

文章编号: 1000-8055(2023)07-1537-09

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220685

基于约束神经网络的气膜冷效分布预测方法

朱剑琴, 李地科, 陶 智, 邱 璐, 程泽源

(北京航空航天大学 能源与动力工程学院, 北京 100191)

摘 要: 为提高涡轮叶片气膜冷却设计效率, 提出以高斯函数约束的单排气膜冷效分布神经网络预测方法, 并结合修正叠加原理预测多排气膜冷效分布。针对平板单排气膜, 以主流湍流度、密度比、吹风比、气膜入射角和长径比以及无量纲流向距离为输入预测高斯函数的 3 个系数, 再将无量纲横向距离代入预测的高斯函数计算得到冷效。高斯函数约束的神经网络对测试集的面平均冷效预测误差仅为 5.70%, 比直接预测的误差低 67%。基于单排气膜预测模型, 再根据吹风比和无量纲坐标预测多排气膜叠加原理修正系数, 从而计算多排气膜冷效。在吹风比为 0.5 和 1 时, 多排叉排气膜的面平均冷效预测误差分别仅为 6.19% 和 12.19%。结果说明该方法具有较强的气膜冷效分布预测能力。

关 键 词: 平板气膜; 冷效分布; 神经网络; 高斯函数; 叠加原理

中图分类号: V231.1

文献标志码: A

Predicting method of film cooling effectiveness distribution based on constrained neural network

ZHU Jianqin, LI Dike, TAO Zhi, QIU Lu, CHENG Zeyuan

(School of Energy and Power Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: To improve the design efficiency of film cooling in turbine vane, a neural network constrained by Gaussian function was proposed to predict the cooling effectiveness distribution of single film row, and the distribution of multi film rows was predicted by combining the modified superposition principle. For a single film row on the flat-plate, three coefficients of the Gaussian function were predicted with the main flow turbulence degree, density ratio, blowing ratio, film inclined angle, length-width ratio and dimensionless flow direction distance taken as inputs, and then the dimensionless lateral distance was substituted into the predicted Gaussian function to calculate the cooling effectiveness. The prediction error of the Gauss function constrained neural network for the average cooling effectiveness of the test samples was only 5.70%, which was 67% lower than that of network without constraints. Based on the model of single film row and the correction coefficient of multi film rows superposition principle predicted according to the blowing ratio and dimensionless coordinates, the cooling effectiveness distribution of multi film rows was calculated. The prediction errors of the average cooling effectiveness were only 6.19% and 12.19% with the blowing ratio at 0.5 and 1, respectively. According to the results, the proposed method can predict the film cooling effectiveness distribution accurately.

Keywords: flat-plate film; cooling effectiveness distribution; neural network; Gaussian function; superposition principle

收稿日期: 2022-09-14

基金项目: 航空发动机气动热力国家级重点实验室基金(2021-JCJQ-LB-062-0409)

作者简介: 朱剑琴(1983—), 女, 教授、博士生导师, 博士, 主要从事航空发动机涡轮叶片先进冷却设计方法研究。

E-mail: zhujianqin@buaa.edu.cn

引用格式: 朱剑琴, 李地科, 陶智, 等. 基于约束神经网络的气膜冷效分布预测方法[J]. 航空动力学报, 2023, 38(7): 1537-1545. ZHU Jianqin, LI Dike, TAO Zhi, et al. Predicting method of film cooling effectiveness distribution based on constrained neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(7): 1537-1545.

气膜冷却是航空发动机燃烧室和涡轮叶片等热端部件的主要冷却方式,其冷却性能受流动^[1-2]和几何^[3-4]等多方面因素的影响。由于设计参数众多,耦合影响机理复杂,因此气膜冷却设计需要反复迭代评估绝热冷效(以下简称冷效)。

目前气膜冷效评估方法主要有三大类,分别为经验公式方法、数值仿真方法、机器学习方法,其中机器学习方法兼顾高效和准确,具有较强的技术优势。早期的气膜冷效经验公式是针对二维槽缝气膜冷却^[5]提出的,但是结构强度和工艺推动了圆孔的应用,针对圆孔的经验公式由此大量涌现^[6-7]。尽管计算方便,但是经验公式大多是以平均冷效为目标,缺乏对于气膜冷效分布的计算能力。数值仿真方法能够得到全部的流体域和固体域信息,相比实验方法更方便,成本更低^[8-9]。然而数值仿真方法计算量大,计算耗时长,设计效率较低。为了同时兼具较高的准确性和计算效率,机器学习方法得到了逐渐广泛的应用,其中又以人工神经网络(artificial neural network, ANN)模型为主。Naghashnejad 等^[10]和 Dolati 等^[11]提出了基于数据处理型的 ANN 来预测平板单排气膜面平均冷效。Davalos 等^[12]建立了 ANN 来预测叶片前缘面平均气膜冷效。秦晏旻等^[13]建立了针对中心线冷效和横向平均冷效预测的 ANN。更进一步,诸多研究开始结合 ANN 模型和优化算法来对气膜结构参数进行寻优^[14-15],并且在实际涡轮叶片^[16-17]以及气膜前布置沟槽^[18]等更加复杂的场景下进行了尝试,均取得了较好的预测效果,验证了机器学习方法对气膜冷效预测的能力。

然而目前依旧缺乏对于多参数耦合下气膜冷效分布的准确预测方法。因此,本文提出以高斯函数约束的神经网络来预测单排气膜冷效二维分布,并建立修正系数预测模型以修正多排叠加原理,从而实现多排气膜冷效二维分布的快速准确预测。

1 气膜冷效分布预测方法

1.1 人工神经网络概述

前馈型神经网络(back propagation neural network, BPNN)是最常见的人工神经网络,层与层之间的信息沿着同一个方向进行传递,第一层为输入层,最后一层为输出层,输入层和输出层中间是隐藏层。在信息的正向传递过程中,隐藏层

的输出为

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^{n_i} w_{ji}x_i - \theta_j\right) \quad (1)$$

其中 y_j 为隐藏层神经元, x_i 为输入层神经元, w_{ji} 和 θ_j 分别为输入层和隐藏层之间的权值和阈值, n_i 为输入层神经元个数。输出层神经元的输出为

$$z_l = f\left(\sum_{j=1}^{n_j} v_{lj}y_j - \theta_l\right) \quad (2)$$

其中 z_l 为输出层神经元, v_{lj} 和 θ_l 分别为隐藏层和输出层之间的权值和阈值, n_j 为隐藏层神经元个数。ANN 的预测误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^{n_l} (t_l - z_l)^2 \quad (3)$$

其中 E 为损失函数值, t_l 为真实值, n_l 为输出层神经元个数。在得到每个训练样本的预测误差之后,即可用梯度下降法对误差进行反向传播,从而更新神经网络的权值和阈值,直至收敛得到最终的神经网络。

1.2 高斯函数约束的单排气膜冷效预测方法

传统神经网络预测气膜冷效时一般将冷效作为网络的输出,在训练完毕后直接预测各点的冷效值,需要依赖大量的训练数据,同时误差水平较高。而本文考虑到在不同流向位置单排气膜冷效 η 沿横向呈现高斯分布,即

$$\eta = a \cdot e^{-[(Z/D-b)/c]^2} \quad (4)$$

其中 a 、 b 、 c 为高斯函数本身参数, D 为气膜孔径, Z/D 为无量纲横向距离。因此提出以高斯函数作为约束建立 ANN,旨在减少训练数据,提升预测精度。具体实现方式如下:将整个预测模型分为神经网络预测和高斯函数计算两部分;神经网络预测部分采用传统 BPNN 的基本构架,以主流湍流度 T_u 、密度比 R_d 、吹风比 M 、气膜入射角度 β 、气膜长径比 L/D 、无量纲流向距离 X/D 为输入,以不同流向位置的高斯函数参数(a 、 b 、 c)为输出, L 为气膜孔长度;高斯函数计算部分是在神经网络预测得到不同流向位置的高斯函数参数后,再将不同的无量纲横向距离 Z/D 代入高斯函数表达式,即可计算得到全场中不同位置处的气膜冷效 η ,模型结构如图 1 所示。由于每个横向位置的冷效均为高斯函数计算得到,因此其分布必然遵循高斯型分布,由此实现高斯函数对单排气膜冷效

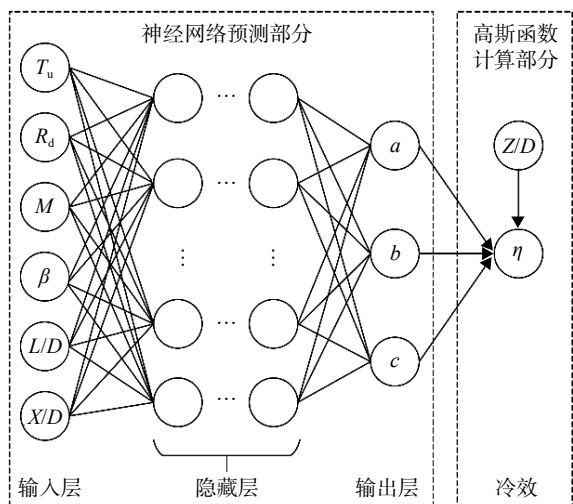


图 1 高斯函数约束的单排气膜冷效神经网络

Fig. 1 Gaussian function restricted neural network for cooling effectiveness prediction of a single film row

分布的严格约束。整个模型基于 MATLAB 平台实现,神经网络的优化器为 trainlm,网络权值和偏差变化率计算函数为 learnsgdm。

1.3 修正叠加原理的多排气膜冷效预测方法

根据 Sellars 提出的气膜冷效叠加原理^[5],单独存在一排气膜孔时各点的冷效 η_m 为

$$\eta_m = \frac{T_\infty - T_{aw}^m}{T_\infty - T_c} \quad (5)$$

其中 T_∞ 为主流入口温度, T_c 为冷气入口温度, T_{aw}^m 为仅第 m 排气膜存在时的绝热壁温。从而可以推导得到 n 排气膜存在时各点的冷效 η 为

$$\eta = 1 - \prod_{m=1}^n (1 - \eta_m) \quad (6)$$

对于多排气膜冷效叠加来说,可以视作由前向后不断的两排叠加,因此对多排气膜冷效叠加的修正,本质上在于对两排气膜冷效 η_1 和 η_2 叠加的修正,即

$$\eta = \eta_1 + \eta_2 - C \cdot \eta_1 \cdot \eta_2 \quad (7)$$

其中 C 为不同位置处的修正系数,主要反映两排气膜相互掺混带来的影响,同样由 ANN 进行预测得到,并且输入参数仍为文中第 1.2 节中所述的流动参数、结构参数、不同位置处的无量纲流向距离 X/D 和无量纲横向距离 Z/D 。

2 数据集构建

2.1 几何模型

为了训练预测单排气膜冷效和双排气膜冷效

叠加修正系数的两个 ANN,采用数值仿真方法进行数据集的构建。数据集中的某一个几何模型以及尺寸如图 2 所示,其中气膜孔径 D 为 8 mm。数据集中其余几何模型的气膜孔射流角 β 和气膜长径比 L/D 是不同的,因为它们是神经网络的输入参数,需要有不同的取值。

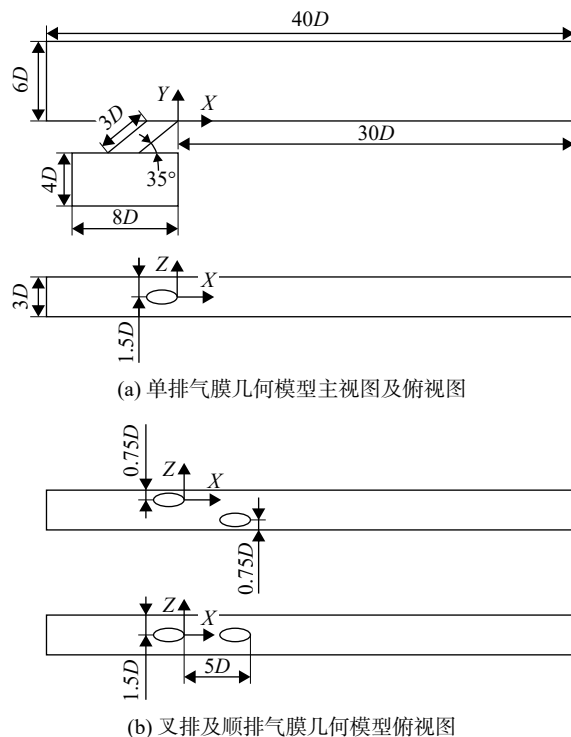


图 2 单排及双排气膜几何模型

Fig. 2 Geometric models of a single film row and two film rows

2.2 数值仿真

采用六面体结构化网格对平板气膜冷却模型进行网格划分,对倾斜气膜孔段进行 O 型网格划分,并对气膜孔内以及近壁面区的网格进行了局部加密。对于计算设置,冷气入口为质量流量入口,温度为 800 K,湍流度为 1%。主流入口为质量流量入口,主流温度由密度比和冷气温度决定。冷气入口和主流入口的具体质量流量由吹风比 M 的取值确定。主流出口设置为压力出口,压力为 1.013×10^5 Pa。主流通道左右两侧设置为周期性边界条件,其余壁面设为无滑移绝热壁面条件。采用商用软件 Fluent 进行数值计算,选择压力基求解器进行稳态求解。采用 SIMPLE (semi-implicit method for pressure linked equation) 算法进行计算,质量、动量和能量方程采用 2 阶迎风格式,湍动能方程和耗散率方程采用 1 阶迎风格式。数值计算的收敛判据为残差小于 10^{-5} ,同时监控换热

表面温度波动。对不同湍流模型的计算结果与 Sinha 等^[19]的实验结果进行了对比验证,如图3所示。用到的湍流模型包括 standard $k-\varepsilon$ 模型、RNG(re-normalization group) $k-\varepsilon$ 模型、realizable $k-\varepsilon$ 模型和 SST(shear stress transport) $k-\omega$ 模型。从图3中发现4种湍流模型与实验值都存在一定的误差,但是只有SST $k-\omega$ 模型模拟出了气膜冷却在吹风比较大时,气膜出现分离再附着现象导致冷效出现先下降再上升的情况,与实验结果趋势最为符合,因此最终选择SST $k-\omega$ 模型进行数值仿真。以中心线冷效沿流向的变化作为监控参数,在网格量达到103万时基本不再变化,如图4所示,因此选取103万网格量作为本文工作的网格无影响。

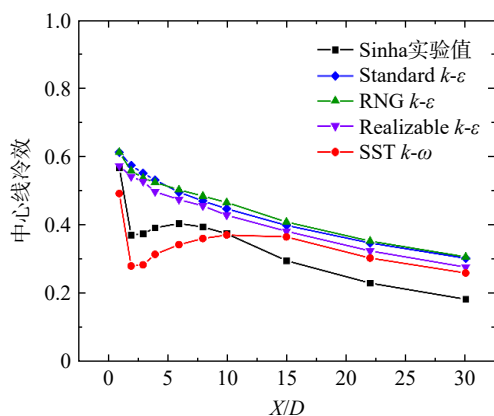


图3 不同湍流模型计算得到的中心线冷效对比

Fig. 3 Comparison of centerline cooling effectiveness calculated by different turbulence models

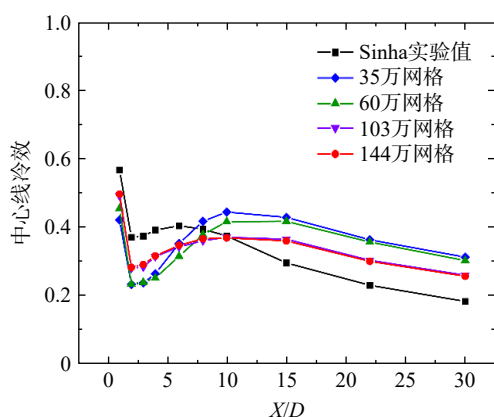


图4 中心线冷效随网格数量的变化

Fig. 4 Variation of centerline cooling effectiveness with respect to mesh size

通过上述数值仿真方法,共计算了61组不同流动或几何参数组合下的气膜冷效二维分布数据集,主流湍流度 T_u 在1%~15%之间,密度比 R_d 在1.2~2.5之间,吹风比 M 在0.25~1之间,气膜

入射角度 β 在 $15^\circ \sim 60^\circ$ 之间,气膜长径比 L/D 在0.5~6之间。其中部分参数组合对应的气膜冷效和修正系数分布将用于ANN的训练,而剩余的参数组合下的数据则用于ANN的测试。

3 单排气膜冷效分布预测结果

3.1 面平均冷效的预测对比

为展示所提出的高斯函数约束的神经网络对气膜冷效分布的预测能力,直接以各点的气膜冷效为输出,以同样的神经网络架构和设置建立了常规的BPNN,并对两种神经网络预测结果进行了对比分析。以冷效二维分布云图和面平均冷效相对误差 E_{ave} 来评价神经网络的预测能力。面平均冷效相对误差 E_{ave} 定义为

$$E_{ave} = \left| \frac{\eta_{ave} - \eta_{bpave}}{\eta_{ave}} \right| \quad (8)$$

其中 η_{ave} 为面平均冷效仿真值, η_{bpave} 为预测值。图5为直接预测模型和由训练样本中取61个点训练的高斯函数约束预测得到的面平均冷效相对误差对比,其中直接预测模型由每个训练样本中取10000个点训练得到,高斯函数约束模型由每个训练样本中仅取61个点训练得到。图中 N 为样本点数。可以看出高斯函数约束后的ANN在所构建数据集中的预测精度要高于直接预测,直接预测模型得到的面平均冷效的相对误差大多超过15%,而高斯函数约束的冷效预测模型得到的面平均冷效的相对误差大多在5%左右,61个样本的误差平均以后高斯函数约束ANN的误差仅为5.70%,比直接预测的误差低67%。

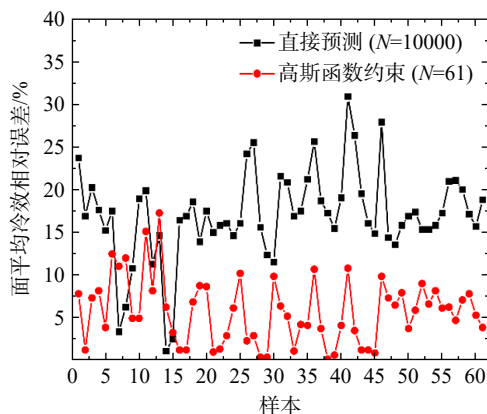


图5 对不同样本两种ANN预测得到的面平均冷效相对误差对比

Fig. 5 Comparison of relative errors of surface average cooling effectiveness predicted by two ANNs for different samples

此外,从图5中还可以看到两种预测模型都存在预测误差较大的样本,这些误差较大的样本基本都是吹风比较大,说明吹风比较大时预测模型预测得到的面平均冷效相对误差较大。主要原因一是吹风比较大时本身其面平均冷效数值就较小,作为分母计算的相对误差会有一定的放大;二是气膜冷却在吹风比较大时会出现气膜分离、再附着、完全分离的状态变化,这对平均冷效带来了更多非规律性的影响,加大了预测难度。

3.2 冷效二维分布的预测对比

图6展示了两种模型对数据集中吹风比为0.25和1的两个工况预测得到的气膜冷效二维分布云图,并与数值仿真云图进行了对比。从图6中可以看出,高斯函数约束预测得到的冷效

云图和数值计算结果非常接近,而直接预测得到的云图不仅气膜孔的位置和形状与数值计算结果有较大的误差,且预测得到的气膜覆盖范围也比数值计算结果要窄,说明高斯限制的预测模型要比直接预测模型预测结果更准确。图7展示了每一点的预测绝对误差,也可以看出高斯函数约束后的预测误差要比直接预测低很多。两种预测模型都是对近孔区($X/D < 5$)的预测不甚理想,而对远孔区($X/D > 5$)的预测更为准确,并且对吹风比较小的工况预测误差要低于吹风比较大的工况。从预测的气膜冷效二维分布和误差分布来看,高斯函数约束后的ANN具有明显更强的单排气膜冷效预测能力,验证了本文所提方法的有效性。

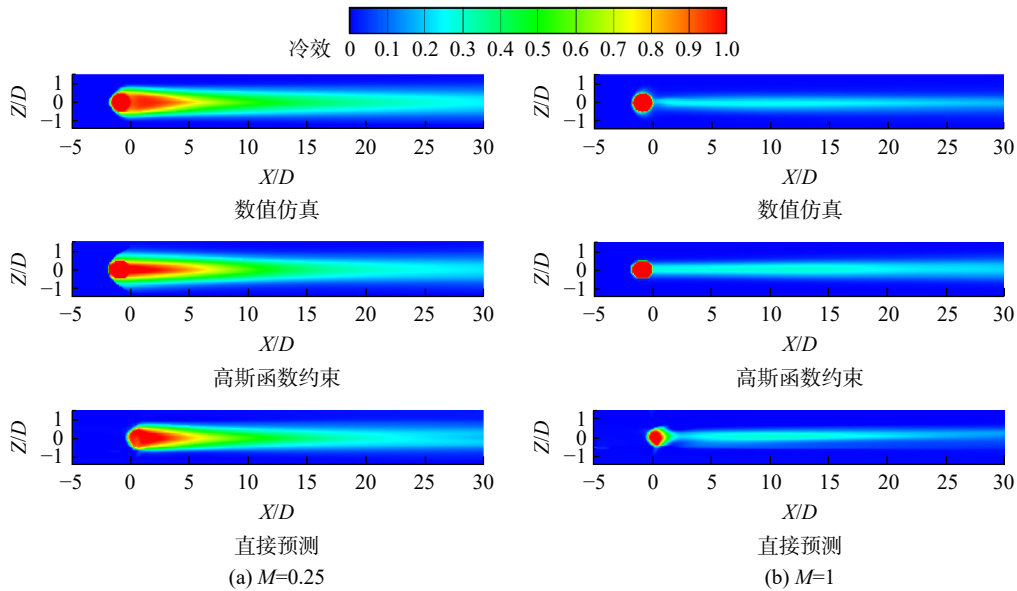


图6 吹风比为0.25和1时两种ANN预测得到的气膜冷效云图对比

Fig. 6 Comparison of cooling effectiveness contour predicted by two ANNs at blowing ratio of 0.25 and 1 respectively

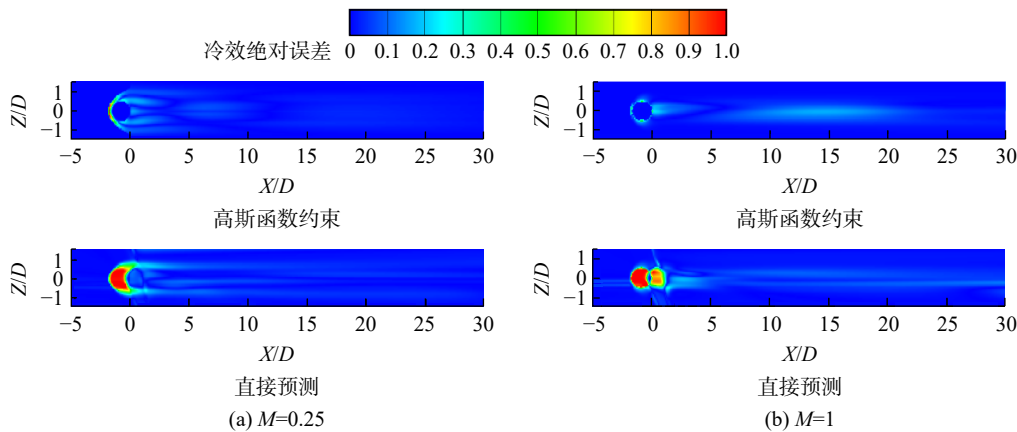


图7 吹风比为0.25和1时两种ANN预测值的冷效绝对误差云图对比

Fig. 7 Comparison of absolute error contour of cooling effectiveness predicted by two ANNs at blowing ratio of 0.25 and 1 respectively

3.3 训练时间对比

针对两种神经网络预测模型,重复进行 20 次神经网络训练,然后汇总不同取值点数下预测模型的平均训练时间,如表 1 所示。从表 1 可以看出,直接预测模型的面平均冷效相对误差随着训练数据量增加而减少,而训练时间随着训练数据量的增加而增加,但高斯函数约束模型的误差始终低于直接预测模型,同时需要显著更少的训练时间。这是由于直接预测模型需要直接从几何和工况参数映射全场每个点的冷效值,只能通过数据来学习,因此需要极大的数据量才能获得一个较高的精度。而高斯函数约束模型由于限制了冷效的横向分布形式,因此仅需要沿流向的数据,大幅减少了训练数据需求,从而在保证精度的情况下大幅缩短了训练时间。未来随着计算工况的增加和待预测场的扩大会导致神经网络训练数据量激增,而高斯限制的预测模型能缩短训练时间,存在明显的积极作用。

表 1 两种神经网络训练时间对比
Table 1 Comparison of training time between two neural networks

预测模型	每个训练样本包含的点	所有样本 $E_{ave}/\%$	平均训练时间/s
直接预测	500	35.72	7.3
直接预测	1 000	31.01	21.5
直接预测	5 000	19.35	235.8
直接预测	10 000	17.27	640.5
高斯函数约束	61	5.70	0.99

通过综合比较两种模型预测得到的单排气膜面平均冷效、冷效二维分布云图以及两种预测模型的训练时间,可以得出结论,本文所提出的高斯函数约束的 ANN 相较于直接预测具有更高的预测精度和更少的训练时间,具有明显的优越性。

4 多排气膜冷效分布预测结果

4.1 双排顺排修正预测

考虑到双排气膜在顺排和叉排布置时主流和冷气的掺混过程并不相同,由此带来冷效叠加效果也不相同,因此对于双排气膜冷效叠加的修正将分为顺排和叉排两种情形分别进行。

表 2 展示了不同吹风比下修正后面平均冷效相对误差的变化。可以看出修正后面平均冷效相对误差普遍下降,整体精度有了较大的提升,

并且对于不同吹风比修正后的预测模型都能达到较高的预测精度。尤其是当吹风比较小时 ($M=0.25$),修正后面平均冷效相对误差有了较大的降低。图 8 为吹风比 $M=0.25$ 时修正前后冷效二维分布云图的对比,可以看出气膜孔正下游区域气膜覆盖范围与数值计算结果非常接近。说明通过对不同位置施加合适的修正系数 C 能较好地表达出顺排结构的干扰作用,得到较为准确的双排顺排修正预测模型。

表 2 双排顺排结构修正前后预测误差对比

Table 2 Comparison of prediction error with and without correction when two film rows are in line

吹风比 M	修正前 $E_{ave}/\%$	修正后 $E_{ave}/\%$
0.25	9.18	1.85
0.5	4.15	0.28
0.6	1.55	1.47
0.8	1.15	1.15
1	5.69	2.83

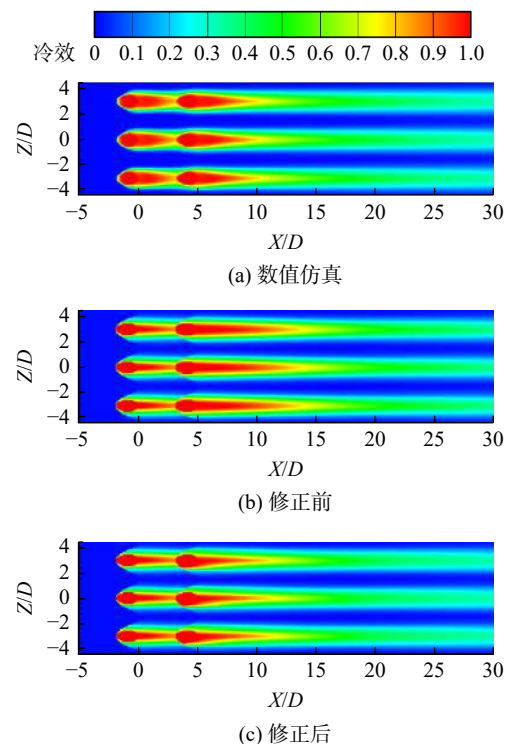


图 8 吹风比为 0.25 时双排顺排结构修正前后冷效预测云图和数值计算的对比

Fig. 8 Comparison of predicted cooling effectiveness contours with and without correction to the numerical results when two film rows are in line at blowing ratio of 0.25

4.2 双排叉排修正预测

双排叉排的叠加原理修正过程跟顺排情形完

全一样,区别仅在于 ANN 的训练数据采用的是双排叉排的工况数据。针对双排叉排结构,经分析,预测误差主要来源于无法准确描述两排气膜相互挤压造成的冷效增加,而吹风比较小时这种挤压作用对冷效的提高很有限,因此本文只对吹风比较大的情况进行修正。表 3 展示了不同吹风比下修正前后面平均冷效相对误差,可以看出修正后模型预测误差有了非常明显的降低。图 9 为吹风比 $M=1$ 时修正前后冷效二维分布云图的对比。可以看出修正前的冷效在相邻气膜孔间气膜预测值明显低于数值计算值,而经过修正系数修正后的神经网络预测得到的气膜在相邻气膜孔间能较好地覆盖且与数值计算结果比较接近,说明通过对不同位置施加合适的修正系数 C 能够较

为准确地模拟叉排结构的挤压作用,从而得到较为准确的双排叉排修正预测模型。

4.3 多排修正预测

通过分析修正前多排冷效预测模型对多排叉排结构的预测误差分布,发现小吹风比时预测值高于数值计算值,误差集中在气膜孔下游区域,此时预测模型的误差主要来源于无法对顺排结构的干扰作用准确描述,因此可以利用双排顺排修正模型模拟前后排气膜孔的干扰作用,来提高多排预测模型的精度;而大吹风比时预测值低于数值计算值,误差则主要集中在相邻气膜孔交界的区域,此时预测模型的误差主要来源于无法对叉排结构的挤压作用准确描述,因此可以利用双排叉排修正模型模拟相邻气膜孔之间的挤压作用来提高多排预测模型的精度。因此,通过在不同位置分别结合双排顺排和叉排的修正系数预测模型,可以计算得到多排气膜叠加后的冷效。

表 4 展示了多排结构修正前后在吹风比为 0.5 和 1 时的面平均冷效预测结果和数值计算结果的对比。可以看出修正后的神经网络预测得到的面平均冷效相比修正前误差明显下降,整体精度有了较大的提升,修正后的相对误差分别仅为 6.19% 和 12.19%, 分别降低了 60.95% 和 56.54%。说明上述对于多排气膜结构在不同吹风比下不同的预测误差产生原因有正确的分析,并且使用顺排或叉排这两类不同的修正系数预测模型进行修正后,多排气膜冷效叠加预测模型的预测精度有了较大的提高。图 10 为吹风比为 0.5 和 1 时多排气膜叠加修正前后冷效二维分布云图的对比。可以看出修正后的预测云图和数值计算结果更为接近,并且在小吹风比下利用双排顺排修正模型,而在大吹风比下利用双排叉排修正模型,能够很好地表达出多排气膜情形顺排结构之间的相互干扰作用和叉排结构之间的相互挤压作用,从而提高多排预测模型对于多排气膜叠加的复杂情况下的气膜冷效二维分布,充分验证了本文所提出的单排预测模型结合修正叠加原理对于多排气膜冷效分布的预测有效性。

表 3 双排叉排结构修正前后预测误差对比
Table 3 Comparison of prediction error with and without correction when two film rows are staggered

吹风比 M	修正前 $E_{ave}/\%$	修正后 $E_{ave}/\%$
0.8	17.61	0.07
1	35.94	3.96

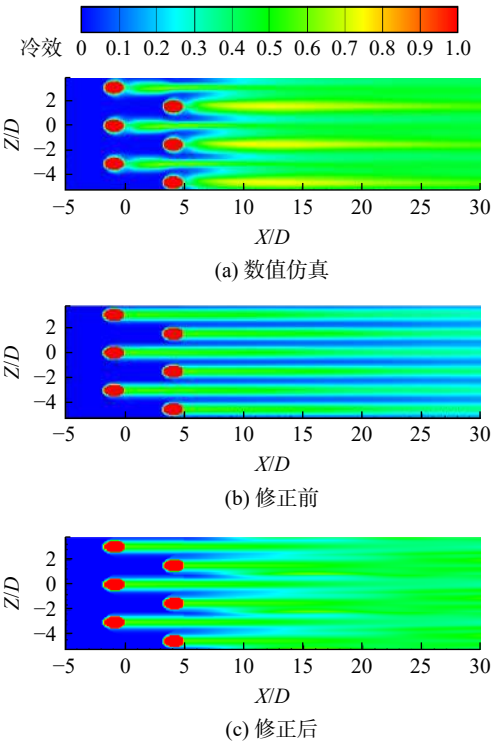


图 9 吹风比为 1 时双排叉排结构修正前后冷效预测云图和数值计算的对比
Fig. 9 Comparison of predicted cooling effectiveness contours with and without correction to numerical results when two film rows are staggered at blowing ratio of 1

表 4 多排结构修正前后预测误差对比
Table 4 Comparison of prediction error with and without correction when there are multi film rows

吹风比 M	修正前 $E_{ave}/\%$	修正后 $E_{ave}/\%$
0.5	15.85	6.19
1	28.05	12.19

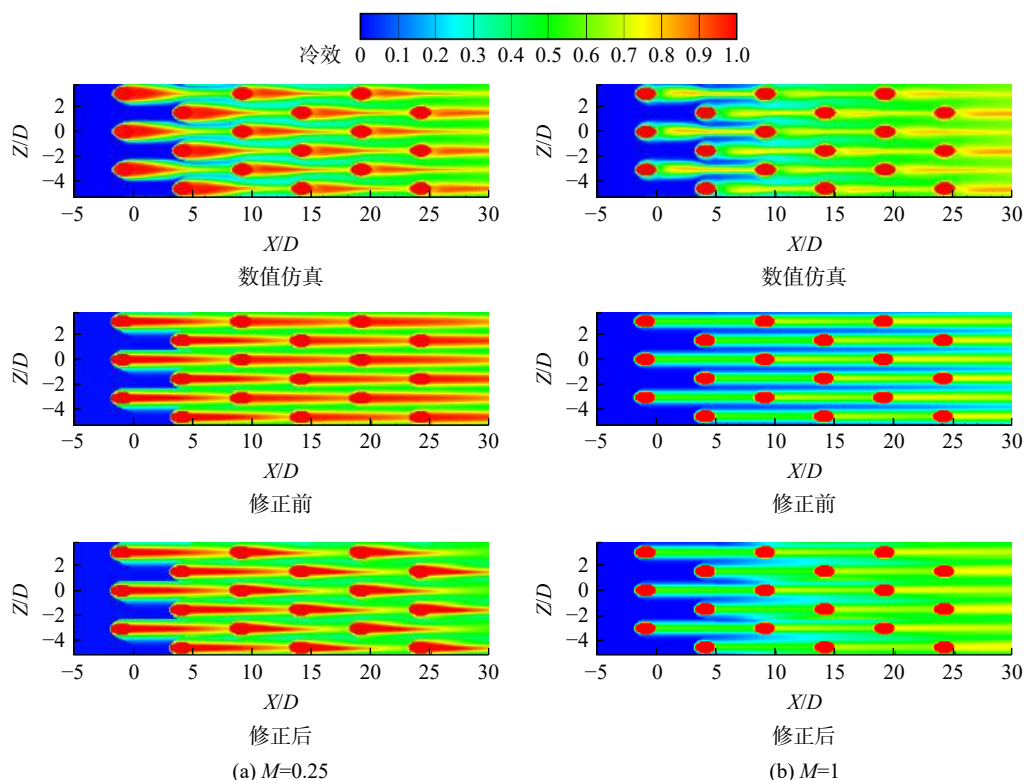


图 10 吹风比为 0.5 和 1 时修正前后多排气膜冷效分布云图

Fig. 10 Contours of cooling effectiveness of multi film rows with and without correction at blowing ratio of 0.5 and 1 respectively

5 结 论

目前航空发动机涡轮叶片的主要冷却方式是气膜冷却,其冷却性能受多方面因素影响。气膜冷却设计是一个需要反复迭代的过程,因此需要快速准确地获得气膜冷却的冷效分布。本文针对经典的平板气膜冷却结构,开展了气膜冷效分布预测模型研究。提出了基于高斯函数约束的人工神经网络以预测单排气膜冷效二维分布,在此基础上,建立人工神经网络模型对双排顺排和叉排的气膜冷效叠加系数进行修正,从而实现多排气膜冷效二维分布快速准确预测,主要结论如下:

1) 高斯函数约束的神经网络对单排气膜冷效分布具有较高的预测准确度,同时需要较少的训练时间。高斯函数约束后的神经网络对测试集中所有工况的冷效平均误差仅为 5.70%,比直接预测的误差低 67%,同时在保证精度更高的情况下训练时间在 1 s 以内,比直接预测模型的训练时间缩短上千倍。

2) 双排气膜时对顺排和叉排应用不同的修正系数预测模型,可以实现双排叠加后的冷效准确预测。双排顺排气膜的冷效叠加主要受前后相互干扰影响,双排叉排气膜的冷效叠加主要受两

侧挤压作用影响,应用不同的修正系数预测模型,在吹风比为 1 时顺排和叉排的平均冷效分别仅为 2.83% 和 3.96%。

3) 基于单排的冷效预测模型和双排修正系数预测模型,可以实现多排气膜冷效分布的快速准确预测。在小吹风比时应用双排顺排修正系数,在大吹风比时应用双排叉排修正系数,可以较好地表达出多排气膜冷效叠加的效果,修正后的多排气膜平均冷效在吹风比为 0.5 和 1 时分别仅为 6.19% 和 12.19%,并且展现出了较强的冷效二维分布预测能力。

参考文献:

- [1] JOHNSON B, TIAN Wei, ZHANG Kai, et al. An experimental study of density ratio effects on the film cooling injection from discrete holes by using PIV and PSP techniques[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2014, 76: 337-349.
- [2] WU P S, TSAI S T, JHUO Y H, et al. Effect of turbulence intensity on cross-injection film cooling at a stepped or smooth endwall of a gas turbine vane passage[J]. *The Scientific World Journal*, 2014, 2014: 256136.1-256136.13.
- [3] 刘高文, 刘松龄. 喷射角对涡轮叶栅端壁气膜冷却传热的影响[J]. *推进技术*, 2002, 23(6): 496-499.
LIU Gaowen, LIU Songling. Effect of injection angle on film cooling heat transfer of turbine cascade endwall[J]. *Journal of Propulsion Technology*, 2002, 23(6): 496-499. (in Chinese)

- [4] GHORAB M G, HASSAN I G, LUCAS T. An experimental investigation of film cooling performance of louver scheme[J]. *Journal of Heat and Mass Transfer*, 2011, 54: 1387-1399.
- [5] 曹玉璋. 航空发动机传热学[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2005.
- [6] 葛绍岩. 气膜冷却[M]. 北京: 科学出版社, 1985.
- [7] BALDAUF S, SCHEURLEN M, SCHULZ A, et al. Correlation of film cooling effectiveness from thermographic measurements at engine like conditions[R]. ASME GT2002-30180, 2002.
- [8] WALTERS D K. A systematic computational methodology applied to a three-dimensional film-cooling flow field[J]. *Journal of Turbomachinery*, 1997, 119(4): 777-785.
- [9] LI Xueying, REN Jing, JIANG Hongde. Algebraic anisotropic eddy-viscosity modeling for application to turbulent film cooling flows[R]. ASME GT2011-45791, 2011.
- [10] NAGHASHNEJAD M, AMANIFARD N, DEYLAMI H M. A predictive model based on a 3-D computational approach for film cooling effectiveness over a flat plate using GMDH-type neural networks[J]. *Heat and Mass Transfer*, 2014, 50(1): 139-149.
- [11] DOLATI S, AMANIFARD N, DEYLAMI H M. Numerical study and GMDH-type neural networks modeling of plasma actuator effects on the film cooling over a flat plate[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 123: 734-745.
- [12] DAVALOS J O, GARCIA J C, URQUIZA G, et al. Prediction of film cooling effectiveness on a gas turbine blade leading edge using ANN and CFD[J]. *International Journal of Turbo and Jet-Engines*, 2018, 35(2): 101-111.
- [13] 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 Yanwen, LI Xueying, REN Jing, et al. Research on multi parameter film cooling effectiveness based on BP neural network[J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2011, 32(7): 1127-1130. (in Chinese)
- [14] LEE K D, CHOI D W, KIM K Y. Optimization of ejection angles of double-jet film-cooling holes using RBNN model[J]. *International Journal of Thermal Sciences*, 2013, 73: 69-78.
- [15] WANG Chunhua, ZHANG Jingzhou, ZHOU Junhui. Optimization of a fan-shaped hole to improve film cooling performance by RBF neural network and genetic algorithm[J]. *Aerospace Science and Technology*, 2016, 58: 18-25.
- [16] HUANG Ying, ZHANG Jingzhou, WANG Chunhua. Shape-optimization of round-to-slot holes for improving film cooling effectiveness on a flat surface[J]. *Heat and Mass Transfer*, 2018, 54: 1741-1754.
- [17] CAROLE E A, WAHID G, IBRAHIM H. Aerothermal optimization and experimental verification for discrete turbine airfoil film cooling[J]. *Journal of Propulsion and Power*, 2015, 31(2): 543-558.
- [18] WANG Chunhua, SUN Xiaokai, ZHANG Jingzhou. Uncertainty analysis of trench film cooling on flat plate[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2019, 156: 562-575.
- [19] SINHA A K, BOGARD D G, CRAWFORD M E, et al. Film-cooling effectiveness downstream of a single row of holes with variable density ratio[J]. *Journal of Turbomachinery*, 1991, 113(3): 442-449.

(编辑: 秦理曼)