

基于 RBF 神经网络的压气机叶片面 压力场预测研究*

姚明辉¹, 王兴志², 吴启亮¹, 牛燕¹

(1. 天津工业大学 航空航天学院, 天津 300387;
2. 天津工业大学 控制科学与工程学院, 天津 300387)

摘要: 航空发动机压气机内部流动气流特性复杂, 叶片所处的涡状流场具有高压、高速、旋转和非定常等特点, 因此, 亟需高效、准确地计算和预测压气机叶片复杂流场的气动特性. 该文针对航空发动机叶片复杂流场的研究, 通过计算流体动力学 (computational fluid dynamics, CFD) 方法, 生成不同工作状态下的叶片表面气动载荷分布. 采用径向基函数 (radial based function, RBF) 神经网络建立压力面表面气动载荷预测模型, 将神经网络建模方法与流场计算相结合, 神经网络方法能够对基于 CFD 的数据集进行学习和训练, 适当地弥补来自计算流体动力学的误差, 为有效预测航空发动机压气机叶片复杂流场提供了参考渠道.

关键词: 径向基神经网络; 计算流体动力学; 压气机叶片流场

中图分类号: O31 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.440054

RBF Neural Network Based Prediction on Blade Surface Pressure Fields in Compressors

YAO Minghui¹, WANG Xingzhi², WU Qiliang¹, NIU Yan¹

(1. School of Aeronautics and Astronautics, Tiangong University,
Tianjin 300387, P.R.China;

2. School of Control Science and Engineering, Tiangong University,
Tianjin 300387, P.R.China)

Abstract: The airflow characteristics of the internal flow path of an aero-engine compressor are complex, and the vortex flow field around the blade is characterized by high pressure, high speed, rotation, and unsteadiness. Therefore, there is an urgent need to calculate and predict the aerodynamic characteristics of the complex flow field around the compressor blade efficiently and accurately. The computational fluid dynamics (CFD) method was used to generate the aerodynamic load distribution on the blade surface under different operating conditions for the study of the complex flow fields around aero-engine blades. The radial based function (RBF) neural network was applied to establish the pressure surface aerodynamic load prediction model, and the neural network modeling method was combined with the flow field calculation. The neural network method can learn and train the CFD-based data set to properly compensate the errors from the CFD, which provides a reference

* 收稿日期: 2023-03-02; 修订日期: 2023-05-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(11972253); 天津市自然科学基金重点项目(19JCZDJC32300)

作者简介: 姚明辉(1971—), 女, 教授, 博士, 博士生导师(通讯作者. E-mail: merry_mingming@163.com).

引用格式: 姚明辉, 王兴志, 吴启亮, 牛燕. 基于 RBF 神经网络的压气机叶片面压力场预测研究[J]. 应用数学和力学, 2023, 44(10): 1187-1199.

for the effective prediction of the complex flow fields around aero-engine compressor blades.

Key words: radial basis neural network; computational fluid dynamics; compressor blade flow field

0 引 言

航空发动机内部流道气流特性复杂,压气机的工作原理是将空气进行压缩,从而提高气体的压力与密度,为燃烧室提供高压空气.航空发动机压气机内部流场由于叶盘在高转速旋转条件下,流道气流特性复杂,极易产生大幅非线性振动^[1-2],其内部流场存在多种扰动源,包含转捩过程的强非线性、三维、非定常复杂湍流^[3-4].由于存在剧烈的功能转换,压气机流道内流场空间中各点的流速、温度和压强等物理参数也具有显著的差异.在压气机流场上述固有的复杂性基础上,随着航空工业的发展,先进飞行器的设计对压气机的性能指标提出了更高的要求,如获得更高的增压比、更高的增压效率和更高的稳定性等^[5],这些都给航空发动机压气机的设计和制造带来了严峻的挑战,同时也会导致压气机流场的复杂程度进一步提高.综上所述,航空发动机压气机流道内的流场是十分复杂的,如何建立复杂流场的气动力模型颇具挑战性.在计算流体动力学中,对航空发动机、航天器等气动行为的模拟计算需要大量的时间成本,如何准确、更快地得到模拟结果成为研究热点之一.近年来,随着人工智能的不断推进,为空气动力学、流体力学等领域的研究带来了新的思路,把神经网络等人工智能理论引入到空气动力学的数据建模中,为解决科学难题和工程核心技术提供了新方法和新技术,同样,也为气体动力学的研究指引了新的方向^[6-10].

由于神经网络能够很好地研究流场的大量气动数据、解决流场理论分析的复杂性,所以,近年来,一些专家和学者开始利用神经网络方法研究气体动力学领域的一些科学问题.Linse 等^[11]在1993年首次将神经网络技术用于气动参数识别问题,开拓了采用神经网络模型对空气动力学数据建模的先河.Brunton 等^[12]概述了机器学习的基本方法,概述了应用在流体力学中的机器学习方法过去的历史、当前发展状况和未来展望,并讨论了它们在理解、建模、优化和控制流体流动方面的用途.张天姣等^[13]综述了人工智能方法的发展现状及发展历程,以及在气动力建模和先进飞行器设计中的应用.何磊等^[14]基于翼型的气动特性,建立了一种深度神经网络模型,能够比较准确地预测气动系数,拓展了气动特性深度学习建模方法,但该方法训练数据较少,提取的特征物理解释性较差.Fei 等^[15]分别使用线性回归方法、非线性回归方法和人工神经网络方法对压气机二维叶栅模型的总压损失进行了预测,研究表明,这些方法都具有较高的精度,能够满足工程上的预测需要.Zhao 等^[16]应用卷积神经网络,通过样本训练建立了流体力学计算得到的钝体形状与流体力的映射关系,实现了对新型钝体的流体力的预测.Pazireh 和 Defoe^[17]基于人工神经网络提出了一种压气机非均匀流场的精确预测方法,对比研究了 NASA 67 号转子在均匀流、非均匀流、非定常 Reynolds 数等情况下的压气机复杂流场.Ren 等^[18]将随机梯度下降和支持向量回归相结合,提出了一种压气机气动模型的数据驱动建模方法,将批量学习和在线学习相结合,可以显著降低计算时间成本.Zhang 等^[19]采用机器学习中的极值梯度增压算法建立了三维非定常气动力衰减模型,该模型可以在叶片的振动过程中获得任意空间位置的气动载荷,而且气动载荷的计算结果与 CFD 仿真结果一致.在 CFD 仿真中,叶片边缘极限位置的数据有较大的波动,而中间部分分布平滑,说明边缘极限位置可能存在一定的误差.Li 等^[20]所构建的基于机器学习的降阶气动力模型能够较好地预测叶片的非定常气动力,计算成本较低.Qin 等^[21-22]基于强化学习,提出了一种压气机叶片多目标优化方法,使叶片型线的总压损失系数降低了 3.59%;利用人工神经网络方法设计了一种优化叶片形状的方法,显著地减小了压气机的总压损失.廖鹏等^[23]提出了一种基于深度学习的混合翼型前缘压力分布预测方法,与 CFD 计算方法相比,深度学习方法大幅度地减少了计算时间,在满足计算精度的条件下提高了计算效率.王沐晨等^[24]采用计算流体动力学方法模拟翼型气动力数据,使用卷积神经网络预测翼型气动力,结果较为准确.杜周等^[25]提出了一种压气机叶栅流场气动参数预测方法,将 CFD 与机器学习相结合,有效预测了压气机叶栅流场气动参数.现有文献中,神经网络与计算流体动力学的结合大多集中在机翼平动流场的建模上,将神经网络方法应用在压气机叶片流场建模的研究十分有限,所以本文将神经网络方法与压气

机叶片复杂流场相结合具有一定的研究意义。

人工智能在空气动力学领域的结合研究是适用的,对航空发动机整体叶盘气动特性的分析中应用机器学习等方法可行的,所以建立准确的压气机流场模型,对压气机的设计和制造具有重要的理论指导意义和实际应用价值。本文基于 RBF 神经网络方法对航空发动机压气机叶片面压力场进行了计算预测。本文的主要结构安排如下:第 1 节利用航空发动机压气机叶片的几何数据,得到了叶片气动载荷数据。第 2 节介绍了 RBF 神经网络的基本概念及其优点。第 3 节建立压气机叶片复杂流场的神经网络模型,对压气机叶片的气动数据进行了预测分析,与 CFD 计算结果进行比较,验证了模型的准确性。最后,得出了几个结论,分析了模型的适用性,为人工智能方法与和压气机叶片气动参数结合提供了新思路。

1 气动载荷生成实验

整体叶盘各个叶片的几何条件都为对称,本文构建一个叶片的模型进行研究。由于叶盘具有循环对称性,所以本文采用循环对称分析法进行分析,即对单个叶片进行气动载荷计算。本文使用 ANSYS 软件生成压气机叶片气动载荷,此整体叶盘共包含 24 个叶片,首先在 Solidworks 软件中建立一个扇区的三维模型,导入到 ANSYS Workbench。叶片网格划分节点数为 25 000 个,共 24 552 个单元,六面体网格数为 24 552 个,负网格数为 0,叶片压力面共 8 900 个节点,叶片网格最小宽度为 1.37 mm,最大宽度为 4.24 mm。流道网格划分节点数为 1 673 800 个,共 1 568 160 个单元,六面体网格数为 1 568 160 个,负网格数为 0。压气机叶片的三维模型如图 1(a)所示,其网格划分细节如图 1(b)叶片尖部所示。叶片所处流道的三维图如图 2(a)所示,其网格划分如图 2(b)所示。

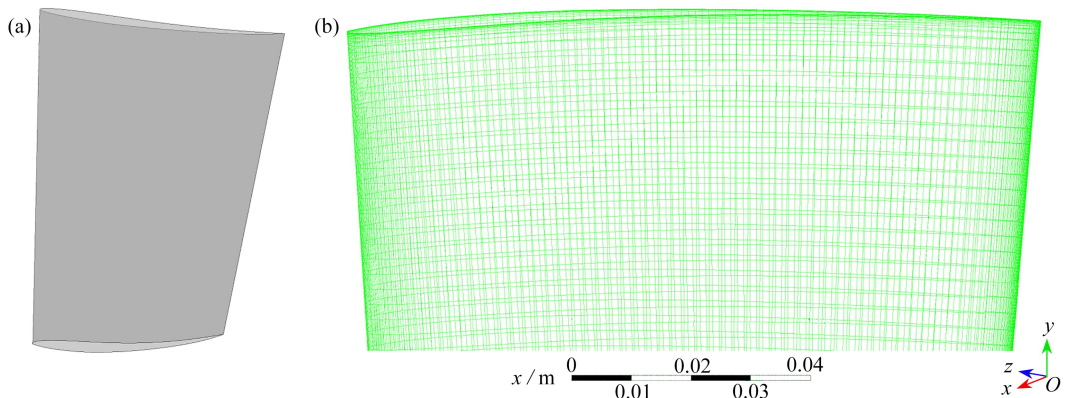


图 1 叶片网格划分

Fig. 1 The blade meshing

ANSYS CFX 采用有限体积法,求解 N-S 方程^[26],湍流模型为 $k-\varepsilon$ 模型,控制方程为连续方程、能量方程、动量方程、湍动能耗散方程、湍动能方程,网格单元是六面体网格。在 CFX 中流域的边界条件为:上下网格壁面设置为壁面粗糙程度为光滑(smooth wall),热传递设置为绝热(adiabatic),上壁面网格划分节点数为 16 738 个,六面体网格数为 15 840 个,下壁面网格划分节点数为 16 738 个,六面体网格数为 15 840 个。前后网格壁面设置为交界面处通量守恒(conservative interface flux),前壁面网格划分节点数为 19 900 个,六面体网格数为 19 404 个,后壁面网格划分节点数为 19 900 个,六面体网格数为 19 404 个。

材料选择为铝材料,密度为 $2\ 702\ \text{kg}/\text{m}^3$,比热容为 $9.03 \times 10^2\ \text{J}/(\text{kg} \cdot \text{K})$,Poisson 比为 0.3。对叶片进行网格划分,施加载荷,如转速、空气入口流量等参数。本仿真假设为理想的状态,忽略叶片的形变,所以边界条件为实际的约束,在 ANSYS 软件中流动方向为边界条件的法线,即垂直于边界条件。CFD 计算格式为 upwind,为一阶迎风。首先将转速设置为 $5\ 000\ \text{r}/\text{min}$,进口空气的流量设置为 $3\ \text{kg}/\text{s}$,初始温度为 $300\ \text{K}$,出口静压为 $150\ 000\ \text{Pa}$,湍流度水平设置为中等(intensity 设为 5%)。

图 3 为求解的收敛过程,结果均为收敛,收敛曲线目标值为各方向的动量与质量,分别为 $\delta_{p\text{-mass}}$, $\delta_{U\text{-mom}}$,

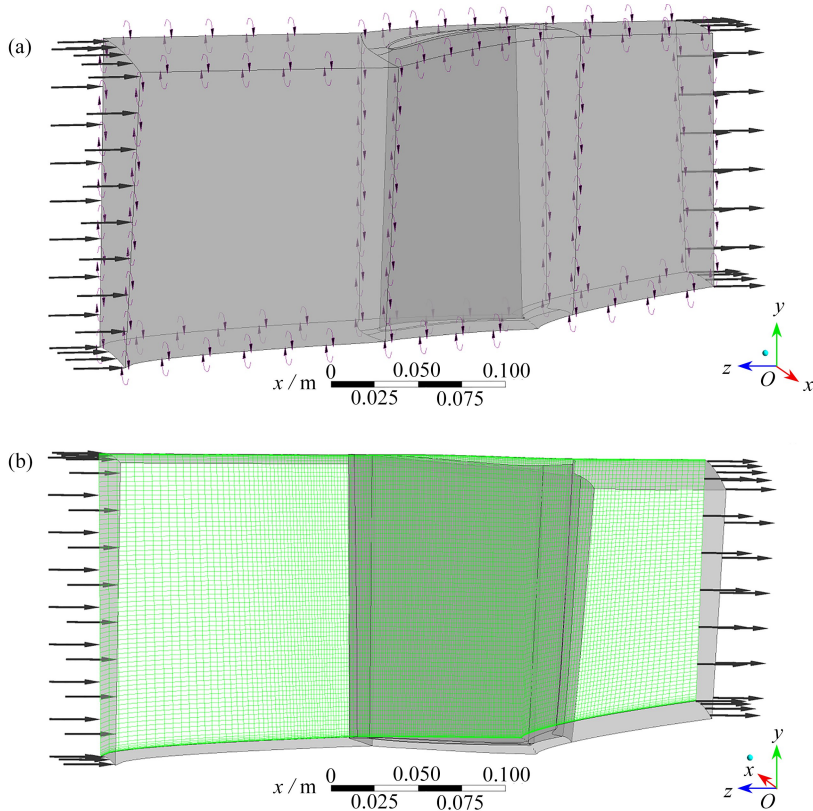
$\delta_{V\text{-mom}}, \delta_{W\text{-mom}}$


图2 流道网格划分

Fig. 2 The flow field channel meshing

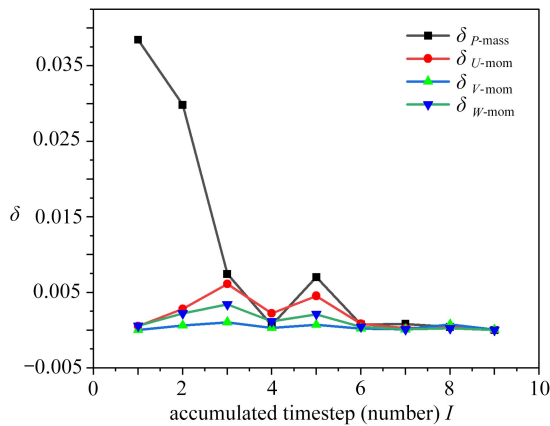


图3 收敛图

Fig. 3 The convergence plot

注 为了解释图中的颜色,读者可以参考本文的电子网页版本,后同。

叶片在流道中分为压力面和吸力面,压力面与吸力面之间的压力梯度产生航空发动机压气机的推力。吸力面,即上表面,一般是高速和低静压;压力面,即下表面,动量相对较小,静压相对较高。压力面与吸力面,以及叶尖与叶根的位置如图4所示。图5所示为压力面与气流方向及气流之间的位置关系,图6所示为吸力面与气流方向及气流之间的位置关系,从图中可以看出叶片压力面和吸力面与气流的位置关系,叶片吸力面压强分布变化范围相对较小,而压力面压强分布范围更广,因此本文主要对压气机叶片压力面的气动载荷开展研究分析。

首先进行叶片的区域划分,图7为叶片网格划分中叶尖与叶根,以及叶片中部的区域。叶片长度为160

mm, 叶片根部为 0~10 mm 区域, 叶片尖部为 150~160 mm 区域。图 8 为在叶片网格划分中叶尖与叶根分别在上下两端, 将叶片尖部区域定义为 region 1 (R1), 叶片中部区域定义为 region 2 (R2), 叶片根部区域定义为 region 3 (R3)。

由于叶尖与叶根在仿真计算中易出现不稳定的点, 所以本文选择对 R2 部分稳定的数据作为预测表面压力场的数据集。其中 R2 部分共 52 条线形数据, 每条线形 89 个样本点, 共计 4 628 个样本点。

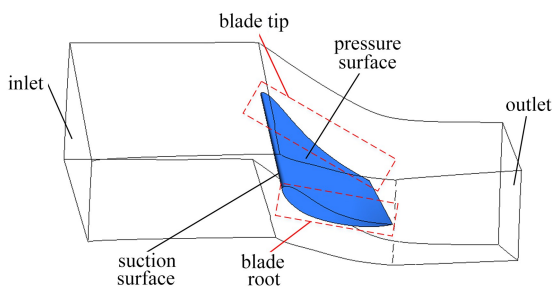


图 4 叶片在流道中的位置分布

Fig. 4 The blade position distribution in the flow passage

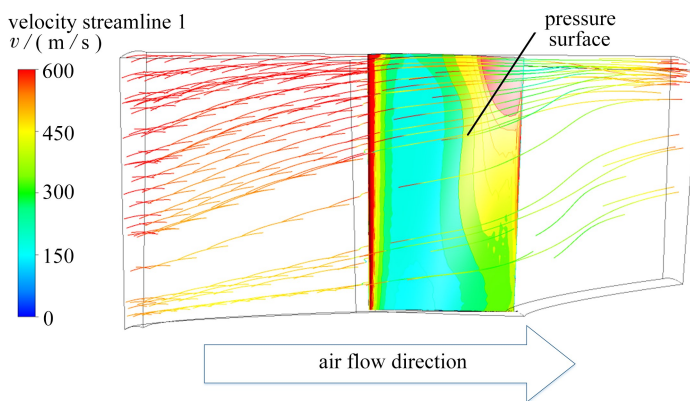


图 5 压力面气流方向图

Fig. 5 The flow direction diagram of the pressure surface

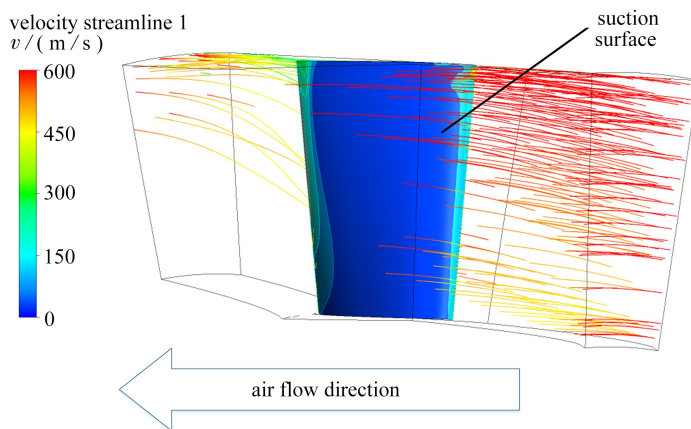


图 6 吸力面气流方向图

Fig. 6 The flow direction diagram of the suction surface

选取转速在 4 000 r/min, 8 000 r/min, 12 000 r/min, 16 000 r/min 和 20 000 r/min; 进气口空气质量流量在 1 kg/s, 3 kg/s, 5 kg/s, 7 kg/s 和 9 kg/s; 温度在 280 K, 290 K, 300 K, 310 K, 320 K, 330 K, 340 K 和 350 K; 出口静压在 15 000 Pa, 16 000 Pa, 17 000 Pa, 18 000 Pa, 19 000 Pa 和 20 000 Pa 下的气动载荷数据, 得到不同初始条件下的压气机叶片压力面气动载荷数据, 计算结果均收敛。对不同条件予以组合, 得到数据集。每种工作条件下各有 5 条线形数据, 从图 9 中可以看出, 其分为了 5 组, 分别为 c1, c2, c3, c4 和 c5, 对应的样本点编

号分别为2 137~2 225, 2 225~2 314, 2 314~2 403, 2 403~2 492和2 492~2 581.

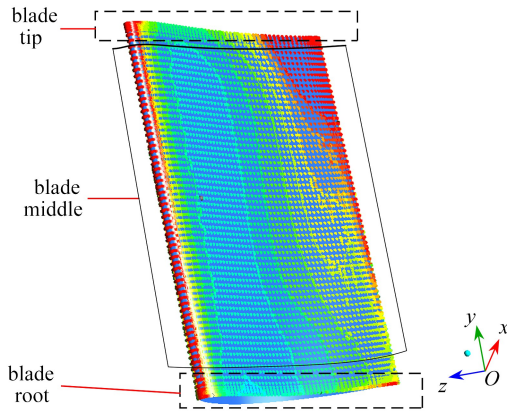


图7 叶片区域分布

Fig. 7 The leaf area distribution

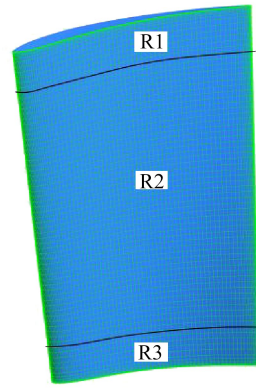


图8 选取的叶片线形数据

Fig. 8 The selected leaf profile data

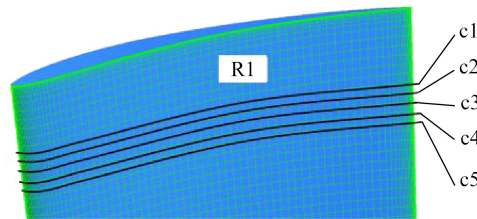


图9 各条线形位置

Fig. 9 Positions of each line type

实验编号初始条件的选取如表1所示.每组实验对应当前条件下的样本点数据集,本文进行了40组实验,对叶片中部稳定的点进行模型构建,选取样本点为叶片中部10~150 mm的位置,叶中R2部分样本点区域部分面的压力场,共52条线形数据,每条线形包含89个样本点,共计4 628个样本点,导出的样本点编号为2 137~6 764.每组实验设计从R2中选取5条线形数据,共445个样本点,样本点编号为2 137~2 581,则进行40组实验构建的数据集为17 800个样本点.

表1 实验设计

Table 1 Experimental design

experiment №.	rotational speed $\omega / (\text{r}/\text{min})$	entrance flow $q / (\text{kg}/\text{s})$	temperature T / K	outlet static pressure P_o / Pa
1	4 000	1	280	150 000
2	4 000	3	300	160 000
3	4 000	5	320	170 000
4	4 000	7	340	180 000
5	4 000	9	360	190 000
6	8 000	1	280	150 000
7	8 000	3	300	160 000
8	8 000	5	320	170 000
9	8 000	7	340	180 000
10	8 000	9	360	190 000
11	12 000	1	280	150 000
12	12 000	3	300	160 000
13	12 000	5	320	170 000
14	12 000	7	340	180 000
15	12 000	9	360	190 000

见续表

续表

experiment №.	rotational speed $\omega / (\text{r}/\text{min})$	entrance flow $q / (\text{kg}/\text{s})$	temperature T / K	outlet static pressure P_o / Pa
16	16 000	1	280	150 000
17	16 000	3	300	160 000
18	16 000	5	320	170 000
19	16 000	7	340	180 000
20	16 000	9	360	190 000
21	20 000	1	280	150 000
22	20 000	3	300	160 000
23	20 000	5	320	170 000
24	20 000	7	340	180 000
25	20 000	9	360	190 000
26	4 000	5	300	150 000
27	4 000	7	300	150 000
28	8 000	5	300	150 000
29	8 000	7	300	150 000
30	12 000	5	300	150 000
31	12 000	7	300	150 000
32	16 000	5	300	150 000
33	16 000	7	300	150 000
34	20 000	5	300	150 000
35	20 000	7	300	150 000
36	4 000	3	300	150 000
37	8 000	3	300	150 000
38	12 000	3	300	150 000
39	16 000	3	300	150 000
40	20 000	3	300	150 000

2 RBF 神经网络

BP 神经网络的输入层到隐层单元之间为权连接,而 RBF 神经网络输入层到隐层单元之间为直接连接, BP 神经网络易出现局部最小值,学习过程收敛速度慢,隐层与隐层节点数目难以确定,而 RBF 神经网络具有最佳逼近的特性,用 RBF 作为隐单元的“基”构成隐层空间,这样就可以将输入向量直接映射到隐层空间,其不需要通过权值连接。当 RBF 的中心确定后,也就确定了这种映射关系,隐层到输出空间的映射是线性的,即网络的输出等于隐层单元输出的线性加权和,且无局部极小问题存在,避免了局部最优。相较 BP 神经网络,RBF 神经网络具有更高的预测精度,能够得到更优的气动预测结果,所以本文选择 RBF 神经网络对数据进行训练预测。

本文选用的激活函数是 Gauss 核函数,如式(1)所示。Gauss 核函数具有良好的局部特性,随着与中心点的距离增大,RBF 的值呈单调递减趋势,并逐渐趋近于零。 x_i 为第 i 个输入样本, c_j 为中心点,即第 j 个神经元基函数的中心,表示半径宽度

$$R_i(x) = \exp\left(\frac{-\|x_i - c_j\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (1)$$

图 10 为 RBF 神经网络多输入单输出典型的基本结构,图中输入节点为 n 个,隐含节点为 m 个,输出节点为 1 个。任一输入向量 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$,第 j 个隐含单元的输出 RBF 为 $\varphi(\|\mathbf{X} - \mathbf{c}_j\|)$, $\mathbf{c}_j = [c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jn}]$ 为基函数的中心, $w_j (j = 1, 2, \dots, m)$ 为第 j 个隐含单元与输出单元之间的权值,RBF 神经网络的输出为

$$Y(\mathbf{X}) = \sum_{j=1}^m w_j \varphi(\|\mathbf{X} - \mathbf{c}_j\|), \quad j = 1, 2, \dots, m. \quad (2)$$

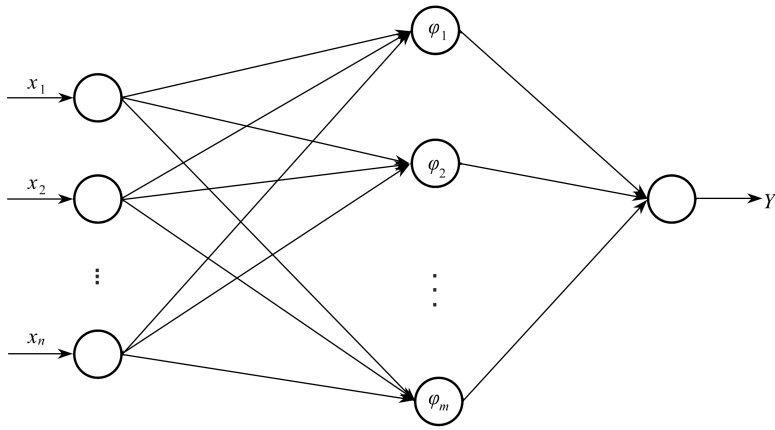


图 10 RBF 神经网络结构

Fig. 10 The RBF neural network structure

3 基于 RBF 神经网络的气动特性预测

首先对叶片 R1 和 R3 部分的不稳定部分进行验证。对本文第 1 节中转速 5 000 r/min, 进口空气流量 3 kg/s, 初始温度 300 K, 出口静压 150 000 Pa 条件下的数据进行建模, 即对单一叶片数据进行建模。输入层参数有 5 个, 分别为各个样本点的 Reynolds 数 Re 、Mach 数 Ma 、密度 ρ 、旋转能量 V_e 、叶片温度 T , 输入矢量为 $\mathbf{X} = [Re, Ma, \rho, V_e, T]$, 输出层为单输出, 为叶片各个样本点表面的压强。

在压气机叶片转速 5 000 r/min 下, 对其气动载荷数据进行训练, 训练集样本点编号为 2 137~5 696, 分别对叶片中部 5 条线形(样本点编号 5 697~6 141), 叶片尖部 5 条线形(样本点编号 8 456~8 900), 叶片根部 5 条线形(样本点编号 1~445)进行预测, 结果如图 11 所示。其中叶片中部误差为 2.76%, 叶片尖部误差为 17.69%, 叶片根部误差为 11%。RBF 神经网络模型在叶片 R2 部分具有很好的预测效果, 而在叶片 R1 和 R3 部分计算误差较大, 说明 CFD 在计算过程中, 在叶尖与叶根边缘极限的位置存在不稳定的点。所以接下来对面压力场预测时, 选取 R2 稳定的部分作为训练集。

由线压力场拓展到面压力场, 对叶片中部数据进行训练预测。神经网络的建模数据来自于航空发动机压气机叶片流场在第 1 节中不同实验条件组别的仿真数据。输入层参数有 8 个, 分别为叶片表面不同样本点的入口空气流量、初始温度、初始边界条件、Reynolds 数、Mach 数、密度、旋转能量、叶片温度等参数; 输出层为单输出, 为叶片表面压强。

由于所选的数据量纲不一致, 且数据分散, 样本跨度很大, 需要对样本进行预处理, 即归一化处理, 目的是使数据跨度缩小, 提高 RBF 神经网络的泛化能力, 便于建模与预测。因此对相应的数据按式(3)进行归一化处理,

$$x_i = \frac{x - x_i^{\min}}{x_i^{\max} - x_i^{\min}}, \quad (3)$$

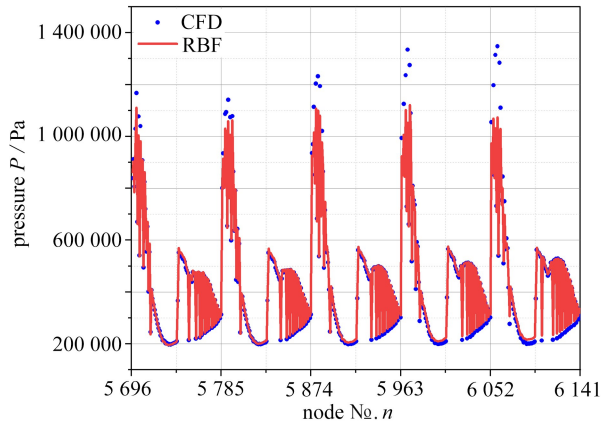
其中 x_i 为输入矢量的第 i 个分量, x_i^{\max} , x_i^{\min} 分别为第 i 个分量的最大值和最小值。

训练预测完毕后, 对数据进行反归一化, 将神经网络模型计算的结果与 CFD 计算结果比较计算其误差, 误差评价指标采用平均绝对百分比误差(MAPE)。式(4)中, E 为 RBF 神经网络的预测误差, σ_i^{RBF} 为 RBF 神经网络在第 i 个样本点的压强预测值, σ_i^{CFD} 为第 i 个样本点仿真所得压强值, K 为样本集数量:

$$E = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \left| \frac{\sigma_i^{\text{RBF}} - \sigma_i^{\text{CFD}}}{\sigma_i^{\text{CFD}}} \right| \times 100\% . \quad (4)$$

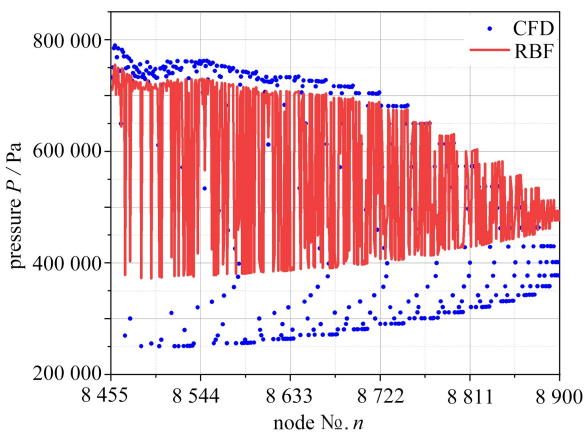
在前 35 组实验中, 数据样本点共 15 575 个, 此作为训练集, 通过 RBF 神经网络训练, 训练集的误差表现为 0.000 178, 模型在训练集表现良好, 接下来对模型进行测试。采用后 5 组实验对网络模型进行测试, 实现对后 5 组数据的预测, 预测在转速 4 000 r/min, 8 000 r/min, 12 000 r/min, 16 000 r/min, 20 000 r/min 下的气动

载荷数据,目的是通过输入不同的初始条件,采用神经网络模型来计算面的气动载荷。



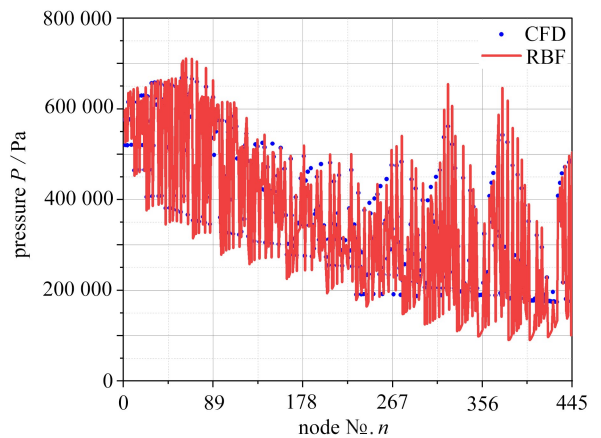
(a) 叶片中部

(a) The middle of the blade



(b) 叶片尖部

(b) The tip of the blade



(c) 叶片根部

(c) The root of the blade

图 11 转速 5 000 r/min 下叶片中部、尖部、根部 RBF 神经网络预测结果

Fig. 11 RBF neural network prediction results for the middle, the tip and the root at 5 000 r/min

图 12 为实验编号 36 使用 RBF 神经网络训练预测的结果对比,其平均预测误差为 4.59%。在叶片两侧边缘会出现偏差,如在样本点 2 412,CFD 计算值为 1 042 632 Pa,RBF 预测值为 930 126.8 Pa,出现本次计算最大偏差。

图 13 为实验编号 37 使用 RBF 神经网络训练预测的结果对比,其预测误差为 4.29%。出现的最大偏差也发生在样本点 2 412 处。从图 13 中可以看出,在样本点 2 403 起始的这一条线形,当到样本点 2 412 位置时,CFD 数据距离 RBF 预测数据跳跃较大,CFD 计算值为 1 042 632 Pa,RBF 预测值为 925 421.55 Pa。

图 14 为实验编号 38 使用 RBF 神经网络训练预测的结果对比,其预测误差为 2.42%,预测效果较好。样本点 2 412 的 CFD 计算值为 1 042 632 Pa,预测值为 1 000 119.098 Pa。

图 15 为实验编号 39 使用 RBF 神经网络训练预测的结果对比,其预测误差为 1.33%,为本文中计算效果最好的一组数据,但是误差较大的位置仍在叶片左右边缘极限的位置。

图 16 为实验编号 40 使用 RBF 神经网络训练预测的结果对比,其预测误差为 5.52%,为本文预测偏差最大的一组,其在几个边缘位置跳跃明显,如在样本点 2 500,其 CFD 计算数值为 824 037.4 Pa,RBF 计算数值为 731 257.9 Pa。

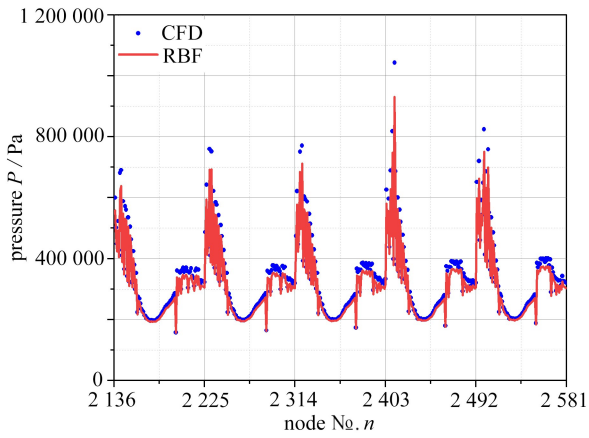


图 12 实验编号 36 的 RBF 预测数据与 CFD 计算数据对比

Fig. 12 Comparison of RBF prediction data and CFD calculation data for experiment number 36

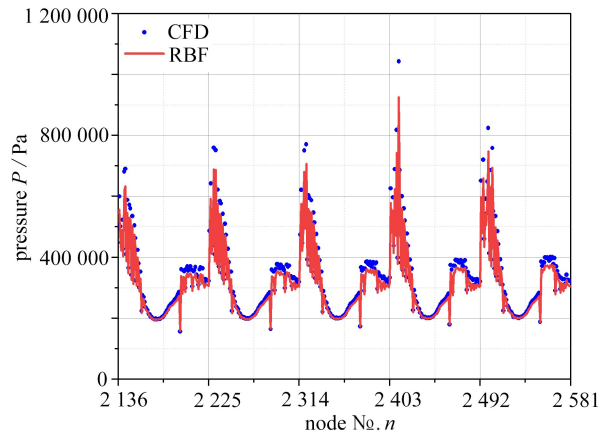


图 13 实验编号 37 的 RBF 预测数据与 CFD 计算数据对比

Fig. 13 Comparison of RBF prediction data and CFD calculation data for experiment number 37

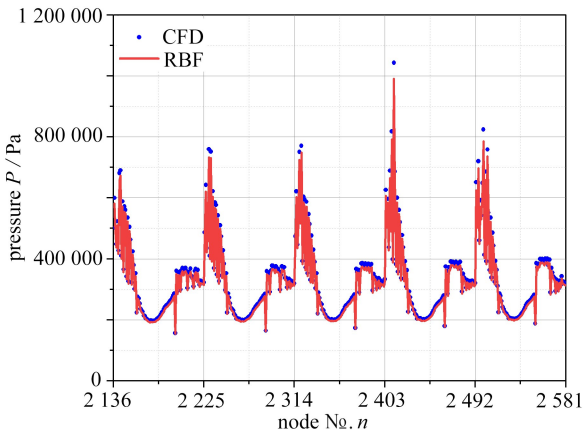


图 14 实验编号 38 的 RBF 预测数据与 CFD 计算数据对比

Fig. 14 Comparison of RBF prediction data and CFD calculation data for experiment number 38

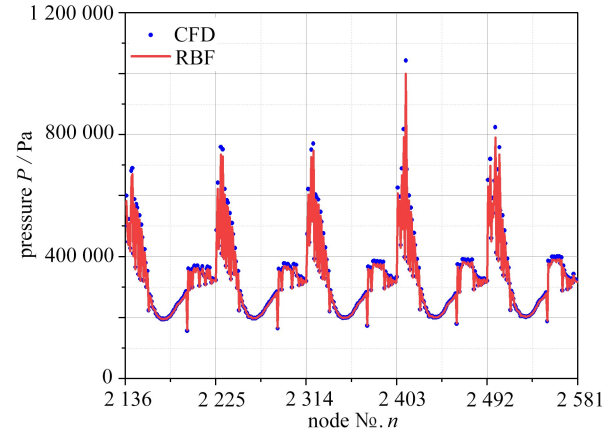


图 15 实验编号 39 的 RBF 预测数据与 CFD 计算数据对比

Fig. 15 Comparison of RBF prediction data and CFD calculation data for experiment number 39

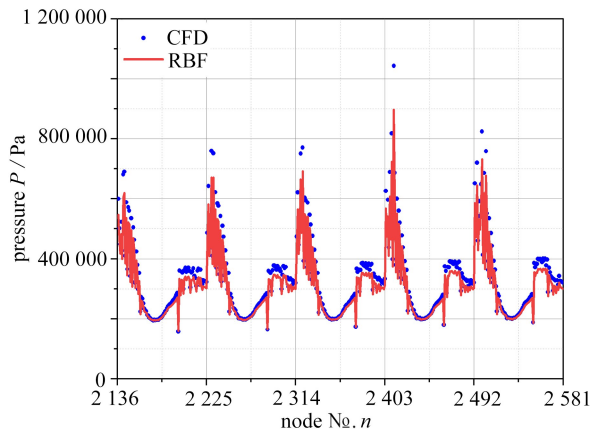


图 16 实验编号 40 的 RBF 预测数据与 CFD 计算数据对比

Fig. 16 Comparison of RBF prediction data and CFD calculation data for experiment number 40

误差对比如表 2 所示, RBF 计算结果与 CFD 仿真结果对比的误差主要来自于叶片左右两端边缘极限位置, RBF 神经网络在每条线形中部的样本点的计算误差较小, 说明了 CFD 仿真会在叶片边缘极限位置存在一些不稳定的点。

表 2 误差对比结果

Table 2 Error comparison results

rotational speed ω / (r/min)	4 000	8 000	12 000	16 000	20 000
error δ / %	4.59	4.29	2.42	1.33	5.52

在本文的 40 组实验的设计过程中,为了包含更广的数据范围,数据跨度相对较大,为验证所建立 RBF 神经网络模型的泛化能力,主要考虑叶片转速的影响,对跨度内的样本进行计算,并对未在 40 组实验中出现的 12 种转速情况进行预测,预测误差如表 3 所示,误差均在 5% 以下,说明 RBF 神经网络模型的预测效果较好。

表 3 其他转速条件下的预测误差

Table 3 Prediction errors at other speed conditions

rotational speed ω / (r/min)	entrance flow q / (kg/s)	temperature T / K	outlet static pressure P_o / Pa	error δ / %
5 000	3	300	150 000	1.2
6 000	3	300	150 000	2.3
7 000	3	300	150 000	2.6
9 000	3	300	150 000	2.7
10 000	3	300	150 000	3.1
11 000	3	300	150 000	2.4
13 000	3	300	150 000	2.6
14 000	3	300	150 000	3.1
15 000	3	300	150 000	2.6
17 000	3	300	150 000	2.4
18 000	3	300	150 000	2.5
19 000	3	300	150 000	3.0

4 结 论

本文将神经网络方法应用于航空发动机压气机复杂流场研究,基于无物理模型的思想,通过对航空发动机整体叶盘的气动载荷的数据建模,探索了适用气动数据的建模方法,实现了对复杂流场的高精度、低成本预测。

本文建立压气机叶片压力面压力场的 RBF 神经网络模型,对叶片表面压力场进行了预测分析,实现了人工神经网络方法计算压气机叶片表面压力,计算预测结果仅在转速 20 000 r/min 条件下的误差为 5.52%,其余条件下的误差均小于 5%。基于神经网络的压气机叶片复杂流场模型,可以通过改变初始条件来预测不同初始条件下压气机叶片的面压力场,同时在计算流体动力学仿真的过程中,叶片边缘极限位置存在一定的误差,神经网络方法可以弥补这一不足。

笔者下一步的工作将探索更优的机器学习算法,提高模型的预测精度;计算更为详细的数据集,使不同实验编号之间的数据更为稠密,能够包含尽可能多的压气机叶片表面流场的特征,为航空发动机压气机叶片的非线性动力学特性的研究提供有效预测的参考渠道。

参考文献 (References):

- [1] LI C F, SHE H X, TANG Q S, et al. The coupling vibration characteristics of a flexible shaft-disk-blades system with mistuned features[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2019, **67**: 557-572.
- [2] YANG J S, XIE J S, CHEN G G, et al. An efficient method for vibration equations with time varying coefficients and nonlinearities[J]. *Journal of Low Frequency Noise, Vibration and Active Control*, 2021, **40**(4): 1744-1763.
- [3] ZHAO Y M, XIA Z H, SHI Y P, et al. Constrained large-eddy simulation of laminar-turbulent transition in

- channel flow[J]. *Physics of Fluids*, 2014, **26**(9): 095103.
- [4] ZHAO Y M, YANG Y, CHEN S Y. Evolution of material surfaces in the temporal transition in channel flow[J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 2016, **793**: 840-876.
- [5] BAI B, BAI G C, LI C. Application of multi-stage multi-objective multi-disciplinary agent model based on dynamic substructural method in mistuned blisk[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2015, **46**: 104-115.
- [6] 王超, 王贵东, 白鹏. 飞行仿真气动力数据机器学习建模方法[J]. 空气动力学学报, 2019, **37**(3): 488-497. (WANG Chao, WANG Guidong, BAI Peng. Machine learning method for aerodynamic modeling based on flight simulation data[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2019, **37**(3): 488-497.(in Chinese))
- [7] BALLA K, SEVILLA R, HASSAN O, et al. An application of neural networks to the prediction of aerodynamic coefficients of aerofoils and wings[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2021, **96**: 456-479.
- [8] LOU J, ZHU W, WANG H, et al. Prediction of residual stress for machining aviation engine blade based on RBF neural network[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2018, **24**(2): 361-370.
- [9] 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): 52-68. (CHEN Haixin, DENG Kaiwen, LI Runze. Utilization of machine learning technology in aerodynamic optimization[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2019, **40**(1): 52-68.(in Chinese))
- [10] 赵翔, 茹东恒, 王鹏, 等. 基于 NARX 神经网络方法的汽轮机转子关键部位应力预测[J]. 应用数学和力学, 2021, **42**(8): 771-784. (ZHAO Xiang, RU Dongheng, WANG Peng, et al. On the stress prediction of key components in steam turbine rotors based on the NARX neural network[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2021, **42**(8): 771-784.(in Chinese))
- [11] LINSE D J, STENGEL R F. Identification of aerodynamic coefficients using computational neural networks [J]. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 1993, **16**(6): 1018-1025.
- [12] BRUNTON S L, NOACK B R, KOUMOUTSAKOS P. Machine learning for fluid mechanics[J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 2020, **52**(1): 477-508.
- [13] 张天姣, 钱炜祺, 周宇, 等. 人工智能与空气动力学结合的初步思考[J]. 航空工程进展, 2019, **10**(1): 1-11. (ZHANG Tianjiao, QIAN Weiqi, ZHOU Yu, et al. Preliminary thoughts on the combination of artificial intelligence and aerodynamics[J]. *Advances in Aeronautical Science and Engineering*, 2019, **10**(1): 1-11.(in Chinese))
- [14] 何磊, 钱炜祺, 汪清, 等. 机器学习方法在气动特性建模中的应用[J]. 空气动力学学报, 2019, **37**(3): 470-479. (HE Lei, QIAN Weiqi, WANG Qing, et al. Applications of machine learning for aerodynamic characteristic modeling[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2019, **37**(3): 470-479.(in Chinese))
- [15] FEI T, JI L C, YI W L. Performance characteristic modeling for 2D compressor cascades[J]. *International Journal of Turbo and Jet Engines*, 2019, **39**(3): 367-382.
- [16] ZHAO Y, MENG Y, YU P, et al. Prediction of fluid force exerted on bluff body by neural network method[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2020, **25**(2): 186-192.
- [17] PAZIREH S, DEFOE J. A new loss generation body force model for fan/compressor blade rows: application to uniform and non-uniform inflow in rotor 67[J]. *Journal of Turbomachinery*, 2022, **144**(6): 061005.
- [18] REN L H, YE Z F, ZHAO Y P. A modeling method for aero-engine by combining stochastic gradient descent with support vector regression[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2020, **99**: 105775.
- [19] ZHANG M M, HAO S R, HOU A P. Study on the intelligent modeling of the blade aerodynamic force in compressors based on machine learning[J]. *Mathematics*, 2021, **9**(5): 476.
- [20] LI K, KOU J Q, ZHANG W W. Deep neural network for unsteady aerodynamic and aeroelastic modeling across multiple Mach numbers[J]. *Nonlinear Dynamics*, 2019, **96**(3): 2157-2177.
- [21] QIN S, WANG S Y, WANG L Y, et al. Multi-objective optimization of cascade blade profile based on reinforcement learning[J]. *Applied Sciences-Basel*, 2021, **11**(1): 106.
- [22] QIN S, WANG S Y, SUN G, et al. New approach of inverse design of transonic compressor rotor blade via

- prescribed isentropic Mach distributions without modification of governing equations[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers(Part G): Journal of Aerospace Engineering*, 2022, **236**(7): 1422-1438.
- [23] 廖鹏, 姚磊江, 白国栋, 等. 基于深度学习的混合翼型前缘压力分布预测[J]. 航空动力学报, 2019, **34**(8): 1751-1758.(LIAO Peng, YAO Leijiang, BAI Guodong, et al. Prediction of hybrid airfoil leading edge pressure distribution based on deep learning[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2019, **34**(8): 1751-1758.(in Chinese))
- [24] 王沐晨, 李立州, 张珺, 等. 基于卷积神经网络气动力降阶模型的翼型优化方法[J]. 应用数学和力学, 2022, **43**(1): 77-83.(WANG Muchen, LI Lizhou, ZHANG Jun, et al. An airfoil optimization method based on the convolutional neural network aerodynamic reduced order model[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2022, **43**(1): 77-83.(in Chinese))
- [25] 杜周, 徐全勇, 宋振寿, 等. 基于深度学习的压气机叶型气动特性预测[J]. 航空动力学报, 2023, **38**(9): 2251-2260.(DU Zhou, XU Quanyong, SONG Zhenshou, et al. Prediction of aerodynamic characteristics of compressor blade profile based on deep learning[J]. *Journal of Aerospace Power*, 2023, **38**(9): 2251-2260.(in Chinese))
- [26] 王金城, 齐进, 吴锤结. 不可压缩 Navier-Stokes 方程最优动力系统建模和分析[J]. 应用数学和力学, 2020, **41**(1): 1-15.(WANG Jincheng, QI Jin, WU Chuijie. Analysis and modelling optimal dynamical systems of incompressible Navier-Stokes equations[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2020, **41**(1): 1-15.(in Chinese))