

神经算子增强的双级低压涡轮子午面流场全景式预测模型

蒋首民^{1,2}, 成辉¹, 宋立明¹, 朱若愚², 郭振东¹

(1. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安; 2. 中国航发沈阳发动机研究所, 110015, 沈阳)

摘要: 针对传统流场预测模型需对涡轮各性能参数分别构建导致其建模效率低、工程适用性差的问题,提出了一种可对涡轮级子午面任意关键性能参数进行高精度评估的高效全景式预测框架,并以双级低压涡轮为例建立了高精度涡轮子午面全景式预测模型。所提出的预测框架首先对涡轮级子午面温度、压力、密度及速度等6大基础物理量进行预测,进而对涡轮级总体性能参数、关键截面性能参数沿叶高分布和关键参数子午面进行预测。与此同时,为提升对子午面性能参数的预测精度,在全景式预测框架下将 Transformer 融入到神经算子网络,建立了 Transformer 神经算子(TNO)增强的子午面全景式预测模型。对基于 TNO 所构建的双级子午面预测模型进行测试表明,TNO 模型可对双级低压涡轮质量流量、功率、膨胀比等总体性能参数和出口气流角、级反动度等沿叶高的分布,以及子午面焓值分布等进行高精度预测,且相对预测误差小于1%,TNO 预测精度显著高于基于经典 UNet 网络的全景式预测模型。研究结果验证了所提的全景式预测框架与模型的有效性。

关键词: 双级低压涡轮;子午面流场;全景式预测;神经算子网络

中图分类号: TK14 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202506011 **文章编号:** 0253-987X(2025)06-0103-09

A Neural Operator Enhanced Panoramic Prediction Model for Meridional Flow Field of Two-Stage Low Pressure Turbine

JIANG Shoumin^{1,2}, CHENG Hui¹, SONG Liming¹, ZHU Ruoyu², GUO Zhendong¹

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. AECC Shenyang Engine Research Institute, Shenyang 110015, China)

Abstract: To address the inefficiency and poor engineering applicability of traditional flow field prediction models due to separate construction required for each performance parameter of the turbine, an efficient panoramic prediction framework is proposed to predict accurately any key performance parameter of the turbine stage meridional plane. With a two-stage low-pressure turbine taken as an example, a high-precision panoramic prediction model for the turbine meridional plane was established. Specifically, the proposed prediction framework first predicted the six basic physical parameters of the turbine stage meridian plane, such as temperature, pressure, density and velocity, and then predicted the overall performance parameters of the turbine stage and the distribution of key cross-section performance parameters along the blade height as well as the meridian plane contour

收稿日期: 2024-11-04。 作者简介: 蒋首民(1989—),男,博士生;郭振东(通信作者),男,副教授。 基金项目:

国家科技重大专项资助项目(2019-II-0008-0028)。

网络出版时间: 2025-02-17

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20250217.1220.005>

of the key parameters. Meanwhile, in order to improve the prediction accuracy of the performance parameters of meridional plane, Transformer was integrated into a Neural Operator network under the framework of panoramic prediction, and a Transformer enhanced Neural Operator (TNO) prediction model was established. The test results of the two-stage meridian prediction model based on TNO showed that, the TNO prediction model could accurately predict the overall performance parameters such as mass flow rate/turbine power/expansion ratio of the turbine stage, the distribution of outlet flow angle/stage reaction along the span, and the meridian contour of entropy, etc. The relative prediction error was less than 1%, and the prediction accuracy of TNO was significantly higher than that of the panoramic prediction model based on the classical UNet network. Thus, the effectiveness of the proposed panoramic prediction framework and model has been well demonstrated.

Keywords: two-stage low-pressure turbine; flow field of meridian plane; panoramic prediction; neural operator network

由于涡轮性能评估所依赖的纳维-斯托克斯(N-S)方程的通用解析解仍然未知,通常采用计算流体动力学(CFD)及试验等方法开展涡轮性能分析与设计。然而,CFD及试验性能评估通常比较耗时,这使得涡轮设计周期通常较长。为解决传统性能评估耗时的问题,基于数据驱动的性能评估及设计优化方法被提出^[1-3]。最早的Kriging、径向基函数等传统代理模型^[4]在一定程度上可以加快涡轮的性能评估速度,但是只能针对以标量表示的总体均值性能参数进行预测,而对于参数沿叶高的分布等以向量或矩阵表示的输出性能参数难以表示。

伴随着深度学习方法在图像识别^[5]、自然语言处理^[6]等领域取得的成就,深度学习作为一种全新的数据驱动方法^[7],可有效突破传统代理模型的局限性,被广泛用于流场预测及特征提取^[8-10]。Sekar等^[11]结合卷积神经网络与多层感知机,以翼型几何形状、雷诺数和攻角作为输入参数,建立了不可压缩流体工况下翼型表面压力场和速度场的快速预测模型。

在叶轮机械领域,基于深度学习的流场预测亦受到广泛重视。Chen等^[12]基于深度神经网络和多输出高斯过程,建立了马赫数、雷诺数、载荷系数及叶栅进出口气流角等与最优载荷分布之间近似映射关系,用于减少涡轮气动设计的迭代次数。Li等^[13]研发了基于图神经网络的小展弦比涡轮叶栅流场预测模型,在完成模型训练后在0.05 s以内即可获得给定输入条件下的涡轮内部速度场、压力场分布预测结果。Bruni等^[14-15]基于AI模型开展了多级轴流式压气机整体性能的实时预测。此外,针对纯数据驱动AI模型泛化能力不足的问题,郭振东等^[16]基于嵌入物理知识的机器学习理念,将相似性原理

嵌入到涡轮叶型流场预测建模过程,实现叶型几何尺寸和工况参数在变化较大情况下的高精度流场预测。

目前,大多数深度学习预测模型主要针对各特定的性能参数进行建模和预测^[17-18],新的性能参数要重新训练预测模型。然而,对于涡轮而言,除质量流量、功率、效率、膨胀比等总体性能参数外,还需关注各列叶栅出口截面气流角分布、总压系数等关键参数沿叶高的分布及其整场分布,上述性能参数数据结构包括标量、向量、矩阵等不同的形式,且需预测的性能参数会随着涡轮级数/叶片排个数的增加显著增加。若基于纯数据驱动的方法分别建立AI预测模型往往工作量十分繁杂,且对于所关注的新预测指标,需重新进行模型训练,这限制了AI预测模型的工程实用性。

结合N-S方程特征可知,涡轮乃至整个流体领域所关注的流动参数之间存在层级关系,若能获得流场中温度、压力、密度及3个方向的速度分量等6大基础物理量,则可基于基础物理量求得所关注的质量流量、效率等。此外,对于涡轮而言,直接开展全三维流场预测较为困难,子午流面性能是涡轮设计中最为关心的特征流面^[19-20]。

本文针对子午面开展全景式预测框架研究,全景式是指所构建的预测模型可对涡轮子午面任意关键性能参数进行预测,以部分代替全三维CFD求解器开展子午面性能校核。为确保全景式预测精度,采用Transformer模块对神经算子进行改进,建立了Transformer神经算子(TNO)涡轮子午流面全景式预测模型,并以双级低压涡轮为例,验证了所提预测框架与预测模型的有效性。

1 全景式流场预测框架

图 1 所示为涡轮级全景式流场预测框架。首先,选定涡轮级的几何参数和工况参数作为全景式流场预测模型的输入特征参数;然后,为了使涡轮级流场预测模型具有全景式的特点,选定其中的 6 个基础物理量作为模型的输出流场;最后,采用后处理模块则可预测涡轮级的总体性能参数、性能参数沿径向分布以及子午面流场。因此,实现涡轮级多物理场精确且同步预测是全景式流场预测建模方法的关键技术之一。

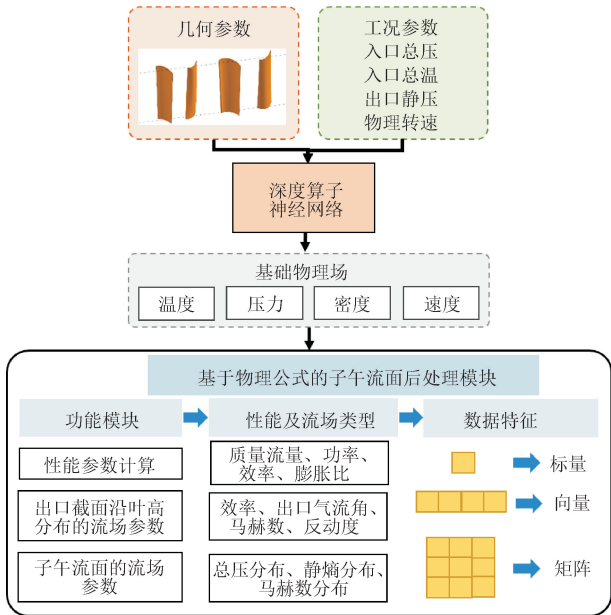


图 1 涡轮级全景式流场预测框架

Fig. 1 Panoramic flow field prediction framework of turbine

1.1 考虑 N-S 方程特征的全景式预测方法

在涡轮的实际工程任务中需要获得各种感兴趣的流场和性能参数对涡轮级进行评估,然而传统代替 CFD 的数据驱动建模方法仅能评估某个特定性能参数,如效率等单值,导致该预测模型在工程中无法被广泛应用,所以提出了一种由 N-S 方程推理的全景式流场预测方法以提高模型的适用范围,由 N-S 方程可知,在数值方法中其主要由温度、压力、密度以及 3 个速度分量这 6 个基础物理量构成。获得基础物理量后,计算域中其余物理量均可通过显示的物理表达式获得,因此可以获得任意工程应用中感兴趣的流场及性能参数。

涡轮级关键性能参数和衍生物理场的物理表达式如表 1、表 2 所示。表中 ρ 为密度, v_m 为截面的法向速度, r_s 、 r_h 分别为流道的轮缘和轮毂半径, p_0^* 、

p_2^* 分别为涡轮级入口和出口处的总压, p_1 、 p_2 分别为涡轮级动叶入口和出口截面的静压, R 为气体常数, c_p 为比定压热容, t_0^* 、 t_2^* 分别为涡轮级入口和出口处的总温, k 为绝热指数, 对于理想气体通常取 1.4, p_{ref} 、 t_{ref} 分别为常温环境下的压力和温度。在涡轮级通流设计中,效率、流量和膨胀比等性能指标,是涡轮级性能评估的关键指标,通常可通过叶轮机机械内部工质在叶片进出口截面的流场参数计算获得,从而为涡轮设计提供可靠的依据。然而,对于多级涡轮设计来说,除了获得涡轮整级的性能参数外,还需要重点关注多级涡轮每一级或者每一列叶片的性能参数及流场参数。进一步地,在获取多级涡轮性能参数的同时,能够精确地获取涡轮级出口截面性能参数沿叶高分布以及子午面的流场参数。综上所述,神经算子网络全景式流场预测模型可有效解决传统数据驱动建模方法在工程应用中适用范围受限的问题。

表 1 性能参数物理表达式

Table 1 Physical expressions of performance parameters

物理量	物理表达式
质量流量	$m = \rho v_m \pi (r_s^2 - r_h^2)$
膨胀比	$\pi = p_0^* / p_2^*$
压力反动度	$\Omega = (p_1 - p_2) / (p_0^* - p_2)$
总总效率	$\eta_{TT} = \frac{R}{c_p} \ln \left(\frac{p_2^*}{p_0^*} \right) / \ln \left(\frac{t_2^*}{t_0^*} \right)$
总静效率	$\eta_{TS} = \frac{R}{c_p} \ln \left(\frac{p_2}{p_0^*} \right) / \ln \left(\frac{t_2^*}{t_0^*} \right)$

表 2 衍生物理场物理表达式

Table 2 Physical expression of derivative field

物理量	物理表达式
绝对总温	$t^* = t + 0.5(v^2 / c_p)$
绝对总压	$p^* = p (t^* / t)^{k/(k-1)}$
静焓	$H = \frac{c_p}{k} \log \left(\left(\frac{p}{p_{ref}} \right)^{(1-k)} \left(\frac{t}{t_{ref}} \right)^k \right)$

1.2 多级涡轮子午流面结构化处理

对于轴流式涡轮,涡轮级数通常为两级或者两级以上,多级涡轮的流体域常被划分为多个流体区域,包括静止的静叶域和旋转的动叶域。为了使多级涡轮的子午流面适应于深度学习网络模型结构化的图像数据形式,将对涡轮级静转子不同流体域子午流面上的流场数据进行统一的结构化处理。无论是静子域还是转子域,子午面流场的数据均转换为

图片像素格式,分别为 64×64 ,以确保模型输出的流场数据遵循统一的数据格式,从而使全景式流场预测模型适用于多级涡轮。

1.3 Transformer 神经算子网络模型

Transformer 神经算子网络(TNO)主要基于神经算子网络的通用框架进行构建。深度神经算子网络是根据通用逼近定理(UAT)^[21]的神经网络模型。与传统的深度学习方法相比,神经算子学习具备同时对一类偏微分方程问题进行建模和预测的能力。基于经典的深度神经算子网络通用框架,本文引入 Transformer 模块^[22],进一步增强了通用框架多物理场的预测能力,以使其适用于多级涡轮的全景式流场预测框架。图 2 展示了基于 TNO 的涡轮级流场预测框架,TNO 的网络架构如下:分支网络(简称 B)主要对输入函数进行编码,具体是指处理几何与工况参数设计变量 x 的信息;主干网络(简称 T)是将查询位置进行编码并学习一组基函数,在流场预测框架中主要用于处理流采样点的坐标信息;物理场分化网络(简称 P)则主要建立编码的输入信息与输出物理场之间的映射关系。具体过程如下:在神经算子网络中,输入特征参数和子午流面的空间坐标特征分别由分支网络 B、主干网络 T 编码成相应的特征向量,并通过点积操作将编码信息进行融合,最后通过物理分化网络 P 映射至不同的物理场。上述过程的具体表达式如下

$$G(x)(r, z) =$$

$$S(B_k(x; \theta_b) T_k(r, z; \theta_t), k = 1, \dots, n; \theta_s) \quad (1)$$

式中: x 表征几何和工况等输入参数; r, z 分别为涡轮级子午流面的径向坐标和轴向坐标; θ_b, θ_t 和 θ_s 为模型的超参数; k 为特征向量的维度。

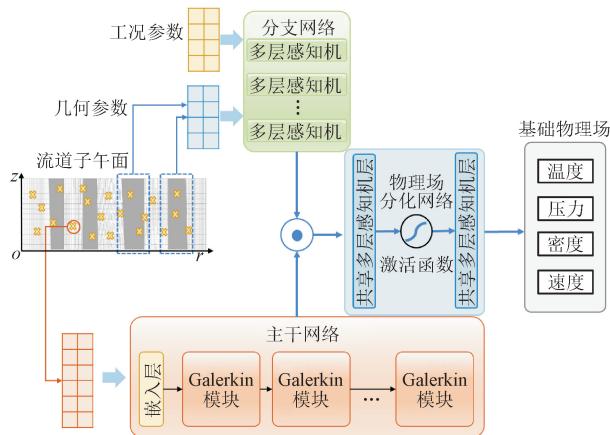


图 2 基于 TNO 的涡轮级流场预测框架

Fig. 2 TNO-based turbine flow field prediction framework

在上述 TNO 架构中,基于 Transformer 的主干网络是提升流场预测精度的核心要素^[23]。本文采用 Galerkin 型简单自注意力方法以代替传统 Transformer 模型中常见的 Vanilla 自注意力机制。这项改动简化了计算中的 Softmax 函数,可以显著提升网络前向计算的效率。图 3 所示为 Galerkin 注意力机制模块的内部结构,该自注意力机制具有对输入信息进行编码的能力,能够灵活地建立输入坐标间的交互权值关系。采用 Transformer 结构后,可接受非结构化网格离散的 CFD 流场来完成训练,同时还支持任意坐标的输出,提高了网络的通用性。

此外,采用物理场分化网络的方法是基于流场预测问题的物理规律,即不同物理场之间存在着较强的耦合关系。因此,TNO 架构将主干网络和分支网络的输出视为输入特征的编码信息,仅需要通过一个浅层的分化网络就能从完整编码中获得各类物理场的信息。相对于传统方法,分化网络的引入降低了预测多物理场模型的网络参数规模,降低了网络训练的难度。

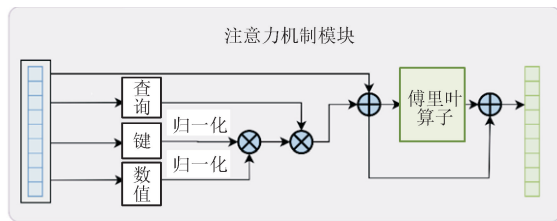


图 3 Galerkin 型自注意力机制模型

Fig. 3 Galerkin self-attention mechanism module

2 双级低压涡轮全景式流场预测模型

为了验证基于 TNO 全景式流场预测框架对于多级涡轮性能评估的有效性,以某双级低压涡轮为研究对象,建立了适用于涡轮级全景式流场预测模型,以使其应用于涡轮通流设计的工程应用中。

2.1 问题描述

本文选取某双级低压涡轮为研究对象,首先通过 NUMECA AutoGrid5 软件进行网格划分,并采用商用 CFD 软件进行几何建模和数值计算,如图 4(a)所示。其中,第 1 级静叶叶片数为 80,第 1 级动叶、第 2 级静叶和第 2 级动叶的叶片数均为 100。在设计工况条件下,设置进口总压为 101 325 Pa,进口总温为 400 K,出口静压为 87 160 Pa,转速为 1 350 r/min,

进口湍流度为 5%。湍流模型采用 SST 模型,壁面为无滑移绝热壁面。随后在设计工况条件下进行网格无关性验证,选取网格数为 174、220、304、341 万分别进行数值计算,结果如图 4(b)所示。可知,随着网格数量的增多,总总效率 η_{TT} 逐渐增大,当网格数增大至 304 万时, η_{TT} 趋于稳定,因此选取 304 万网格进行后续数据集样本的采集。

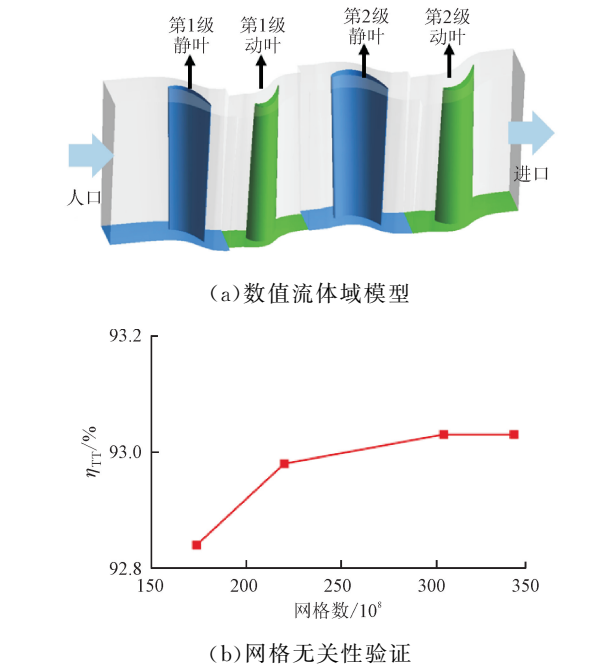


图 4 数值模型和网格无关性验证

Fig. 4 Numerical model and grid independence verification

2.2 数据集准备

在确定双级低压涡轮几何模型的基础上,数据集的构建在很大程度上决定了深度学习模型的预测精度和适用范围。涡轮叶片的参数化方法采用了较为成熟的三维造型算法,基于改进的 Pritchard 几何参数化方法^[24]分别绘制了“叶根-叶中-叶尖”3 个基元叶型,然后将二维基元叶型进行重心积叠生成三维涡轮叶片。对于二维基元叶型,通常以 11 个几何参数来进行造型。然而,根据涡轮叶型设计经验以及文献^[25],选取其中 6 个关键参数作为几何输入特征,其中入口几何角、圆心连接角、有效出气角、入口楔角和出口偏转角的变化范围均为 $-2^{\circ} \sim 2^{\circ}$,关联系数的变化范围为 $-0.1 \sim 0.1$ 。进一步地,对于每一列叶栅,使用 18 个几何参数来生成叶根、叶中和叶顶 3 个截面的型线。综上所述,共使用 72 个几何参数表征涡轮叶片的几何形状,双级低压涡轮不同叶高截面叶型几何参数采样范围如图 5 所示。

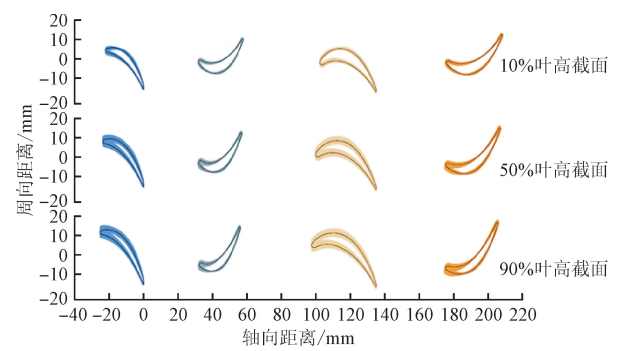


图 5 不同叶高截面叶型采样范围

Fig. 5 Schematic diagram of the sampling range of profiles with different blade height sections

除了选取涡轮叶型几何采样范围之外,还需确定涡轮工况参数的采样范围。当多级涡轮进行数值计算时,通常给定进口总压总温、出口静压、进口气流角以及动叶转速,采样范围以设计工况为基准,其中入口总压为 95~107 kPa,入口总温为 360~440 K,出口静压为 85~90 kPa,物理转速为 950~1 450 $r \cdot \min^{-1}$ 。

综上所述,结合 72 个几何参数和 4 个工况参数,在确定 76 个输入参数采样范围的基础上,利用拉丁超立方采样方法共生成 1 960 组样本用于流场预测模型的训练和测试。为了构建模型训练的数据集,采用网格数量和边界条件设置方法进行 CFD 数值计算,并通过后处理软件将三维流场进行周向积分转化为子午流面的物理场,进而构建输入参数和输出流场映射的数据集。其中,子午流面的物理场数据按结构化的数据处理,取像素节点数为 64×256 。随后,随机选取其中 1 760 个样本为训练集,200 个样本为测试集。

2.3 模型训练与评估

在数据集构建的基础上,选取静压、静温、绝对速度的 3 个分量以及密度作为基础物理场,同时考虑到转子域存在相对物理场和绝对物理场的区别,进一步将相对总温场和绝对总温场也作为基础物理场,因而多级涡轮任意感兴趣的物理量均可基于上述 8 个基本物理场来计算获得。然后,构建了所有基础物理场预测值和 CFD 真实值的均方误差作为预测模型的损失函数,具体表达式如下

$$L_l(\hat{y}, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_j - y_j)^2, j = 1, 2, \dots, 8 \quad (2)$$

式中: N 为评估样本数; $y, \hat{y}$ 分别为 CFD 真实值和模型预测值。

采用 Pytorch 深度学习框架搭建神经算子网络

及数据处理程序,并且采用 Adam 优化器来优化网络权重参数。所有网络在训练集上进行 1 000 次迭代步训练,其中前 700 次迭代步中,学习率设置为 0.001,在最后 300 次迭代步中,学习率降低为 0.000 1。将所提 TNO 网络的预测精度与应用广泛的 UNet 网络进行预测结果对比分析,两种神经网络在训练过程中损失函数的收敛曲线如图 6 所示,可知两个网络均有较好的收敛的效果,且 TNO 精度最高,损失函数降低到了 10^{-4} 以下。

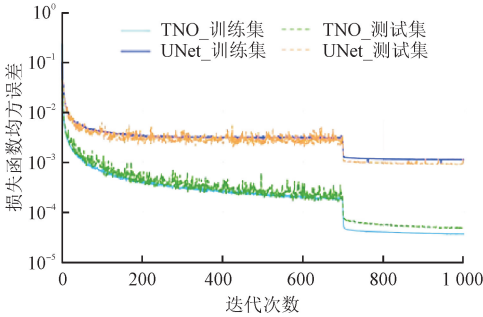


图 6 不同神经网络损失函数收敛曲线

Fig. 6 Convergence curves of loss functions of different neural network

为衡量流场预测模型的预测精度,采用决定系数 R^2 和二范数相对误差 E_{L2} 对模型预测误差进行评估,相关表达式如下

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (3)$$

$$E_{L2} = \frac{\|\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y}\|_2}{\|\mathbf{y}\|_2} \quad (4)$$

式中: N 为评估样本数; $\mathbf{y}$ 、 $\hat{\mathbf{y}}$ 分别为 CFD 计算值和模型预测值; $\bar{y}$ 为样本的平均值。

3 结果讨论

3.1 全景式性能预测能力测试

为了验证 TNO 模型在测试集中的预测精度,以基于二范数相对误差进行衡量,压力、温度、密度等标量的预测误差分别为 0.07%、0.04% 和 0.07%,其均小于 0.1%;3 个方向速度分量的预测误差相对较大,轴向速度和周向速度的平均相对误差达到 2%,径向速度的相对误差达到 8%。作为子午面径向速度分量,其相对误差较大的一个重要原因在于其绝对值变化范围较小,对应绝对误差在 1 m/s 的变化范围内,小于轴向速度和周向速度的绝对预测误差,即径向速度同样具有较高的预测精度。

表 3~表 5 分别展示了双级低压涡轮整机和第 1、第 2 级的总体性能预测结果,表中 Q 为涡轮功

率, α 为动叶出口气流角。可以看出,质量流量、功率、膨胀比、反动度和出口气流角等性能参数的预测误差均在 1% 以内,表明所构建的子午面预测模型可对低压涡轮任意关键性能参数进行高精度预测。

表 3 典型样本整机关键总体性能预测结果

Table 3 Prediction results of key overall performance for the entire turbine of a typical sample

方法	$m/(\text{kg} \cdot \text{s}^{-1})$	Q/W	π	$\eta_{\text{TT}}/\%$	$\eta_{\text{TS}}/\%$
CFD	9.90	129.49	1.13	92.32	85.79
预测	9.93	129.67	1.13	92.24	85.68
误差/%	-0.30	-0.14	0.01	0.08	0.11

表 4 典型样本第 1 级关键性能预测结果

Table 4 Prediction results of key performance for the first stage of a typical sample

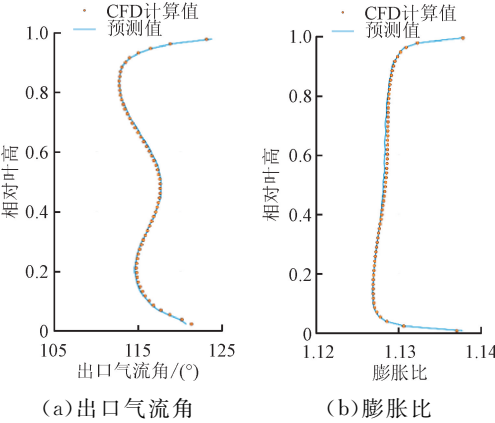
方法	Ω	$\alpha/(\text{^\circ})$	$\eta_{\text{TT}}/\%$	$\eta_{\text{TS}}/\%$
CFD	0.387	118.62	92.98	81.36
预测	0.385	118.58	93.01	81.38
误差/%	0.52	0.03	-0.03	-0.02

表 5 典型样本第 2 级关键性能预测结果

Table 5 Prediction results of key performance for the second stage of a typical sample

方法	Ω	$\alpha/(\text{^\circ})$	$\eta_{\text{TT}}/\%$	$\eta_{\text{TS}}/\%$
CFD	0.411	115.52	91.42	78.92
预测	0.407	115.53	91.02	78.47
误差/%	0.97	0.01	0.40	0.14

为进一步展示模型的全景式预测能力,图 7 给出了双级低压涡轮出口气流角、膨胀比、总静效率和总总效率沿叶高的分布,可以看出实线表示的模型预测结果与散点所示的 CFD 计算结果吻合良好。而除双级涡轮整机关键性能沿叶高的分布外,图 8 进一步展示了第 1、2 级总总效率、反动度等参数沿叶高的分布。相较于其他性能参数,所预测的第 2 级总总效率和反动度沿叶高的分布与 CFD 结果相差相对较大,但整体趋势和数值均吻合良好。



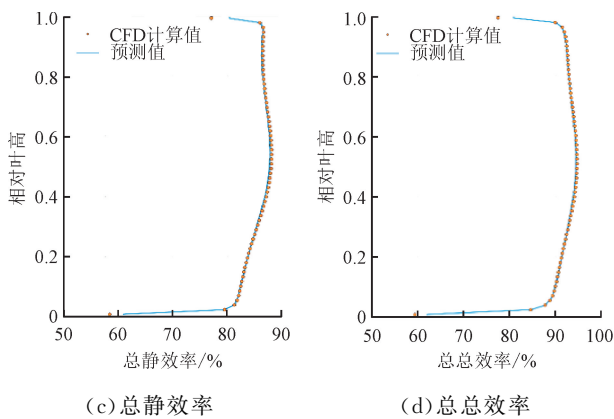


图 7 典型样本整机关键性能参数沿叶高分布的预测结果
Fig. 7 Prediction results of key performance parameters of a typical sample along the blade height distribution

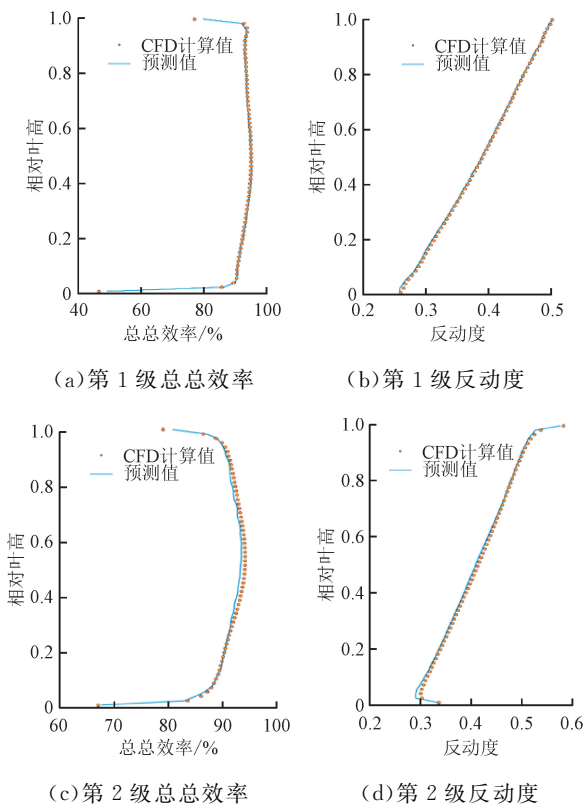


图 8 典型样本涡轮第 1 级和第 2 级性能参数沿叶高分布的预测结果

Fig. 8 Prediction results of performance parameters along the blade height for the first and second stage of a typical sample

3.2 预测模型精度对比

在验证全景式预测框架有效性的基础上,本节将全景式预测框架下的 TNO 模型与 UNet 模型进行对比,以验证 TNO 模型的预测精度。

基于 200 个随机生成的测试集样本,图 9 展示了 TNO、UNet 所获得基础物理量的平均相对误差。整体而言,TNO、UNet 对于压力、温度和密度的预测误差较小,二者相对预测误差均在 0.5% 以下。而对于 3 个方向的速度分量,TNO、UNet 的预测误差均相对较大,其中 TNO 模型对于轴向速度分量和周向速度分量的预测相对误差控制在 2% 以内,而对径向速度分量预测误差较大的一个重要原因在于涡轮级子午面内的速度绝对值变化范围较小,其绝对预测误差在 1 m/s 以内。相较而言,UNet 模型对于速度的相对预测误差均明显高于 TNO 预测模型。

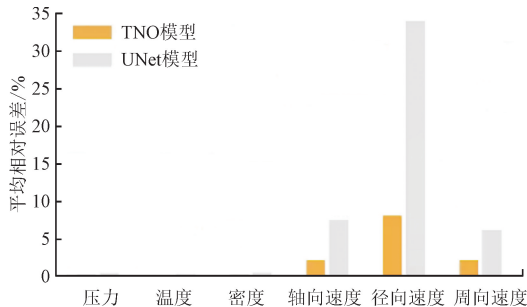
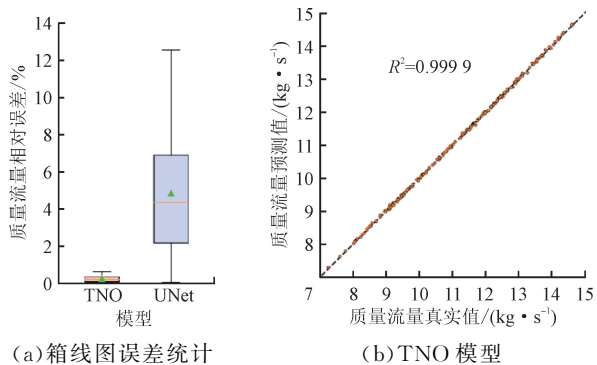


图 9 测试集样本基础物理量预测平均相对误差对比
Fig. 9 Comparison of the mean relative errors of prediction of the basic physical parameters in the test set samples

200 个随机生成的测试集样本的预测结果如图 10、图 11 所示,可知 TNO 预测得到的质量流量和膨胀比预测误差中位数、均值均显著小于 UNet 模型的预测结果。比较图 10(b)、10(c)可以看出,基于 TNO 得到的质量流量与 CFD 计算样本对紧密分布在 45°线(即 $y=x$)附近,对应决定系数 R^2 达到 0.999 9,相对误差在 1% 以内,而 UNet 预测得到的样本对分布分散度相对较大。以上分析表明,TNO 模型除具有全景式预测能力外,相较于 UNet 模型在整个预测空间的精度得到显著提升。



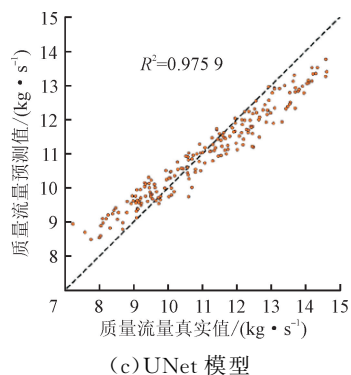


图 10 质量流量预测结果对比

Fig. 10 Comparison of mass flow prediction results

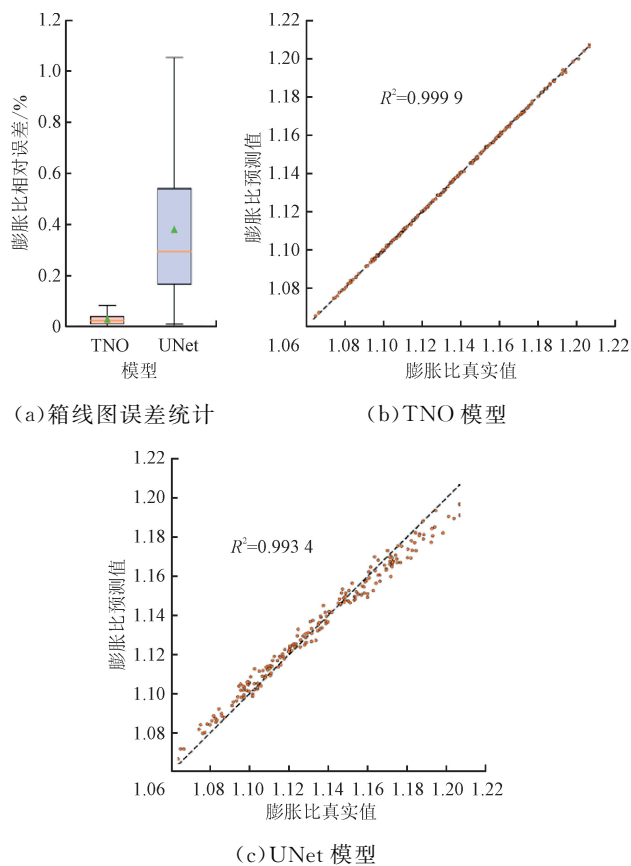


图 11 膨胀比预测结果对比

Fig. 11 Comparison of expansion ratio prediction results

4 结 论

针对大多数流场预测模型主要针对特定性能指标开展建模与预测,导致其预测能力单一,需针对各目标性能分别建立预测模型,难以满足涡轮多参数性能预测工程需求的问题,开展了涡轮级子午面全景式流场预测方法研究,可得如下主要结论。

(1)结合各流动参数层级关系,提出了先对涡轮

级子午面温度场、压力场、密度场、速度场等 6 大基础物理量进行预测,进而对子午面任意关键性能参数进行预测的全景式预测框架,以解决传统预测模型需针对涡轮各性能参数分别构建而导致其建模效率低、工程适用性差的问题。

(2)在子午面全景式预测框架的基础上,将 Transformer 融入到神经算子网络中,建立了 Transformer 增强的子午面全景式预测模型。

(3)以双级低压涡轮为例,建立了 TNO 子午面全景式预测模型,并将其与基于经典 UNet 模型的全景式预测模型进行比较。结果表明,所构建的 TNO 子午面全景式预测模型可对双级低压涡轮质量流量/功率/膨胀比等总体性能参数、出口气流角/级反动度等沿叶高的分布以及子午面熵值分布云图等进行高精度预测,且 TNO 预测精度显著高于基于经典 UNet 的全景式预测模型。

参考文献:

- [1] 陈海昕,邓凯文,李润泽. 机器学习技术在气动优化中的应用[J]. 航空学报, 2019, 40(1): 47-63.
CHEN Haixin, DENG Kaiwen, LI Runze. Utilization of machine learning technology in aerodynamic optimization [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2019, 40(1): 47-63.
- [2] 刘浩,李国庆,张深,等. 机器学习在涡轮机械中的应用进展[J]. 工程热物理学报, 2023, 44(4): 938-951.
LIU Hao, LI Guoqing, ZHANG Shen, et al. Application progress of machine learning in turbomachinery [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2023, 44(4): 938-951.
- [3] ZHANG Weihao, LI Lele, LI Ya, et al. A parameterized-loading driven inverse design and multi-objective coupling optimization method for turbine blade based on deep learning [J]. Energy, 2023, 281: 128209.
- [4] VIANA F A C, SIMPSON T W, BALABANOV V, et al. Special section on multidisciplinary design optimization: metamodeling in multidisciplinary design optimization: how far have we really come? [J]. AIAA Journal, 2014, 52(4): 670-690.
- [5] FUJIYOSHI H, HIRAKAWA T, YAMASHITA T. Deep learning-based image recognition for autonomous driving [J]. IATSS Research, 2019, 43(4): 244-252.
- [6] CHOWDHARY K R. Natural language processing [M]// CHOWDHARY K R. Fundamentals of Artificial Intelligence. New Delhi: Springer India, 2020: 603-649.
- [7] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning [J].

- Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [8] 汪奇, 杨力, 饶宇. 深度学习方法在涡轮冷却中的应用综述 [J]. 工程热物理学报, 2022, 43(3): 656-662.
WANG Qi, YANG Li, RAO Yu. A review of deep learning methods in turbine cooling [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2022, 43(3): 656-662.
- [9] 张伟伟, 寇家庆, 刘溢浪. 智能赋能流体力学展望 [J]. 航空学报, 2021, 42(4): 20-65.
ZHANG Weiwei, KOU Jiaqing, LIU Yilang. Prospect of artificial intelligence empowered fluid mechanics [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2021, 42(4): 20-65.
- [10] BRUNTON S L, NOACK B R, KOUMOUTSAKOS P. Machine learning for fluid mechanics [J]. Annual Review of Fluid Mechanics, 2020, 52: 477-508.
- [11] SEKAR V, JIANG Qinghua, SHU Chang, et al. Fast flow field prediction over airfoils using deep learning approach [J]. Physics of Fluids, 2019, 31(5): 057103.
- [12] CHEN Junfeng, LIU Changxing, XUAN Liming, et al. Knowledge-based turbomachinery design system via a deep neural network and multi-output Gaussian process [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 252: 109352.
- [13] LI Jinxing, LIU Tianyuan, WANG Yuqi, et al. Integrated graph deep learning framework for flow field reconstruction and performance prediction of turbomachinery [J]. Energy, 2022, 254, Part C: 124440.
- [14] BRUNI G, KRISHNABABU S, JACKSON S. Application of machine learning to forced response predictions of an industrial axial compressor rotor blade [J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2023, 145(1): 011019.
- [15] BRUNI G, MALEKI S, KRISHNABABU S K. C(NN)FD: a deep learning framework for turbomachinery CFD analysis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(8): 10230-10237.
- [16] 郭振东, 成辉, 陈云, 等. 融合相似性原理的涡轮叶型流场预测方法研究 [J]. 力学学报, 2023, 55(11): 2647-2660.
GUO Zhendong, CHENG Hui, CHEN Yun, et al. Study on flow field prediction of turbine blades by coupling similarity principle [J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2023, 55(11): 2647-2660.
- [17] WANG Qi, YANG Li, RAO Yu. Establishment of a generalizable model on a small-scale dataset to predict the surface pressure distribution of gas turbine blades [J]. Energy, 2021, 214: 118878.
- [18] 赵宇轩, 陈子峰, 黄丞明, 等. 压气机叶片叶根轮槽物理场预测及快速优化设计 [J]. 西安交通大学学报, 2024, 58(4): 96-106.
ZHAO Yuxuan, CHEN Zifeng, HUANG Chengming, et al. Physical field prediction and fast optimization design of compressor blade roots and grooves [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2024, 58(4): 96-106.
- [19] 孙逸. 基于 S1/S2 流面耦合理论的航空发动机流道设计技术与研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- [20] 蒲永彬. 一体化二元变几何进气道设计及气动性能研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2018.
- [21] CHEN Tianping, CHEN Hong. Universal approximation to nonlinear operators by neural networks with arbitrary activation functions and its application to dynamical systems [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1995, 6(4): 911-917.
- [22] PARMAR N, VASWANI A, USZKOREIT J, et al. Image transformer [C]//Proceedings of the 35th International Conference on Machine Learning. Chia Laguna Resort, Sardinia, Italy: PMLR, 2018: 4055-4064.
- [23] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, NY, USA: Curran Associates Inc., 2017: 6000-6010.
- [24] PRITCHARD L J. An eleven parameter axial turbine airfoil geometry model [C]//ASME 1985 International Gas Turbine Conference and Exhibit. New York, USA: ASME, 1985: V001T03A058.
- [25] HAMAKHAN I A, KORAKIANITIS T. Aerodynamic performance effects of leading-edge geometry in gas-turbine blades [J]. Applied Energy, 2010, 87(5): 1591-1601.

(编辑 赵炜 杜秀杰)