

文章编号:1672-3961(2025)06-0076-07

DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2024.333

基于BP神经网络和遗传算法的翅片管结构优化

邵孟伟¹,袁世飞²,周宏志²,王乃华^{2*}

(1.山东水龙王科技有限公司,山东 济南 250301; 2.山东大学热科学与工程研究中心,山东 济南 250061)

摘要:为提升热管换热器的综合性能,通过反向传播(back propagation, BP)神经网络预测模型与带精英策略的非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)相结合,对核电站主控室非能动冷却系统中重力热管蒸发段的翅片管结构进行多目标优化设计。以翅片厚度、间距、高度、横向管间距、纵向管间距、长径比等6个结构参数为自变量,建立努塞尔数、压降和最小截面处风速的预测模型,通过NSGA-II算法以传热因子最大化和阻力因子最小化为目标进行全局寻优。优化后的翅片结构参数组合(翅片厚度为1 mm、间距为6 mm、高度为5 mm、横向管间距为70 mm、纵向管间距为75 mm、长径比为1.4)使传热因子提升25.86%,阻力因子降低17.96%,综合性能系数提升35.24%。本研究验证了BP神经网络与遗传算法联合优化方法在热管结构设计中的有效性,为核电站主控室非能动冷却系统的工程优化提供关键参数和理论指导。

关键词:BP神经网络;非支配排序遗传算法;非能动冷却系统;重力热管;多目标优化

中图分类号:TK172 **文献标志码:**A

引用格式:邵孟伟,袁世飞,周宏志,等.基于BP神经网络和遗传算法的翅片管结构优化[J].山东大学学报(工学版),2025,55(6):76-82.

SHAO Mengwei, YUAN Shifei, ZHOU Hongzhi, et al. Optimisation of finned tube structure based on BP neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(6):76-82.

Optimisation of finned tube structure based on BP neural network and genetic algorithm

SHAO Mengwei¹, YUAN Shifei², ZHOU Hongzhi², WANG Naihua^{2*}

(1. Shandong Shuilongwang Science and Technology Co., Ltd., Jinan 250301, Shandong, China; 2. Institute of Thermal Science and Technology, Shandong University, Jinan 250061, Shandong, China)

Abstract: To enhance the comprehensive performance of the heat pipe heat exchanger, the finned tube structure in a thermosyphon evaporator for nuclear power plant passive cooling systems was optimized using the hybrid back propagation (BP) neural network prediction model and non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II). Six structural parameters, such as fin thickness, spacing, height, transverse tube pitch, longitudinal tube pitch, and aspect ratio, were selected as design variables. Predictive models for the Nusselt number, pressure drop, and minimum cross-sectional airflow velocity were developed, enabling multi-objective optimization targeting maximum heat transfer and minimum flow resistance. The optimal configuration (1 mm fin thickness, 6 mm spacing, 5 mm height, 70 mm transverse tube pitch, 75 mm longitudinal tube pitch, 1.4 aspect ratio) resulted in a 25.86% increase in the heat factor, a 17.96% reduction in the flow resistance, and a 35.24% improvement in the overall performance coefficient. These results validated the effectiveness of the combined BP neural network and genetic algorithm for heat pipe design, providing both critical parameters and theoretical guidance for engineering optimization of nuclear power plant passive cooling systems.

Keywords: BP neural network; non-dominated sorting genetic algorithm; passive cooling system; thermosyphon; multi-objective optimization

收稿日期:2024-12-19

基金项目:山东省重点研发计划资助项目(2020CXGC010306)

第一作者简介:邵孟伟(1981—),女,山东济南人,工程师,主要研究方向为强化换热。E-mail: 13605411257@163.com

*通信作者简介:王乃华(1973—),男,山东聊城人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为强化换热。E-mail: wnh@sdu.edu.cn

0 引言

当核电厂发生事故时,主控室作为核设施运行和安全控制的枢纽,需要具备排除有害辐射、为室内人员提供充足氧气及保持室内温度等功能^[1]。提高主控室安全性,使主控室温度在人员应急操作时间内不超过规定温度,减轻人员操作负担,可有效降低由于人为因素导致的风险,对增强电站的安全性有重大意义^[2-3]。目前,主控室非能动冷却系统制冷方式分为 4 种:一是利用主控室建筑结构吸热,降低室内升温速率,如混凝土墙蓄冷^[4-7];二是利用材料相变提供冷量,达到吸收空气热量的目的,如冰蓄冷、石蜡相变蓄冷等^[8-9];三是利用制冷介质压力变化产生冷量,如压缩空气节流制冷、压缩空气喷射涡流管能量分离制冷^[10-13];四是利用热管将空气热量导入热阱中,使室内温度保持稳定^[14]。

热管通过在封闭真空管内工质的蒸发与凝结过程进行热传递,是一种导热性极佳的换热元件。热管冷却技术由于能适应较低的传热温差及高效的换热性能,许多学者将其应用于非能动制冷。文献[15]在热管换热器的空调系统温度控制中,对重力热管换热器的换热特性进行研究,发现重力热管不需要外部热源便可完成启动循环;文献[16]设计一个采用铜-水环路热管的冷却装置,用于超级计算机服务器冷却,通过试验证实其换热性能,以实现超级计算机的热控制。

在实际应用中,翅片和热管常结合使用,以提高散热效果。相比其他换热器,翅片热管换热器热阻较低,具有更高的传热性能^[17]。在改进换热器性能过程中,优化算法的选择会影响优化结果。翅片热管换热器换热性能和流动阻力通常为互斥关系,提高换热性能的同时可能会增大换热器的流动阻力。因此,研究人员常用多目标优化算法对换热器进行优化设计。文献[18]采用粒子群算法优化散热器结构参数,对强迫风冷散热器进行多目标优化设计;文献[19]使用神经网络和多目标优化对螺旋翅片热管换热器进行优化设计,优化后的螺旋翅片管换热性能提升 6.2%,压力损失降低 46.8%;文献[20]为消除相邻折流板之间的三角泄漏区,提出一种折流板管壳式换热器,以努塞尔数和壳侧压降为目标函数,结合响应面法对换热器结构进行优化,

结果表明,努塞尔数和壳侧压降随螺旋角和壳侧进口速度减小而增大,随折叠程度增大而增大;文献[21]将神经网络和遗传算法应用于翅片热管换热器多目标优化中,研究基于神经网络和遗传算法的机器学习在换热器多目标优化中的应用。

重力热管具有换热功率大、稳定性高及成本低的特点,有利于保障事故下主控室人员的可居留环境。尽管对于翅片热管换热器的研究较为广泛,但对于事故下非能动压缩空气驱动的主控室环境,缺乏对翅片热管换热器换热及流动性能方面的研究。因此,本研究开展基于主控室非能动冷却系统的重力热管翅片结构优化分析工作。

1 主控室非能动冷却系统

1.1 系统简介

主控室非能动冷却系统由压缩气瓶、空气引射器、通风管道、热管换热器和蓄冷水箱等组件构成,如图 1 所示。发生失电事故后,储气瓶中的压缩空气释放,经由空气引射器射出后产生局部真空,诱使主控室中的空气进入通风管道。主控室内的热空气流经高效空气过滤器及碘吸附器,去除内部放射性尘埃,保证流通空气的安全性,减少热管换热器因积垢造成的换热功率下降。热空气经过热管换热器后,再经过通风管道重新输送进主控室中。

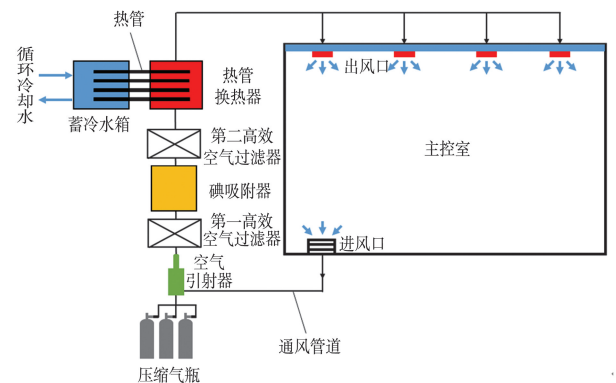


图 1 主控室非能动冷却系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of the passive cooling system in the main control room

1.2 热管换热器蒸发段

热管换热器蒸发段位于通风管道内,与空气强制对流。管束和翅片的材料为 304 不锈钢,换热管采用叉排布置。蒸发段翅片结构参数如表 1 所示。

表 1 蒸发段翅片结构参数

Table 1 Structure parameters of evaporation section fin

单位:mm

实际热管外径	壁厚	翅片间距	翅片厚度	翅片高度	横向管间距	纵向管间距	蒸发段长度
30	2.5	4	1	8	70	70	500

1.3 工况方案

本研究优化的翅片结构为翅片厚度 t_f 、翅片间距 s_f 、翅片高度 h_f 、横向管间距 P_t 、纵向管间距 P_l 、翅片长径比 C_{ratio} 。翅片管结构参数取值范围如表 2 所示。本研究通过改变单一结构参数及 6 因素 5 水平正交法,共设计 50 组翅片参数组合,将平均努塞尔数

表 2 翅片管结构参数取值范围

Table 2 Range of finned tube structure parameters

t_f		s_f		h_f		P_t		P_l		C_{ratio}	
最小/mm	最大/mm	最小/mm	最大/mm	最小/mm	最大/mm	最小/mm	最大/mm	最小/mm	最大/mm	最小	最大
0.5	2.5	3	7	4	12	60	80	60	80	1.0	1.8

2 反向传播(back propagation, BP)神经网络回归模型预测

2.1 BP神经网络简介

神经网络模型是一种计算模型,受人类大脑神经元相互连接和信息处理的启发而产生。神经网络模型由大量人工神经元(也称为节点或神经元)连接组成。每个神经元接收来自其他神经元的输入,产生一个输出传递至其他神经元。经过多个神经元的计算和输出,最终输出一个经过加权后的结果。

BP神经网络是一种常见的神经网络模型,通过前向传播和反向传播两个阶段进行学习和训练。在前向传播阶段,模型通过多层神经元对输入数据进行计算和传递,直到生成输出结果。在反向传播阶段,模型根据生成的输出结果与实际标签之间的差异调整神经元之间的连接权重,以缩小预测值与实际值之间的误差。这种误差通过梯度下降算法进行传播并用于更新网络参数,使网络逐渐收敛到更准确的预测结果。相比其他神经网络,BP神经网络能够学习复杂的非线性关系,在处理复杂的模式识别、分类和回归任务时表现较好。此外,BP神经网络模型结构相对简单,代码实现相对容易。BP神经网络模型示意图如图 2 所示。

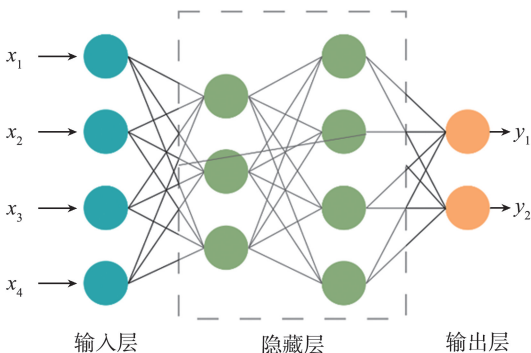


图 2 BP神经网络模型示意图

Fig.2 Schematic diagram of BP neural network model

Nu_{ave} 、压降 ΔP 、最小截面处风速 v_{max} 作为因变量。此外, Nu_{ave} 等因变量受进口风速影响,因此,添加进口风速作为影响因素。本研究共设计 4 种进口风速,分别为 0.5、1.0、1.5、2.0 m/s。扩充后的数据集共 200 组,满足神经网络训练要求。 Nu_{ave} 、 ΔP 和 v_{max} 由 ANSYS Fluent 2019 R2 数值模拟及数值计算得出。

2.2 数据处理及模型评价指标

2.2.1 数据处理

在 BP 神经网络模型训练过程中,需要将数据进行预处理,划分为训练集和测试集。训练集用于训练模型,通过调整模型参数和权重,模型能够学习自变量和因变量之间的关系,以便准确预测。测试集用于评估训练好的模型,测试模型对新数据的预测能力,方便评估模型准确度。通过测试集的评估,可以判断模型是否过拟合或欠拟合。本研究随机从 200 组数据中选取 150 组数据作为训练集,剩余 50 组作为测试集。两个数据集为互斥关系。

划分数据集后,将数据进行归一化处理。在 MATLAB 中,可使用 mapminmax 函数将数据进行归一化,其中 reverse 功能可将神经网络预测数据进行反归一化。

2.2.2 模型评价指标

本研究对 Nu_{ave} 、 ΔP 和 v_{max} 分别建立回归模型。对每种模型进行多次模拟预测与验证,以找出预测模型最佳超参数设定组合。合适的超参数能够提高模型对数据的预测能力,避免出现模型欠拟合和过拟合问题。为评价 BP 神经网络预测回归模型的准确性,本研究采用均方根误差 E_{RMS} 、决定系数 R^2 等评价指标进行评估。

E_{RMS} 用于衡量预测值与实际值之间的误差。 E_{RMS} 越小,表示预测值与实际值的差异越小,模型的预测准确性越高。 E_{RMS} 的计算式为

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^M (y_{p,i} - y_{a,i})^2}{M}}, \quad (1)$$

式中, $y_{p,i}$ 为第 i 个预测数据, $y_{a,i}$ 为第 i 个实际数据, M 为数据数。

采用 R^2 评估模型对数据的拟合程度,即模型解释目标变量方差的比例。 R^2 的取值范围为 0~1,越接近 1,表示模型的拟合效果越好。 R^2 的计算式为

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M (y_{p,i} - y_{a,i})^2}{\sum_{i=1}^M (y_{p,i} - \bar{y})^2}, \quad (2)$$

式中 \bar{y} 为实际数据的均值。

2.3 模型预测

本研究选择双层BP神经网络分别对 Nu_{ave} 、 ΔP 和 v_{max} 进行预测。

对于 Nu_{ave} 的预测,第1层隐藏层设置7个神经元,第2层设置4个神经元。误差阈值设置为 10^{-6} ,学习率为0.01。 Nu_{ave} 在不同数据集中的预测结果如图3所示。

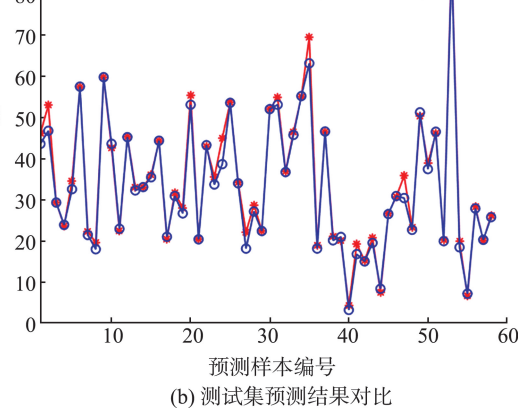
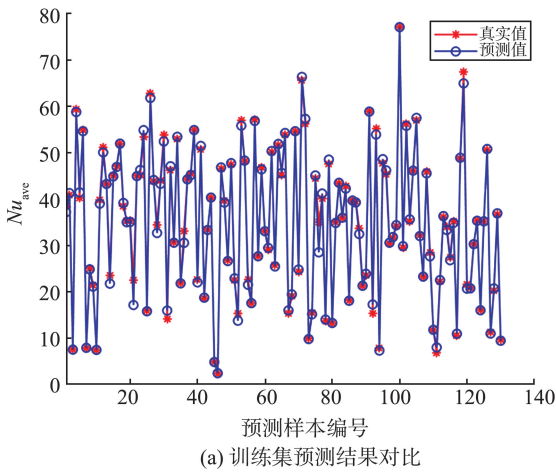
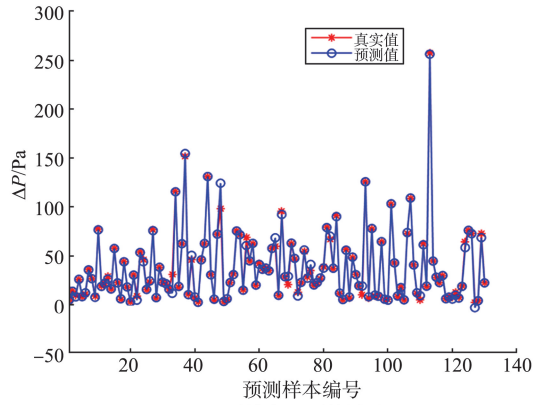


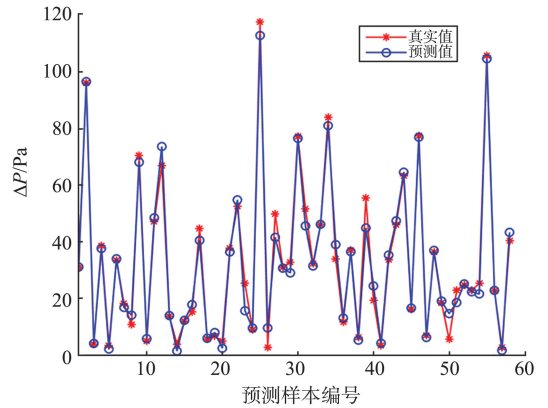
图3 Nu_{ave} 在不同数据集中的预测结果对比
Fig.3 Comparison of prediction results of Nu_{ave} in different datasets

对于 ΔP 的预测,第1层隐藏层设置7个神经元,第2层设置3个神经元。误差阈值及学习率设置同 Nu_{ave} 的预测。 ΔP 在不同数据集中的预测结果如图4所示。

对于 v_{max} 的预测,第1层隐藏层设置8个神经元,第2层设置5个神经元。误差阈值及学习率设置同 Nu_{ave} 的预测。 v_{max} 在不同数据集中的预测结果如图5所示。

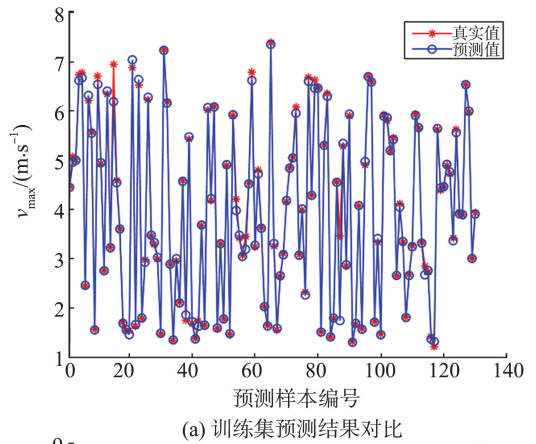


(a) 训练集预测结果对比

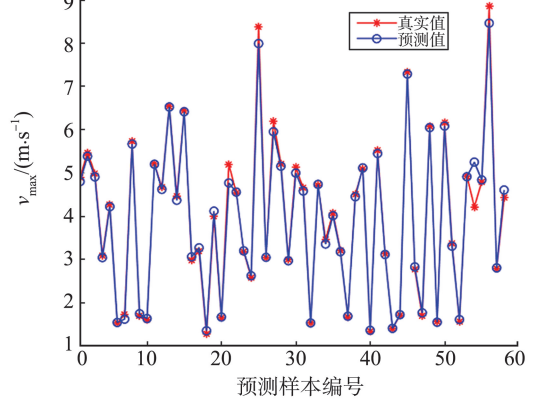


(b) 测试集预测结果对比

图4 ΔP 在不同数据集中的预测结果对比
Fig.4 Comparison of prediction results of ΔP in different datasets



(a) 训练集预测结果对比



(b) 测试集预测结果对比

图5 v_{max} 在不同数据集中的预测结果对比
Fig.5 Comparison of prediction results of v_{max} in different datasets

由上述模型预测可知, BP神经网络选择合适的超参数设置后, 能通过输入自变量预测出较为精确的结果。3种回归模型预测结果如表3所示。由表3可知, 3种回归模型的 E_{RMS} 均小于1, R^2 均大于0.980, 可用于后续多目标优化。

表3 3种回归模型预测结果

因变量	数据集	R^2	E_{RMS}
Nu_{ave}	预测集	0.992	0.243
	测试集	0.988	0.462
ΔP	预测集	0.996	0.153
	测试集	0.989	0.347
v_{max}	预测集	0.990	0.375
	测试集	0.994	0.368

3 多目标优化

3.1 非支配排序遗传算法

非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithms, NSGA)是采用快速非支配排序和拥挤度计算的多目标优化算法, 能有效处理有多个冲突目标的优化问题。带有精英策略的非支配遗传算法(NSGA-II)是在NSGA算法上改进而来。一方面, 非支配排序能将种群中的个体划分为多个非支配层次, 保留种群中的多样性及适应度等级; 另一方面, 引入拥挤度距离的概念, 能够在选择操作中更加有效地保持种群多样性, 避免过早收敛到局部最优解, 而不是整体最优解。此外, NSGA-II对初始种群和参数的选择不敏感, 具有良好的稳定性。

3.2 多目标优化算法

3.2.1 目标函数

翅片结构优化问题需要目标函数对多目标优化约束。文献[22]提出 j 、 f 因子法, 用以评价换热器性能。其中, j 因子为传热因子, 反映换热器的换热能力; f 因子为阻力因子, 反映换热器的流动阻力。除 Nu_{ave} 、 ΔP 、 v_{max} 等参数从模拟结果得到外, 其他数据通过计算得出。

j 因子表达式为

$$j = \frac{Nu_{\text{ave}}}{Re \cdot Pr^{1/3}}, \quad (3)$$

式中: Re 为雷诺数; Pr 为普朗特数, 空气普朗特数取0.7。

f 因子表达式为

$$f = \frac{2\Delta PD_e}{\rho v_{\text{max}}^2 L}, \quad (4)$$

式中, D_e 为特征长度, ρ 为密度, L 为流动方向上的长度。

在换热过程中, 换热器的换热及压力损失是同时发生的。一般, 换热性能提升会带来压力损失增加, 因此, 评价换热器的综合性能采用综合换热系数

$$C_{jf} = jf^{-1/3}. \quad (5)$$

3.2.2 数学模型

针对翅片结构优化问题, 本研究选择6种翅片结构设计变量, j 因子和 f 因子作为目标函数。在多目标优化中, 多个优化目标需求出最小解或最大解, 因此, 本研究的优化目标分别为 j^{-1} 和 f 。

多目标优化的数学模型为

$$\begin{cases} F_{\min} = (j^{-1}, f) \\ j = f_1(t_f, s_f, h_f, P_t, P_1, C_{\text{ratio}}), \\ f = f_2(t_f, s_f, h_f, P_t, P_1, C_{\text{ratio}}) \end{cases} \quad (6)$$

式中, F_{\min} 为 Pareto 函数解集, f_1 为优化目标 j , f_2 为优化目标 f 。

3.3 优化结构前后对比

根据本研究建立的多目标优化模型, NSGA-II 构造 Pareto 最优解集, 如图6所示, 其中数据点为一组翅片管结构参数, 虚线为 Pareto 前沿, Pareto 前沿上的数据点组成最优解集。可使用基于逼近理想解排序法(technique for order preference by similarity to ideal solution, TOPSIS)获取最优解。

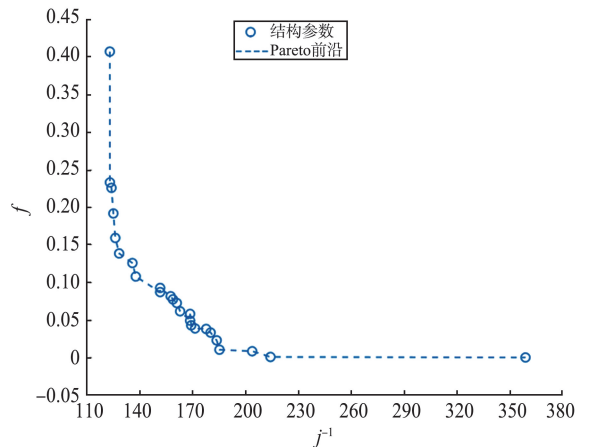


图6 Pareto 前沿计算结果图

Fig.6 Pareto frontier calculation result diagram

由综合换热系数 C_{jf} 可知, j^{-1} 权重为0.5, $f^{1/3}$ 权重为0.5。优化前后翅片管结构参数如表4所示。由表4可知, 优化后, 翅片变薄、变矮, 翅间距增大, 横向管间距不变, 纵向管间距增大, 长径比为1.4。

表 4 优化前后翅片管结构参数对比

Table 4 Comparison of finned tube structure parameters before and after optimisation

结构	t_f/mm	s_f/mm	h_f/mm	P_t/mm	P_l/mm	C_{jf}
优化前	1.5	8	4	70	70	1.0
优化后	1.0	6	5	70	75	1.4

根据 NSGA-II 得到的优化后翅片管结构建立相应的物理模型,使用 ANSYS Fluent 2019 R2 软件进行数值模拟,优化前后 j 因子、 f 因子与 C_{jf} 如表 5 所示。经过计算,优化后 j 因子提升 25.86%, f 因子降低 17.96%, C_{jf} 提升 35.24%。

表 5 优化前后 j 因子、 f 因子与 C_{jf}

Table 5 Before and after optimisation j -factor, f -factor and C_{jf}

结构	j 因子	f 因子	C_{jf}
优化前	0.005 8	0.167	0.010 5
优化后	0.007 3	0.137	0.014 2

4 结论

本研究使用 BP 神经网络对主控室非能动冷却系统热管换热器蒸发段相关参数进行回归模型预测,使用多目标优化算法对翅片结构进行优化。具体结论如下。

(1)使用 BP 神经网络预测 Nu_{ave} 、 ΔP 和 v_{max} 的回归模型。3 种回归模型的 E_{RMS} 均小于 1,且 R^2 均大于 0.980,模型拟合程度满足预测精度要求。

(2)根据翅片管结构给定各参数取值范围。通过 NSGA-II 对翅片热管换热器 j 因子和 f 因子进行优化,求解全局变量下的最佳翅片结构参数。使用 ANSYS Fluent 2019 R2 软件对比优化前后 j 因子、 f 因子及 C_{jf} 。优化结果显示,相比优化前翅片结构,优化后 j 因子提升 25.86%, f 因子降低 17.96%, C_{jf} 提升 35.24%。

参考文献:

[1] WOUTERS P, DUCARME D, DEMEESTER J, et al. Ventilation requirements in non-domestic buildings and energy efficiency[J]. Energy and Buildings, 1998, 27 (3): 257-261.

[2] SUTHARSHAN B, MUTYALA M, VIJUK R P, et al. The AP1000TM reactor: passive safety and modular design[J]. Energy Procedia, 2011, 7: 293-302.

[3] LEED S, LIU M L, HUNG T C, et al. Optimal structural analysis with associated passive heat removal for AP1000 shield building[J]. Applied Thermal Engineering, 2013,

50(1): 207-216.

[4] WU X Y, HUANG Y X, YE W, et al. Optimization analysis of passive fin-concrete heat sinks for thermal environment control in main control room[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2022, 35: 102108.

[5] HUANG Y X, WU X Y, YE W, et al. Dynamic performance and multi-objective optimization of fin-concrete heat sinks [J]. Applied Thermal Engineering, 2021, 195: 117146.

[6] HUANG Y X, SU X, WU X Y, et al. Dynamic thermal performance analysis for fin-concrete ceiling in main control rooms of passive nuclear power plants [J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2021, 28: 101402.

[7] CHANG L, ZHANG X, CAI Y Y. Cold concrete envelopes with fins regulating control rooms temperature under accident conditions[J]. Procedia Engineering, 2017, 205: 3493-3496.

[8] 赵剑刚. 非能动冰蓄冷技术在核电站主控室可居留性应用分析[J]. 广东化工, 2014, 41(15): 58-59.

ZHAO Jiangang. Application analysis of passive ice-storage technology in main control room habitability [J]. Guangdong Chemical Industry, 2014, 41(15): 58-59.

[9] 赵丹, 林宇清, 吕胡人. 基于相变蓄冷的核电厂主控室非能动冷却系统[J]. 暖通空调, 2024, 54(1): 1-4.

ZHAO Dan, LIN Yuqing, LÜ Huren. Passive cooling system of main control room in nuclear power plants based on phase change cold storage [J]. Heating Ventilating & Air Conditioning, 2024, 54(1): 1-4.

[10] 李进. 核电站主控室在断电事故中利用高压空气非能动制冷研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2015: 88-96.

LI Jin. Study on the passive refrigeration with high-pressure air for main control room of nuclear power plant in blackout accident [D]. Chongqing: Chongqing University, 2015: 88-96.

[11] LI H, LI K N, LIU B, et al. Study on the passive refrigeration for main control room of nuclear power plant in power outage accident [J]. Nuclear Engineering and Design, 2018, 326: 183-189.

[12] WANG S L, CHEN G M, FANG M, et al. A new compressed air energy storage refrigeration system [J]. Energy Conversion and Management, 2006, 47 (18/19): 3408-3416.

[13] PARKS K, AHN J H, KIM T S. Off-design operating characteristics of an open-cycle air refrigeration system [J]. International Journal of Refrigeration, 2012, 35 (8): 2311-2320.

[14] 周照春. 核电站主控室热管换热非能动通风系统研究 [D]. 北京: 北京化工大学, 2022: 33-42.

- ZHOU Zhaochun. Research on passive ventilation a system using heat pipe for thermal exchange in main control room of nuclear power plant[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2022: 33-42.
- [15] WU X P, JOHNSON P, AKBARZADEH A. Application of heat pipe heat exchangers to humidity control in air-conditioning systems[J]. Applied Thermal Engineering, 1997, 17(6): 561-568.
- [16] CHERNYSHEVA M A, YUSHAKOVA S I, MAYDANIK Y F. Copper-water loop heat pipes for energy-efficient cooling systems of supercomputers[J]. Energy, 2014, 69: 534-542.
- [17] ZHANG G H, WANG B L, LI X T, et al. Review of experimentation and modeling of heat and mass transfer performance of fin-and-tube heat exchangers with dehumidification[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 146: 701-717.
- [18] 王玲, 李俐, 朱翔鸥, 等. 基于粒子群算法的强迫风冷散热器多目标优化[J]. 电气技术, 2022, 23(2): 20-25.
- WANG Ling, LI Li, ZHU Xiang'ou, et al. Multi-objective optimization of forced air-cooled radiators based on particle swarm algorithm[J]. Electrical Technology, 2022, 23(2): 20-25.
- [19] 龙浪. 螺旋翅片管式换热器散热仿真分析及结构优化设计[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
- LONG Lang. Thermal simulation analysis and structural optimization design of spiral finned tube heat exchangers [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2023.
- [20] WANG S M, XIAO J, WANG J R, et al. Application of response surface method and multi-objective genetic algorithm to configuration optimization of shell-and-tube heat exchanger with fold helical baffles [J]. Applied Thermal Engineering, 2018, 129: 512-520.
- [21] ZHANG T Y, CHEN L, WANG J. Multi-objective optimization of elliptical tube fin heat exchangers based on neural networks and genetic algorithm[J]. Energy, 2023, 269: 126729.
- [22] KAYS W M, LONDON A L, ECKERT E R G. Compact heat exchangers[J]. Journal of Applied Mechanics, 1960, 27(2): 377.

(编辑:孙亚彤)

(上接第75页)

- ZHOU Shuntao. Investigation on supercritical startup and steady-state operating characteristics of cryogenic loop heat pipe [D]. Beijing: China Academy of Space Technology, 2010: 54-59.
- [6] GUO Y D, LIN G P, HE J, et al. Experimental study on the supercritical startup and heat transport capability of a neon-charged cryogenic loop heat pipe[J]. Energy Conversion and Management, 2017, 134: 178-187.
- [7] GUO Y D, LIN G P, HE J, et al. Supercritical startup strategy of cryogenic loop heat pipe with different working fluids [J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 155: 267-276.
- [8] 何发龙, 杜王芳, 赵建福, 等. 深冷环路热管瞬态数值仿真研究[J]. 载人航天, 2018, 24(4): 512-519.
- HE Falong, DU Wangfang, ZHAO Jianfu, et al. Study on transient numerical simulation of cryogenic loop heat pipe[J]. Manned Spaceflight, 2018, 24(4): 512-519.
- [9] HE F L, DU W F, ZHAO J F, et al. Numerical simulation on the effects of component layout orientation on the performance of a neon-charged cryogenic loop heat pipe [J]. Microgravity Science and Technology, 2020, 32(2): 179-188.
- [10] 何发龙. 不同重力条件下深冷环路热管传热特性及其稳定性研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2024: 55-60.
- HE Falong. Study on the heat transfer characteristics and instability of cryogenic loop heat pipes in different gravity field[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2024: 55-60.

(编辑:熊小原)