文章编号:1674-7607(2026)01-0051-08 DOI:10.19805/j.cnki.jcspe.2026.250282

预测扇形孔气膜分布的“核”参数模型

傅奕融[1], 李月茹[2], 陈 榴[1], 戴 韧[1]
(1. 上海理工大学 能源与动力工程学院,上海 200093;
2. 上海电气燃气轮机有限公司,上海 200240)

摘 要: 在离散孔群(群孔)覆盖区域的气膜冷却效率计算中,常规计算流体动力学(CFD)模拟面临建模网格复杂与计算资源耗费大的问题。因此,提出了一种参数形式的核函数,以描述单个气膜孔的冷却效率分布特征,预测气膜冷却效率,并结合数据驱动的机器学习技术和Sellers气膜冷却效率叠加方法,实现对群孔覆盖域冷却效率分布的高效预测。基于该“核”参数模型,成功复现了7-7-7扇形气膜孔的单孔和三列顺排群孔的冷却效率分布,并在给定区域内,利用整数规划方法获得了区域面平均冷却效率最高的顺排群孔布局。结果表明:“核”参数模型能够准确反映气膜孔覆盖域内冷却效率的分布特征,克服了传统关联式仅预测展向平均冷却效率的局限性,而且显著减少了机器学习所需的样本数量,可适用于不同工况下的气膜冷却效率预测。

关键词: 气膜冷却; 高斯核; 人工神经网络; 全覆盖预测
中图分类号:TK471 **文献标志码:**A **学科分类号:**470.30

A Parametric Kernel Model to Predict Film Effectiveness of Fan-shaped Holes

FU Yirong[1], *LI Yueru*[2], *CHEN Liu*[1], *DAI Ren*[1]
(1. School of Energy and Power Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. Shanghai Electric Gas Turbine Co., Ltd., Shanghai 200240, China)

Abstract: In the calculation of a regional film cooling effectiveness covered by arrayed discrete holes, conventional computational fluid dynamics (CFD) simulations are confronted with the challenges of complex grid modeling and high computation consumption. A parameterized kernel function was proposed to describe the distribution characteristics of a single fan-shaped hole and then to predict the film cooling efficiency. Integrating data-driven machine learning technique with the Sellers film cooling efficiency superposition method, the efficient prediction of cooling efficiency distribution in the coverage area of group holes was realized. Based on the parametric "Kernel" model, the cooling effectiveness distribution for both single and triple in-line rows of 7-7-7 fan-shaped holes were successfully replicated. Furthermore, In the given region, the layout of in-line group holes with the highest average cooling efficiency in the region was obtained with integer programming method. Results show that the parametric "Kernel" model can accurately reflect the distribution characteristics of cooling efficiency in the film hole coverage area, overcoming the limitation of traditional correlation equations that only predict spanwise average cooling efficiency, and sig-

收稿日期:2025-05-20 **修订日期:**2025-06-17
基金项目:国家自然科学基金资助项目(52276034);国家科技重大专项资助项目(2017-V-0016-0069)
作者简介:傅奕融(2001—),男,上海人,硕士研究生,主要研究方向为燃气透平气动及传热。
戴 韧(通信作者),男,教授,博士生导师,E-mail:dairen@usst.edu.cn。

nificantly reduce the number of samples required for machine learning, which can be applied to the prediction of film cooling efficiency under different working conditions.

Key words: film cooling; Gaussian kernel; artificial neural network; full coverage prediction

先进燃气轮机涡轮冷却设计需要在保证涡轮效率的同时兼顾其安全性,其中气膜冷却是至关重要的一环。在给定冷气总量的条件下,如何通过优化离散孔的布局,协调气膜孔数量与单孔吹风比之间的矛盾,以提高气膜冷却效率并降低冷气消耗,已成为当前气膜冷却设计优化的核心问题。

传统计算流体动力学(CFD)仿真技术因其高精度模拟能力,在气膜冷却研究中被广泛采用。文献[1]~文献[4]分别使用 CFD 研究了孔型、流场环境以及气膜孔布局对叶片气膜冷却效果的影响。然而,每一次计算模型的细微调整都需要重新进行仿真模拟。这一过程不仅耗时,而且对计算资源的需求较高,严重制约了其在工程实践中的应用。为此,文献[5]~文献[7]采用源项法模型对气膜冷却进行数值仿真,通过取消气膜孔的真实几何结构,将气膜孔简化为一个具有特定速度的射流"源"项,大幅降低了 CFD 计算量。但该方法忽略了与气膜孔型相关的射流横向分布特征,致使气膜的横向覆盖能力被低估。

近年来,机器学习(ML)技术在气膜冷却效率预测领域应用广泛,为降低人工 CFD 的计算成本和优化群孔设计开辟了新的技术途径。文献[8]~文献[11]分别构建了基于 ML 技术的区域气膜冷却效果预测模型。然而,ML 模型训练依赖大量的学习样本。李左飚等[12]在多种工况下对计算域内各采样点存储其坐标位置及冷却效率,样本数总计高达约 3.3×10^7。这对数据采集、处理及优化前期成本提出了极为严苛的要求。

构建气膜冷却效率与孔几何参数和流场环境之间的关联式是预测气膜冷却效率的经典方法。文献[13]~文献[15]分别针对圆形孔和扇形孔在不同流场环境下的气膜冷却效率提出了多种经验关联式。林翅翔等[16]在此基础上进一步结合人工神经网络(artificial neural network, ANN),通过机器学习反演不同孔型与工况下横向平均气膜冷却效率关联式的待定系数,有效减少了学习样本数量,并成功用于单孔的孔型优化。然而,该方法在预测多排多列的群孔区域冷却效果时,难以精准捕捉孔间复杂的相互作用。

本文融合"源"项法与预测单孔气膜冷却效率的 ANN 方法,以类似高斯"核函数"的形式结合数据驱动的机器学习方法,构建了一种新的预测气膜冷却效率分布的参数学习模型。该模型不仅能够精准描述不同流场环境下的气膜冷却效果,还能细致反映气膜孔覆盖域内冷却效率的分布特征,有效突破传统关联式在预测群孔冷却性能上的局限,为群孔气膜冷却设计优化提供了一种高效且可靠的技术途径。

1 扇形气膜孔的"核"参数模型

1.1 几何模型构建与相关参数定义

本文以 Schroeder 等[17]实验研究的 7-7-7 扇形孔为例构建"核"参数模型,其详细几何参数如图 1 及表 1 所示,包括射流角 α、前倾角 β、侧扩角 γ、圆柱段长度 L_m/D、长径比 L/D,其中 D 表示气膜孔直径。

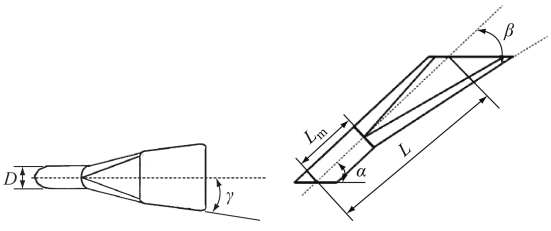


图 1 扇形孔几何参数

Fig. 1 Geometric parameters of fan-shaped hole

表 1 7-7-7 扇形孔几何参数

Tab. 1 Geometric parameters of 7-7-7 fan-shaped hole

参数	数值
α/(°)	30
D/mm	7.75
L_m/D	2.5
L/D	6
β/(°)	7
γ/(°)	7

采用绝热气膜冷却效率 η 作为评价指标,其定义为

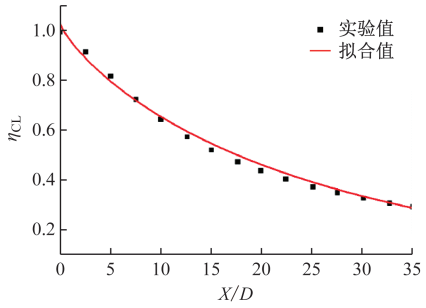
$$\eta=\frac{T_m-T_{aw}}{T_m-T_c} \tag{1}$$

式中:T_m、T_c、T_{aw}分别为主流温度、冷气温度和绝热壁温。

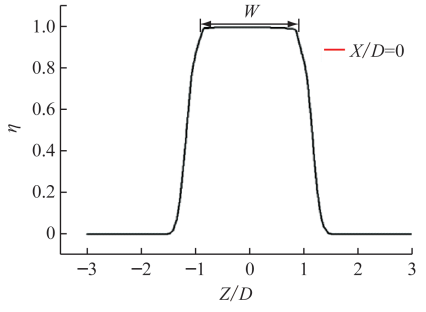
1.2 气膜冷却效率分布特征与"核"参数模型构建

基于 Schroeder 等[17]的实验数据,分析密度比 $D_R=1.5$、吹风比 $M=1$、湍流度 $T_u=0.5\%$的流场环境下的气膜冷却分布特征。扇形孔气膜中心线冷却

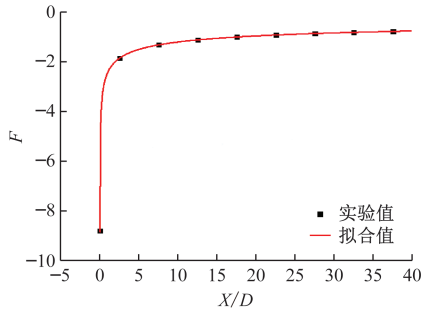
效率沿流向呈指数形式，如图 2(a)所示。同时评估流向距离 $X/D=0$ 位置处沿展向距离 Z/D 的冷却效率变化特征(X、Z 分别为预测平面的流向长度和展向宽度)，如图 2(b)所示，发现其为对称分布，且在射流核心区宽度 W 内接近常数；而在射流核心区以外，气膜冷却效率则呈现高斯核函数形式的衰减趋势。进一步观察发现，沿展向距离 Z/D 的衰减速率 F 在流向以幂函数形式递增，而核心区宽度 W 沿流向以指数形式衰减，分别如图 2(c)、图 2(d)所示。



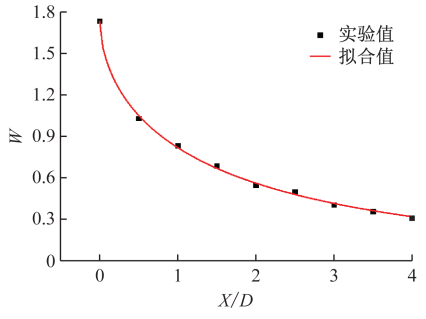
(a) 气膜孔中心线冷却效率 η_{CL} 分布规律



(b) $X/D=0$ 处展向气膜冷却效率分布规律



(c) 沿展向距离衰减速度 F 分布规律



(d) 射流核心区宽度 W 分布规律

图 2　“核”参数模型的分布特征

Fig. 2　Distribution characteristics of the parametric "Kernel" model

根据上述分布特征，本文构建了一个基于 η_{CL} 的“核”参数模型，以描述单个气膜孔的冷却效率分布。如式(2)～式(4)所示，该模型通过 9 个系数$(A_i, B_i, C_i)_{i=1,2,3}$确定单孔的气膜覆盖效果。

$$\eta=\begin{cases}\eta_{CL}=A_1\times e^{B_1\times(X/D)^{C_1}}, & |Z/D|\leqslant 0.5W\\ \eta_{CL}\times e^{F\times(|Z/D|-0.5\times W)^2}, & \text{其他}\end{cases} \tag{2}$$

$$F=\frac{A_2}{(X/D)^{B_2}+C_2} \tag{3}$$

$$W=A_3\times e^{B_3\times(X/D)^{C_3}} \tag{4}$$

式中：A_1 表示气膜孔出口处中心线冷却效率；A_2、C_2 共同代表气膜孔出口处冷却效率沿展向距离 Z/D 的衰减速度；A_3 表示气膜孔出口处的射流核心区宽度；B_1、B_2、B_3 分别反映了 η_{CL}、F、W 沿流向距离 X/D 的变化速率；C_1、C_3 为修正系数。

2　参数学习模型

2.1　数值计算模型及验证

采用 Fluent 软件进行数值仿真，模拟不同流场条件下 7-7-7 扇形孔的气膜冷却效果，并提取气膜覆盖区的冷却效果特征，作为确定“核”参数模型系数$(A_i, B_i, C_i)_{i=1,2,3}$的训练学习样本。计算模型及其边界条件分别如图 3 和表 2 所示。

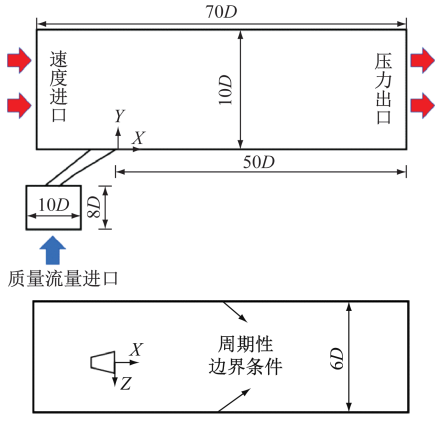


图 3　单孔计算模型几何参数

Fig. 3　Geometric parameters of numerical calculation model for a single hole

表 2　单孔数值计算边界条件

Tab. 2　Boundary conditions of numerical calculation for a single hole

参数	数值
主流入口速度/(m·s^{-1})	10
主流温度/K	295
密度比	1.2
吹风比	1
湍流度/%	0.5

使用 Pointwise 软件对模型进行网格划分，并针对关键研究区域进行了加密处理。图 4 给出了整体网格结构，其中，主流通道、气膜孔以及供气室的网格数量比例约为 6∶2∶1。通过将文献[17]的实验值与 305 万、377 万、442 万和 557 万 4 种不同网格数量下的计算结果进行对比，验证网格无关性，如图 5(a)所示。其中展向平均冷却效率 $\bar{\eta}=\frac{1}{\Delta Y}\int\eta(X,Y)\mathrm{d}Y$，$\Delta Y$ 为积分区间的总长度。可以看出，当网格数量达到 377 万时，计算结果趋于稳定。同时，比较了 SST k-ω 模型、Transition SST 模型以及 Realizable k-ε 模型 3 种湍流模型的数值仿真结果，如图 5(b)所示。相比之下，Realizable k-ε 模型得出的气膜有效度分布更加合理且与实验值最为接近。因此，选择 377 万的网格和 Realizable k-ε 湍流模型计算学习样本。

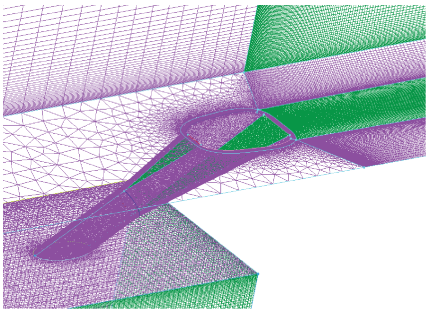
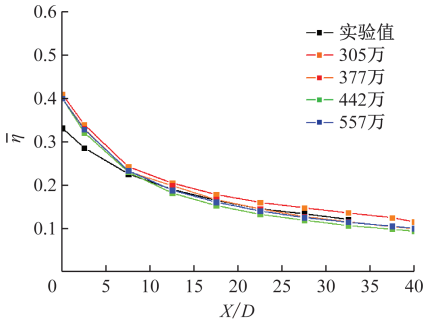
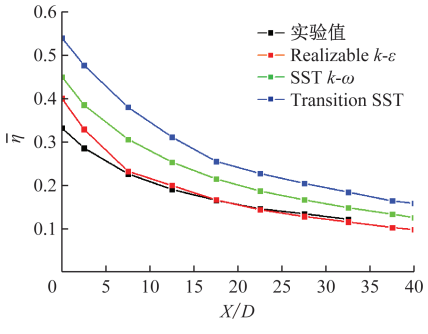


图 4 计算网格结构示意图

Fig. 4 Schematic diagram of grid computing structure



(a) 网格无关性验证



(b) 湍流模型验证

图 5 数值结果对比

Fig. 5 Comparison of numerical calculation results

2.2 样本数据集

通过数值仿真获得不同流场条件下覆盖域内各位置的气膜冷却效率特征，作为构建“核”参数模型的样本。设计涵盖了密度比为 1.2 和 1.5 情况下，吹风比分别为 0.1、0.3、0.5、1.0、1.5、2.0、2.5 和 3.0 的 8 种工况，共计 16 组设计工况。

2.3 参数学习模型的建立

基于所提出的“核”参数模型，对不同流场环境下的冷却效率特征进行最小二乘法(LSM)拟合，得到 7-7-7 扇形孔在不同流场条件下对应“核”参数模型系数 $(A_i,B_i,C_i)_{i=1,2,3}$，并通过人工神经网络(ANN)对“核”参数模型系数与流场环境之间的映射关系进行建模。本文搭建的神经网络结构如图 6 所示。

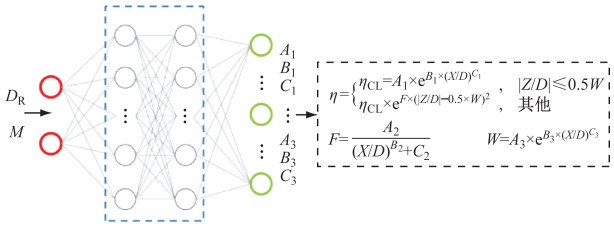


图 6 基于“核”参数模型的 ANN 模型

Fig. 6 ANN model based on the parametric "Kernel" model

鉴于样本数量有限，本文采用留出法(holdout method)对 16 组样本进行划分，以构建训练集和验证集。其中 12 组样本被分配至训练集，用于网络参数的更新和优化，剩余的 4 组样本则构成验证集，用于评估模型的泛化能力和预测准确性。

在模型构建方面，ANN 模型的输入参数包括密度比 D_R 和吹风比 M，输出参数为“核”参数模型系数 $(A_i,B_i,C_i)_{i=1,2,3}$。ANN 模型采用双隐藏层结构，每层包含 64 个神经元，使用 tanh 激活函数实现非线性特征提取。训练过程采用 Adam 优化器，初始学习率设为 0.001，并引入早停机制防止过拟合。同时，模型运用 L_2 正则化和学习率调度器，以进一步提升稳定性和收敛速度。选用均方误差(mean squared error，MSE)作为损失函数，用于量化预测值与真实值的差异，从而确保模型预测精度。

2.4 参数学习模型的精度

研究采用相关指数 R^2 和平均误差 δ 作为评价指标，其计算公式分别为

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2} \tag{5}$$

$$\delta=\sum_{i=1}^{n}\frac{|y_i-\hat{y}_i|}{y_i} \tag{6}$$

式中：n 为样本总数；y 和 $\hat{y}$ 分别为准确值和预测值；$\bar{y}$ 为准确值的平均值；下标 i 表示第 i 个样本。

对所建立的“核”参数模型在 16 组工况下所对应的“核”参数模型系数学习精度进行评估，具体结果如表 3 所示。由表 3 可知，参数学习模型的 R^2 主要集中在 0.999 附近，且均大于 0.997 5，δ 主要位于 0.2%左右，最大平均误差未超过 1.79%。这些评价指标共同验证了“核”参数模型在不同流场环境下对 7-7-7 扇形孔气膜覆盖面冷却效率特征具有稳定表示能力和高精度预测性能。

表 3　“核”参数模型系数学习精度

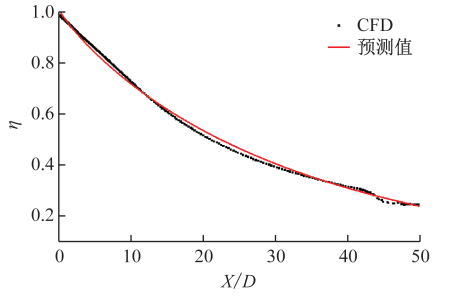
Tab. 3　Learning accuracy of the coefficients in the parametric "Kernel" model

项目		A_1	B_1	C_1	A_2	B_2	C_2	A_3	B_3	C_3
训练集	δ/%	0.15	1.66	0.14	0.45	0.14	0.14	0.04	0.27	0.21
	R^2	0.998 0	0.999 9	1.000 0	1.000 0	0.999 9	1.000 0	0.999 4	1.000 0	0.999 9
验证集	δ/%	0.15	1.79	0.15	0.48	0.14	0.13	0.05	0.29	0.20
	R^2	0.997 5	0.999 9	1.000 0	0.999 9	0.999 9	1.000 0	0.999 5	1.000 0	0.999 9

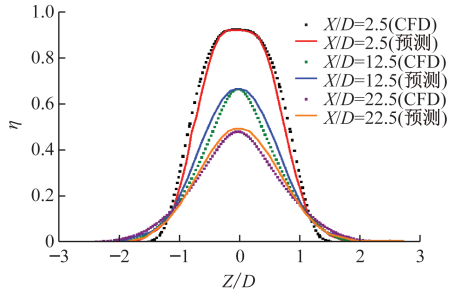
3　参数学习模型的应用

3.1　单孔气膜冷却效率的预测

利用本文基于仿真样本数据训练得到的扇形孔气膜分布的“核”参数模型，对未参与模型训练的流场条件（D_R=1.35、M=1.25）进行气膜覆盖域内各位置处冷却效率的预测。图 7 给出了“核”参数模型预测结果与 CFD 仿真计算结果的对比。



（a）中心线



（b）展向分布（上、中、下游）

图 7　单孔预测结果与 CFD 结果的对比

Fig. 7　Comparison between prediction results and CFD results for a single hole

从图 7(a)可以看出，在中心线上，“核”参数模型预测的冷却效率与 CFD 仿真结果的平均误差在 2.3%以内。在展向冷却效率的预测方面，图 7(b)给出了沿流向 3 个位置处的预测结果。“核”参数模型不仅能够准确预测扇形孔展向冷却效率的分布，而且预测结果与 CFD 仿真结果的 R^2 均达到了0.982 以上。因此，可认为本文所建立的“核”参数模型能够正确反映气膜孔覆盖域内各位置处的冷却效率特征，为预测群孔气膜冷却效率提供了可靠的方案。

3.2　群孔气膜冷却效率的预测

在展向 18D 流向 170D 的平面上，以顺排的形式均匀布置了 3×3 个气膜孔阵列，并假设平均分配每个孔的进气量，对第一排气膜孔下游流向 150D 内的平面进行气膜冷却效率的预测分析。在样本范围内设定单孔气膜密度比 D_R=1.2、吹风比 M=1，并采用 Sellers 叠加公式[18]模拟气膜孔间的干涉效应。为了验证预测结果的准确性，使用 CFD 模拟对该工况进行验证。图 8 给出了群孔的 CFD 计算模型，表 4 给出了对应的边界条件设置。

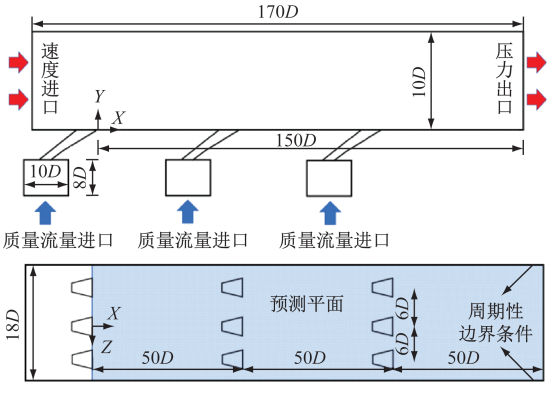


图 8　群孔计算模型几何参数

Fig. 8　Geometric parameters of numerical calculation model for arrayed holes

为确保计算结果的可靠性，对 1 153 万、1 251 万、1 421 万、1 592 万 4 种不同数量的网格进行无关性验证，通过对比其面平均气膜冷却效率的变化，评

表 4 群孔数值计算边界条件

Tab. 4 Boundary conditions of numerical calculation for arrayed holes

参数	数值
主流入口速度/(m·s^{-1})	10
主流温度/K	295
单孔密度比	1.2
单孔吹风比	1
湍流度/%	0.5

估计算结果对网格数量的敏感性，具体结果见表 5。结果表明，从 1 421 万网格数开始面平均气膜冷却效率不再发生明显变化，故采用 1 421 万网格数进行群孔气膜冷却效率预测的后续验证。

表 5 网格无关性的比较

Tab. 5 Comparison of the grid independence

序号	网格数	面平均气膜冷却效率
1	1 153 万	0.167 9
2	1 251 万	0.169 8
3	1 421 万	0.170 5
4	1 592 万	0.170 7

图 9 对比了有无考虑叠加效应的群孔预测结果与 CFD 模拟结果。其中图 9(a)给出了通过 CFD 计算得到的气膜冷却效率分布云图。图 9(b)进一步表明了在未受到来自流向气膜干涉的区域，“核”参数模型预测的冷却效率与 CFD 仿真结果在中心线上吻合度良好。对于第 2 排气膜孔以后的气膜叠加区域，评估 $X/D=60$ 位置处的展向冷却效率，如图 9(c)所示。结果表明，使用 Sellers 公式叠加后预测精度有显著提高，且 R^2 达到了 0.96 以上。这表明，配合恰当的叠加方法后的“核”参数模型能够有效考虑气膜孔间的相互干扰，从而提高对复杂群孔布局的冷却效率预测精度，为优化群孔布局提供了一种快速可靠的性能评估方法。

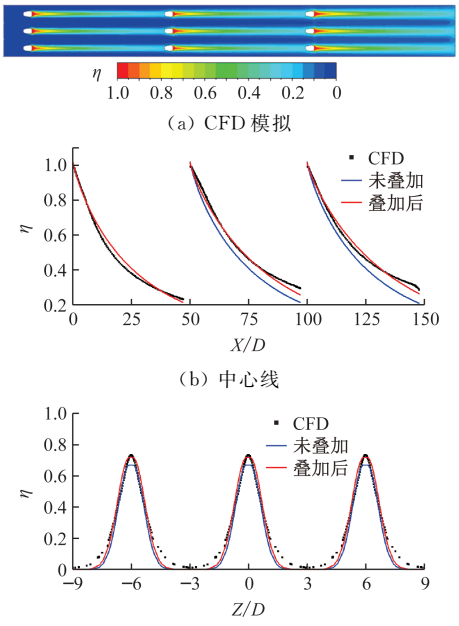


图 9 群孔预测结果与 CFD 结果的对比

Fig. 9 Comparison between prediction results and CFD results for arrayed holes

3.3 群孔气膜冷却的优化

基于前文建立的群孔气膜冷却效率预测模型，本文进一步研究了顺排布置群孔的优化问题。在给定冷气总量的条件下，增加孔数虽能扩大气膜覆盖率，但会导致单孔吹风比下降，这可能会降低区域的平均冷却效果。因此，需要在孔数、孔排数与吹风比之间寻找一个最优组合，以实现区域面平均气膜冷却效率的最大化。将该优化问题归纳为整数线性规划问题求解，如式(7)所示：

$$\max \bar{\eta}_s = \frac{\sum_{q=1}^{X}\sum_{j=1}^{Z}\left\{\sum_{p=1}^{i//(X/N_X)}\left[\sum_{k=1}^{N_Z}\eta_{k,p}\times\prod_{n=1}^{k-1}(1-\eta_{n,k,p})\right]\times\prod_{q=1}^{p-1}\left[1-\sum_{k=1}^{N_Z}\eta_{k,p}\times\prod_{n=1}^{k-1}(1-\eta_{n,k,p})\right]\right\}}{X\times Z} \tag{7}$$

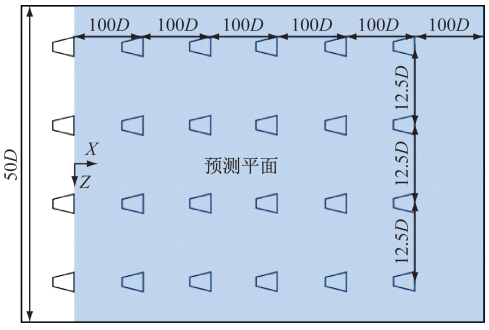
$$\text{s.t.}\begin{cases} M\times N_X\times N_Z = M_{\text{ah}} \\ N_X\times N_Z \leqslant \dfrac{M_{\text{ah}}}{0.1} \\ N_X\times N_Z \geqslant \dfrac{M_{\text{ah}}}{3} \\ N_X, N_Z \in \mathbf{Z}^+ \end{cases}$$

式中：$\bar{\eta}_s$ 为面平均气膜冷却效率；N_X 和 N_Z 分别为流向和展向布置的孔数；M_{ah} 为冷气总量；q 为流向的位置坐标；j 为展向的位置坐标；p 为流向布置孔的序号；k 为展向布置孔的序号；n 为计算叠加效率时孔的序号。

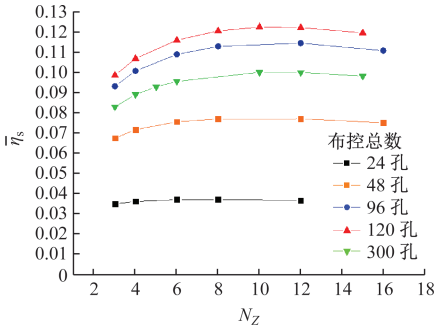
在给定流场中，预先确定冷气总量为 M_{ah}，同时假设冷气在所有孔中被均匀分配，即每个孔的冷气质量流量相等。为了确保此规划问题的准确性和实用性，设置了 4 个约束条件：第一个约束条件表示 M_{ah} 作为预先给定的参数保持恒定，同时可以根据布孔总数($N_X\times N_Z$)计算出各孔吹风比；第二和第三个约束条件共同界定了布孔总数的变化范围，以确保单孔进气量维持在样本范围内；第四个约束条件规定孔数为正整数，以满足实际应用中的需求。

选取一个展向 $50D$、流向 $600D$ 的平面作为预测对象，并在特定的流场环境($D_R=1.2$，$M_{\text{ah}}=45$)

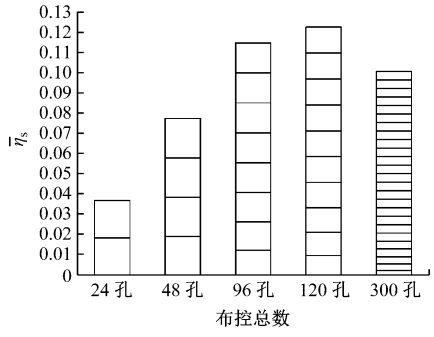
下进行研究，且布局遵循前后排以及展向气膜孔之间的距离分别根据流向和展向距离进行等距分配的规则，典型几何结构如图 10(a)所示。对不同顺排布孔方式下的群孔气膜冷却效率进行了系统预测，结果如图 10(b)所示。同时，为了更直观地分析不同布孔方式对冷却效果的影响，本文选取了展向布置 12 孔时流向各相邻两排孔间的面平均气膜冷却效率数值进行堆积展示，如图 10(c)所示。结果表明：(1)在特定的流场环境下，不同布孔数量及布孔方式下的面平均气膜冷却效率存在显著差异；(2)由于总进气量不变，随着布孔数量的增加，单孔进气量减少，导致单孔覆盖面冷却效果呈现下降趋势，然而气膜覆盖率的扩大使得整个覆盖面的面平均气膜冷却效率总体呈现先上升后下降的现象；(3)通过整数线性规划的数学模型求解，可以明确在该流场环境下最优气膜孔布置数量及对应的布孔方式，从而实现面平均气膜冷却效率的最大化。



(a) N_Z=4 时 24 孔布孔方式



(b) 面平均气膜冷却效率



(c) N_Z=12 时流向各相邻两排孔间冷却效果堆积图

图 10　各种顺排布孔方式下的预测值对比

Fig. 10　Comparison of prediction results under various sequential arrangements for arrayed holes

4　结论

(1)“核”参数模型能够准确反映气膜孔覆盖域内冷却效率的分布特征，克服了传统关联式仅预测展向平均冷却效率的局限性，而且显著减少了机器学习所需的样本数量，可适用于不同工况下的气膜冷却效率预测。

(2) 对比 CFD 模拟结果，将“核”参数模型与多孔气膜叠加公式相结合，预测群孔气膜冷却效率具有较好的准确性，能够有效反映群孔布局的物理特征，为优化气膜群孔布局提供了快速计算的预测方法。

(3) 在给定流场环境与总冷气量的约束条件下，气膜覆盖区域的面平均气膜冷却效率与孔数和布孔方式密切相关。通过整数线性规划方法，能够高效求得最优布孔方案，实现区域面平均气膜冷却效率的最大化。

(4) 基于数据驱动的机器学习，可以整合孔型及复杂流场条件的样本数据，考虑叶栅流动的流向、压力及温度变化对气膜冷却效果的影响，增强“核”参数模型的预测能力。

参考文献：

[1] 韦宏，祖迎庆. 基于真实密度比的单/三排扇形孔气膜冷却性能及流阻特性[J]. 航空动力学报，2021，36(11)：2331-2343.
WEI Hong, ZU Yingqing. Film cooling performance and flow resistance characteristics of single/triple-row fan-shaped holes based on actual density ratio[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(11): 2331-2343.

[2] 李广超，朱惠人，白江涛，等. 气膜孔布局对前缘气膜冷却效率影响的实验[J]. 推进技术，2008，29(2)：153-157.
LI Guangchao, ZHU Huiren, BAI Jiangtao, et al. Experimental investigation of film cooling effectiveness on leading edge with various geometries[J]. Journal of Propulsion Technology, 2008, 29(2): 153-157.

[3] 王晓增，阚瑞，刘存良. 密度比对弯扭导叶扇形孔气膜冷却效率的影响[J]. 航空动力学报，2023，38(1)：70-78.
WANG Xiaozeng, KAN Rui, LIU Cunliang. Effect of density ratio on film cooling characteristics of a bowed and twisted turbine vane with fan-shaped film holes[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(1):

70-78.

[4] 唐学智，李录平，黄章俊，等. 孔间距对燃气轮机动叶气膜冷却效果的影响[J]. 动力工程学报，2018，38(2)：105-113，131.
TANG Xuezhi，LI Luping，HUANG Zhangjun，et al. Influence of hole spacing on the film cooling effectiveness of a gas turbine moving blade[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2018，38(2)：105-113，131.

[5] 魏宽，苗辉，秦绪山，等. 带冲击-气膜双层壁结构的涡轮导叶冷却特性源项法数值研究[J]. 推进技术，2022，43(6)：185-193.
WEI Kuan，MIAO Hui，QIN Xushan，et al. Numerical study on cooling characteristics of turbine guide vanes with impingement/film double wall structure using source term method[J]. Journal of Propulsion Technology，2022，43(6)：185-193.

[6] 尹钊，方祥军. 基于源项法的气膜冷却涡轮叶片多目标优化[J]. 推进技术，2013，34(10)：1339-1344.
YIN Zhao，FANG Xiangjun. Multi-objective optimization of film-cooled turbine with source term method[J]. Journal of Propulsion Technology，2013，34(10)：1339-1344.

[7] 张玉芳，黄望全. 用于冲击/发散双层壁冷却数值模拟的源项法模型[J]. 南京航空航天大学学报，2017，49(增刊 1)：24-29.
ZHANG Yufang，HUANG Wangquan. Source term model for impingement/effusion double-wall cooling numerical simulation[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics，2017，49(Sup1)：24-29.

[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] 支如玉. 基于深度学习的平板和直叶片气膜冷却性能预测[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学，2023.

[10] 罗磊，邢海峰，王松涛. 基于机器学习的单孔绝热气膜冷却效率分布预测研究[J]. 推进技术，2022，43(4)：213-223.
LUO Lei，XING Haifeng，WANG Songtao. Prediction of adiabatic film cooling efficiency distribution of single hole based on machine learning[J]. Journal of Propulsion Technology，2022，43(4)：213-223.

[11] 秦晏旻，李雪英，任静，等. 基于 BP 神经网络的多参数气膜冷却效率研究[J]. 工程热物理学报，2011，32(7)：1127-1130.
QIN Yanmin，LI Xueying，REN Jing，et al. Prediction of the adiabatic film cooling effectiveness influnenced by multi parameters based on BP neural network[J]. Journal of Engineering Thermophysics，2011，32(7)：1127-1130.

[12] 李左飙，温风波，唐晓雷，等. 基于深度学习的单排孔气膜冷却性能预测[J]. 航空学报，2021，42(4)：307-318.
LI Zuobiao，WEN Fengbo，TANG Xiaolei，et al. Prediction of single-row hole film cooling performance based on deep learning[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica，2021，42(4)：307-318.

[13] BALDAUF S，SCHEURLEN M，SCHULZ A，et al. Correlation of film-cooling effectiveness from thermographic measurements at enginelike conditions[J]. Journal of Turbomachinery，2002，124(4)：686-698.

[14] BUNKER R S. Turbine cooling design analysis[J]. Gas Turbine Handbook，2005(1)：296-308.

[15] COLBAN W F，THOLE K A，BOGARD D. A film-cooling correlation for shaped holes on a flat-plate surface[J]. Journal of Turbomachinery，2011，133(1)：011002.

[16] 林翅翔，崔晓峰，戴韧. 预测扇形孔气膜冷却效率的一种新关联式及应用[J]. 动力工程学报，2023，43(11)：1440-1447.
LIN Chixiang，CUI Xiaofeng，DAI Ren. A new correlation for predicting film cooling effectiveness of fan-shaped holes and its application[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering，2023，43(11)：1440-1447.

[17] SCHROEDER R P，THOLE K A. Adiabatic effectiveness measurements for a baseline shaped film cooling hole[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2014：Turbine Technical Conference and Exposition. Dusseldorf，Germany：American Society of Mechanical Engineers，2014.

[18] SELLERS Jr J P. Gaseous film cooling with multiple injection stations[J]. AIAA Journal，1963，1(9)：2154-2156.