学中最重要的特征,如:选择前 r ($r < m$) 个最大奇异值及其对应的奇异向量,得到近似矩阵

$$\mathbf{X}_r = \Phi_r \Sigma_r \Psi_r^T \quad (7)$$

式中: Φ_r, Ψ_r 分别为原矩阵 Φ 和 Ψ 中对应于最大的 r 个奇异值列向量组成的矩阵; Σ_r 为一个维度为 $r \times r$ 的对角矩阵,只包含 r 个最大的奇异值。

(2) Snapshot POD 方法。当数据集的空间点个数 n 非常大时,相关矩阵 $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ 的尺寸则变得非常大 ($n \times n$),采用传统的 POD 方法和 POD+SVD 方法寻找特征函数在实践中会面临计算的挑战。Sirovich^[20]提出了一种替代方法——快照 POD 方法,通过考虑时间相关矩阵来产生相同的主导空间模态,同时产生一个更小且在计算上更易处理的特征值问题。

快照方法的核心思想是在离散时间 $t_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 上对系统的快照集 $\mathbf{X}$ 进行收集,通过解决一个维度为 $m \times m$ 的较小特征值问题来找到 POD 模态,即

$$\mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\psi}_j = \lambda_j \boldsymbol{\psi}_j \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\psi}_j \in \mathbf{R}^m, j = 1, 2, \dots, m; \lambda_j$ 为特征值。在这里, $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ 为维度为 $m \times m$ 的矩阵,相比原始的 $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$,尺寸大大减少,这使得特征值问题的求解更加可行。值得注意的是, $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ 和 $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ 具有相同的非零特征值,其特征向量可以通过下式关联

$$\boldsymbol{\varphi}_j = \frac{1}{\sqrt{\lambda_j}} \mathbf{X} \boldsymbol{\psi}_j, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (9)$$

在快照 POD 方法中,选择足够多的快照数 m ,以确保模型能够充分捕捉整个时间序列中的动态变化。该方法可以利用较小的特征值问题来确定流场动力学的主要特征,能够更有效地应用于分析大规模的高维数据集。

1.2 POD-RBF 代理模型

为了解决最小二乘法确定 POD 的基容易引起非线性系统响应精度较低的问题,流体机械领域更加广泛地采用非线性且响应精度更高的 RBF 方法与 POD 相结合的 POD-RBF 代理模型来预测流场的正交基系数。

如 1.1 节所述,构建 POD-RBF 代理模型首先需要通过式(2)进行 POD 降维,得到流场快照的模式系数,接着选择一组适当的中心点并确定 RBF 的形状参数 ϵ ,然后优化 RBF 网络的权重,以实现训练数据的最佳拟合。给定一个新的流场时刻 t_0 ,采用 POD-RBF 模型预测模式系数,并采用这些系数进行流场重构,表达如下

$$\mathbf{u}'_{\text{approx}}(\boldsymbol{\xi}, t) = \sum_{n=1}^{\infty} \hat{a}_n(t_0) \boldsymbol{\varphi}_n(\boldsymbol{\xi}) \quad (10)$$

式中: $\mathbf{u}'_{\text{approx}}(\boldsymbol{\xi}, t)$ 为预测的脉动速度; $\hat{a}_n(t_0)$ 为 POD-RBF 代理模型预测的模式系数。

1.3 POD-LSTM 代理模型

LSTM 网络最初由 Hochreiter 等^[21]提出,在解

决瞬态问题领域得到应用^[22]。LSTM 是一种特殊类型的循环神经网络(RNN),能够解决传统 RNN 在处理长序列数据时遇到的梯度消失或梯度爆炸问题^[23]。LSTM 神经网络由一系列链状结构的 LSTM 单元组成,基本框架如图 1 所示。LSTM 的内部结构通常包含输入门、输出门、遗忘门和记忆细胞。计算 LSTM 门输出^[24]的方程如下

$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i) \quad (11)$$

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f) \quad (12)$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c) \quad (13)$$

$$c_t = i_t \otimes \tilde{c}_t + f_t \otimes c_{t-1} \quad (14)$$

$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \quad (15)$$

$$h_t = o_t \otimes \tanh c_t \quad (16)$$

式中:下标 i、f、c、o 分别表示输入、遗忘、单元和输出; t 为时间; x_t, h_t 分别为单元的输入和输出; i_t, f_t, o_t 分别表示输入门、遗忘门和输出门; c_t 表示单元状态, $\tilde{c}_t$ 表示更新的单元状态; W, U 分别表示输入映射每个门的权重和与前一步中单元隐藏状态相关的权重; b 为偏置; σ 为 sigmoid(σ) 激活函数,取值在 0 ~ 1 之间,0 表示完全丢弃信息,1 表示完全保留信息; $\tanh$ 为双曲正切激活函数; $\otimes$ 表示逐元素乘法运算符。神经网络最终的输出 h_t 可由输出门 o_t 和经过双曲正切激活函数 $\tanh$ 的单元状态 c_t 计算得出。

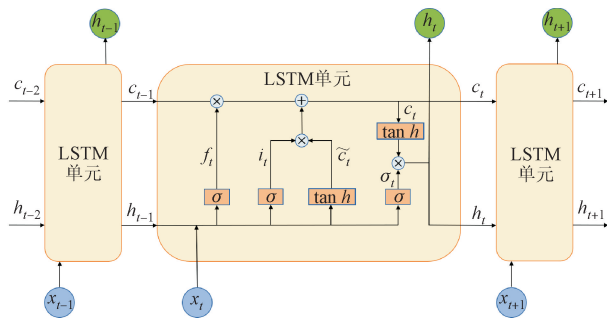


图 1 LSTM 神经网络框架

Fig. 1 Framework of LSTM neural network

构建 POD-LSTM 代理模型的程序框架如图 2 所示,流程步骤概括如下。

步骤 1 对数值模拟的数据集进行 POD 分析,提取主要的 POD 模态和相应的时间系数 $a_n(t)$ 。时间系数按 70%、15% 和 15% 的比例构成 LSTM 训练数据集、验证数据集和测试数据集,其中验证集用于辅助模型参数优化,测试集用于评估模型预测性能, $t_{0,7m}$ 表示训练集的最终时刻; $t_{0,85m}$ 表示验证集的最终时刻; $t_{0,85m+1} \sim t_m$ 表示测试集的所有时刻。

步骤 2 训练 LSTM 模型并利用验证集进行参数调优。将模型预测的时间系数与 POD 提取的测试集时间系数对比,实现预测验证。

步骤 3 依据式(10),结合步骤一从 POD 分析中提取模态和 LSTM 预测时间系数 $\hat{a}_n(t_0)$,得到预测流场信息 $\mathbf{u}'_{\text{approx}}(\boldsymbol{\xi},t)$,完成流场预测。

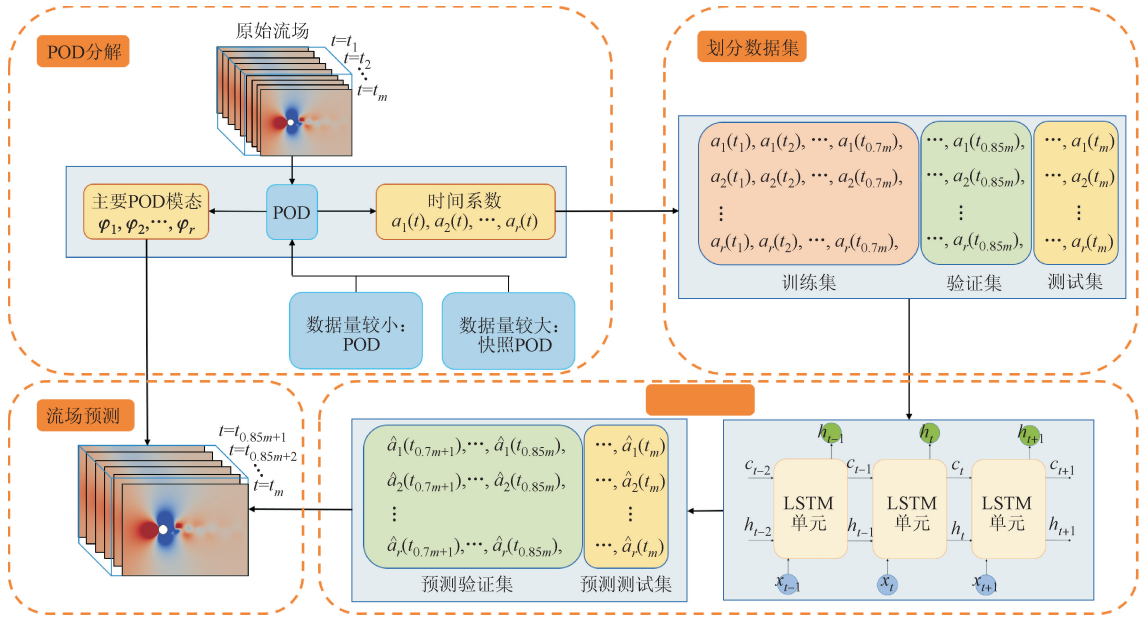


图 2 POD-LSTM 降阶模型构建流程
Fig. 2 Procedure of building POD-LSTM reduced order model

2 瞬态流场预测分析

在一些研究中,POD-RBF 方法已被证明对于泵流场的重构相对有效,但当涉及到瞬态流场预测时,这种方法的局限性开始显现。瞬态预测要求模型不仅能够处理空间特征,还能捕捉到流场随时间的变化。在这一背景下,本文结合 POD 的降维优势和 LSTM 的瞬态预测能力,探索了流场动态模拟的新途径。

为了深入理解这两种模型在流场瞬态预测方面的表现,本节采用圆柱绕流算例进行对比分析,从而评估 POD-RBF 和 POD-LSTM 两种模型在捕捉流场特性时随时间变化的差异。采用 Fluent 软件对选取的二维圆柱绕流算例进行数值模拟,以获取流场数据。计算区域如图 3 所示,其中 u 、 v 分别为 x 、 y 方向速度。圆柱直径为 0.2 m,计算域尺寸为 3 m $\times$ 2 m,计算域采用结构化网格,中心圆柱采用网格加密,总节点数为 10 940。圆柱表面为无滑移边界条件,入口条件设置为速度入口,出口条件为压力出口。采用 SIMPLE 算法进行数值模拟,选用 $k-\epsilon$ 湍流模型,时间步长 $\Delta t=10^{-6}$ s。进口来流雷诺数 Re 为 1.9×10^7 (进口流速 $u=10$ m/s),介质为水,运动

黏度为 1.003×10^{-3} Pa $\cdot$ s,计算总步数为 200 000 步,即模拟时长为 2 s 的圆柱绕流非定常流场流动过程。

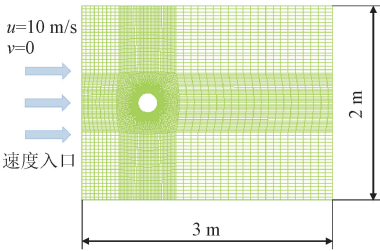


图 3 圆柱绕流计算域网格
Fig. 3 Computational domain grid of cylinder flow

选择流场稳定 1 s 后 800 个时间步长的流场数据构造数据集,按顺序依次将数据集划分为 70% 的训练集、15% 验证集和 15% 的测试集。为了保证 POD 降维过程中数据稳定,根据式(3)对流场数据集的每个特征进行去中心化处理,将每个网格节点的数据都减去训练集中每个特征的平均值,得到

$$\bar{x} = x - \mu \tag{17}$$

式中: $\bar{x}$ 为去中心化后的数据; x 为原始数据(训练集、验证集和测试集); μ 为训练集中每个特征的平均值。

在数据训练之前,为了提高模型的精度和收敛速度^[25],以及避免验证集和测试集数据信息外漏,采用训练集时间系数的最大值和最小值,对 POD 降维得到的 3 个时间系数数据集进行标准化处理,将每个时刻的数据都缩放到 $[-1, 1]$ 的范围内,表示如下

$$x_* = 2 \left(\frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) - 1 \quad (18)$$

式中: x_* 为标准化后的数据; $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 分别为训练集特征的最大值和最小值。

本文中,RBF 模型基于 Ezyrb 库实现,提供了一个灵活的接口将 POD 模态和对应的径向基函数相结合,从而创建代理模型;采用 Pytorch 平台提供的 LSTM 模型进行训练,层数为 2,将训练神经网络时输入和输出之间的均方误差作为神经网络的损失函数;批的大小为 16,即每次训练从训练集中选取 16 个样本进行训练;训练 800 个时期,1 个时期包括对训练集所有数据进行一次前向和反向传播;隐藏单元数为 64;使用 Adam 优化器,学习率设置为 0.000 1。LSTM 训练过程中的损失函数随训练时期的变化如图 4 所示。

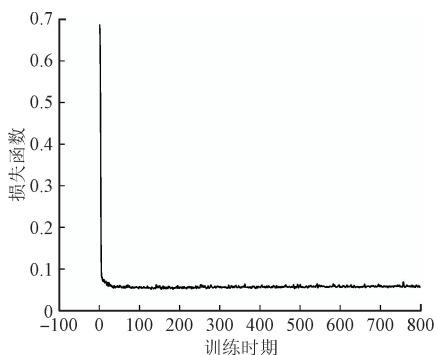


图 4 LSTM 训练过程中损失函数随时期的变化

Fig. 4 Loss function changes over time during LSTM training process

选用偏差和平均相对偏差来评估预测流场与真实流场相比的准确程度,计算公式如下

$$\Delta = p_i - y_i \quad (19)$$

$$\bar{\Delta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\left| \frac{p_i - y_i}{y_i} \right| \right) \times 100\% \quad (20)$$

式中: Δ 、 $\bar{\Delta}$ 分别为偏差和平均相对偏差; p_i 、 y_i 分别为流场各网格节点的预测参数和 CFD 模拟真实流场参数; n 为网格节点数。

2.1 POD 简单分析

对 800 个时刻的圆柱绕流流场数据集进行 POD 分析,以提取流场的主要特征和动态结构。如

1.1 节所述,POD 分解将流场数据分解为一系列正交模态,每个模态对应一个特征,特征值的大小表示该模态在流场数据中的能量。通过计算每个模态特征值的平方,得到前 20 个 POD 模态在总模态中的能量占比 E ,表示如下

$$E = \lambda_i^2 / \sum_{j=1}^N \lambda_j^2, \quad i = 1, 2, \dots, 20 \quad (21)$$

式中: λ_i 为第 i 个模态对应的特征值; N 为总模态数。

定义累计能量占比 E_m 为前 m 个模态的能量总共占流场数据能量的百分比,表示为

$$E_m = \sum_{i=1}^m \lambda_i^2 / \sum_{j=1}^N \lambda_j^2 \quad (22)$$

图 5 展示了流场数据集前 20 阶模态的能量占比和累计能量占比的变化。可以看出,特征值的能量占比在前 4 个模态快速下降,然后下降速度变缓,大部分能量包含在前两阶 POD 模态中;而累计能量占比则呈现相反趋势,前 6 阶模态已包含了流场中能量的 99.99%,因此本文选取前 6 个 POD 模态系数作为代理模型的训练。

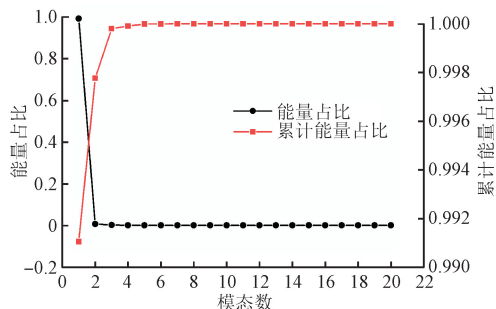


图 5 前 20 阶模态能量占比和累计能量占比的变化

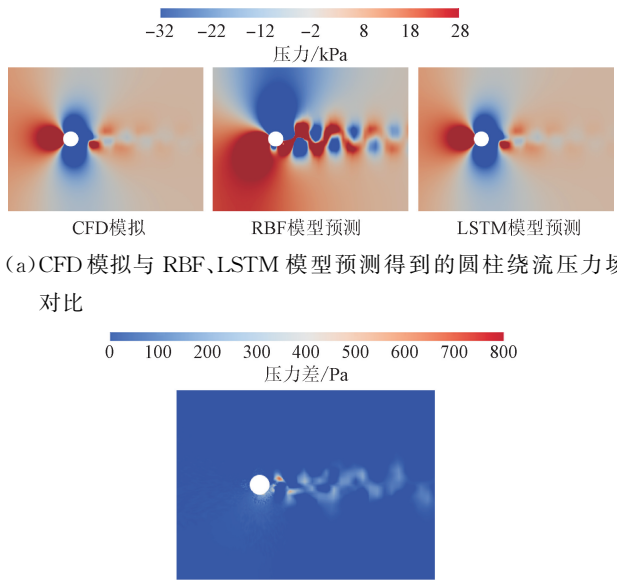
Fig. 5 Variation of proportion of modes energy and cumulative energy for the first 20 modes

2.2 流场预测对比分析

通过对圆柱绕流流场的预测,比较了 POD-RBF 和 POD-LSTM 两种模型的性能。如 1.3 节所述,采集 560 个时刻的流场快照作为训练集,以此独立训练 POD-RBF 和 POD-LSTM 模型。此外,采用另外 120 个时刻的数据作为验证集,剩余 120 个时刻的数据作为测试集,评估模型的预测精度。此时,按照流场快照的排列顺序,定义时刻 $t^* = 1, 2, \dots, 800$ 。

为了比较两种模型瞬态流场预测的性能,选择距离训练集最远时刻($t^* = 800$)的流场预测结果对预测模型的精度进行评估,并将 RBF 和 LSTM 模

型预测的压力场分布与 CFD 模拟结果进行了对比,如图 6 所示。由图可见,RBF 模型对流场的捕获呈现出明显错误,计算得到平均相对偏差的预测值为 23%。相比之下,LSTM 模型预测流场保持了较高的精度,平均相对偏差仅为 0.96%,尤其是在圆柱附近压力梯度较大区域,LSTM 模型能更准确地捕捉到流场特性。此外,根据 LSTM 预测结果相对于 CFD 的压力偏差分布图可以发现,在涡街脱落的区域即靠近圆柱体部分,由于流场的压力梯度较大且流动复杂,因此流场特征难以把握,使得预测出现偏差。圆柱绕流流场的对比分析初步印证了在瞬态流场预测任务中,LSTM 模型相较于 RBF 模型具有显著优势。



(b)LSTM 模型预测结果相对于 CFD 模拟的压力偏差

图 6 CFD 模拟与两种预测模型的圆柱绕流压力场对比及 LSTM 模型预测结果与 CFD 模拟的偏差

Fig. 6 Comparison of pressure field of cylinder flow using CFD simulation and two prediction models, and deviation of LSTM model prediction results with CFD simulation

由于 POD-RBF 模型的性能易受到其插值能力局限性的影响,因此可能会导致预测失准,而 POD-LSTM 模型能够较好地保持预测准确性。通过对 POD-LSTM 模型预测结果与 CFD 模拟的偏差分析,表明 POD-LSTM 模型凭借其长、短期记忆能力,对长时间问题的瞬态预测精度较高,为实际工程应用中流场预测提供了坚实的理论支撑。

3 离心泵的瞬态流场预测

前文验证了 POD-LSTM 模型在圆柱绕流的瞬

态流场预测中的显著优势,接下来进一步将模型应用于更为复杂的流体机械设备。离心泵作为广泛应用于工业领域的关键设备,其运行效率和可靠性对整个生产过程的稳定性和安全性具有重大影响。因此,开展离心泵流场精确瞬态预测,对于实现其数字孪生体并优化系统性能具有至关重要的意义。

在数据中心的液态冷却散热系统中,离心泵作为关键组件之一,用途是推动冷媒介质循环,进而决定整体散热系统的效率和可靠性,直接关系到数据中心的连续稳定运行。本节中,对上述离心泵进行几何建模,如图 7 所示。采用 CFX 软件计算流场数据,网格数为 12 545 062,额定流量为 1.5 m³/h,转速为 5 500 r/min,叶轮进口直径为 30 mm,出口直径为 74 mm,共包含 6 个叶片,冷媒介质为 R410A。当叶轮旋转 7 圈(流场稳定)后,叶片每旋转 2°保存 1 次数据,选取叶轮旋转 2 圈的结果,即采取 360 个时刻的流场数据用于构造数据集,其中 80%(288 个时刻数据)为训练集,10%(36 个时刻数据)为验证集,10%(36 个时刻数据)为测试集。此时,对数据集采用式(18)和(19)的去中心化和标准化方法处理,定义时刻 $t^* = 1, 2, \dots, 360$ 。

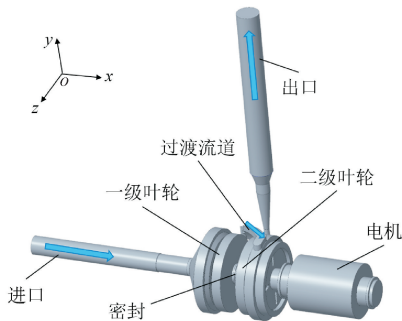


图 7 离心泵计算域模型

Fig. 7 Computational domain model of centrifugal pump

离心泵流场数据集通常为大量数据点组成的庞大矩阵,对计算资源和处理能力提出了较高要求。为了高效地处理这些数据集并抽取关键流动特征,本文采用 1.1 节中介绍的 Snapshot POD 方法对大型矩阵进行降维,经过分析选取了 15 个最具代表性的模态以捕捉流场的动态结构,并使用这些模态的时间系数来训练和预测之后的 LSTM 模型。由于离心泵内部流场的复杂性以及对高精度模拟的技术挑战,因此选择一组恰当的 LSTM 网络参数显得尤为关键。本文采用网格搜索法以遍历多个预定义的超参数组合,最终确定模型配置:LSTM 层数为 3,每层 64 个单元,批大小为 32,学习率和衰减系数分

别为 0.000 2、0.1, 训练时期为 800, 使用 Adam 优化器及均方根误差作为损失函数。

3.1 离心泵流场预测

在相同的计算资源配置下, CFD 计算需要的时间约为 1.2 h, 神经网络的训练时间需要 62 s, POD-LSTM 模型可以在几秒内提供时间系数并重建流场, 花费的时间不足 CFD 模拟所需时间的 0.01%, 大大提高了计算效率。

图 8 展示了距离训练集最远时刻 $t^* = 360$ 时, LSTM 模型预测的离心泵压力场和沿出口管道 y 方向的速度场与 CFD 模拟结果的对比及预测偏差。

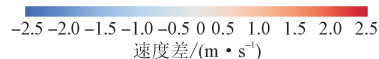
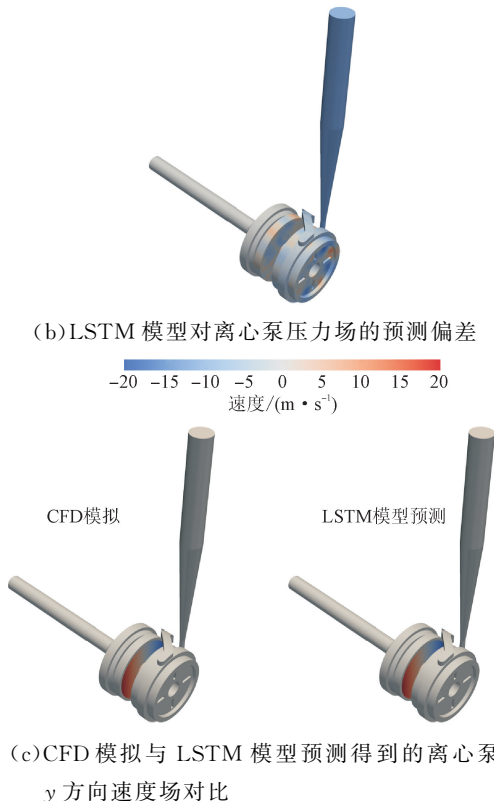
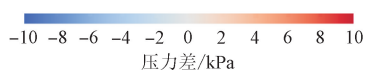
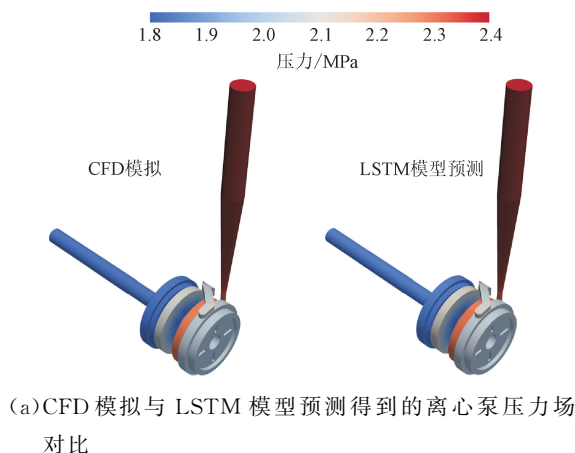


图 8 离心泵流场 LSTM 模型预测与 CFD 模拟结果的对比及预测偏差

Fig. 8 Comparison of prediction results of LSTM model and CFD simulation and prediction deviation for centrifugal pump flow field

由图 8 可见, 对于 CFD 模拟流场, 离心泵流场中压力和速度较大的区域主要集中在叶轮、蜗壳等部分。与 CFD 模拟结果相比, LSTM 模型对离心泵压力场和速度场的预测结果无明显偏差, 呈现出较高精度。由压力场和 y 方向速度场的预测偏差可以发现, 在进、出口流道和过渡流道等流动稳定的区域内, LSTM 的预测结果与 CFD 模拟结果基本一致。然而, 由于叶轮内部流场在离心泵运作时发生剧烈变化, 速度和压力均较高, 从而导致其内部的流动特征难以捕捉, 因此压力场和 y 方向速度场均在叶轮区域呈现出明显偏差。对流场开展定量分析, 得到离心泵流体域的压力场和 y 方向速度场的平均相对偏差分别为 0.06%、6.07%, 与 Yang 等^[8]的研究结果大致相同。此外, 压力场预测精度高于速度场, 主要原因是压力的分布与流阻和叶片的工作状况有关, 在叶轮转动过程中, 流体的压力分布在不同时刻表现出高度的相似性, 较速度场更为平滑; 而速度场随着叶轮的转动不断发生变化, 不同时刻的差异较为明显, 变化特征比压力场更为复杂, 因此 LSTM 模型对整个离心泵压力场的预测偏差较小, 表现出较好的预测能力。由 LSTM 模型预测与 CFD 模拟的结果对比及计算得到的平均相对偏差可见, LSTM 模型能够实现对离心泵流场的精准预测。

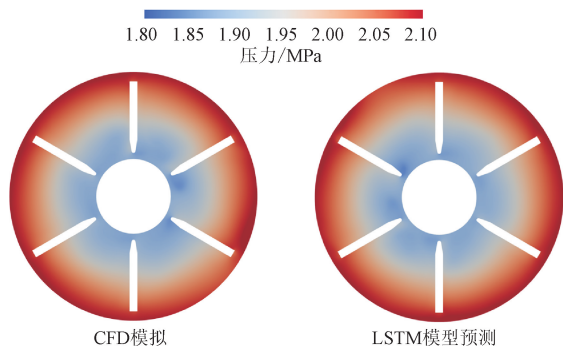
通过对离心泵流场开展综合预测, 验证了模型整体上的高准确度和可靠性。接着, 分别提取叶轮、蜗壳和密封装置进行流场预测分析, 这对于理解和优化泵的性能至关重要, 因此对它们的精确预测不

仅将巩固该模型的整体预测能力,也将展示模型在特定关键区域的应用潜力。

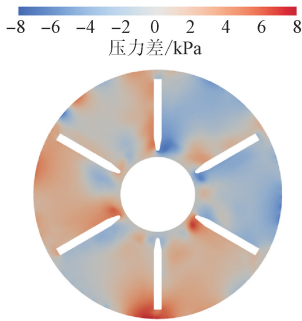
3.2 叶轮流场

叶轮是离心泵的核心部件,其设计和性能直接影响整个泵的效率。在对离心泵流场进行综合预测分析时,发现模型的预测偏差主要出现在叶轮处,因此选取流动更为复杂的第二级叶轮进行分析。图 9 展示了 $t^* = 360$ 时刻离心泵叶轮流场结果、CFD 模拟与 LSTM 模型预测结果的对比及预测偏差。

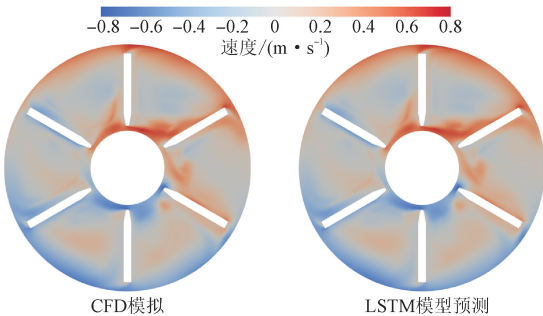
离心泵内的流体由进口管道流向叶轮,经过叶轮高速旋转后,高压、高速的流体流向蜗壳。根据图 9 的 CFD 模拟结果,压力分布与流体在叶轮内的位置密切相关。在靠近蜗壳区域,由于流体速度较大,导致该处压力较高,流动也更为复杂;叶轮的旋转使



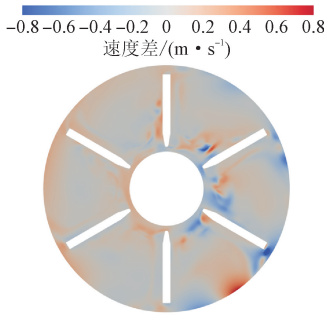
(a)CFD 模拟与 LSTM 模型预测得到的叶轮压力场对比



(b)LSTM 模型对叶轮压力场的预测偏差



(c)CFD 模拟与 LSTM 模型预测得到的叶轮 y 方向速度场对比



(d)LSTM 模型对叶轮 y 方向速度场的预测偏差

图 9 叶轮流场 LSTM 模型预测与 CFD 模拟结果的对比及预测偏差

Fig. 9 Comparison of prediction results of LSTM model and CFD simulation and prediction deviation for impeller flow field

得速度分布呈现出一定的对称性;在靠近蜗壳和转轴区域,流体的速度较高,尤其是在叶片受力面一侧,由于这些区域的流程更为复杂,流体速度显著增加。由图 9 可以看出,LSTM 模型对离心泵叶轮流场的预测结果与 CFD 模拟无明显偏差,计算得到压力场、 y 方向速度场的平均相对偏差分别为 0.38% 和 8.04%。此外,压力场和 y 方向速度场的预测偏差表明,无论是压力还是速度,只有在靠近叶轮出口区域才存在较为明显的偏差,这是因为该处相对速度较大的流体由叶轮进入蜗壳,造成流场发生剧烈变化,导致流动特性难以捕获,给流场预测带来一定困难。离心泵叶轮流场的预测结果表明,LSTM 模型对离心泵流场细节的预测具有较高精度。

3.3 蜗壳流场

蜗壳的流动特性对泵性能的影响同样至关重要,其内部流道的设计决定了流体的流向和压力分布。在精确预测叶轮流场的基础上,本节将进一步探讨蜗壳区域的流场预测结果。

图 10 展示了离心泵流场预测模型蜗壳部分在 $t^* = 360$ 时刻的压力场和 y 方向速度场的 LSTM 模型预测与 CFD 模拟结果的对比及预测偏差。由于蜗壳处于叶轮外围且与叶轮紧密相连,因此其内部流体速度较高,流场变化复杂。如图 10(a)中的 CFD 模拟结果所示,与叶轮相比,蜗壳整体的压力和速度均维持在一个较高水平,压力的最大值出现在流动变化剧烈的蜗壳通向出口管道附近。在整个流场,LSTM 模型对蜗壳的预测结果与 CFD 模拟结果基本一致,蜗壳压力场、 y 方向速度场的平均相对偏差分别为 0.17% 和 10.3%。与 LSTM 模型叶轮

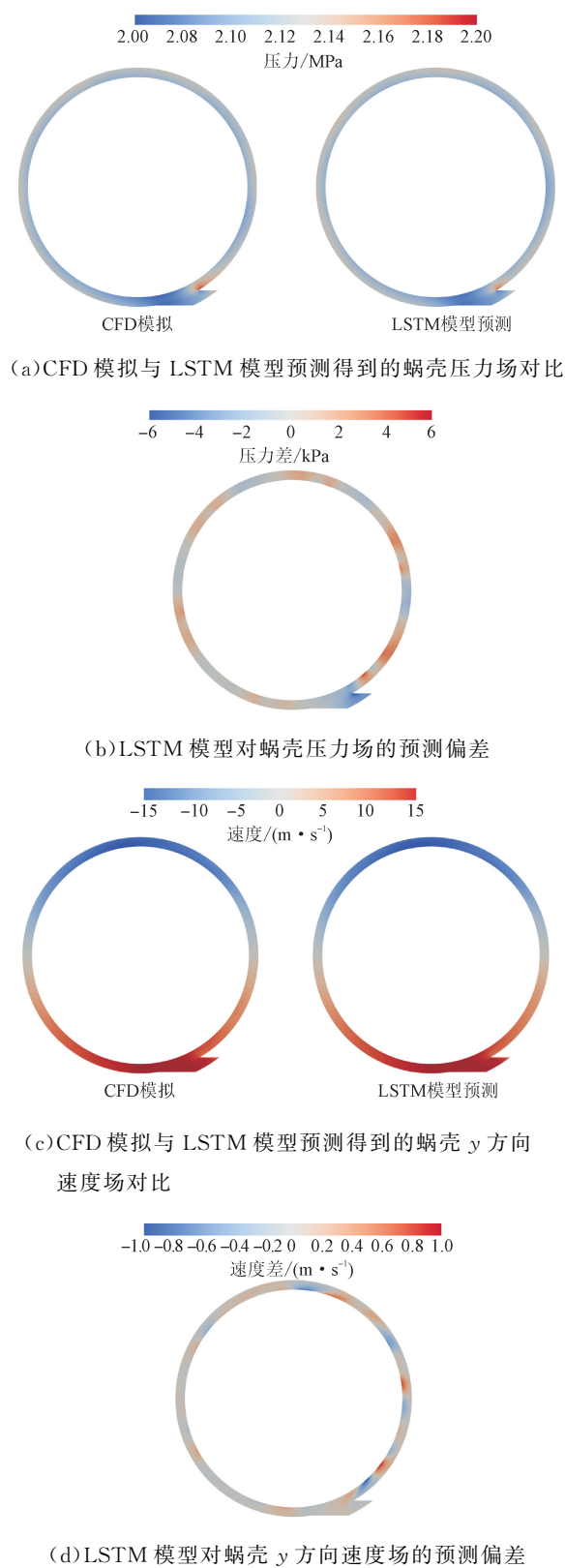


图 10 蜗壳流场 LSTM 模型预测与 CFD 模拟结果的对比及预测偏差

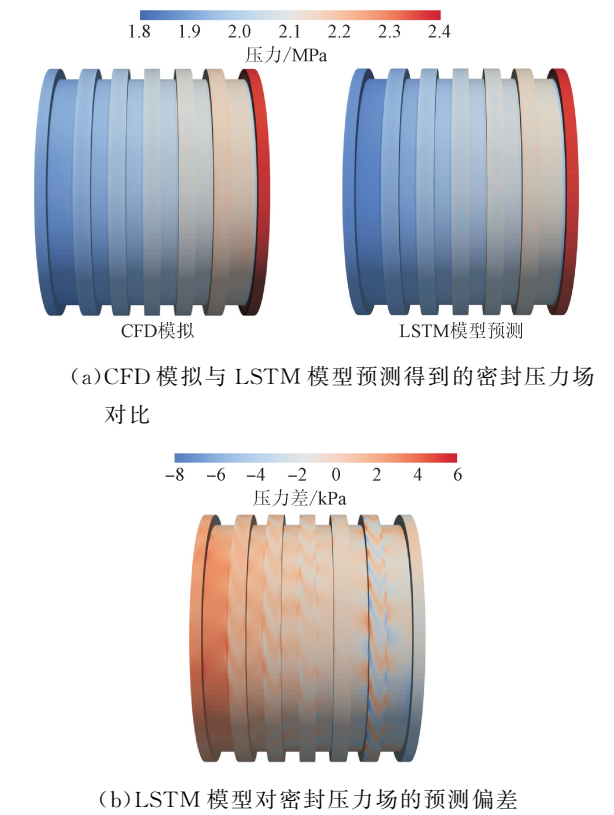
Fig. 10 Comparison of prediction results of LSTM model and CFD simulation and prediction deviation for volute flow field

预测结果相类似,蜗轮预测结果的主要偏差仅出现在流场变化剧烈的蜗壳出口附近。因此,对蜗壳流场的预测结果进一步表明了 LSTM 模型的有效性。

3.4 密封装置流场

密封装置的性能是决定泵运行效率的关键因素,对瞬态流场开展准确预测能够预估密封装置的维护周期和性能退化趋势,有助于优化运行计划,从而提高扬程、输出流量和稳定性。本研究中采用迷宫密封,有效阻隔了流体侧漏。

在 $t^* = 360$ 时刻,离心泵流场预测模型密封装置压力场和 y 方向速度场的 LSTM 模型预测与 CFD 模拟结果的对比及预测偏差如图 11 所示。由图可见,由于密封装置内部流体存在高速流动,根据伯努利原理,整体的压力较低且比较稳定,因此 LSTM 模型对压力场的预测偏差水平较低(平均相对偏差为 0.2%),能够有效捕获密封装置压力场的特性。相反地,流体高速流动使得密封装置的速度场较为复杂,特别是在进、出口部分,最大偏差达到 10.6%。然而,LSTM 模型的预测结果仍与 CFD 模拟结果保持较高的一致性,计算得到 y 方向速度场的平均相对偏差为 6.7%。对密封装置的分析进一步表明 LSTM 预测模型具有高的精度,同时也为密封装置的运行和维护提供了指导。



(b)LSTM 模型对密封压力场的预测偏差

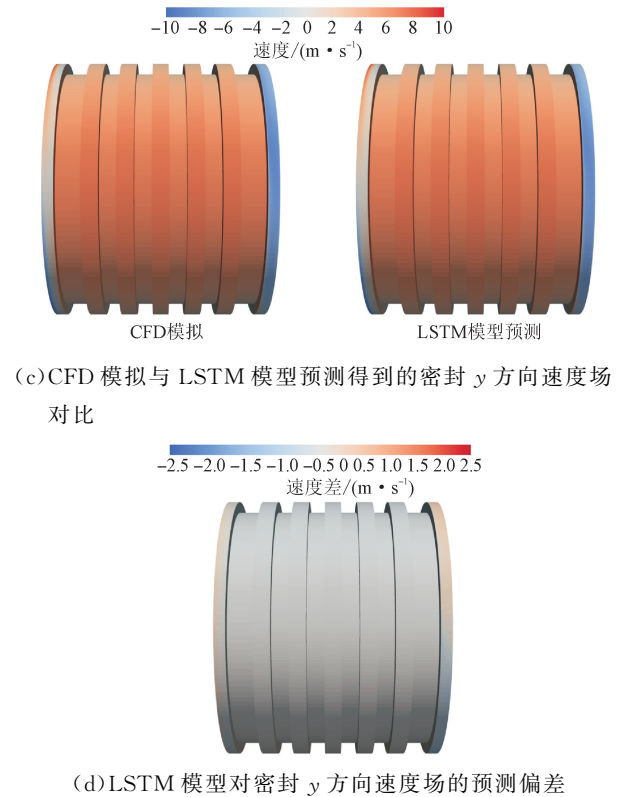


图 11 密封流场的 LSTM 模型预测与 CFD 模拟结果的对比及预测偏差

Fig. 11 Comparison of prediction results of LSTM model CFD simulation and prediction deviation for seal flow field

4 结 论

采用 POD-LSTM 模型,突破传统 POD-RBF 模型在泵瞬态流场预测方面的局限,通过结合 Snapshot POD 技术,对整个离心泵的瞬态流场进行了全面分析,提高了流场预测的完整性,得到主要结论如下。

(1)针对长时间序列的流场,POD-RBF 模型的性能明显较差,而 POD-LSTM 模型在揭示流场动态特性方面表现出显著优势。

(2)POD-LSTM 代理模型对实际工程中离心泵流场的瞬态预测具有较高的精度,在测试集结束时刻,对压力场、y 方向速度场预测结果的平均相对偏差分别为 0.06%和 6.07%。此外,通过对离心泵中的关键部件如叶轮、蜗壳和密封等进行详细分析,进一步验证了 POD-LSTM 模型在捕捉离心泵流场特性方面的高度准确性。

该模型可为离心泵及其他设备的数字孪生体构建和性能预测带来指导,也为未来数字孪生领域的

研究和应用开辟了新的道路。

参考文献:

[1] 庄存波,刘检华,熊辉,等. 产品数字孪生体的内涵、体系结构及其发展趋势 [J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(4): 753-768.

ZHUANG Cunbo, LIU Jianhua, XIONG Hui, et al. Connotation, architecture and trends of product digital twin [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2017, 23(4): 753-768.

[2] TUEGEL E J, INGRAFFEA A R, EASON T G, et al. Reengineering aircraft structural life prediction using a digital twin [J]. International Journal of Aerospace Engineering, 2011, 2011: 154798.

[3] WANG Zhicun, YANG Shuchi, CHEN P C. Nonlinear gust reduced order modeling based on FUN3D and Volterra theory [C]//2018 AIAA/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference. Reston, VA, USA: AIAA, 2018: AIAA 2018-1211.

[4] WARWICK G. GE advances analytical maintenance with digital twins [EB/OL]. (2015-10-19)[2024-01-16]. <https://aviationweek.com/special-topics-pages/optimizing-engines-through-lifecycle/ge-advances-analytical-maintenance>.

[5] 李亚洁,刘强,李炜. 基于离心泵数字孪生流场云图的叶轮故障智能诊断方法研究及应用 [J/OL]. 北京航空航天大学学报. (2023-04-20)[2024-02-25]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0997>.

LI Yajie, LIU Qiang, LI Wei. Research and application of intelligent diagnosis method for impeller faults based on digital twin flow field cloud map of centrifugal pump [J/OL]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics. (2023-04-20)[2024-02-25]. <https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2022.0997>.

[6] 王方,甘甜,王煜栋,等. 航空发动机燃烧室数字孪生体系关键技术 [J]. 航空动力学报, 2023, 38(7): 1546-1560.

WANG Fang, GAN Tian, WANG Yudong, et al. Key technology of digital twin system for aero-engine combustors [J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(7): 1546-1560.

[7] YANG Jun, HUANG Yanping, WANG Dianle, et al. Fast prediction of compressor flow field in nuclear power system based on proper orthogonal decomposition and deep learning [J]. Frontiers in Energy Research, 2023, 11: 1163043.

- [8] 田琳琳, 赵宁, 钟伟, 等. 基于小生境遗传算法的风电场布局优化 [J]. 南京航空航天大学学报, 2011, 43(5): 650-654.
TIAN Linlin, ZHAO Ning, ZHONG Wei, et al. Placement optimization of wind farm based on niche genetic algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2011, 43(5): 650-654.
- [9] FENTAYE A D, ZACCARIA V, KYPRIANIDIS K. Aircraft engine performance monitoring and diagnostics based on deep convolutional neural networks [J]. Machines, 2021, 9(12): 337.
- [10] 张人会, 陈学炳, 郭广强, 等. 低比转数离心泵叶轮内流场重构与模态分析 [J]. 农业机械学报, 2018, 49(12): 143-149.
ZHANG Renhui, CHEN Xuebing, GUO Guangqiang, et al. Reconstruction and modal analysis for flow field of low specific speed centrifugal pump impeller [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(12): 143-149.
- [11] CHEN Xuebing, ZHANG Renhui, JIANG Lijie, et al. Adaptive POD surrogate model method for centrifugal pump impeller flow field reconstruction based on clustering algorithm [J]. Modern Physics Letters: B, 2021, 35(7): 2150126.
- [12] 张人会, 徐啸宇, 郭广强. 液环真空泵叶轮与壳体型线的协同优化 [J/OL]. 西华大学学报(自然科学版). (2024-01-04)[2024-03-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1686.N.20240103.1424.002.html>.
ZHANG Renhui, XU Xiaoyu, GUO Guangqiang. Collaborative optimization of impeller and shell profile of liquid ring vacuum pump [J/OL]. Journal of Xihua University(Natural Science Edition). (2024-01-04)[2024-03-25]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1686.N.20240103.1424.002.html>.
- [13] ZHOU Yang, JIANG Ming, YUAN Xiaolin, et al. Fault prediction of molecular pump based on DE-Bi-LSTM [J/OL]. Fusion Science and Technology. (2023-11-29)[2024-03-11]. <https://doi.org/10.1080/15361055.2023.2275089>.
- [14] WANG Chenyang, JIANG Wanlu, YUE Yi, et al. Research on prediction method of gear pump remaining useful life based on DCAE and Bi-LSTM [J]. Symmetry, 2022, 14(6): 1111.
- [15] DENG Zhiwen, CHEN Yujia, LIU Yingzheng, et al. Time-resolved turbulent velocity field reconstruction using a long short-term memory (LSTM)-based artificial intelligence framework [J]. Physics of Fluids, 2019, 31(7): 075108.
- [16] 刘汉儒, 袁一放, 马岩, 等. 基于本征正交分解的串列叶栅多目标气动优化研究 [J]. 工程热物理学报, 2023, 44(6): 1546-1558.
LIU Hanru, YUAN Yifang, MA Yan, et al. Multi-objective aerodynamic optimization of tandem cascade based on proper orthogonal decomposition [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2023, 44(6): 1546-1558.
- [17] ARMELLINI A, CASARSA L, MUCIGNAT C. Flow field analysis inside a gas turbine trailing edge cooling channel under static and rotating conditions [J]. International Journal of Heat and Fluid Flow, 2011, 32(6): 1147-1159.
- [18] ZHOU Lei, WEN Jiahao, WANG Zhaokun, et al. High-fidelity wind turbine wake velocity prediction by surrogate model based on d-POD and LSTM [J]. Energy, 2023, 275: 127525.
- [19] LUMLEY JL. The structure of inhomogeneous turbulent flows [C]//Proceedings of the International Colloquium on the Fine Scale Structure of the Atmosphere and Its Influence on Radio Wave Propagation. Moscow, USSR: Nauka, 1967:166-178.
- [20] SIROVICH L. Turbulence and the dynamics of coherent structures: III dynamics and scaling [J]. Quarterly of Applied Mathematics, 1987, 45(3): 583-590.
- [21] HOCHREITER S, SCHMIDHUBERJ. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [22] SAK H, SENIOR A, BEAUFAYS F. Long short-term memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling [C]//Proc. Interspeech 2014. Florence, Italy: IEEE, 2014: 338-342.
- [23] GRAVES A. Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks [M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012.
- [24] GERS F A, SCHMIDHUBER J, CUMMINS F. Learning to forget: continual prediction with LSTM [J]. Neural Computation, 2000, 12(10): 2451-2471.
- [25] 武频, 孙俊五, 封卫兵. 基于自编码器和 LSTM 的模型降阶方法 [J]. 空气动力学学报, 2021, 39(1): 73-81.
WU Pin, SUN Junwu, FENG Weibing. Reduced order model based on autoencoder and long short-term memory network [J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2021, 39(1): 73-81.

(编辑 李慧敏)