



基于神经网络与遗传算法的热气防冰结构优化

楚紫滢 耿技 杨倩 易贤

Optimization of hot-air anti-icing structures based on neural networks and genetic algorithms

Chu Ziying, Geng Ji, Yang Qian, Yi Xian

引用本文:

楚紫滢, 耿技, 杨倩, 等. 基于神经网络与遗传算法的热气防冰结构优化[J]. 空气动力学学报, 2026, 44(4): 18–28. DOI: 10.7638/kqdlxxb-2024.0211

Chu Ziying, Geng Ji, Yang Qian, et al. Optimization of hot-air anti-icing structures based on neural networks and genetic algorithms[J]. *Acta Aerodynamica Sinica*, 2026, 44(4): 18–28. DOI: 10.7638/kqdlxxb-2024.0211

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2024.0211>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于嵌入式神经网络数据预测的多体分离安全评估平台

Separation trajectory safety evaluation platform based on embedded neural network data prediction

空气动力学学报. 2025, 43(3): 42–50 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2024.0076>

基于深度置信网络与多目标粒子群算法的通用飞机机翼优化设计

Optimization design on the wing of a general aviation airplane based on deep belief network and multi-objective particle swarm optimization algorithm

空气动力学学报. 2023, 41(12): 16–27 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2023.0005>

基于神经网络与CFD相结合的扑翼推进性能优化

Optimization of flapping hydrofoil propulsion performance based on combined neural network and CFD

空气动力学学报. 2024, 42(5): 53–63 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2023.0053>

基于优化概率神经网络的飞机结冰情况识别

Aircraft icing classification using optimized probabilistic neural networks

空气动力学学报. 2022, 40(5): 100–109 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2021.0022>

基于深度神经网络的任意翼型结冰预测方法

Icing prediction method for arbitrary airfoil using deep neural networks

空气动力学学报. 2023, 41(7): 48–55 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2022.0116>

基于多精度深度神经网络的汽车气动外形优化设计方法

Optimization design method of automobile aerodynamic shape based on multi-fidelity deep neural network

空气动力学学报. 2024, 42(7): 103–111 <https://doi.org/10.7638/kqdlxxb-2023.0164>

地址: 四川省绵阳市二环路南段8号11信箱9分箱

电话: 0816-2463375

Email: kqdlxxb@163.com



关注微信公众号

获得更多资讯信息

文章编号: 0258-1825(2026)04-0018-11

基于神经网络与遗传算法的热气防冰结构优化

楚紫滢^{1, 2, 3}, 耿技¹, 杨倩^{2, 3, *}, 易贤^{2, 3}

(1. 电子科技大学 信息与软件工程学院, 成都 611731;

2. 空天飞行空气动力科学与技术全国重点实验室, 绵阳 621000;

3. 中国空气动力研究与发展中心 结冰与防/除冰重点实验室, 绵阳 621000)

摘要: 热气防冰是飞行器结冰防护的重要技术手段, 但传统设计方法多通过数值模拟预测防冰表面温度来实现其结构参数优化, 存在设计周期长、设计效率低等问题。本文提出了一种基于混合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)和门控循环单元(gate recurrent unit, GRU)的飞行器防冰表面温度分布预测模型, 建立了基于该预测模型和遗传算法的多目标优化设计方法, 并将其应用于涡扇发动机进气道热气防冰系统。结果表明: 所建立的神经网络模型能够快速且准确地预测防冰表面的温度分布, 平均绝对误差小于 1.5 K, 预测准确度高于 95%; 基于快速非支配排序遗传算法获得了进气道热气防冰系统一系列满足约束条件的防冰结构优化设计方案。与传统设计方法相比, 该优化方法所得结构设计在显著降低引气量的同时提高了防冰区域平均温度, 有效提升了热气防冰系统设计效率。本文研究为热气防冰系统的快速高效优化设计提供了一种具有工程应用潜力的数据驱动创新方法。

关键词: 热气防冰; 多目标优化; 温度分布预测; 神经网络; 遗传算法

中图分类号: V221+.92 文献标识码: A doi: 10.7638/kqdlxxb-2024.0211

Optimization of hot-air anti-icing structures based on neural networks and genetic algorithms

Chu Ziying^{1, 2, 3}, Geng Ji¹, Yang Qian^{2, 3, *}, Yi Xian^{2, 3}

(1. School of Information and Software Engineering, University of Electronic and Technology of China, Chengdu 611731, China;

2. State Key Laboratory of Aerodynamics, Mianyang 621000, China;

3. Low Speed Aerodynamics Institute of China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang 621000, China)

Abstract: Hot-air anti-icing systems are critical for ensuring the safety and reliability of aircraft operations in icing conditions. Traditional design methods for these systems depend heavily on numerical simulations to predict the surface temperature distribution and optimize the structural parameters, which are inefficient. This study proposed an innovative optimization method that integrated neural networks with genetic algorithms to address these challenges. A multi-objective optimization method based on the Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) was applied to minimize the required bleed air quantity and maximize the average temperature within the anti-icing region. The method efficiently identifies a Pareto-optimal solution set, offering diverse design options that meet the constraints. Experimental results show that the optimized designs significantly reduce the required air bleed while enhancing the anti-icing performance. A data-driven prediction model, named Multi-CNNs with GRU (MCG), for the surface temperature distribution, was developed using optimized Latin Hypercube Sampling (OLHS) and high-dimensional numerical simulation data. The proposed

收稿日期: 2024-12-17; 修订日期: 2025-02-07; 录用日期: 2025-02-20; 网络出版时间: 2025-11-19

基金项目: 国家重大科技专项(2019-III-0010-0054); 国家自然科学基金青年科学基金(12402276, 12302308)

作者简介: 楚紫滢(2000—), 女, 陕西西安人, 研究方向: 神经网络在飞行器结冰与防除冰领域的应用. E-mail: chuzy@std.uestc.edu.cn

通信作者: 杨倩*, 工程师, 研究方向: 空气动力学. E-mail: qianyang@sjtu.edu.cn

引用格式: 楚紫滢, 耿技, 杨倩, 等. 基于神经网络与遗传算法的热气防冰结构优化[J]. 空气动力学学报, 2026, 44(4): 18–28.

Chu Ziying, Geng Ji, Yang Qian, et al. Optimization of hot-air anti-icing structures based on neural networks and genetic algorithms[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2026, 44(4): 18–28(in Chinese). doi: 10.7638/kqdlxxb-2024.0211

neural network model demonstrates high accuracy, achieving a mean absolute error of less than 1.5 K and a mean prediction accuracy exceeding 96%. The optimization framework used the MCG model as an individual evaluation algorithm to achieve fast prediction of high-dimensional temperature distributions with a computation time of about 5.5 ms per sample, which is thousands of times more efficient compared to traditional numerical simulations. Comparative analysis with a reduced-order model, POD-AlexNet, highlights the superior accuracy and stability of the MCG model, particularly in predicting complex three-dimensional surface temperature distributions. Additionally, the optimization results demonstrate that the proposed method provides a reliable trade-off between improving anti-icing performance and minimizing energy consumption, thereby enhancing the practical applicability. This study provides an efficient tool for optimizing hot-air anti-icing structures, enabling rapid and accurate decision-making in engineering design. The proposed framework holds significant potential for advancing the development of anti-icing systems in aviation and related fields. This study presents a novel data-driven approach with potential for engineering application, facilitating rapid and efficient optimization design of hot-air-anti-icing systems.

Keywords: hot-air anti-icing; multi-objective optimization; temperature distribution prediction; neural networks; genetic algorithms

0 引言

飞机在结冰条件下飞行时, 部件表面积冰会显著危及飞行安全, 甚至引发飞行事故^[1-3], 有效的防冰措施对于提升飞机应对结冰环境的能力至关重要。热气防冰系统广泛应用于大型民航客机^[4], 尤其适用于需要大面积防冰的区域, 如机翼和发动机进气道等。该系统利用压气机引气并将热量传导至蒙皮外表面, 从而实现防冰^[5]。在热气防冰腔中, 笛形管结构是影响防冰表面温度分布的主要因素^[6]。因此, 快速准确地预测笛形管结构对应的蒙皮表面温度分布, 是热气防冰系统优化设计的关键环节之一。

用于评估热气防冰系统性能的常见方法包括冰风洞试验和数值计算方法。冰风洞试验^[7-9]能够精确控制结冰环境并获取高精度数据, 但准备周期长、耗费资源成本高, 难以满足快速优化设计的需求。相比之下, 数值计算具有获取数据成本低、不受气象条件约束等优势, 逐渐成为防冰设计的重要工具。Liu等^[10]通过数值模拟研究了不同喷射方法对热气防冰腔内部传热性能的影响, 结果表明旋涡效应可以提升传热效率。倪章松等^[11]探讨了速度、液态水含量 (liquid water content, LWC)、温度等对防冰热载荷的影响。然而, 热气防冰系统的数值模拟往往需要数小时甚至数天才能收敛, 严重制约了工程设计的效率。

与数值模拟相比, 热气防冰系统表面温度预测的非数值方法研究较少。人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 被用于预测机翼温度^[12], 分别基于实验和计算流体力学 (computational fluid dynamics, CFD) 数据进行模型训练, 其决定系数 R^2 均高于 93%,

但该方法仅预测了防冰区域内沿展向 3 条截面上的温度。 K 近邻算法 (K -nearest neighbor, KNN) 和局部线性加权回归算法也被用于预测电热防冰表面的温度趋势^[13], 但这些方法是将预测的温度变化率转换为实际温度, 而不是直接预测表面温度。现有的非数值方法主要集中于电热防冰系统的温度预测, 或仅针对防冰区域内特定截面进行预测, 对于热气防冰系统复杂的三维表面温度预测研究仍不足。此外, 神经网络方法目前很少直接应用于高维温度数据的回归预测。但相关研究表明^[13-14], 使用神经网络来预测防冰表面温度分布能够显著降低计算时间并确保较高精度。

基于数据驱动技术的优化方法以其低耗时特性逐渐受到关注^[15-16]。Liu等^[17]开发了一种结合反向传播神经网络 (back propagation neural network, BPNN) 和遗传算法 (genetic algorithm, GA) 的混合优化方法, 旨在提高航空发动机进气叶片的防冰性能。该方法优化了薄膜加热顶出角和盖板张开角度, 使膜加热性能提升了 16.73%, 并显著提高了时间效率。Niu等^[18]结合代理模型与遗传算法, 对热气防冰系统内部结构进行优化, 通过本征正交分解和 Kriging 插值构建的降阶模型有效降低了计算所需时间成本。除了性能优化, 研究者们还关注防冰系统能量利用率的提升。例如, Li等^[19]研究了加热范围、表面温度与对流传热系数对防冰热负荷的影响, 并通过遗传算法优化了加热功率分布, 显著降低了热负荷。杨倩等^[20]基于本征正交分解和径向基函数神经网络构建降阶模型, 针对缝翼热气防冰系统开展了优化设计研究。然而当前的研究多聚焦于结构简单的小型部件或二维化的电热防冰系统, 且降阶模型会在降维和代理模型两个

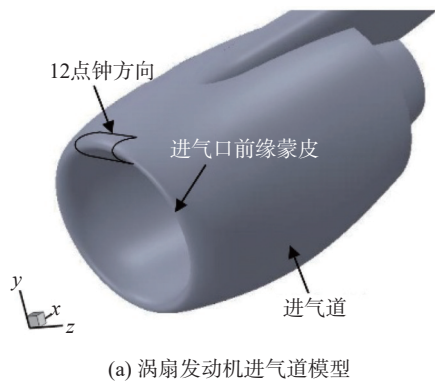
环节中均引入误差,降低对防冰性能的评估精度,影响优化结果的可靠性。

基于上述研究,本文建立了一种结合神经网络与遗传算法的热气防冰系统多目标优化设计方法,以高效解决热气防冰系统的复杂设计问题。首先,通过优化拉丁超立方抽样生成笛形管设计变量样本,并采用数值模拟方法计算各设计样本对应的防冰表面温度分布,构建温度分布数据集;其次,基于神经网络建立设计变量与高维温度分布之间的映射关系,实现温度分布的快速预测;最后,结合神经网络预测模型,利用非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)求解多目标优化问题,生成满足约束的多个优化设计方案。该优化设计方法能够降低计算成本,同时提供了多样化的设计方案选项,可为设计人员提供高效、灵活的热气防冰系统优化设计工具。

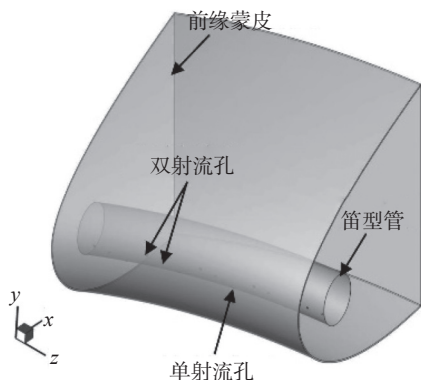
1 热气防冰系统优化问题

1.1 热气防冰系统

本文以涡扇发动机进气道为研究对象,其三维模型如图1(a)所示。由于进气道12点钟方向唇口过冷



(a) 涡扇发动机进气道模型



(b) 12点钟方向热气防冰系统

图1 涡扇发动机进气道和热气防冰系统三维模型

Fig. 1 Turbofan engine nacelle model and hot-air anti-icing system

水滴撞击量最大,表面积冰厚度最大,该位置所需防冰载荷也最大,因此,本文截取12点钟方向局部热气防冰系统(图1(b))进行优化设计研究。

笛形管表面射流孔按菱形分布(图2),即相邻两列中的一列只有一个射流孔,另一列有两个射流孔。基于进气道热气防冰系统内部的结构特征,选取如下参数作为设计变量:1) z 方向的两列射流孔间距 L ; 2) 笛形管截面圆心的横坐标 x_{pic} 和纵坐标 y_{pic} ; 3) 中间排射流孔的喷射方向与水平方向的夹角 θ_0 ; 4) 上排(y 轴正方向)射流孔与中间排射流孔的相对角度 θ_1 ; 5) 下排(y 轴负方向)射流孔与中间排射流孔的相对角度 θ_2 。设计变量取值范围详见表1,其中 D 为笛形管表面射流孔直径, θ 表示 θ_0 在基础设计中的值。

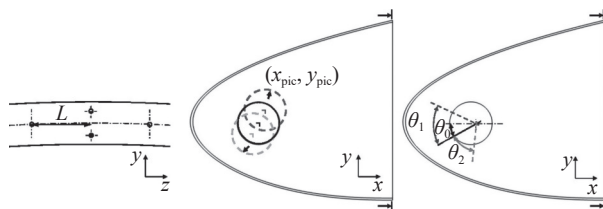


图2 发动机进气道笛形管结构参数设计变量

Fig. 2 Design variables of inlet hot-air anti-icing system

表1 笛形管设计变量取值范围

Table 1 Value ranges of Piccolo tube design variables

设计变量	基础设计	取值范围
L/D	14.6	[10.0, 20.0]
x_{pic}/D	0	[-10.0, 7.5]
y_{pic}/D	0	[-10.0, 7.5]
θ_0/θ	1.00	[0.54, 1.08]
θ_1/θ	0.86	[0.36, 1.08]
θ_2/θ	0.73	[0.36, 1.08]

1.2 热气防冰系统的多目标优化问题

多目标优化问题(multi-objective optimization problem, MOOP)是指当存在两个或多个相互冲突、相互制约的目标时,需要在满足多个不同优化目标的前提下做出最佳决策。多目标优化问题的数学模型描述如式(1)所示:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize} \quad \mathbf{F}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x})]^T \\ & \text{Subject to} \quad h_i(\mathbf{x}) = 0, j = 1, 2, \dots, m \\ & \quad \quad \quad g_j(\mathbf{x}) \leq 0, j = 1, 2, \dots, p \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ 表示目标函数矢量, $f_i(\mathbf{x})$ ($i=1, 2, \dots, n$) 为目标函数, $\mathbf{x}$ 表示决策矢量(优化矢量); n 表示目标函数的数量; m 表示等式约束的数量, p 表示不等式约束的数量; $h_i(\mathbf{x})$ 和 $g_j(\mathbf{x})$ 均为约束条件,其中不等式符号和等式符号作用于对应的向量分量上。

设 $\mathbf{x}^*$ 为可行域内的一个解,满足 $\mathbf{x}^* \in D$ 。若不存在 $\mathbf{x} \in D$, 使 $f(\mathbf{x}) \leq f(\mathbf{x}^*)$, 则称 $\mathbf{x}^*$ 是 MOOP 的有效解,

也被称为 Pareto 最优解。有效解构成的解集被称为 Pareto 最优解集 (Pareto-optimal set, PS)。PS 中每个解对应的目标值向量组成的集合称为 Pareto 最优前沿 (Pareto-optimal front, PF)。

在热气防冰系统的优化设计中, 目标函数的确定原则是确保优化目标能够准确反映系统性能, 同时在权衡多重需求的基础上具备工程实用性和可操作性。引气量是热气防冰系统设计中一个关键性能指标, 直接影响发动机的能量消耗和整体飞行性能。优化设计的首要目标是减少热气防冰引气量, 以降低能耗并提升飞行效率。结冰防护区域内平均温度是衡量热气防冰性能的重要指标, 其直接决定了防冰系统对结冰威胁的抑制效果。较高的平均温度意味着系统能够有效提升防冰能力, 从而确保飞行安全。然而, 在设计优化中需关注温度分布的均匀性和整体热效率。因此, 采用平均温度而非局部最高温度作为目标, 能够更全面地表征系统性能。

对于热气防冰系统优化设计问题, 权衡降低热气防冰引气量、提高热气防冰性能两方面需求, 提出了热气防冰多目标优化设计问题, 即同时考虑: 1) 最小化笛形管展向单位长度所需引气量; 2) 最大化结冰防护区域内平均温度。因此, 目标函数如式(2)所示:

$$\text{Minimize } \dot{m}_{\text{jet}} - \frac{\sum T_{\text{pro}}}{l_{\text{pro}}} \quad (2)$$

式中: $\dot{m}_{\text{jet}}$ 为展向单位长度所需引气量, T_{pro} 表示结冰防护区域内蒙皮表面温度值, l_{pro} 表示结冰防护区域网格点总数。约束函数如式(3)所示:

$$\text{Subject to } \dot{m}_{\text{jet}} \leq \dot{m}_{\text{jet, baseline}} \quad (3)$$

即优化后所需引气量 $\dot{m}_{\text{jet}}$ 不大于防冰基础设计所需引气量 $\dot{m}_{\text{jet, baseline}}$, 从而避免在寻优过程中出现为了增大平均温度而不断增加引气量的情况。

2 热气防冰系统优化方法

本文针对进气道笛形管优化设计问题, 建立了一种结合神经网络预测模型与遗传算法的优化框架, 如图3所示。该方法使用基于神经网络的快速预测模型来评估笛形管设计参数个体, 避免了传统数值模拟方法计算时间过长的问题。在此基础上, 通过遗传操作对设计参数进行优化, 包括选择、交叉、变异等步骤, 使用全局搜索方法获取最优设计方案。

在快速预测模型的构建过程中, 首先通过优化拉丁超立方采样 (latin hypercube sampling, LHS) 生成笛形管几何结构参数样本集; 随后, 采用数值模拟方法计算对应样本的热气防冰腔蒙皮表面温度分布, 获取高维温度数据样本; 最后, 基于这些数据训练神经网络模型, 建立笛形管几何参数与温度分布之间的高效预测模型。

2.1 设计变量样本获取

拉丁超立方采样^[21]是一种广泛应用于实验设计和复杂系统输入参数模拟的多维采样技术, 通过在每个维度均匀且随机地取值, 确保采样能够覆盖整个参数范围。然而, 传统 LHS 方法在某些情况下可能导致采样点分布均匀但填充性较差, 如图4(a)所示。为解决这一问题, 提出了优化拉丁超立方采样 (optimized Latin hypercube sampling, OLHS)^[22] 技术。基于 Morris-Mitchell 准则的 OLHS 方法^[23], 通过计算样本点之间的欧氏距离, 并保证最邻近样本点之间的距离最大化, 从而确保采样点在设计空间内更加均匀分布, 如图4(b)所示。

本文采用 OLHS 技术在 6 维设计变量空间中生成 5000 个笛形管几何结构参数样本, 确保样本在单位超立方体内的分布均衡性与代表性, 为后续预测模型的构建提供可靠的数据支持。

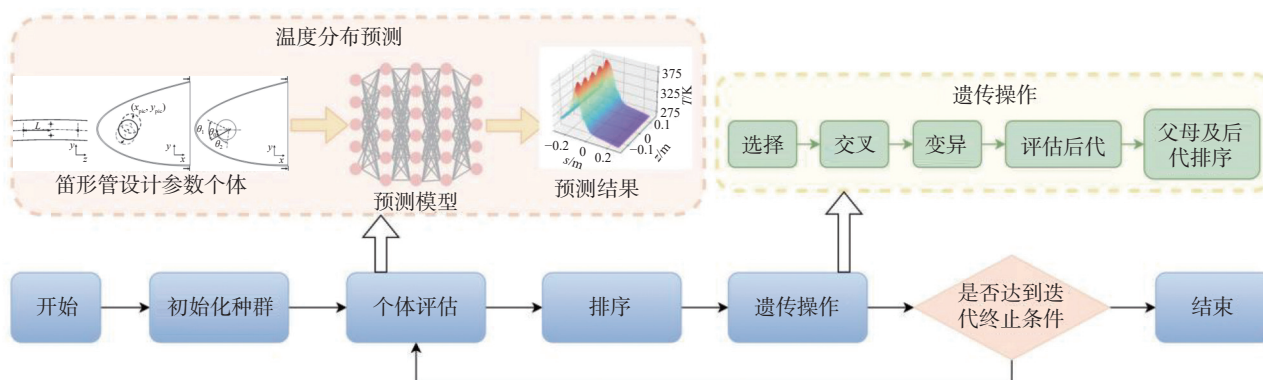


图3 笛形管热气防冰系统优化方法框架

Fig. 3 Framework of the optimization method for hot-air anti-icing systems

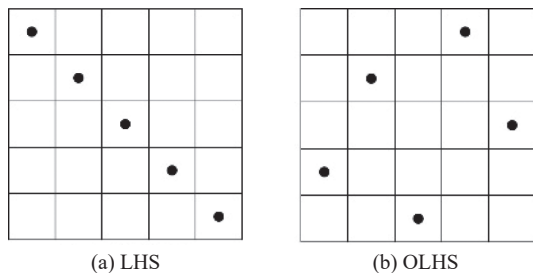


图4 基于不同准则的拉丁超立方采样方法

Fig. 4 LHSs based on different criteria

2.2 蒙皮表面温度分布数据获取与处理

采用三维表面防冰数值模拟方法^[24]计算5000个笛形管几何结构参数样本对应蒙皮表面温度分布数据。数值计算仅针对蒙皮固体域在选定的设计工况下开展,认为蒙皮外表面空气流场和过冷水滴撞击特性不受内部结构的影响,仅需计算一次。防冰系统设计工况如下:飞行高度为6000 m,攻角为4°,马赫数为0.427,来流静温为263.55 K。结冰环境下,液态水含量为0.43 g/m³,平均液滴直径为20 μm,热气总温为555 K,总压为0.25 MPa,单个射流孔的热气质量流量为1.33 g/s。蒙皮内表面对流换热特性由防冰结构设计参数和热气流量、温度参数决定,根据热气射流流动换热关联式计算得到。在给定固体蒙皮内、外表面边界条件的基础上,迭代计算蒙皮外表面温度和溢流水质量流量分布,直到两者均收敛,获得该防冰结构设计样本所对应防冰性能计算结果。该计算方法能够准确反映复杂结构下的温度分布特性,满足高精度防冰性能分析的需求^[20,24]。

为保证计算精度,蒙皮固体域采用结构化网格,弦向198个网格、展向121个网格,共计23958个网格,如图5所示。

为方便网络进行学习,对蒙皮表面温度分布数据进行Z-score归一化处理,具体表达式如式(4)所示:

$$B_i = \frac{A_i - \mu_i}{\delta_i}, \quad i = 1, 2, \dots, 23958 \quad (4)$$

其中: B_i 是第*i*个温度点标准化后的温度值, A_i 是第

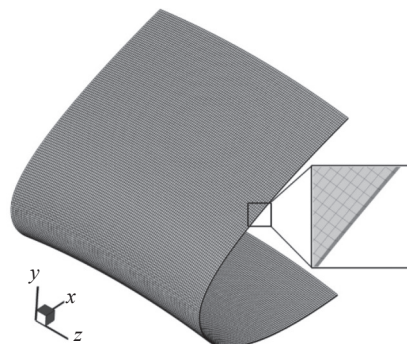


图5 局部热气防冰系统蒙皮固体域结构化网格

Fig. 5 Structured mesh of hot-air anti-icing system skin

*i*个温度点的原始温度值, μ_i 和 δ_i 分别是第*i*个温度点的温度均值和标准差。标准化后,温度分布数据集的均值为0,标准差为1,这使得不同特征的数据可以在相同尺度上进行比较,消除量纲影响,提高网络训练的收敛速度与稳定性。

2.3 温度分布预测模型

将数据集按照8:1:1的比例划分为训练集、验证集和测试集。其中,训练集包含4000个样本,用于模型的参数训练;验证集和测试集各500个样本,分别用于调整超参数和评估模型性能。

2.3.1 基于高维数据的预测模型

本文提出了一种基于混合卷积神经网络和门控循环单元的神经网络模型(multi-convolutional neural networks with gate recurrent unit, MCG),用于预测热气防冰系统的三维表面温度分布。该架构以热气防冰系统的笛形管几何结构设计参数为输入,以蒙皮表面温度分布为输出,结合卷积神经网络和GRU网络的优势,实现对高维温度数据的高效精确预测。

图6为MCG模型的网络架构图,整个模型由卷积层、转置卷积(transposed convolution neural network, TCNN)层、GRU层、全连接层(线性层)以及LeakyReLU激活层等组件构成。其中,LeakyReLU函数定义如式(5)所示:

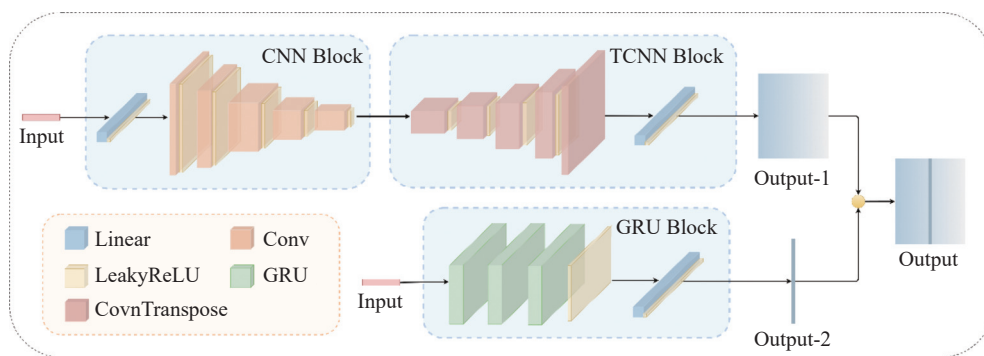


图6 MCG模型网络结构图

Fig. 6 Network structure of MCG

$$f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ \alpha x, & x \leq 0 \end{cases} \quad (5)$$

从网络结构图6中可以看出, MCG模型包含两个并行路径, 用于处理输入数据的不同特性: 路径一, 直接学习从输入设计参数到蒙皮表面温度分布的映射关系; 路径二, 学习设计参数到区域中心列温度的映射关系。路径二的输出替换路径一预测结果的中心列, 充分利用中心区域的高精度预测信息, 优化了整体结果的局部一致性和准确度。

相比于传统单路径网络, MCG架构通过双路径学习实现了输入特征的深度解析和有效融合, 在高维温度分布预测任务中展现出较高的精度和效率。

2.3.2 基于降阶模型的预测模型

本文基于本征正交分解(proper orthogonal decomposition, POD)和 AlexNet 神经网络模型建立了降阶预测模型 POD-AlexNet。首先, 通过 POD 对温度分布数据进行降阶处理, 提取基模态矩阵和对应的拟合系数, 显著减少数据的维度。POD 的降阶特性可有效保留主要能量信息, 同时降低计算复杂度。然后, 将热气防冰系统结构设计参数作为神经网络的输入, 拟合系数作为目标输出, 利用 AlexNet 对降阶后的数据进行训练。最后, 通过 POD 的重构步骤, 将预测得到的拟合系数还原为完整的温度分布, 获得最终的预测结果。图7为 POD-AlexNet 模型的整体流程, 该方法充分利用 POD 降阶后的数据特性, 降低了计算量, 并利用深度神经网络的非线性拟合能力, 确保预测结果的高精度和高效率。

3 试验及结果分析

3.1 温度分布预测模型

3.1.1 评价指标

为了全面评估所建立预测模型的性能, 本文选用均方根误差 e_{rms} 、平均相对误差 e_{mr} 和平均绝对误差 e_{ma} 作为评估指标, 其表达式如式(6~8)所示:

$$e_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{j=1}^M (T_{i,j} - \hat{T}_{i,j})^2 \right]} \quad (6)$$

$$e_{mr} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \left| \frac{T_{i,j} - \hat{T}_{i,j}}{T_{i,j}} \right| \quad (7)$$

$$e_{ma} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |T_{i,j} - \hat{T}_{i,j}| \quad (8)$$

其中: N 为样本总数; M 表示网格点总数, $M=23958$; $T_{i,j}$ 和 $\hat{T}_{i,j}$ 分别为第 i 个样本在第 j 个网格点上的目标值和预测值。这些评估指标衡量了模型预测值与实际值之间的误差。其中, e_{rms} 关注较大值误差的影响, e_{mr} 体现误差的相对比例, 而 e_{ma} 衡量误差的平均绝对大小。此外, 为了更好地评估所提出模型的预测精度, 提出了平均预测准确度 A_{mp} , 用于衡量模型在满足工程要求下的预测可靠性, 其表达式如式(9)所示:

$$A_{mp} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{M_{k,i}}{M} \times 100\% \right) \quad (9)$$

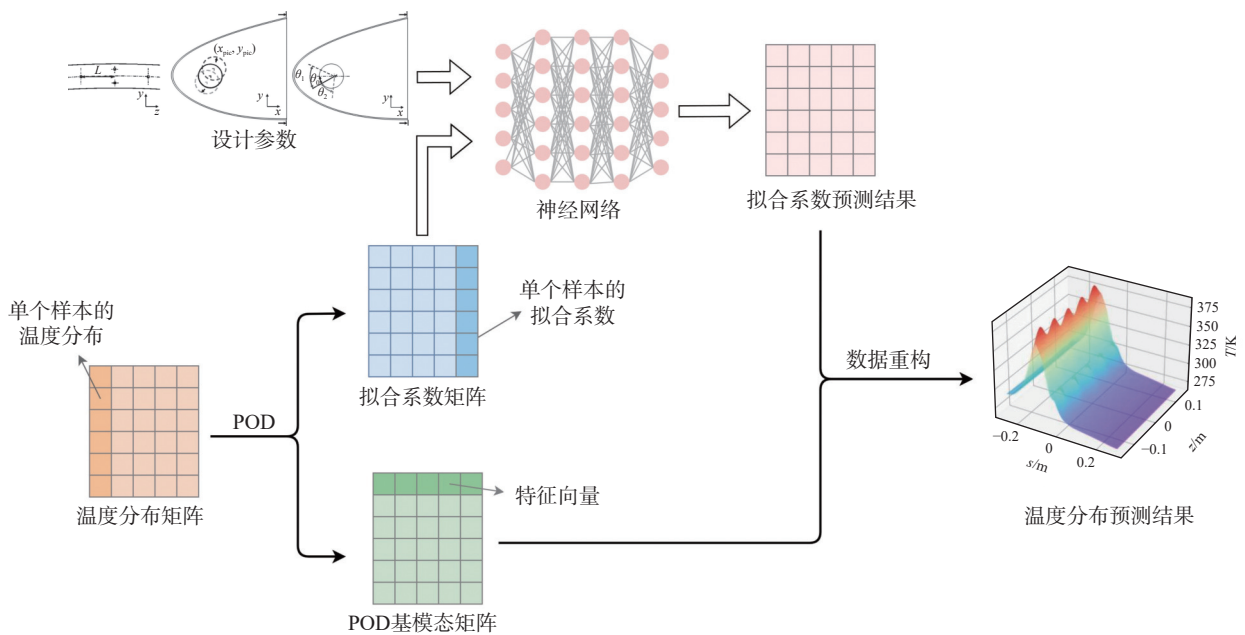


图7 POD-AlexNet 模型示意图

Fig. 7 Schematic diagram of POD-AlexNet

其中, $M_{k,i}$ 表示第 i 个样本中预测误差满足 $|T_{i,j}-\hat{T}_{i,j}|\leq k$ 的网格点数量。本文根据工程要求选择阈值 $k=5$ 。

3.1.2 温度分布预测结果分析

表 2 给出了降阶模型 POD-AlexNet 和高维模型 MCG 在测试集上的性能评估结果。从表中可以看出, MCG 的预测性能表现更佳, 预测误差较小, A_{mp} 达到了 96.97%, 高于 POD-AlexNet 的 95.83%。此外, MCG 在预测单个测试样本时平均耗时约 5.5 ms, 远低于传统数值仿真的计算时间, 能够很好地满足工程中优化设计对快速预测的需求。因此, MCG 模型在防冰表面温度分布的预测任务中具备更高的精度和可靠性, 并能充分满足工程设计的效率需求。

表 2 POD-AlexNet 和 MCG 模型的性能评估结果
Table 2 Performance evaluation results of POD-AlexNet and MCG

模型	e_{rms}/K	$e_{mr}/\%$	e_{ma}/K	$A_{mp}/\%$
POD-AlexNet	1.99	0.47	1.45	95.83
MCG	1.75	0.323	1.02	96.97

图 8 展示了 MCG 模型预测结果与目标结果的对比。从三维云图中可以看出, MCG 模型较为准确地预测了防冰腔表面各位置的温度分布, 其数值及变化

规律与目标值高度吻合。图 9 的折线图进一步验证了 MCG 模型在 $z=0$ 截面处的温度分布中的预测能力, 在单射流孔位置处预测值与目标值高度一致。MCG 的多路径架构(路径二用于捕捉区域中心列温度特征并与路径一整合)显著提高了模型对复杂温度分布的表征能力, 具有较高的精度。

3.2 热气防冰多目标优化

采用 NSGA-II 算法求解进气道热气防冰系统的多目标优化问题, 优化过程中设置种群个体数为 100, 最大迭代次数设置为 1000。遗传操作中, 采用锦标赛选择算子确保优良个体得以保留, 使用模拟二进制交叉算子实现个体的多样性, 并通过多项式变异算子增强种群探索能力。

进气道热气防冰系统优化问题的目标是同时最大化防冰区域平均温度和最小化单位长度笛形管所需热气流量。从优化目标的物理意义来看, 防冰区域平均温度越高, 表明防冰性能更好; 减少热气流量则有助于降低防冰热引气消耗。但是, 在防冰设计工况下笛形管引气量的减少通常会导致防冰表面温度降低。要求防冰表面温度升高, 防冰能量需求(即所需防冰引气量)必然会增加, 两者相互矛盾、相互制约。

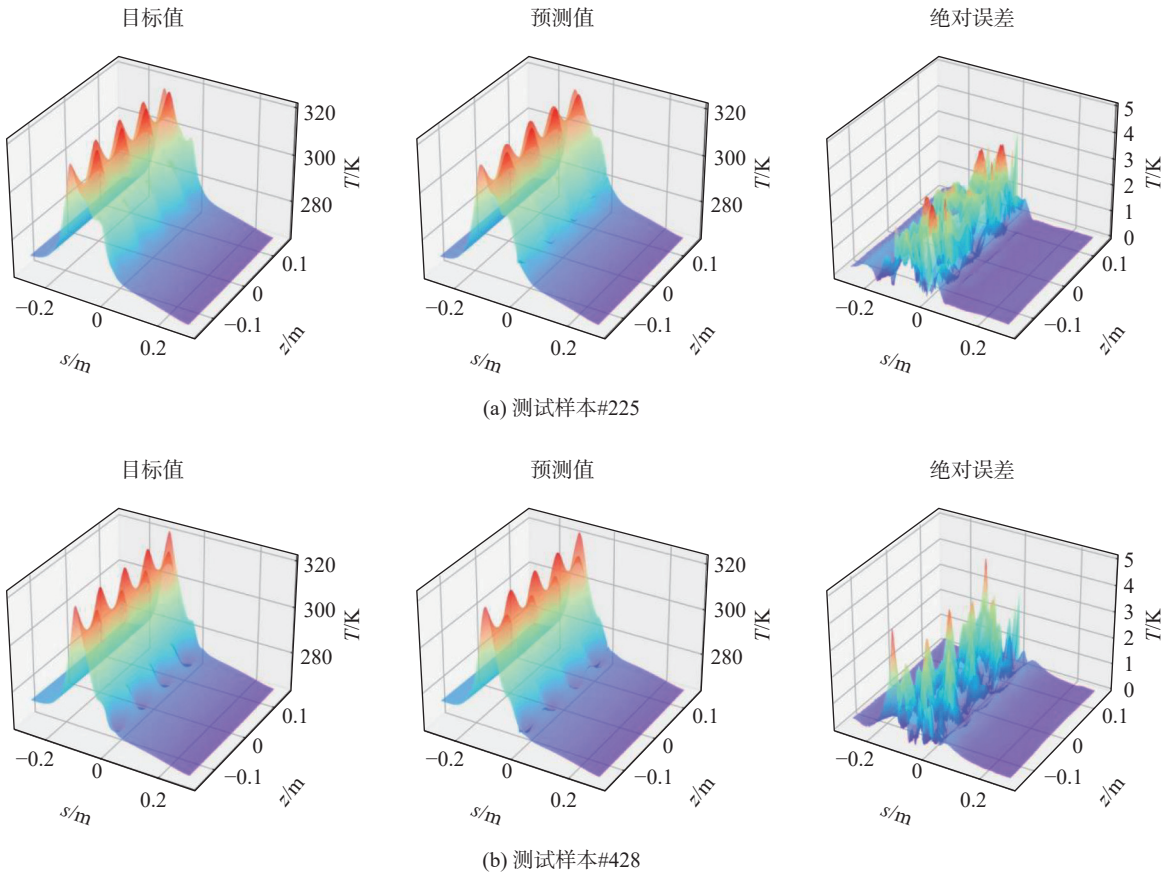
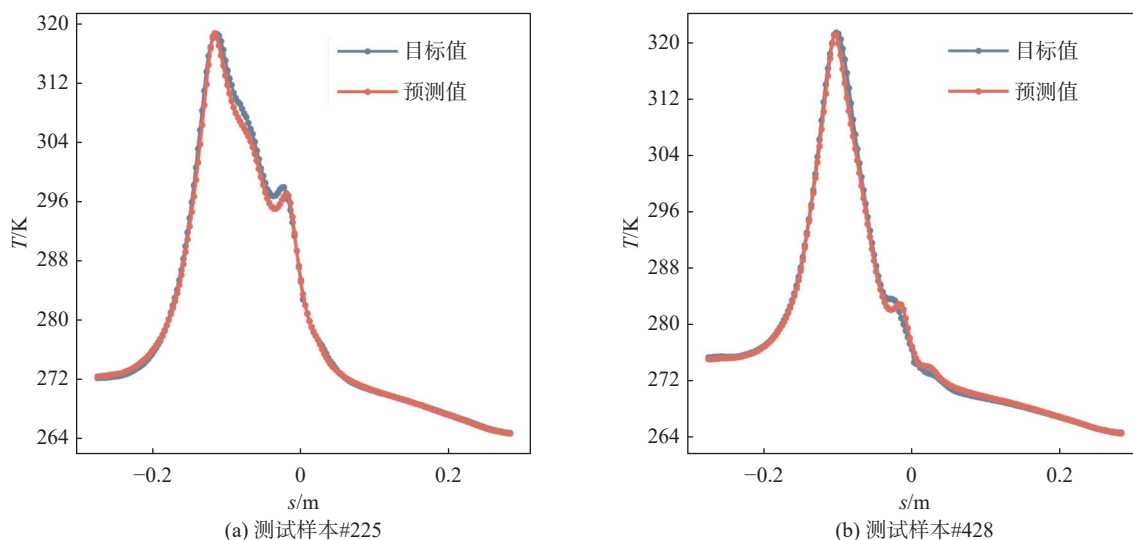


图 8 MCG 模型预测值与目标值对比云图

Fig. 8 Comparison between target values and predicted results of MCG

图 9 MCG 模型在 $z=0$ 截面处预测值与目标值对比图Fig. 9 Comparison between target values and predicted results of MCG at $z=0$

为便于表述, 本文将分别基于 POD-AlexNet 和 MCG 作为个体评估预测模型的遗传优化方法简记为 PA-GA 和 MCG-GA。图 10 分别展示了 PA-GA 和 MCG-GA 求解所得的 Pareto 最优解集。MCG 模型在评估防冰区域内温度分布时具有更高的准确度, 与 3.1 节所得结果一致。此外, 通过比较 PA-GA 和 MCG-GA 的 PF 分布可见, MCG-GA 的解在前沿上的分布更均匀, 具有更高的可靠性。因此, 基于 MCG 的优化结果能够更可靠地指导工程设计。

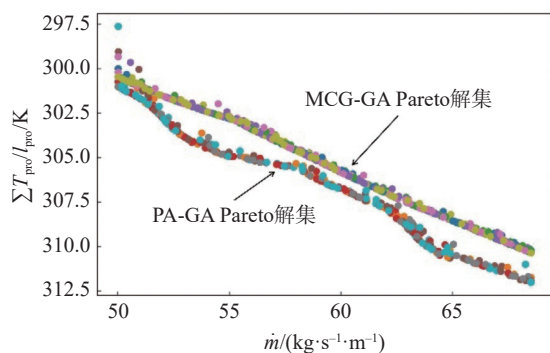


图 10 PA-GA 和 MCG-GA 模型的 Pareto 解集

Fig. 10 Pareto-optimal sets for PA-GA and MCG-GA

图 11 为 MCG-GA 在设计空间中 10 次重复求解的 PS 分布, 其中 $\sum T_{\text{pro}}/l_{\text{pro}} \in [300.47, 309.67]$, $\dot{m}_{\text{jet}} \in [50.01, 68.51]$ 。从图中可以看出, 所有重复求解均收敛到同一 PF, 这表明 MCG-GA 方法具有较高的求解稳定性与可靠性。图 12 展示了 MCG-GA 第 1 次求解过程中 PS 的演变过程。从图中可以看出, 随着迭代次数的增加, 解集逐步向最终 PF 逼近。在 1000 次迭代后, 解集收敛, 得到 49 个可行解, 且解的分布覆盖设计空间更全面, 与较早期迭代阶段的解相比, 解间的均匀性显著提高。

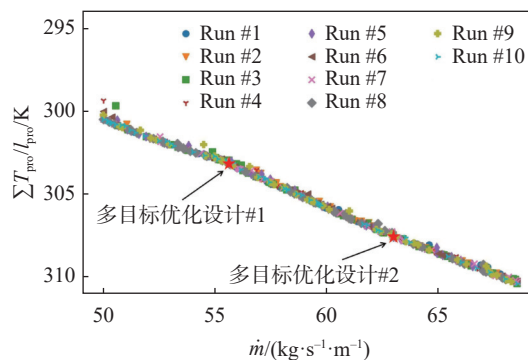


图 11 MCG-GA 模型的 Pareto 解集

Fig. 11 Pareto-optimal sets for MCG-GA

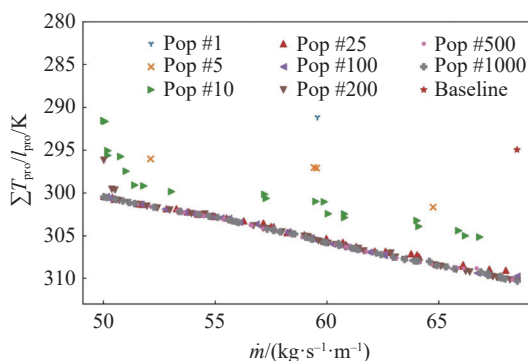


图 12 MCG-GA 模型第一次运行的 Pareto 解集演变过程

Fig. 12 Evolution of the Pareto-optimal sets for Run #1 of MCG-GA

为进一步验证优化效果, 选取图 11 中 PF 上的两个最优解, 分别记为多目标优化结构 #1 和 #2, 与进气道热气防冰系统基础设计进行对比分析, 其结果如表 3 所示。多目标优化结构 #1 位于 PF 左侧, 目标侧重于减少单位长度笛形管所需热气流量, 适用于节能优先的设计需求; 多目标优化结构 #2 位于 PF 右侧,

目标侧重于提高结冰防护区域平均温度,适用于防冰性能优先的设计需求。相较于基础设计,优化结构 #1 在满足约束条件的同时, $\dot{m}_{\text{jet}}$ 下降了 18.81%, 结冰防护区域内平均温度升高了 2.36%; 而优化结构 #2 则使 $\dot{m}_{\text{jet}}$ 下降了 8.06%, 同时结冰防护区域内平均温度

升高了 3.86%。这表明,通过 MCG-GA 求解的多目标优化方案,能够在引气量和防冰性能之间实现合理的设计权衡。结合图 13 的温度分布云图及折线图可以看出,相较基础设计,优化设计在蒙皮表面部分位置的温度分布得以显著提高。

表 3 基础设计与多目标优化设计 (#1、#2) 的结构参数及防冰性能对比
Table 3 Comparison of structural parameters and anti-icing performance among the baseline design and MCG multi-objective optimized designs (#1, #2)

	L/D	x_{pic}/D	y_{pic}/D	θ_0/θ	θ_1/θ	θ_2/θ	T_{avg}	ΔT_{avg}	$\dot{m}_{\text{jet}}$	$\Delta \dot{m}_{\text{jet}}$
基础设计	14.60	0	0	1.00	0.86	0.73	296.12	—	68.49	—
多目标优化设计 #1	17.98	-9.90	1.41	0.54	1.07	0.93	303.10	+6.98	55.60	-12.88
多目标优化设计 #2	15.88	-9.99	0.59	0.53	1.07	1.01	307.54	+11.42	62.96	-5.52

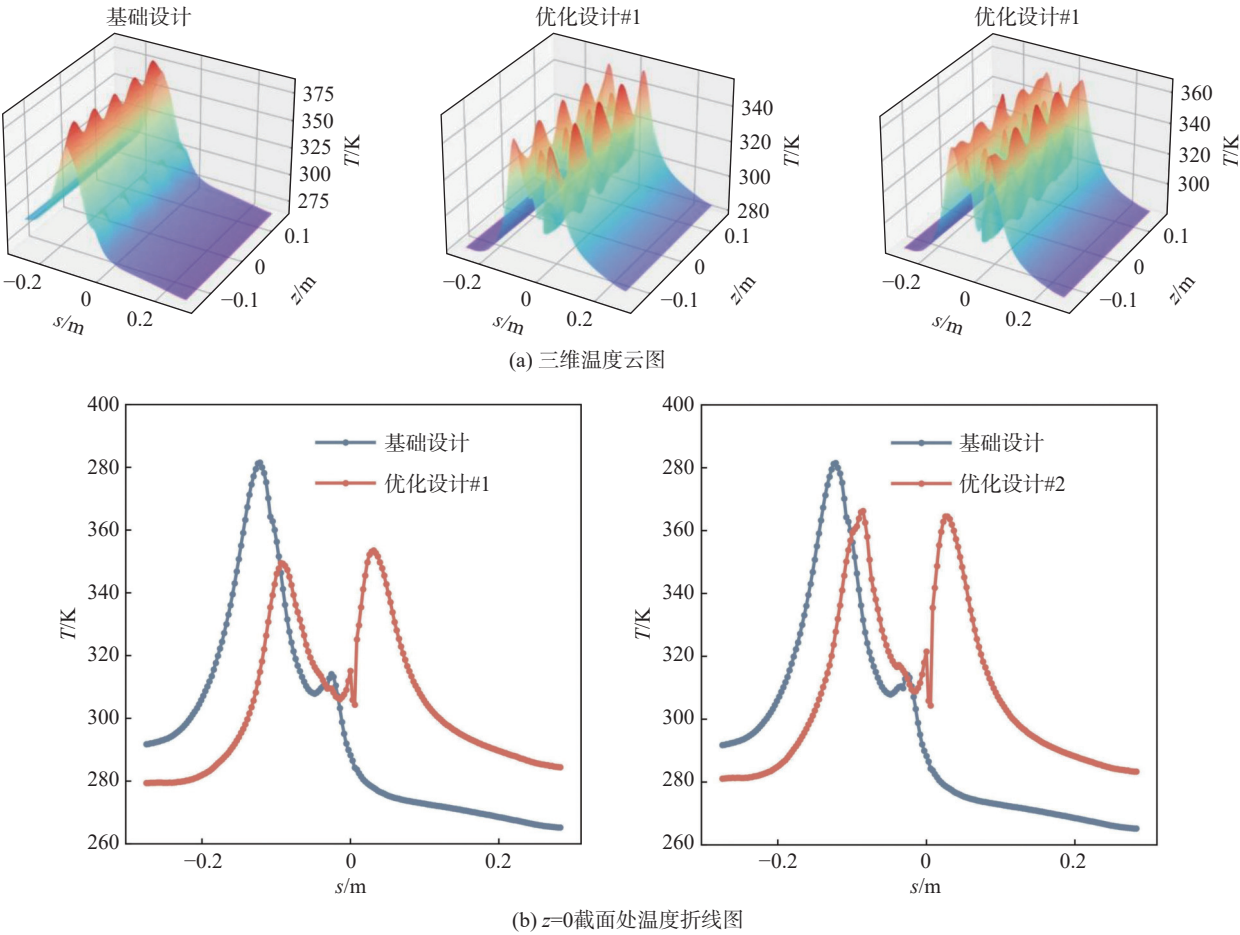


图 13 多目标优化设计与基础设计的温度分布对比

Fig. 13 Temperature distribution comparison of multi-objective optimized design and base design

4 结 论

本文围绕航空发动机进气道热气防冰系统的高效防护与节能需求,提出了一套基于深度学习与智能优化的创新设计方法。首先,构建了结合 CNN 与 GRU 的高维预测模型 MCG,实现了高精度、高效率的防冰

性能预测;在此基础上,进一步将 MCG 与遗传算法耦合,形成了多目标优化设计方法 MCG-GA,并通过典型进气道防冰系统算例验证了方法的稳定性、可靠性与工程适用性。主要研究结论如下:

1) 基于混合 CNN 和 GRU 构建了高维预测模型 MCG。该模型在测试集上 e_{ma} 为 1.02 K, A_{mp} 为 96.97%,

相较于降阶模型 POD-AlexNet, MCG 具有更高的预测精度。同时, MCG 进行单个样本预测耗时约 5.5 ms, 与数值方法相比, 计算效率提高了上千倍。

2) 基于 MCG 和遗传算法建立了热气防冰系统多目标优化设计方法(MCG-GA), 求解结果具有较高的稳定性和可靠性, 选取的两个优化结构所需引气量分别下降了 18.81%、8.06%, 结冰防护区平均温度提高了 6.98 K、11.42 K。

MCG-GA 方法在热气防冰系统优化过程中可以兼顾提高防冰性能和减少防冰能耗这两方面需求, 并通过求解进气道热气防冰系统优化问题验证了该方法的有效性和适用性, 为设计人员开展型号结冰防护设计工作提供了多样化解决方案。

本文方法仍存在一定局限性, 例如训练数据主要依赖数值模拟结果, 尚未充分结合实验数据进行验证, 模型泛化能力在更复杂工况下仍有待进一步评估; 此外, 当前研究仅针对特定进气道型号开展分析, 适用范围仍需拓展。未来可结合多源数据提升模型鲁棒性, 并探索更复杂结构与多工况耦合条件下的优化设计方法, 以进一步增强工程应用价值。

参 考 文 献:

- [1] 杨倩, 郑皓冉, 程显达, 等. 基于引气控制的热气防冰优化设计方法[J]. 航空学报, 2023, 44(S2): 729285.
Yang Qian, Zheng Haoran, Cheng Xianda, et al. Optimal design method of hot gas anti-icing based on air entrainment control[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(S2): 729285(in Chinese).
doi: 10.7527/S10006893.2023.29285
- [2] 陈勇, 孔维梁, 刘洪. 飞机过冷大水滴结冰气象条件运行设计挑战[J]. 航空学报, 2023, 44(1): 626973.
Chen Yong, Kong Weiliang, Liu Hong. Challenge of aircraft design under operational conditions of supercooled large water droplet icing[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(1): 626973(in Chinese).
doi: 10.7527/S1000-6893.2022.26973
- [3] 左承林, 马军, 魏龙涛, 等. 大型结冰风洞冰形在线测量系统研制与应用[J]. 空气动力学学报, 2024, 42(11): 110–120.
Zuo Chenglin, Ma Jun, Wei Longtao, et al. Investigation and application of ice accretion shape online measurement system for large-scale icing wind tunnel[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2024, 42(11): 110–120(in Chinese).
doi: 10.7638/kqdlxxb-2023.0213
- [4] Filburn T. Anti-ice and deice systems for wings, nacelles, and instruments[M]// Commercial Aviation in the Jet Era and the Systems that Make it Possible. Cham: Springer International Publishing, 2019: 99–109.
doi: 10.1007/978-3-030-20111-1_8
- [5] Hannat R, WEISS J, GARNIER F, et al. Application of the dual Kriging method for the design of hot-air-based aircraft wing anti-icing system[J]. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 2014, 8(4): 530–548.
doi: 10.1080/19942060.2014.11083305
- [6] Hoffmann Domingos R, Da Cunha Brandão Reis B, Martins Da Silva D, et al. Numerical simulation of hot-air piccolo tubes for icing protection systems[M]//Handbook of Numerical Simulation of In-Flight Icing. Cham: Springer International Publishing, 2023: 971–1000.
doi: 10.1007/978-3-031-33845-8_42
- [7] Li L K, Liu Y, Tian L C, et al. An experimental study on a hot-air-based anti-/de-icing system for aero-engine inlet guide vanes[J]. Applied Thermal Engineering, 2020, 167: 114778.
doi: 10.1016/j.applthermaleng.2019.114778
- [8] Guo Z Q, Zheng M, Yang Q, et al. Effects of flow parameters on thermal performance of an inner-liner anti-icing system with jets impingement heat transfer[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2021, 34(9): 119–132.
doi: 10.1016/j.cja.2021.01.015
- [9] 刘森云, 王桥, 易贤, 等. 3 m × 2 m 结冰风洞试验技术新进展 (2020–2022 年)[J]. 空气动力学学报, 2023, 41(1): 57–65.
Liu Senyun, Wang Qiao, Yi Xian, et al. New progress of 3 m × 2 m icing wind tunnel test technology from 2020 to 2022[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2023, 41(1): 57–65(in Chinese).
doi: 10.7638/kqdlxxb-2022.0167
- [10] Liu Y Y, Yi X. Investigations on hot air anti-icing characteristics with internal jet-induced swirling flow[J]. Aerospace, 2024, 11(4): 270.
doi: 10.3390/aerospace11040270
- [11] 倪章松, 刘森云, 张军, 等. 环境参数对飞机防冰热载荷的影响规律[J]. 航空动力学学报, 2021, 36(1): 8–14.
Ni Zhangsong, Liu Senyun, Zhang Jun, et al. Influence of environmental parameters on thermal load of aircraft anti-icing[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(1): 8–14(in Chinese).
doi: 10.13224/j.cnki.jasp.2021.01.002
- [12] Abdelghany E S, Farghaly M B, Almalki M M, et al. Machine learning and IoT trends for intelligent prediction of aircraft wing anti-icing system temperature[J]. Aerospace, 2023, 10(8): 676.
doi: 10.3390/aerospace10080676
- [13] 冉林, 熊建军, 赵照, 等. 基于机器学习的电热防除冰表面温度变化趋势预测[J]. 装备环境工程, 2021, 18(8): 29–35.
Ran Lin, Xiong Jianjun, Zhao Zhao, et al. Prediction of surface temperature change trend of electric heating anti-icing and de-icing based on machine learning[J]. Equipment Environmental Engineering, 2021, 18(8): 29–35(in Chinese).
- [14] Jung S, Raj L P, Rahimi A, et al. Performance evaluation of electrothermal anti-icing systems for a rotorcraft engine air intake using a meta model[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 106: 106174.
doi: 10.1016/j.ast.2020.106174
- [15] Zhang W C, Liang Z C, Wu W X, et al. Design and optimization of a hybrid battery thermal management system for electric vehicle based on surrogate model[J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2021, 174: 121318.
doi: 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2021.121318
- [16] Ge Y, He Q, Lin Y S, et al. Multi-objective optimization of a mini-channel heat sink with non-uniform fins using genetic algorithm in coupling with CFD models[J]. Applied Thermal Engineering, 2022, 207: 118127.
doi: 10.1016/j.applthermaleng.2022.118127
- [17] Liu J, Ke P. Aero-engine inlet vane structure optimization for anti-icing with hot air film using neural network and genetic algorithm[C]// International Conference on Icing of Aircraft, Engines, and Structures, 2019.
doi: 10.4271/2019-01-2021

- [18] Niu J J, Sang W M, Qiu A X, et al. An optimization of anti-icing chamber based on POD and Kriging[C]// 32nd Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences, Shanghai, 2021.
- [19] Li R J, Zhu G Y, Zhang D L. Investigation on the mechanism of heat load reduction for the thermal anti-icing system[J]. *Energies*, 2020, 13(22): 5911.
doi: [10.3390/en13225911](https://doi.org/10.3390/en13225911)
- [20] Yang Q, Guo X F, Zheng H R, et al. Single- and multi-objective optimization of an aircraft hot-air anti-icing system based on reduced order method[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2023, 219: 119543.
doi: [10.1016/j.applthermaleng.2022.119543](https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2022.119543)
- [21] Mckay M D, Beckman R J, Conover W J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code[J]. *Technometrics*, 2000, 42(1): 55–61.
doi: [10.1080/00401706.2000.10485979](https://doi.org/10.1080/00401706.2000.10485979)
- [22] Damblin G, Couplet M, Iooss B. Numerical studies of space-filling designs: optimization of Latin hypercube samples and subprojection properties[J]. *Journal of Simulation*, 2013, 7(4): 276–289.
doi: [10.1057/jos.2013.16](https://doi.org/10.1057/jos.2013.16)
- [23] Morris M D, Mitchell T J. Exploratory designs for computational experiments[J]. *Journal of Statistical Planning and Inference*, 1995, 43(3): 381–402.
doi: [10.1016/0378-3758\(94\)00035-T](https://doi.org/10.1016/0378-3758(94)00035-T)
- [24] Yang Q, Zheng H R, Guo X F, et al. Experimental validation and tightly coupled numerical simulation of hot air anti-icing system based on an extended mass and heat transfer model[J]. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2023, 217: 124645.
doi: [10.1016/j.ijheatmasstransfer.2023.124645](https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2023.124645)

(本文责编: 张兴焕)