

DOI:10.13409/j.cnki.jdpme.20241219002

# 基于人工智能技术的钝体尾流时空预报\*

刘军乐<sup>1,2</sup>, 沈其庆<sup>1</sup>, 谢锦添<sup>1</sup>, 胡 钢<sup>2</sup>

(1. 香港科技大学土木与环境工程学系, 香港 中国;  
2. 哈尔滨工业大学(深圳)智能土木与海洋工程学院, 广东 深圳 518055)

**摘要:** 湍流在机械工程、流体力学、土木工程等领域中广泛存在。以往,湍流信息获取主要依赖数值模拟和风洞试验,但数值模拟花费时间长,风洞试验经济成本高昂。新时代技术发展背景下,人工智能技术因其高效、高精度和可信赖等特点受到工程领域广泛关注。本研究构建了Turbulent Flow-Vision-Transformer(TF-ViT)的人工智能算法,TF-ViT可以基于数据驱动的方式来实现时空序列的湍流预报。具体来说,TF-ViT主要包含两个部分:Transformer框架及UNet结构。在TF-ViT算法中,每一个部分都有独特的功能,其中Transformer框架为编码器,主要用于湍流时空特征处理,UNet网络是解码器,对编码器处理的时空湍流信息进行解耦,整体框架可以预测未来的时空湍流信息。用经典的矩形柱体绕流来验证开发的TF-ViT算法,开源计算求解器OpenFOAM用于矩形柱体绕流模拟,矩形柱体的尾流场数据用于TF-ViT模型的训练和验证。使用8帧连续瞬态湍流信息预报未来8帧的湍流信息,研究结果表明本研究开发的TF-ViT算法可以较为准确地预报未来短时间内尾流区的湍流时空发展。本研究展示了TF-ViT预报时空湍流的能力,为获得湍流尾流场提供了一种有效的方法。

**关键词:** 深度学习; 湍流; 时空预报; 人工智能

**中图分类号:** TU443 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-2132(2025)02-0263-08

## Spatiotemporal Forecast of Bluff-body Wakes Using Artificial Intelligence Technologies

LIU Junle<sup>1,2</sup>, SHUM Kihing<sup>1</sup>, Tse K.T.<sup>1</sup>, HU Gang<sup>2</sup>

(1. Department of Civil and Environmental Engineering, The Hong Kong University of Science and Technology, Hong Kong, China; 2. School of Intelligent Civil and Ocean Engineering, Harbin Institute of Technology, Shenzhen 518055, China)

**Abstract:** Turbulent flow is ubiquitous in mechanical engineering, fluid mechanics, civil engineering, and other related disciplines. Traditionally, acquisition of turbulent flow data mainly depended on numerical simulations and wind tunnel tests. However, numerical simulations require substantial computational time, and wind tunnel tests involve high economic costs. With the rapid development of modern technologies, artificial intelligence technologies have attracted widespread attention in engineering fields due to their high efficiency, high precision, and reliability. This study developed an artificial intelligence algorithm named Turbulent-Flow-Vision Transformer (TF-ViT), which enabled spatiotem-

\* 收稿日期:2024-12-19;修回日期:2025-02-27

基金项目:国家自然科学基金项目(52278493)、香港特区政府大学教育资助委员会(16211821)资助

作者简介:刘军乐(1997—),男,博士后。主要从事人工智能和风工程研究。E-mail: jliueb@connect.ust.hk

通信作者:胡钢(1987—),男,教授,博导,博士。主要从事人工智能和风工程研究。E-mail: hugang@hit.edu.cn

poral forecast of turbulent flow based on data-driven approaches. Specifically, the TF-ViT mainly consisted of two components: Transformer framework and UNet structure. In TF-ViT, each component had distinct functions. The Transformer framework served as the encoder, mainly responsible for processing and extracting spatiotemporal features of turbulent flow. Meanwhile, the UNet functioned as the decoder to decouple the encoded spatiotemporal turbulent flow information. The overall framework enabled the forecast of future spatiotemporal turbulent flow information. This study used the classical problem of the flow past rectangular cylinders to validate the developed TF-ViT algorithm. The open-source computational solver OpenFOAM was utilized to simulate the flow past rectangular cylinders, and the obtained wake flow field data was then used for the training and validation of the TF-ViT model. 8 continuous frames of transient turbulent flow data were used to forecast the subsequent 8 frames of turbulent flow information. The results showed that the developed TF-ViT algorithm in this study could accurately forecast the short-term spatiotemporal development of turbulent flow in the wake region. This study demonstrates the strong capability of TF-ViT in forecasting spatiotemporal turbulent flow, providing an effective method for turbulent wake field acquisition.

**Keywords:** deep learning; turbulent flow; spatiotemporal forecast; artificial intelligence

## 0 引言

湍流现象在机械工程<sup>[1]</sup>、土木工程<sup>[2-3]</sup>及航空航天<sup>[4-5]</sup>领域广泛存在,因此湍流研究得到广泛的关注。湍流问题是流体领域中的一个重要研究方向。在以往的研究中,湍流信息获取主要依赖风洞试验<sup>[6-8]</sup>和数值模拟<sup>[9-10]</sup>。两种方法都各有优劣,风洞试验可以较为准确地获取湍流信息,包括流场和压力信息。但是风洞试验花费较高且费时费力。近些年来,数值模拟技术因其高效便捷的特性得到了广泛的关注,并得到大范围的使用。数值模拟依靠不同类型的数值模型进行高效计算得到湍流信息。计算流体动力学(Computational fluid dynamics, CFD)作为数值模拟技术之一,在湍流信息获取方面得到了极大的关注。雷诺平均数值模拟(RANS),大涡模拟(LES),直接数值模拟(DNS)等CFD方法在工业界与学术界受到极大的欢迎。但是数值模拟过于依赖选择的数值模型,如果采用高精度的计算方法,比如LES和DNS,得到的湍流信息精度较高,但是花费时间较长且对计算服务器要求高;如果采用低精度的计算方法,比如RANS或URANS,得到的湍流信息精度并不高,在某些情况下无法满足工程需求。因此,即使数值模拟可以帮助解决绝大多数问题,但仍面临计算精度和模拟效率的冲突问题。

人工智能技术(AI)在最近的10年发展迅猛,在

诸多基础研究领域得到了广泛的推广运用。在流体力学领域,人工智能技术也得到了广泛的关注和运用<sup>[11-13]</sup>。在诸多的人工智能模型中,针对时空序列预测与预报问题,主要有两大类人工智能模型,分别是长短期时间记忆模型(Long-Short Term Memory, LSTM)<sup>[14-16]</sup>和基于视觉转置与处理的深度学习模型(Vision-Transformer, ViT)<sup>[17-19]</sup>。得益于计算机硬件技术的发展,基于视觉转置与处理的深度学习模型(ViT)在近期得到了极大的关注,包括大语言模型(LLM)和具身智能(Embodied AI)。相关研究也表明ViT模型对比于传统的LSTM模型在大数据的处理方面也更有优势。而在湍流的时空预报与生成领域,使用人工智能技术,比如LSTM和ViT模型来生成或者预报湍流发展,相关的代表研究也开始进行。X. Wang等<sup>[20]</sup>开发了一种融合卷积神经网络(CNN)和Swin-transformer的AI模型来优化机翼的设计,开发的AI模型可以将机翼和机翼周围的流场信息进行匹配,以帮助工程师对机翼的外形进行调整优化,AI模型预测的是稳态流场信息。M.Z. Yousif等<sup>[21]</sup>研究使用基于Transformer的AI模型来生成湍流边界层的入口边界条件,DNS数值模拟生成湍流数据用来验证模型的准确性,研究发现开发的基于transformer的AI模型可以较为准确的生成湍流边界层的时空序列的流场信息。从以往的研究可以发现,使用人工智能技术来解决数值模拟中计算效率和计算精度的冲突问题仍然是较为空白的区域。

启发于人工智能技术与计算流体力学技术的两者优势:人工智能的高效推理,计算流体力学的高精度湍流生成,本研究旨在研发一种结合人工智能技术的计算流体力学快速模拟方法。通过融合人工智能技术的高效推理优势和计算流体力学中高精度方法的湍流生成优势,提出的新的快速模拟方法可以在满足生成湍流精度的同时保证湍流生成的效率。具体来说,本研究拟开发一种数据驱动融合 ViT 的新型方法 Turbulent flow-Vision-Transformer(TF-ViT),开发的 TF-ViT 计算方法可以从 CFD 计算框架中获取湍流数据和湍流演变发展过程,然后开发的框架进行数据处理和模型训练,之后训练好的 TF-ViT 可以快速预报未来一段时间内的湍流演变和发展。本研究计划采用输入 8 帧连续时空的湍流信息来预报未来 8 帧的湍流信息。

## 1 整体方法和深度学习模型

### 1.1 整体方案

本研究的目的是开发一种数据驱动的融合人工智能技术的湍流预报的方法,具体来说是在有部分时间的湍流信息的基础上,融合人工智能方法,实现未来一段时间内湍流信息预报。考虑已有湍流速度场信息  $U(x, t_{i-j})$  和压力场信息  $p(x, t_{i-j})$ , 其中  $x$  表示目标空间,  $t_{i-j}$  表示历史时间信息。在已有的历史信息基础上,耦合人工智能方法  $\mathcal{F}$ , 实现快速预报湍流未来一段时间的发展演变, 即:

$$\begin{cases} U(x, t_{m-n}) = F(U(x, t_{m-n})) \\ p(x, t_{m-n}) = F(p(x, t_{i-j})) \end{cases} \quad (1)$$

具体来说,开发的整体框架包括如下两个部分:(1)数据生成和前处理部分;(2)人工智能模型及湍流预报部分。生成的数据经过预处理传递给人工智能模型 TF-ViT,人工智能模型 TF-ViT 经过训练后可以预报未来一段时间内的湍流发展和演变。

### 1.2 深度学习模型

本研究开发的深度学习模型融合了多个板块,编码器主要为 transformer 框架,融合了 Attention 机理,解码器是 UNet 结构。深度学习模型具体的框架如图 1 所示。在图 1 中,输入信息是连续 8 帧的湍

流信息,即  $U(x, t_{i-i+8})$  和  $p(x, t_{i-i+8})$ , 经过编码模块之后,时空湍流信息会被分别赋予时空标签,通过时空处理模块输入的湍流信息会被处理为编码矩阵,这样处理是为了让人工智能模型理解湍流在时空演变的特征。具体来说,时空标签处理数学表达为:  $M(x, t) \Rightarrow M'(x', t')$ 。其中  $M(x, t)$  为原始输入到模型的时空湍流信息,经过标签化处理之后得到带有标签化信息的时空湍流信息  $M'(x', t')$ 。

经过编码处理的湍流信息经过 Attention 模块处理获取湍流时空演变特征。在解码器部分,框架使用 UNet 解码器。UNet 用于对处理的时空湍流信息进行解耦处理,然后重构湍流未来的变化从而预报未来的湍流发展特征。需要注意的是框架图中的大加号表示的是特征叠加的处理动作。整体框架中输入是连续 8 帧瞬态的时空湍流信息,目标是预报未来的 8 帧瞬态时空湍流信息。当然,用户可以根据需求和计算硬件情况对湍流预报的时间进行调整。本研究是为了验证开发的 TF-ViT 深度学习模型在时空序列湍流预报的可靠性与准确性,考虑到硬件条件,本研究使用前序的 8 帧来预报未来的 8 帧时空湍流信息。

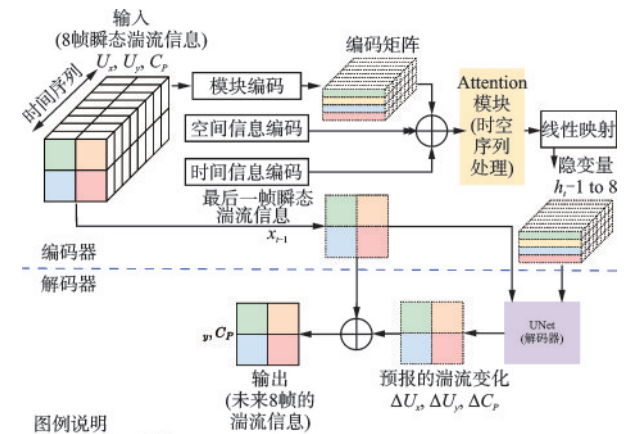


图1 深度学习 TF-ViT 整体框架

Fig.1 Overall framework of TF-ViT algorithm based on deep learning

## 2 数据生成与准备

第二部分构建的深度学习模型 TF-ViT 将用于时空序列的湍流预测。在此部分,经典矩形柱体绕流问题将用来检验构建的深度学习模型的准确性。

我们采用开源软件 OpenFOAM 进行数值模拟用于生成模型训练和测试需要的湍流数据。模拟的对象是均匀来流通过矩形柱体的流场,本研究使用长宽比为 3:1 的矩形柱体在来流风攻角为  $0^\circ$  情况下的湍流发展和预报。数值模拟采用的计算方法是 大涡模拟 (Large eddy simulation, LES), 采用的求解模型是 k- $\epsilon$  模型。在流动设置方面,为了让矩形柱体后的尾流得到充分的发展,流场设置采用了较大的计算域。整体的模拟情况和矩形柱体绕流数据生成的详细设置可以参考作者前期工作<sup>[22]</sup>。来流风为均匀来流 (uniform flow), 来流风速设置为 10 m/s, 数值模拟的准确性校验可查阅文献<sup>[22]</sup>。此经典案例的雷诺数约为  $6.6 \times 10^4$ 。

在设置好模拟的流动域和相关的起始边界条件后,模拟可以开始进行。在模拟进展方面,考虑到湍流发展非常快,为更好捕获到湍流发展的特征,保证模拟的准确性,模拟的整体设置都保证最大库朗数小于 1,同时保证  $y^+ < 1$ 。整个模拟时长为 3.5 s, OpenFOAM 模拟时间步间隔为  $2 \times 10^{-6}$  s, 采样时间步间隔为 500, 即采样时间间隔为 0.001 s。因此,通过以上的模拟设置,可以得到 3 500 帧湍流信息。为了表述简洁,以下统一采用无量纲单位:帧。每一帧对应的实际时间间隔为采样时间步长 0.001 s。基于 CFD 生成的数据集,需要设置探针对大流域中的湍流流场进行采样,获取矩形柱体尾流场的信息。当流体流过长宽比 3:1 的矩形柱体时,在柱体的前缘周围存在流体分离,在圆柱体后缘周围存在间歇性的流体再附着。

因此,长宽比 3:1 的柱体的湍流尾流非常复杂。在矩形柱体的尾流域中,湍流尾流被认为与最左侧位置的速度高度相关。最显著和最重要的湍流特征发生在矩形柱体扰流。因此,尾流中的起始探头设置在矩形柱体的正后方,距离为  $0.1D$ 。至于放置探头的目标域的宽度,考虑到机器学习模型的性能,删除物理上不必要的信息有利于避免模型训练阶段的过拟合现象。考虑到上述因素和对计算资源的需求,在尾流区域  $5W \times 5W$  方形区域内设置总共  $256 \times 256$  的探头来采样湍流信息,包括速度场  $u_x$ 、 $u_y$  和压力场  $p$ 。对尾流速度场和压力进行采样的探头设置的详细信息如图 2 所示,在文献<sup>[22]</sup>中亦有展示。考虑到本案例模拟和数据的局限性,本研究暂未深入分析小涡结构的发展。

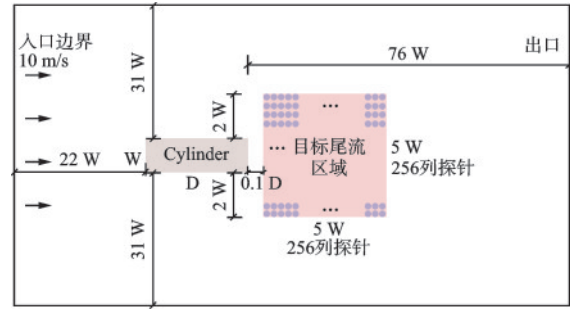


图 2 尾流场区域探针获取湍流信息

Fig.2 Acquisition of turbulent flow information using probes in wake fields

在对尾流速度场和压力信息进行采样后,得到的湍流信息需要进行数据预处理之后才可以用于 TF-ViT 模型的训练和验证。

$$u_{\text{norm}} = \frac{u - u_{\text{min}}}{u_{\text{max}} - u_{\text{min}}} \quad (2)$$

式中,  $u_{\text{norm}}$  表示标准处理后的速度信息;  $u_{\text{min}}$  和  $u_{\text{max}}$  分别表示最大和最小速度,此速度包括水平和垂直方向的速度。

同样,对于 OpenFOAM 计算得到的压力信息  $p$ ,将压力信息转换为压力系数,如下:

$$C_p = \frac{p}{1/2\rho u^2} \quad (3)$$

式中,  $\rho$  表示空气的密度,在模拟时设置为  $1.225 \text{ kg/m}^3$ ;  $u$  表示来流速度,模拟时设置为 10 m/s。经过以上的数据处理后,湍流信息,包括速度和压力都可以输入到开发的 TF-ViT 模型中。

需要注意的是,在接下来展示的 TF-ViT 预报的湍流信息的结果中,速度是重构回真实的速度值,并不是标准化处理之后的速度信息,展示的压力信息是压力系数。我们的研究目标是输入 8 帧连续的湍流信息来预报未来的 8 帧的湍流信息,因此,在模型训练时候需要进行数据匹配,图 3 展示了数据匹配的过程用于模型训练。从图 3 可以发现,在数据采样时,输入和输出是紧邻采样,保证湍流序列的时间连续性。这样可以更好的适应湍流生成的过程。

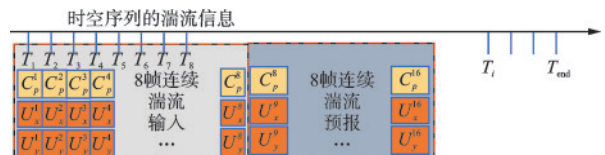


图 3 深度学习模型进行数据采样和配对示例

Fig.3 Example of data sampling and pairing by deep learning model

### 3 结果与讨论

#### 3.1 模型训练过程

在模型训练阶段,训练和测试损失的发展对于评估模型训练状态至关重要,例如过拟合、训练不足或未训练。本工作中,模型训练通过三个评估参数进行评估,包括均方误差(MSE)、相对误差(RE)和平均百分比误差(MAPE)。在TF-ViT模型训练过程中,所有三个评估参数都在减少,这表明在TF-ViT模型训练阶段没有出现过拟合或欠训练现象。此外,模型训练损失参数都向0发展,这表明训练后的模型正在向最优条件发展。

#### 3.2 湍流预报结果

根据第3部分用OpenFOAM生成的湍流信息,

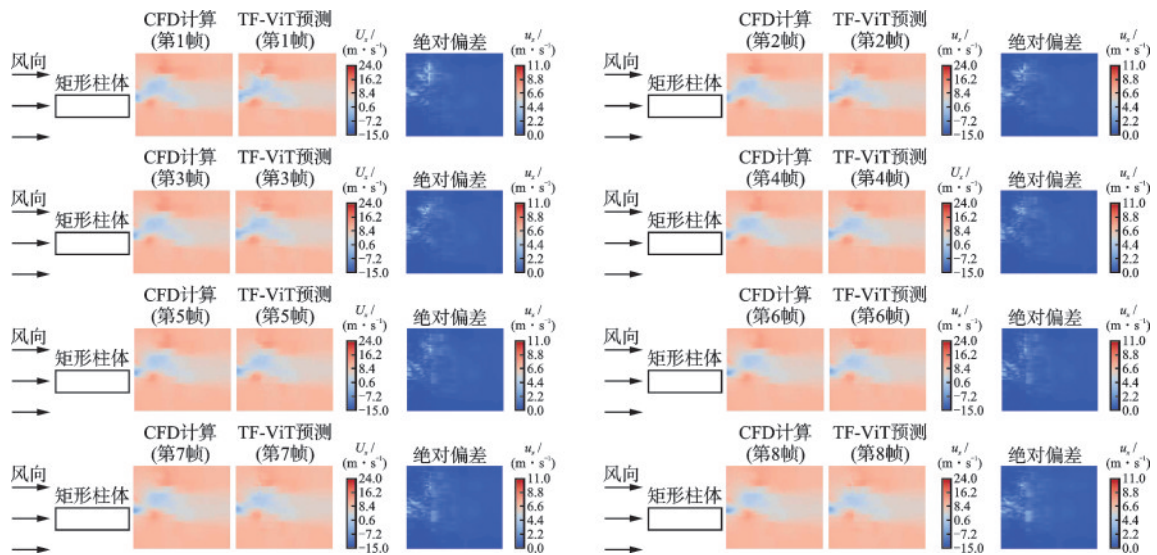


图4 TF-ViT预报的未来的湍流信息  $u_x$

Fig.4 Future turbulent flow information  $u_x$  forecast by TF-ViT

图5展示的TF-ViT模型预报的湍流信息  $u_y$ ,从预报的信息来看,紧邻矩形柱体的蓝色涡流区域逐渐远离矩形柱体,且颜色逐渐变浅,表明涡流速度逐渐下降且逐渐耗散。从预报结果和CFD计算结果的绝对偏差来看,差值主要分布在目标区域的左上角区域,这表明在靠近矩形柱体的左上部,湍流结构较为复杂,精细的时空演化较难被模型迅速捕获。但是整体的流动特征仍可以被发掘。图6展示的TF-ViT模型预报的湍流信息  $C_p$ 。从预报结果和CFD计算得到的结果分析来看,TF-ViT可以较好的预报整体上压力的分布和时空演变。和速度场

我们训练TF-ViT模型,之后根据训练的模型评估模型在湍流预测的效果。图4~6展示用TF-ViT来预报未来的湍流信息  $u_x$ 、 $u_y$ 、 $C_p$ 。图中包含预报的未来湍流信息(forecast),CFD继续计算进行时间演变得到的湍流信息(Ground truth),以及TF-ViT预报的湍流和CFD计算值之间的差异(Absolute difference,绝对偏差)。从图4预报的结果可以发现,在尾流区域有尾流涡流的红色区域,红色区域从第1帧到第8帧颜色逐渐变浅,这说明TF-ViT可以识别湍流涡流的时空演变,涡流区域逐渐往后发展。从预报的湍流信息和CFD计算的湍流信息差值观察发现,在靠近矩形柱体周边,绝对偏差分布较为明显,这说明在矩形柱体近邻区域湍流发展情况复杂。从绝对偏差分布结果来看,小幅值的差异存在,但是整体绝对偏差很小。这也说明,TF-ViT可以在整体上预报湍流的发展和演变规律。

预报有些类似,在紧邻矩形柱体区域,存在一些绝对误差分布。针对图4~6展示的预报的时空湍流信息,研究分析这三类信息的误差统计特征,包括平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE),误差统计特征见图7。从图7可以看出两个速度的误差统计特征都较接近,说明TF-ViT模型在分析速度信息时,没有集中在某一个速度分量,而且较为全面的发掘数据的整体特征,这表明开发的TF-ViT深度西学习框架是可以较好的获取湍流时空演变的整体特征。而且还可以明显看到,模型在分析压力信息时候,压力信息表现出非常小的误差统计特征。

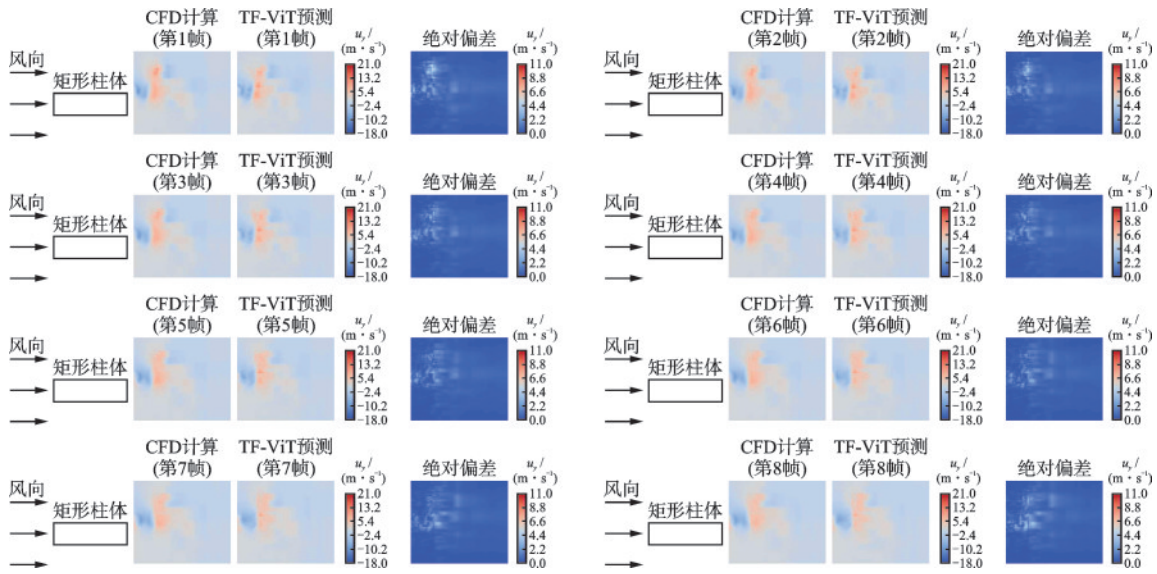


图5 TF-ViT 预报的未来的湍流信息  $u_y$

Fig.5 Future turbulent flow information  $u_y$  forecast by TF-ViT

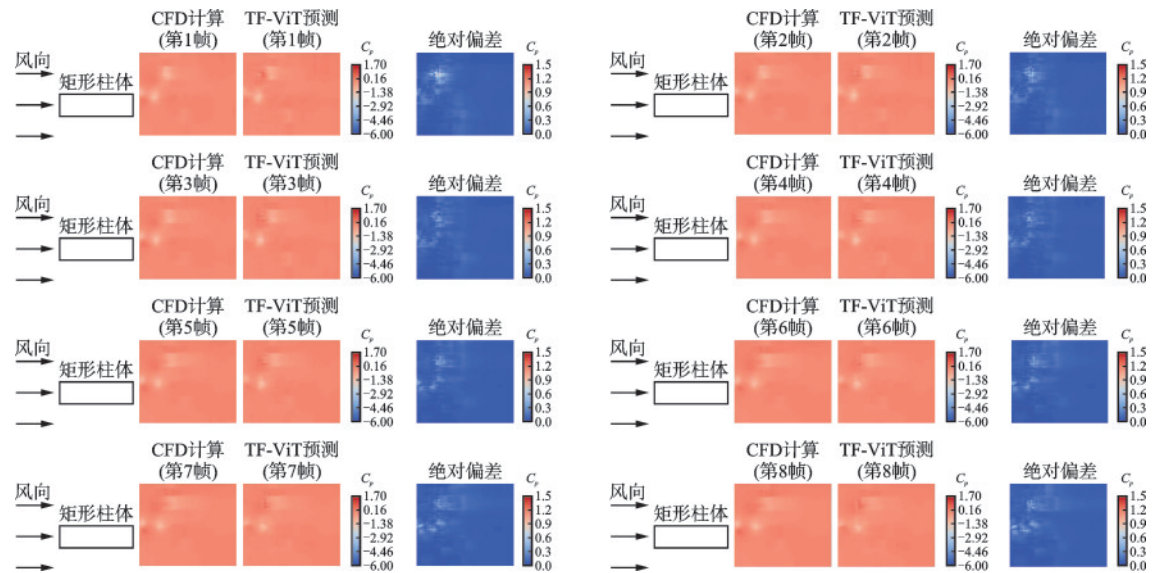


图6 TF-ViT 预报的未来的湍流信息  $C_p$

Fig.6 Future turbulent flow information  $C_p$  forecast by TF-ViT

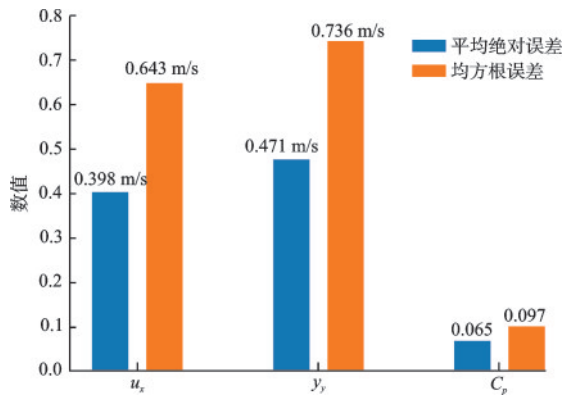


图7 预报信息的误差统计特性

Fig.7 Statistical characteristics of forecast errors

通过以上的分析,可以发现 TF-ViT 预报的速度和压力信息和对标的目标值非常接近,绝对偏差非常小。这从侧面说明,开发的 TF-ViT 深度学习模型是可以较好的预报未来一段时间内的湍流时空信息,并且可以预报湍流涡流的发展和演变。另外一方面,开发的 TF-ViT 深度学习模型可以在时间尺度部分取代 CFD 计算框架,根据已有的湍流数据,依照数据驱动的方式来延长湍流的时空特征,可以极大减少 CFD 所需时间。

### 3.3 局限性与未来展望

在本研究中,TF-ViT 人工智能模型在训练时

候用的数据库内容是基于大涡模拟(LES)的经典钝体绕流的案例数据。数据库内容较为有限,此模型是否适用于其他的数据库还需要进一步的验证分析。同时本研究的时空预报时长较短,在实际工程应用价值还需要进一步验证分析。未来可以基于此研究进一步分析模型在其他类型的时空湍流问题的泛化性和性能鲁棒性等指标,以检测在其他数据库的通用性。而且,可以进一步探究延长预报时长的可能性,为工程实践提供有力的指导和湍流数据获取新的思路。

## 4 结 论

根据本研究提出的研究方法和发现的研究结果,所得结论如下:

(1) 本研究开发的 TF-ViT 深度学习框架可以预报未来一段时间内湍流的时空演变,且准确性较高。

(2) 基于数据驱动及融合人工智能技术的方法来获取时空湍流信息的路径是可行的。

(3) 人工智能技术可以辅助 CFD 来进行钝体绕流的尾流湍流的时空演变生成,未来可以考虑使用融合数据驱动和人工智能技术来部分取代 CFD,在满足精度需求的同时,以达到加速 CFD 计算的目的。

## 参考文献:

- [1] 张伟政,赵吉军,马学忠,等.湍流效应对高速机械密封端面型槽冷却性能影响分析[J].化工学报,2023,74(3):1228-1238.  
Zhang W H, Zhao J J, Ma X Z, et al. Analysis of turbulence effect on face groove cooling performance of high-speed mechanical seals[J]. *CIESC Journal*, 2023, 74(3):1228-1238. (in Chinese)
- [2] 于丽波,罗敏.基于 CFD 不同湍流模型的超高层连体结构风荷载和流场对比研究[J].特种结构,2017,34(5):44-51.  
Yu L B, Luo M. Research on wind loads and flow field of high-rise tower of conjoined buildings based on different CFD turbulence models [J]. *Special Structures*, 2017, 34(5): 44-51. (in Chinese)
- [3] 张志田,张显雄,陈政清.桥梁气动力 CFD 模拟中湍流模型的应用现状[J].工程力学,2016,33(6):1-8.  
Zhang Z T, Zhang X X, Chen Z Q. Status of the application of turbulence models in CFD simulations of bridge aerodynamic loads [J]. *Engineering Mechanics*, 2016, 33(6): 1-8. (in Chinese)
- [4] 吴冬.瞬态多循环 CFD 航空发动机模型的耦合数值传热研究[J].工业加热,2019,48(2):42-44.  
Wu D. Study on coupled numerical heat transfer of transient multi-cycle CFD aeroengine model [J]. *Industrial Heating*, 2019, 48(2): 42-44. (in Chinese)
- [5] 周铸,黄江涛,黄勇,等.CFD 技术在航空工程领域的应用,挑战与发展[J].航空学报,2017,38(3):1-25.  
Zhou Z, Huang J T, Huang Y, et al. CFD technology in aeronautic engineering field: Applications, challenges and development [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2017, 38(3): 1-25. (in Chinese)
- [6] 杨俊伟,杨华,付士凤,等.短试验段内格栅湍流场风洞试验研究[J].实验流体力学,2021,35(6):86-93.  
Yang J W, Yang H, Fu S F, et al. Wind tunnel experimental study of the grille-generated turbulence in the short test section [J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2021, 35(6): 86-93. (in Chinese)
- [7] 王建明,刘炜,艾延廷,等.圆柱-平板角区湍流流动控制的风洞试验研究[J].实验流体力学,2011,25(5):10-15,20.  
Wang J M, Liu W, Ai Y T, et al. Experimental study on control of the cylinder-flat-plate turbulent junction flow [J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2011, 25(5): 10-15, 20. (in Chinese)
- [8] 朱博,汤更生.声学风洞流场低湍流度及频谱测量研究[J].实验流体力学,2015(4):58-64.  
Zhu B, Tang G S. Low turbulence intensity and spectrum measurement research in aeroacoustic wind tunnel [J]. *Journal of Experiments in Fluid Mechanics*, 2015, (4): 58-64. (in Chinese)
- [9] 曹贵瑜,潘亮,徐昆.高阶气体动力学格式在湍流数值模拟中的应用[J].空气动力学学报,2021,39(1):168-176.  
Cao G Y, Pan L, Xu K. High-order gas-kinetic scheme for numerical simulation of turbulence [J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2021, 39(1): 168-176. (in Chinese)
- [10] 冯俊,郑源.基于 CFD 的轴流泵三维湍流数值模拟[J].流体机械,2012,40(11):33-36.  
Feng J, Zheng Y. Three-dimensional viscous numerical simulation of axial-flow pump based on CFD [J]. *Fluid Machinery*, 2012, 40(11): 33-36. (in Chinese)
- [11] Brunton S L, Noack B R, Koumoutsakos P. Machine learning for fluid mechanics [J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 2020, 52(1): 477-508.

- [12] Zhang W W, Noack B R. Artificial intelligence in fluid mechanics[J]. Acta Mechanica Sinica, 2021, 37(12): 1715-1717.
- [13] Brunton S L. Applying machine learning to study fluid mechanics[J]. Acta Mechanica Sinica, 2021, 37(12): 1718-1726.
- [14] Abduljabbar R L, Dia H, Tsai P W, et al. Short-term traffic forecasting: An LSTM network for spatial-temporal speed prediction [J]. Future Transportation, 2021, 1(1): 21-37.
- [15] 周雪晴, 张占松, 朱林奇, 等. 基于双向长短期记忆网络的流体高精度识别新方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2021, 45(1): 69-76.  
Zhou X Q, Zhang Z S, Zhu L Q, et al. A new method for high-precision fluid identification in bidirectional long short-term memory network[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2021, 45(1): 69-76. (in Chinese)
- [16] 朱静远, 马思敏, 袁坚. 学习流体仿真中的高效长时序运动预测[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(3): 435-453.  
Zhu J Y, Ma S M, Yuan J. Learning-based high-performance algorithm for long-term motion prediction of fluid flows[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(3): 435-453. (in Chinese)
- [17] 高榕, 万以亮, 邵雄凯, 等. 面向改进的时空 Transformer 的交通流量预测模型[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(7): 250-260.  
Gao R, Wan Y L, Shao X K, et al. Traffic flow forecasting model for improved spatio-temporal transformer [J]. Journal of Computer Engineering & Applications, 2023, 59(7): 250-260. (in Chinese)
- [18] 管林涛, 黄志强, 陈洋. 一种基于时空 Transformer 的交通事故预测方法[J]. 电脑与信息技术, 2022, 30(1): 8-13.  
Guan L T, Huang Z Q, Chen Y. A method of traffic accident prediction based on spatio-temporal transformer [J]. Computer and Information Technology, 2022, 30(1): 8-13. (in Chinese)
- [19] Jiang J, Li G, Jiang Y, et al. TransCFD: A transformer-based decoder for flow field prediction[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106340.
- [20] Wang X, Zou S, Jiang Y, et al. Swin-FlowNet: Flow field oriented optimization aided by a CNN and Swin-Transformer based model[J]. Journal of Computational Science, 2023, 72: 102121.
- [21] Yousif M Z, Zhang M, Yu L, et al. A transformer-based synthetic-inflow generator for spatially developing turbulent boundary layers[J]. Journal of Fluid Mechanics, 2023, 957: A6.
- [22] Liu J, Shum K, Tse T K T, et al. Bidirectional prediction between wake velocity and surface pressure using deep learning techniques [J]. Physics of Fluids, 2024, 36(2): 025162.

(本文编辑:张艺)