

# 基于 CGAN-SSA 的涡轮叶片锯齿槽道冷却效率 预测与结构参数优化

刘金江<sup>1,3</sup>, 韩泽涛<sup>1,3</sup>, 黄鑫<sup>1,3</sup>, 张辉<sup>2</sup>, 周乐平<sup>2</sup>, 张润生<sup>2</sup>

(1. 南阳师范学院 人工智能与软件工程学院, 河南 南阳 473000; 2. 华北电力大学 能源动力与机械工程学院, 北京 102206;  
3. 河南省数字图像大数据发展创新实验室, 河南 南阳 473000)

**摘要:** 针对锯齿状槽道冷却结构的多参数优化问题, 提出了一种基于条件生成对抗网络 (CGAN) 与麻雀搜索算法 (SSA) 相结合的方法。选取锯齿角度、槽道高度和吹风比作为设计变量, 在锯齿角度为  $22.5^{\circ} \sim 60^{\circ}$ 、槽道高度为  $0.0127 \sim 9.525$  mm、吹风比为  $0.5 \sim 2.0$  的参数范围内, 利用 CGAN 模型实现气膜冷却效率的快速预测。结果表明: 各工况下, CGAN 模型预测的气膜冷却效率相对误差均小于  $5.5\%$ ; 通过 SSA 算法进行结构优化, 得到了最优设计参数 (锯齿角度  $42.562^{\circ}$ 、槽道高度  $4.118$  mm、吹风比  $2.0$ ), 优化后的面积平均冷却效率达到  $65.6\%$ , 较原始工况提高  $20.3\%$ 。

**关键词:** 气膜冷却; 锯齿状槽道; 条件生成对抗网络; 麻雀搜索算法; 冷却效率预测

中图分类号: V232.4 文献标识码: A DOI: 10.16146/j.cnki.rndlgc.2026.02.004

[引用本文格式] 刘金江, 韩泽涛, 黄鑫, 张辉, 周乐平, 张润生. 基于 CGAN-SSA 的涡轮叶片锯齿槽道冷却效率预测与结构参数优化[J]. 热能动力工程, 2026, 41(2): 29-39. LIU Jinjiang, HAN Zetao, HUANG Xin, ZHANG Hui, ZHOU Leping, ZHANG Runsheng. Cooling effectiveness prediction and structural parameter optimization for turbine blade serrated trenches based on CGAN-SSA[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2026, 41(2): 29-39.

## Cooling Effectiveness Prediction and Structural Parameter Optimization for Turbine Blade Serrated Trenches based on CGAN-SSA

LIU Jinjiang<sup>1,3</sup>, HAN Zetao<sup>1,3</sup>, HUANG Xin<sup>1,3</sup>, ZHANG Hui<sup>2</sup>, ZHOU Leping<sup>2</sup>, ZHANG Runsheng<sup>2</sup>

(1. College of Artificial Intelligence and Software Engineering, Nanyang Normal University, Nanyang, China, Post Code: 473000;  
2. College of Energy, Power and Mechanical Engineering, North China Electric Power University, Beijing, China, Post Code: 102206;  
3. Henan Digital Image Big Data Development Innovation Laboratory, Nanyang, China, Post Code: 473000)

**Abstract:** For the multi-parameter optimization problem of a serrated trench cooling structure, a method combining conditional generative adversarial networks (CGAN) and sparrow search algorithm (SSA) was proposed. Selecting serration angle, trench height and blowing ratio as design variables, within the parameter ranges of serration angle from  $22.5^{\circ}$  to  $60^{\circ}$ , trench height from  $0.0127$  to  $9.525$  mm and blowing ratio from  $0.5$  to  $2.0$ , the CGAN model was used for rapid prediction of the film cooling effectiveness. The results show that the relative error of the film cooling effectiveness predicted by the CGAN model is less than  $5.5\%$ . Structural optimization is then performed using the SSA algorithm, which yields

收稿日期: 2025-06-26; 修订日期: 2025-10-12

基金项目: 国家自然科学基金 (52306082, 62502243); 中国博士后科学基金资助项目 (2024T170268, GZC20230789); 河南省研究生教育改革与质量提升工程项目 (YJS2026YBGZZ46)

**Fund-supported Project:** National Natural Science Foundation of China (52306082, 62502243); Postdoctoral Fellowship Program of CPSF (2024T170268, GZC20230789); Postgraduate Education Reform and Quality Improvement Project of Henan Province (YJS2026YBGZZ46)

作者简介: 刘金江 (1974-), 男, 南阳师范学院教授。

通信作者: 张润生 (1992-), 男, 华北电力大学讲师。

the optimal design parameters including serration angle of  $42.562^\circ$ , trench height of 4.118 mm and blowing ratio of 2.0. The optimized area-averaged cooling effectiveness reaches 65.6%, with a 20.3% increase compared to the original conditions.

**Key words:** film cooling; serrated trench; CGAN; SSA; cooling effectiveness prediction

## 引 言

随着航空发动机和燃气轮机涡轮入口温度持续提升,叶片等高温部件面临严峻的热负荷挑战。气膜冷却技术凭借其在叶片表面形成隔热膜的能力,成为关键的热防护手段<sup>[1]</sup>。

为进一步提升气膜冷却效率,研究者不断探索冷却结构的创新设计及其对流动掺混与气膜附着性的影响。其中,槽道结构因其能有效引导冷却气流、增强剪切扰动,逐渐成为研究热点<sup>[2]</sup>。Bunker<sup>[3]</sup>对横向槽道内的离散膜孔进行了系统研究,指出该结构在高吹风比条件下依然具有良好的附着性。Lu 等人<sup>[4]</sup>利用红外热成像对不同尺寸槽道性能进行评估,发现当槽道深度为气膜孔直径  $D$  的 0.75 倍时槽道的冷却效果最优。Wang 和 Lu 等人<sup>[5-6]</sup>进一步分析了腔体混合与横向扩散对冷却均匀性的影响。此外,Oguntade 等人<sup>[7]</sup>研究表明,相较传统孔型,槽道结构在制造成本、气膜覆盖效果与涂层兼容性方面具有更明显的优势。

随着机器学习技术的快速发展,数据驱动建模方法在流体力学和传热问题中展现出强大的非线性拟合能力,为传统数值模拟方法在效率与精度上的提升提供了新路径。Tracey 和 Ling 等人<sup>[8-9]</sup>分别利用浅层神经网络与张量基神经网络(TBNN)修正湍流模型,提高了雷诺平均纳维-斯托克斯方程(RANS)在气膜冷却模拟中的适用性。Milani 等人<sup>[10]</sup>采用随机森林方法预测气膜冷却流动相关的换热行为,取得了较高的精度。Milani 等人<sup>[11]</sup>引入机器学习,将 RANS 结果与实验数据相结合,显著增强了模型稳定性。为进一步建立高效代理模型,Ma 和 Yang 等人<sup>[12-13]</sup>分别基于 U-Net 结构和神经网络映射方法预测气膜冷却效率。Wang 等人<sup>[14]</sup>采用反卷积神经网络(Deconv NN)预测气膜冷却效果。近年来,Wang 和 Li 等人<sup>[15-16]</sup>率先将条件生成对抗网络(CGAN)引入冷却结构建模,构建了从设计参数到温度场的直接映射模型,并结合优化算法实现了冷却结构的智能设计与性能提升。

上述关于气膜冷却性能的研究多聚焦于特定几何结构下的效率变化分析,尚缺乏能兼顾复杂参数耦合建模与优化设计的一体化解决方案。本文针对锯齿槽道结构几何参数与流场响应的非线性关系,选取锯齿角度、槽道高度及吹风比作为设计变量,基于 CFD 方法构建数据集,结合条件生成对抗网络(CGAN)实现冷却效率预测,并引入 SSA 优化结构参数,开展了基于数据驱动的锯齿状槽道冷却结构多参数耦合研究与优化,旨在建立一种能够替代高耗时数值模拟的高精度快速预测模型,并通过 SSA 算法挖掘最优几何设计方案,以实现气膜冷却效率的提升。

## 1 数据模拟

### 1.1 计算模型

本文采用锯齿状槽道结构模型,气膜孔直径  $D$  为 12.70 mm,孔倾斜角  $\beta$  为  $30^\circ$ ,孔长度  $L$  为 57.15 mm,如图 1 所示。几何模型通过设计建模软件(DesignModeler)进行参数化建模,主要结构参数包括锯齿角度  $\alpha$  和槽道高度  $H$ 。

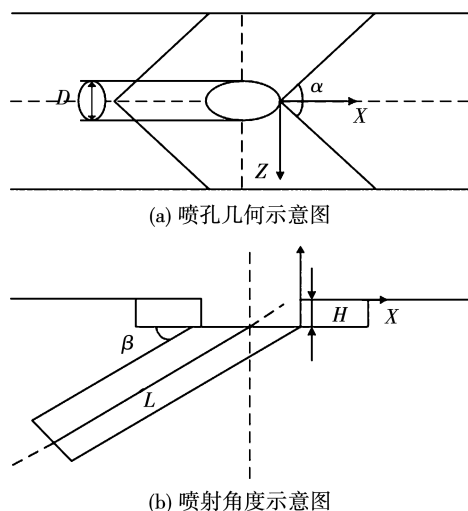


图 1 槽道结构示意图

Fig. 1 Schematic diagrams of trench structure

针对锯齿槽道结构对壁面冷却效果的改善机制,本文重点分析下游位置无量纲距离  $X/D = 44$  区域。为了确保计算效率与预测精度,需合理设定几

何参数范围,为确保计算成本与预测精度,并兼顾工程加工的可行性,在参考 Qi 等人<sup>[17]</sup>的研究后,设计变量的取值范围设定为:锯齿角度  $\alpha$  在  $22.5^{\circ} \sim 60^{\circ}$ ,槽道高度  $H$  介于  $0.0127 \sim 9.525 \text{ mm}$ 。

1.2 参数定义

针对槽道几何结构与工况变量对气膜冷却效率的复杂影响关系,锯齿角度  $\alpha$ 、槽道高度  $H$  和吹风比  $M$  被选作模型的输入变量,用于表征结构与工况对冷却效率的影响。其中,  $\alpha$  与  $H$  为几何参数,显著影响冷却气流的引导路径及膜层附着范围;  $M$  表征冷气对主流的动量对抗能力,是决定气膜附着性和覆盖范围的关键因素。研究对象为绝热气膜冷却效率  $\eta$ ,其计算式定义为:

$$\eta = \frac{T_m - T_{aw}}{T_m - T_c} \tag{1}$$

式中:  $T_{aw}$ 、 $T_m$ —绝热壁面温度和主流温度;  $T_c$ —冷气温度。

吹风比  $M$  用于量化冷气流与主气流之间的动量比,其计算式为:

$$M = \frac{\rho_c U_c}{\rho_m U_m} \tag{2}$$

式中:  $\rho_c$ 、 $U_c$ —冷却气流的密度和速度;  $\rho_m$ 、 $U_m$ —主流的密度和速度。

1.3 边界条件

图 2 为数值计算的几何模型,主流采用理想气体,入口速度为  $13.8 \text{ m/s}$ ,温度为  $321 \text{ K}$ ,湍流强度为 5%;主流通道的出口设为压力出口,静压为  $101325 \text{ Pa}$ ;冷却剂为纯空气,温度为  $296 \text{ K}$ ,湍流强度为 5%,速度方向沿气膜孔轴线,速度大小由吹风比和主流速度决定。参考文献<sup>[17]</sup>,选取吹风比为  $0.5, 1.0, 1.5$  和  $2.0$ ,主流通道的两侧采用周期性边界条件,其余所有壁面均为绝热壁面。

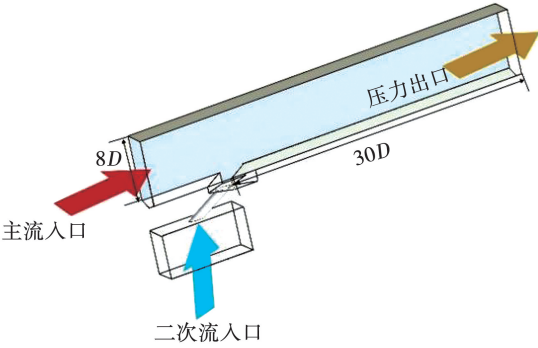


图 2 数值计算的几何模型

Fig. 2 Geometry model for numerical calculation

1.4 网格独立性验证

首先,针对基准几何构型生成了由 756.3 万个四面体非结构单元组成的计算网格,如图 3 所示。为精确捕捉近壁区的流动特性并满足 Realizable  $k-\varepsilon$  湍流模型的要求,对壁面边界层网格进行细化,设置首层网格高度为  $1 \times 10^{-5}$ ,并采用 1.2 的增长率,确保了壁面  $y^+$  值小于 1。

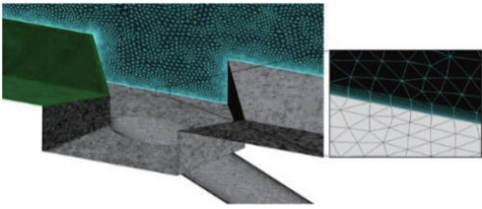


图 3 锯齿状槽道结构模型计算域网格

Fig. 3 Mesh of computational domain for serrated trench structure model

为了验证网格独立性,分别生成约 237 万 ~ 1 279 万个单元的 6 组网格,并在吹风比  $M = 1.0$  条件下对面积平均冷却效率  $\eta_a$  进行对比,结果如图 4 所示。

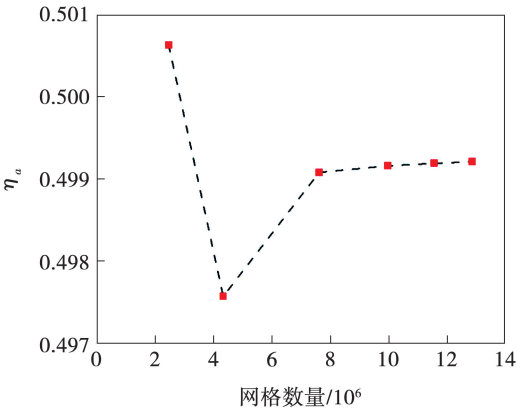


图 4 网格无关性验证

Fig. 4 Mesh independence verification

实验结果表明,  $\eta_a$  在网格数达到 756 万后趋于稳定,继续加密所带来的变化小于 1%。综合精度与计算成本,后续模拟统一采用 756.3 万单元的网格。所有参数化模型的网格均通过工作台 (Workbench) 自动生成,以确保设置一致性。

1.5 湍流建模与验证

利用 Ansys Fluent 软件进行 CFD 仿真,基于雷

诺平均纳维-斯托克斯(RANS)方程求解,流项离散格式采用二阶迎风格式,残差收敛标准设置为 $10^{-5}$ ,收敛后继续迭代1 000步确保结果稳定。为了验证数值方法的有效性,参考文献[3]的红外热成像实验,在 $M=1.0$ 、 $D=12.70\text{ mm}$ 、 $H=0.75D$ 条件下,构建相同几何结构模型与边界配置进行对比,实验结果如图5所示,Realizable  $k-\varepsilon$ 模型在多数区域能较好地匹配实验数据,因此,可作为本文的统一湍流模型。

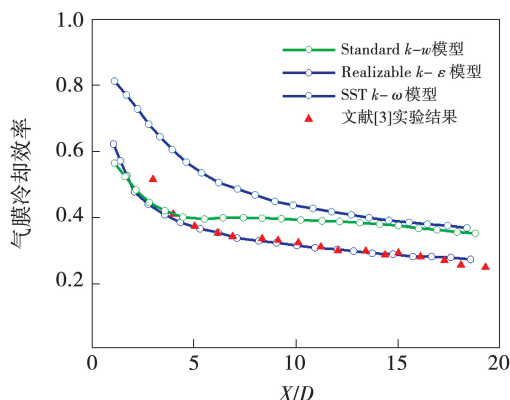


图5 湍流模型验证

Fig. 5 Turbulence model validation

## 1.6 数据处理

通过拉丁超立方采样(LHS)生成660组参数样本,其中,训练570组,测试90组,变量范围参考Qi等人<sup>[17]</sup>的研究,以保证采样空间合理。图6为输入参数的分布统计图,从图中可以看出,采样结果覆盖均匀。

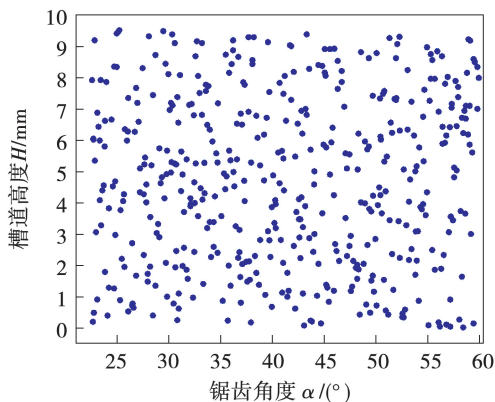


图6 参数分布统计图

Fig. 6 Parameter distribution statistics chart

所有输入变量进行归一化处理,采用最小-最大归一化(Min-Max Scaling)方法,将参数映射至 $[0,1]$ 区间,归一化公式如下:

$$x_l = \frac{x'_l - \min_l}{\max_l - \min_l} \quad (3)$$

式中: $x'_l$ —原始参数向量中的第 $l$ 个分量; $\max_l$ 、 $\min_l$ —对应元素取值的上下限。

归一化后,原始参数向量 $x'$ 被映射至 $[0,1]$ 区间,转化为无量纲的特征向量 $x_i$ 。

## 2 冷却效率预测模型

### 2.1 生成对抗网络原理与结构

生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)由Goodfellow等人<sup>[18]</sup>提出,其基本结构由生成器和判别器组成,如图7所示。

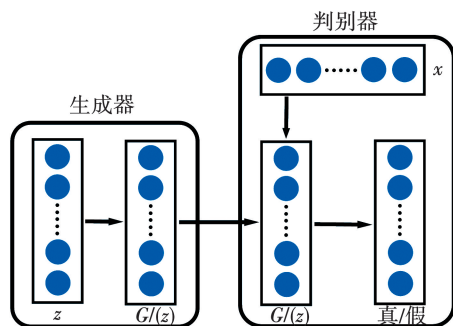


图7 原始生成对抗网络

Fig. 7 Original generative adversarial network

生成器用于学习数据分布并生成逼真样本,判别器则负责区分样本的真伪。生成器与判别器在对抗训练过程中不断迭代优化,最终使生成样本在分布特性上难以与真实数据区分。GAN原始目标函数可表示为:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (4)$$

式中: $x$ —真实数据; $z$ —先验分布中采样的噪声向量; $P_{\text{data}}(x)$ —真实数据分布; $P_z(z)$ —噪声的先验分布; $G(z)$ —生成器从噪声 $z$ 生成的数据; $D(x)$ —判断数据 $x$ 为真实的概率; $V(D, G)$ —损失函数; $E_{x \sim p_{\text{data}}(x)}$ —判别器对真实数据的期望值; $E_{z \sim P_z(z)}$ —噪声 $z$ 的采样并计算期望值。

由于原始GAN不具备对输入的显式控制能力,难以满足冷却效率分布随设计参数变化的建模需

为了消除参数间量纲差异并加快模型收敛,对



求,因此引入条件机制以实现可控生成。

2.2 条件生成对抗网络原理与结构

为了弥补传统 GAN 难以根据输入参数定向生成的不足,Mirza 等人<sup>[19]</sup>于 2014 年提出了条件生成对抗网络(CGAN),如图 8 所示。

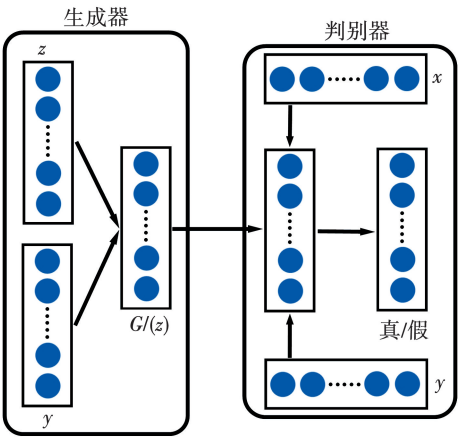


图 8 条件生成对抗网络

Fig.8 Conditional generative adversarial network

通过引入条件向量  $y$ ,将其同时输入生成器和判别器,从而实现从  $G(z,y) \rightarrow x$  的有条件生成。通过引入条件设定,模型对输入参数的响应能力得以增强,从而能够生成与特定设计条件相匹配的输出,适用于气膜冷却效率预测任务。CGAN 目标函数可以表示为:

$$\min_G \max_D V(D,G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x | y)] + E_{z \sim P_z(z)} [\log (1 - D(G(z | y)))] \tag{5}$$

2.3 生成器网络结构设计

生成器(Generator,  $G$ )采用卷积神经网络架构,主要通过结合三维设计参数、原始图像和掩码图像,生成对应的三通道冷却效率分布图,如图 9 所示。生成器结构采用改进的 U-Net 架构,并在各阶段广泛集成残差块(Residual Block)与通道注意力机制(SE Block),以增强特征提取能力和空间表达能力。

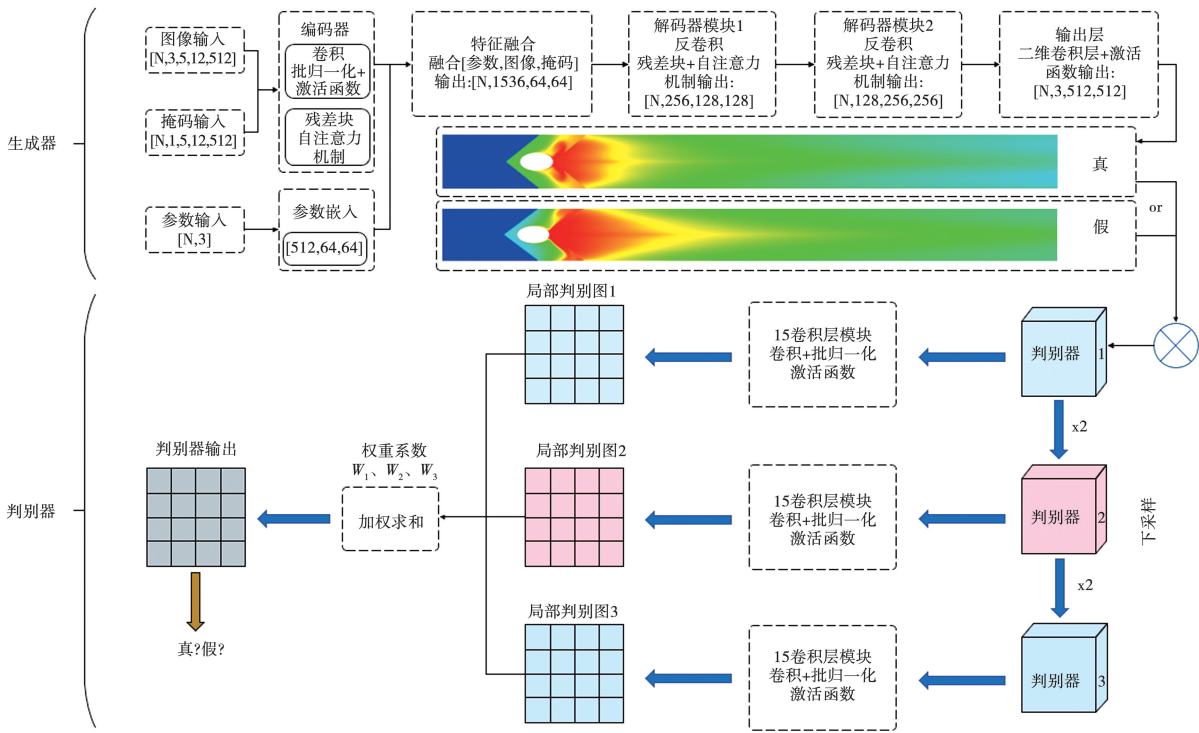


图 9 网络结构

Fig.9 Network architecture

为了实现设计参数、原始图像与掩码图像到冷却效率图之间的有效映射,生成器网络采用了融合多路径编码器与对称解码结构的架构设计。锯齿角

度、槽道高度和吹风比 3 个设计参数拼接后经全连接层映射为高维张量 $[N,512,16,16]$ ,用于特征融合。图像编码器以三通道图像为输入,经过三层下

采样与残差块和 SE 模块提取多尺度特征;掩码编码器处理单通道掩码图像,经过四层下采样及残差和 SE 模块,输出特征图经插值调整为 $[N, 512, 64, 64]$ ,并通过可学习权重调节其影响。

图像编码器、掩码编码器与参数嵌入模块提取的特征在通道维度拼接为融合张量 $[N, 1536, 64, 64]$ ,输入至对称解码器。解码器含 3 层转置卷积,逐步上采样至 $256 \times 256$ 和 $512 \times 512$ ,并结合跳跃连接引入浅层高分辨率特征,以增强重建质量。最终输出 128 通道特征图,经过 $3 \times 3$ 卷积(Conv)与 Sigmoid 激活函数进行归一化,最后输出三通道冷却效率图,实现预测输出。

## 2.4 判别器网络结构设计

多尺度判别器结构(Multi-Scale Discriminator, MSD)被设计用于提升生成图像的真实性判别能力,同时兼顾全局一致性和局部细节质量。该结构由 3 组具有共享架构但作用于不同输入尺度的子判别器组成,分别处理原始尺度、2 倍下采样尺度和 4 倍下采样尺度的图像特征,以实现对不同层级语义信息的联合建模。生成器输出的三通道冷却效率图作为输入,被扩展为形状为 $[N, 3, 512, 512]$ 的张量,并经 2 倍与 4 倍平均池化生成下采样版本 $[N, 3, 256, 256]$ 和 $[N, 3, 128, 128]$ ,分别对应输入 3 个不同尺度的子判别器 Disc1、Disc2 和 Disc3。各子判别器结构一致,由多个卷积模块堆叠构成,采用卷积核大小为 4、步长为 2 的卷积操作,配以批归一化(Batch Normalization)和 LeakyReLU 激活函数,通道数逐层扩展至 1 024。为提升模型的特征提取能力,卷积结构进一步加深,堆叠至 Conv15 层。判别器的输出结果统一上采样并加权融合,用以综合评估输入图像的真实性。

采用最小二乘生成对抗网络(LSGAN)作为对抗损失,通过均方误差替代传统 GAN 的交叉熵,旨在提升生成图像质量与训练稳定性,有效缓解梯度消失并实现平滑优化。为了提升冷却效率图的结构还原能力,尤其是在边缘区域的重构精度,引入基于 Sobel 梯度的边缘加权 $L_1$ 损失,以增强对边缘细节的学习能力。生成器与判别器的总损失函数表示为:

$$L_G = \sum_{k=1}^3 \frac{1}{2} E_{\hat{g}, e, b} [(D_k(\hat{g}, e, b) - 1)^2] + \lambda \cdot L_{\text{Edge}L_1}(\hat{g}, g) \quad (6)$$

式中: $L_{\text{Edge}L_1}$ —边缘加权 $L_1$ 损失; $\lambda$ —调节项权重; $g$ —真实冷却效率图; $\hat{g}$ —生成器生成的图; $e, b$ —掩码图像输入与参数信息; $L_G$ —生成器总损失函数; $D_k$ —判别器对生成图像 $\hat{g}$ 的输出; $E_{\hat{g}, e, b}$ —期望生成数据 $\hat{g}$ 的期望。

$$L_D = \sum_{k=1}^3 \frac{1}{2} E_{g, e, b} [(D_k(g, e, b) - 1)^2] + \frac{1}{2} E_{\hat{g}, e, b} [(D_k(\hat{g}, e, b))^2] \quad (7)$$

式中: $L_D$ —判别器总损失函数; $E_{g, e, b}$ —真实数据 $g$ 的期望。

## 3 结果与讨论

### 3.1 训练方法及参数

模型训练在 1 台搭载 NVIDIA A40 GPU 和 Intel © Xeon © Gold 6330 CPU、运行 Ubuntu 22.10 系统的工作站上进行,基于 PyTorch 2.3.1 和 CUDA 12.4 平台实现。CFD 数据计算在配备 48 核 Hygon C86 处理器与 252 GB 内存的服务器上完成,单个 CFD 案例的平均计算耗时约为 4 h。训练采用反向传播计算梯度,训练总时长为 14 280 s,测试单个案例所需时间为 5 s。选用 Adam 优化器<sup>[20]</sup>迭代更新网络权重,默认超参数一阶矩参数 $\beta_1 = 0.9$ ,二阶矩参数 $\beta_2 = 0.999$ ,常数 $\varepsilon = 10^{-8}$ ,初始学习率为 $1 \times 10^{-4}$ ,批次大小设为 4,总训练轮数为 4 000。与传统随机梯度下降(SGD)相比,Adam 引入动量估计与自适应学习率,可有效提升收敛效率与稳定性。

为提升训练稳定性并避免陷入局部极小值,引入基于验证损失的自适应学习率调度器(ReduceLROnPlateau)。当生成器损失连续 10 轮无明显下降时,将学习率调整为原值的 50%,以促进优化过程平稳进行。网络损失函数由两部分组成:对抗损失采用最小二乘形式(LSGAN),强化生成图像的分布逼真度;边缘加权 $L_1$ 损失则结合 Sobel 梯度信息,提升冷却效率图边缘区域的重建质量。该复合损失在保障整体结构一致性的同时优化了局部细节预测。实验结果表明,生成器与判别器的总损失在训练与测试集上均稳定下降并最终收敛,如图 10 所示。

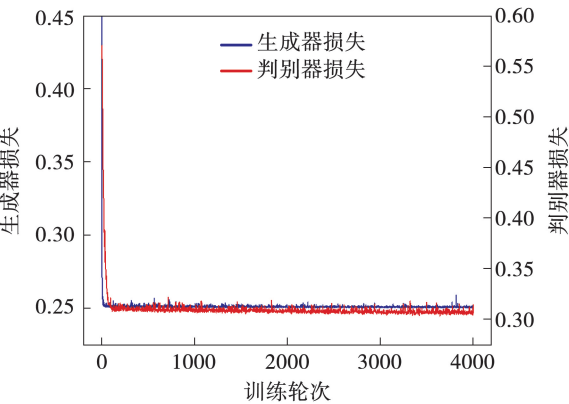


图 10 生成器和判别器损失

Fig. 10 Generator and discriminator loss

3.2 冷却效率图像预测结果分析

图 11 为 4 组吹风比( $M=0.5, 1.0, 1.5$  和  $2.0$ )条件下,生成模型预测的气膜冷却效率  $\eta$  分布与 CFD 计算结果的对比。整体来看,模型在各工况下均能较好地还原冷却效率的主要形态特征及其空间分布趋势,特别是在射流覆盖范围和壁面附着区域方面表现出良好的一致性。在  $M=0.5$  和  $M=1.0$  低吹风比下,预测结果与 CFD 高度吻合,冷却轮廓形状及效率分布趋势基本一致;而在  $M=1.5$  和  $M=2.0$  高吹风比下,尽管整体轮廓仍较准确,但局部区域预测结果相较 CFD 存在一定误差。

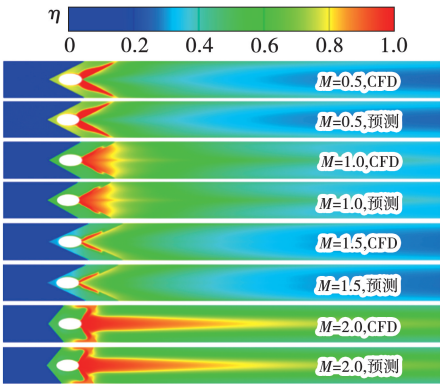


图 11 不同吹风比下气膜冷却效率模型预测与 CFD 结果对比

Fig. 11 Comparison between model prediction and CFD results of film cooling effectiveness at different blowing ratios

图 12 为 4 组吹风比条件下,CGAN 模型预测的气膜冷却效率与 CFD 计算结果之间的绝对误差分

布图,用于评估模型的预测精度。结果显示,误差主要集中在冷却射流出口附近及其下游边缘区域。由于这些区域通常存在剧烈的冷却效率梯度变化,同时在训练样本中对应的几何分布相对稀疏,二者共同作用导致该区域的预测误差增大。

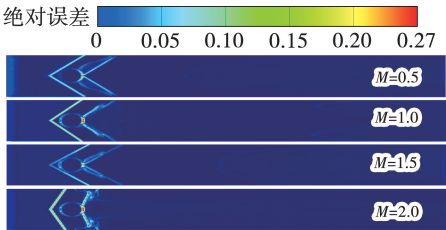


图 12 CGAN 模型预测的气膜冷却效率与 CFD 计算结果之间的绝对误差分布图

Fig. 12 Absolute error distribution chart of film cooling effectiveness between CFD method and CGAN model

3.3 中心线与展向平均冷却效率对比分析

图 13 为 4 组吹风比( $M=0.5, 1.0, 1.5$  和  $2.0$ )条件下,沿气膜孔下游中心线方向的冷却效率分布对比情况。在各工况下,生成模型预测的中心线冷却效率分布与 CFD 结果整体吻合较好,但仍存在局部的误差。吹风比为  $M=2.0$  条件下误差最大,最大相对误差为 5.48%。吹风比为  $M=0.5, 1.0$  和  $1.5$  的情况下,最大相对误差不超过 5%,分别为 2.91%、2.45% 和 4.76%,与前面的分析一致。

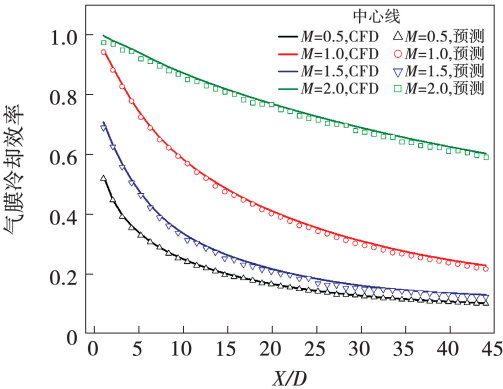


图 13 CGAN 模型预测的中心线气膜冷却效率与 CFD 结果对比

Fig. 13 Comparison of centerline film cooling effectiveness between CFD method and CGAN model

为了更好地评估神经网络模型的性能,引入展向平均气膜冷却效率来评估某一案例的整体冷却效果,定义如下:

$$\bar{\eta}(a) = \frac{1}{W} \int_{-W/2}^{W/2} \eta(a,y) dy$$

(8)

式中: $\bar{\eta}(a)$ —纵向位置  $a$  处的展向平均冷却效率;  
 $W$ —展向宽度; $\eta(a,y)$ —某一空间位置处的气膜冷却效率。

图 14 为 4 组吹风比 ( $M=0.5, 1.0, 1.5$  和  $2.0$ ) 条件下,生成模型预测的展向平均气膜冷却效率与 CFD 计算结果的对比。相较于中心线冷却效率,展向平均效率更能反映冷却膜在横向方向上的均匀性与覆盖持续性,是衡量整体冷却效果的重要指标之一。

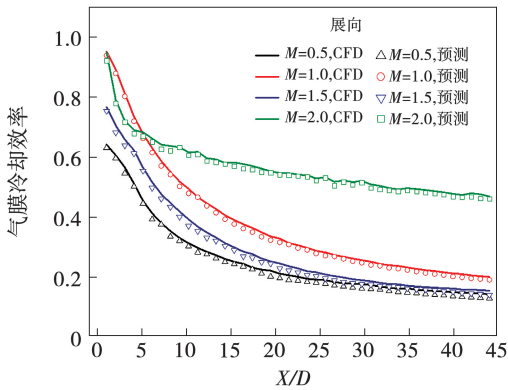


图 14 CGAN 模型预测的展向平均气膜冷却效率与 CFD 结果的对比

Fig. 14 Comparison of spanwise-averaged film cooling effectiveness between CFD method and CGAN model

从对比结果来看,生成模型在 4 组吹风比条件下均能较为准确地捕捉到气膜冷却效率随下游距离递减的整体变化趋势,尤其在  $M=0.5$  和  $M=1.0$  低吹风比下,预测结果与 CFD 结果高度吻合。对于  $M=1.5$  和  $M=2.0$  高吹风比工况,尽管预测结果与 CFD 在大部分区域仍保持良好的一致性,但在靠近喷孔下游区域,预测值相较 CFD 结果略有偏低。随着吹风比增加,冷却射流动能增强,导致展向扩散加剧,冷却气膜附着性下降,同时射流与主流之间的速度梯度会导致湍流混合,从而使得冷却效率分布更加复杂。CFD 可以较好地捕捉这些小尺度的流动

细节,但生成模型在样本有限的情况下难以完全学习到此类非线性流动特征,从而在局部区域产生误差。虽存在局部误差,但整体变化趋势预测得比较准确,表明所提出的生成模型在不同工况气膜冷却建模中具有较高的准确性与鲁棒性,如图 15 所示。

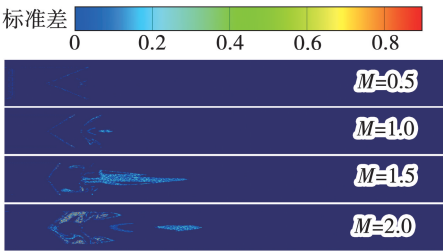


图 15 标准差分布图

Fig. 15 Standard deviation distribution chart

3.4 模型预测性能评估

为了更全面地评估模型的预测性能,在完整测试集上计算了绝对误差和相对误差,并绘制了误差分布,如图 16 所示。从图中可以看出,模型在绝大多数样本点上的绝对误差均保持在  $0.02 \sim 0.05$  范围内,而相对误差控制在  $2\% \sim 5.5\%$ ,表明模型具有较高的预测精度。

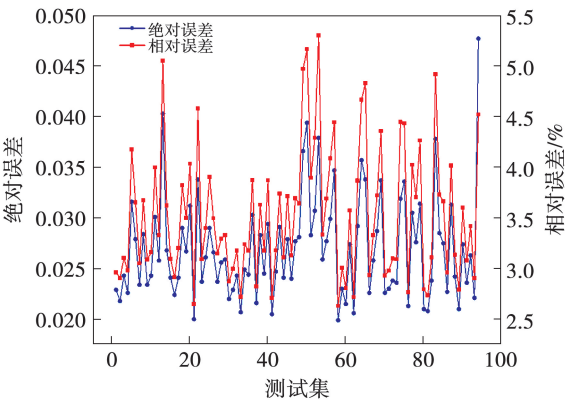


图 16 误差分布图

Fig. 16 Error distribution chart

3.5 优化结果及讨论

为降低计算成本,将条件生成对抗网络 (CGAN) 与麻雀搜索算法 (SSA) 结合,用于优化对锯齿槽道结构参数。SSA 是一种受麻雀觅食行为启发的群体智能算法,通过模拟生产者与觅食者的协作与预警机制实现全局搜索,具备结构简单、适应性强等优点,被广泛应用于各类优化问题中。本文采



用 SSA 算法对几何参数空间进行搜索,以获取面积平均气膜冷却效率最大的参数组合。

在 SSA 中,生产者具备更强的全局搜索能力,在每轮迭代中起引导作用。生产者的位置按照如下公式进行更新:

$$P_{d,j}^{t+1} = \begin{cases} P_{d,j}^t \cdot e^{-\frac{n}{\tau \cdot it_{\max}}}, & W_2 < ST \\ P_{d,j}^t + Q \cdot L, & W_2 > ST \end{cases} \quad (9)$$

式中: $n$ —种群中的麻雀总数; $t$ —迭代次数; $P_{d,j}^t$ —第  $d$  只麻雀在第  $t$  次迭代时第  $j$  维的参数值; $W_2$ —一个体的预警值; $ST$ —预设的安全阈值; $Q$ —服从正态分布的随机数; $L$ —一个维度为  $1 \times j$  的全 1 向量; $\tau$ —常数; $it_{\max}$ —迭代次数的最大值。

觅食者根据当前种群中生产者的位置变化,动态调整自身策略,其位置更新如下:

$$P_{d,j}^{t+1} = \begin{cases} QP_{d,j}^t \cdot e^{\frac{P_{\text{worst}}^t - P_{d,j}^t}{d^2}}, & d > \frac{n}{2} \\ P_0^t + |P_{d,j}^t - P_0^t| \cdot A^+ \cdot L, & d \leq \frac{n}{2} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $P_{\text{worst}}^t$ —所有觅食者中,适应度最差的个体所在的最差位置; $P_0^t$ —生产者的最佳位置; $A^+$ —由矩阵构造  $A$  的伪逆矩阵。

假设种群中约有 10% ~ 20% 的个体具备危险感知能力,其位置更新方式如下:

$$P_{d,j}^{t+1} = \begin{cases} P_{\text{best}}^t + v \cdot |P_{d,j}^t - P_{\text{best}}^t|, & f_d > f_g \\ P_{d,j}^t + k \cdot \left( \frac{|P_{d,j}^t - P_{\text{worst}}^t|}{(f_d - f_w + \mu)} \right), & f_d = f_g \end{cases} \quad (11)$$

式中: $P_{\text{best}}^t$ —迭代中全局最优个体的位置; $f_d$ —第  $d$  个麻雀的适应度值; $f_g$ 、 $f_w$ —全局最优麻雀的适应度值和全局最差麻雀的适应度值; $v$ —服从标准正态分布的随机变量; $k$ — $[-1, 1]$  区间的随机变量; $\mu$ —一个很小的正数,用于防止分母为零。

为确保 SSA 的收敛性与稳定性,设置最大迭代次数为 200、种群规模为 30<sup>[21]</sup>。该设置在气膜冷却优化中表现出良好性能。图 17 为 SSA 优化过程中的收敛曲线,横轴为迭代次数,纵轴为面积平均冷却效率负值( $-\eta_a$ ),值越低表示优化效果越佳。实验结果显示, $-\eta_a$  在第 80 次迭代后收敛,获得的最优面积平均冷却效率为 65.6%。

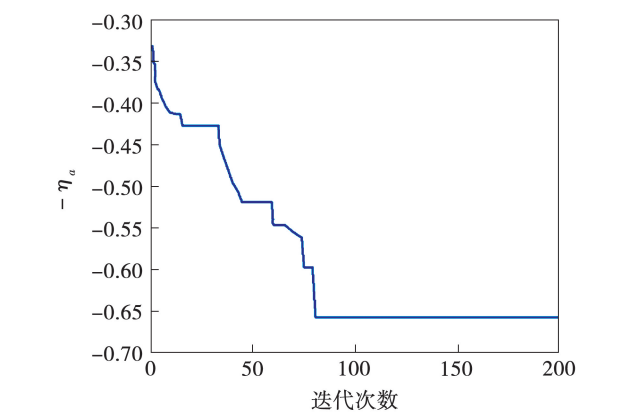


图 17 SSA 的收敛过程  
Fig. 17 Convergence process of the SSA

优化效果的评估采用 3 种代表性工况进行对比分析,原始工况 1、数据集中最优工况 2 及 SSA 优化工况 3,对应参数如表 1 所示。

表 1 锯齿状槽道结构的参数 Tab. 1 Parameters of serrated trench structure				
工况	锯齿角度/ (°)	吹风比	槽道高度/ mm	面积平均气膜 冷却效率/%
1	28.687	1.5	8.716	45.3
2	39.687	2.0	7.543	63.9
3	42.562	2.0	4.118	65.6

图 18 为不同工况下锯齿槽道压力面的冷却效率分布,可直观比较各设计方案的冷却效果差异。如图 18(a)所示,原始工况下整体冷却效率偏低,冷气流沿压力面扩展受限,前缘区域存在大面积低效区,说明覆盖范围有限且局部热负荷风险较高。数据集中表现最优的样本如图 18(b)所示,冷却效率显著提升,高效率区域沿冷气流路径分布更连续,整体覆盖性增强,主流干扰减弱,体现出更优的参数配置。图 18(c)是经过 SSA 优化的工况,其冷却效率分布更加均匀,绿色与黄绿色区域显著扩大,有效覆盖了压力面主要热负荷区域,表现出明显改进。高效率区的增强说明冷气流的附着性与扩散能力均得到显著提升,尤其是在原始工况中效率较低的中部区域,冷却性能改善尤为明显,反映出优化设计在提高气膜流动性与扩展冷却区域方面的良好效果。

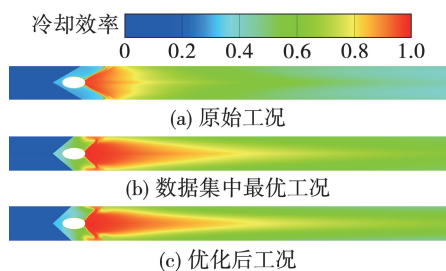


图 18 冷却效率分布对比

Fig. 18 Cooling effectiveness distribution comparison

3 种工况下的展向平均气膜冷却效率随流向位置 ( $X/D$ ) 的演化,如图 19 所示,用于对比优化效果的提升程度。实验结果表明,优化方案在整个流向范围内的冷却效率均优于原始工况与数据集中的最优样本,尤其在前段区域 ( $X/D < 15$ ) 表现最为明显。相比之下,原始方案效率整体较低,降幅较快,而数据集中最优样本虽在中后段具备一定优势,但在  $X/D = 20 \sim 30$  区间存在效率低谷,可能导致局部过热。优化结果在效率稳定性与覆盖性方面更具优势。

综上所述,SSA 在锯齿状槽道结构的气膜冷却性能提升方面表现出显著优势。优化后工况的冷却效率空间分布更加均匀,有效减缓了高温区域的集中问题。

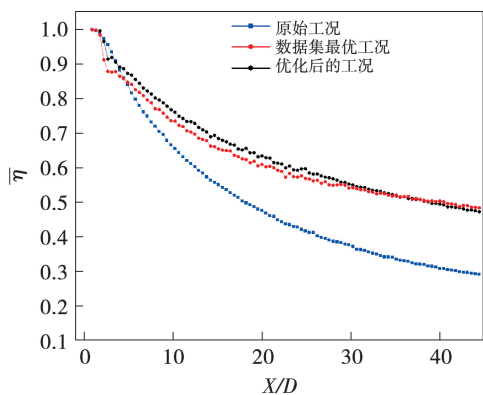


图 19 原始、最优与优化工况的展向平均冷却效率对比

Fig. 19 Comparison of spanwise-averaged cooling effectiveness between the original, best and optimized cases

## 4 结 论

本文基于 CFD 模拟与数据驱动方法,探讨了锯

齿状槽道气膜冷却中设计变量与工况条件对冷却效率的影响,结论:

(1) 基于 CFD 数据构建的 CGAN 模型能够快速准确地预测锯齿状槽道气膜冷却效率分布,在中心线和展向平均冷却效率上与数值模拟结果高度一致,各工况条件下预测误差均小于 5.5%。

(2) 结合 SSA 进行参数优化后,优化后的工况面积平均冷却效率为 65.6%,较原始工况提高 20.3%,冷却效率分布更加均匀。

本文所提该模型目前主要针对锯齿状槽道冷却结构进行验证,对于其他类型的冷却结构还没有测试,未来可将该方法推广至扇形孔、复合孔等更复杂结构中进行验证。

## 参考文献:

- [1] ZHOU J. Numerical investigation on supersonic film cooling performance with discrete film holes [J]. AIAA Journal, 2023, 61(1):48–62.
- [2] 李广超,周 帅,刘永泉,等. 圆孔-半椭圆槽组合结构气膜冷却机理[J]. 推进技术,2018,39(3):605–611.  
LI Guangchao, ZHOU Shuai, LIU Yonquan, et al. Mechanism of film cooling for combined cylindrical holes and semi-elliptical slots [J]. Journal of Propulsion Technology, 2018, 39(3):605–611.
- [3] BUNKER R S. Film cooling effectiveness due to discrete holes within a transverse surface slot [C]. Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air, 2002, 36088:129–138.
- [4] LU Y, DHUNGEL A, EKKAD S V, et al. Effect of trench width and depth on film cooling from cylindrical holes embedded in trenches [C]//Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air, 2007, 47934:339–349.
- [5] WANG T, CHINTALAPATI S, BUNKER R S, et al. Jet mixing in a slot [J]. Experimental Thermal and Fluid Science, 2000, 22(1/2):1–17.
- [6] LU Y, NASIR H, EKKAD S V. Film cooling from a row of holes embedded in transverse slots [C]//Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air, 2005, 47268:585–592.
- [7] OGUNTADE H E, ANDREWS G E, BURNS A D, et al. Improved trench film cooling with shaped trench outlets [J]. Journal of Turbomachinery, 2013, 135(2):021009.
- [8] TRACEY B D, DURAISAMY K, ALONSO J J. A machine learning strategy to assist turbulence model development [C]//53rd AIAA Aerospace Sciences Meeting. Kissimmee, Florida, January 5–9, 2015.

[ 9 ] LING J,KURZAWSKI A,TEMPLETON J. Reynolds averaged turbulence modelling using deep neural networks with embedded invariance[ J ]. Journal of Fluid Mechanics,2016,807:155 – 166.

[ 10 ] MILANI P M,LING J,SAEZ-MISCHLICH G,et al. A machine learning approach for determining the turbulent diffusivity in film cooling flows [ J ]. Journal of Turbomachinery, 2018, 140(2):021006.

[ 11 ] MILANI P M,LING J,EATON J K. Generalizationof machine-learned turbulent heat flux models applied to film cooling flows [ J ]. Journal of Turbomachinery,2020,142(1):011007.

[ 12 ] MA H,ZHANG Y,HAIDN O J,et al. Supervised learning mixing characteristics of film cooling in a rocket combustor using convolutional neural networks [ J ]. Acta Astronautica, 2020, 175: 11 – 18.

[ 13 ] YANG L,DAI W,RAO Y,et al. Optimization of the hole distribution of an effusively cooled surface facing non-uniform incoming temperature using deep learning approaches [ J ]. International Journal of Heat and Mass Transfer,2019,145:118749.

[ 14 ] WANG Y,LUO S,WANG W,et al. Film cooling prediction and optimization based on deconvolution neural network[ C ]//High Performance Computing:ISC High Performance Digital 2021 International Workshops. Frankfurt am Main,Germany,June 24-July 2, 2021, Revised Selected Papers 36. Springer International Publishing,2021:73 – 91.

[ 15 ] WANG Y,WANG W,TAO G,et al. Optimization of the semi-sphere vortex generator for filmcooling using generative adversarial network[ J ]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2022,183:122026.

[ 16 ] LI Z,SU L,WEN F,et al. Deep learning method for fast prediction of film cooling performance [ J ]. Physics of Fluids, 2022, 34(4):047111.

[ 17 ] QI S,HAN S,XIANG Z,et al. Optimization and mechanistic analysis of the configurational parameters of a serrated trench for improving film cooling performance [ J ]. International Journal of Thermal Sciences,2025,208(4):109436.

[ 18 ] GOODFELLOW I,POUGET-ABADIE J,MIRZA M,et al. Generative adversarial networks [ J ]. Communications of the ACM, 2020,63(11):139 – 144.

[ 19 ] MIRZA M,OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets [ J ]. arXiv preprint arXiv,2014:1411. 1784.

[ 20 ] KINGMA D P,BA J. Adam: A method for stochastic optimization [ J ]. arXiv preprint arXiv,2014:1412. 6980.

[ 21 ] 陈子桥,洪 军,肖 刚,等. 基于 SSA-NAR 的航空发动机动态特性参数辨识方法 [ J ]. 热能动力工程, 2024, 39(1): 205 – 215.

CHEN Ziqiao,HONG Jun,XIAO Gang,et al. A methodology for aero-engine dynamic characteristic parameter identification based on SSA-NARX [ J ]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2024,39(1):205 – 215.

( 王治红 编辑 )