DOI:10.19666/j.rlfd.202607011

间接冷却塔冬季运行状态自推演预测与工况变化分析

刘宝金[1]，肖　何[2]，姚照雁[1]，李　伟[1]，张诗雪[3]，
陈植元[4]，谭厚章[2]，杨富鑫[2]
（1. 陕西能源赵石畔煤电有限公司，陕西　榆林　719108；
2. 西安交通大学能源与动力工程学院，陕西　西安　710049；
3. 上海交通大学董浩云智能管理与物流研究院，上海　200030；
4. 武汉大学经济与管理学院，湖北　武汉　430064）

［摘　　要］【目的】针对燃煤电厂间接冷却塔热惯性强、环境扰动随机，传统数值模拟与物理建模无法精准推演未来运行状态，导致冬季防冻只能采用保守运行策略，系统安全性与经济性难以兼顾的问题，本文提出分模块机器学习模型优选策略。【方法】针对扇区、总回水温度、凝汽器的各模块差异化特性，分别比较了四种算法，并选取长短时记忆神经网络、人工神经网络与随机森林三种机器学习算法作为各模块最优预测算法，解决单一模型无法适配全系统非线性、时序性预测的难题，并提出基于循环水温闭环迭代的机器学习自推演预测框架。该框架突破传统静态输入预测模式，以水循环流动路径构建节点水温动态递推闭环，实现运行状态自主连续演化预测。【结果】基于某 2×1 000 MW 机组间冷塔冬季实际运行数据验证，框架可递推预测未来 1 h 的运行状态，可以确保 95%的时间内关键运行参数扇区回水温度、总回水温度、机组背压、总进水温度的预测精度分别在±0.65 ℃、±0.6 ℃、±0.57 kPa、±0.3 ℃。基于所构建的自推演框架，可对关键工况开展虚拟调控与情景推演，定量预测不同运行策略和外部工况变化对系统未来运行状态的影响。【结论】本方法无需复杂物理解析式与仿真建模，可有效解决间冷塔因运行滞后性大、运行参数耦合强导致的预测难题，为电厂间冷塔冬季安全经济运行与智能调控提供全新技术方案。

［关　键　词］间接冷却塔；机器学习；运行状态预测；自推演预测

［引用本文格式］（本段作者勿动）作者姓名. 中文标题[J]. 热力发电，年，卷(期)：起始页码-终止页码.　作者姓名. 英文标题[J]. Thermal Power Generation，年，卷(期)：起始页码-终止页码.

Closed-loop recursive prediction and winter operating condition analysis of indirect cooling towers

Liu Baojin[1], Xiao He[2], Yao Zhaoyan[1], Li Wei[1], Zhang Shixue[3],
Chen Zhiyuan[4], Tan Houzhang[2], Yang Fuxin[2]
(1. Shaanxi Energy Zhaoshipan Coal Power Co., Ltd., Yulin 719108, China;
2 School of Energy and Power Engineering Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
3. School of C.Y. Tung Institute of Intelligent Management and Logistics, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China;
4 School of Economics and Management, Wuhan University, Wuhan 430064, China)

Abstract: [Objective] Indirect cooling towers in coal-fired power plants are characterized by strong thermal inertia and stochastic environmental disturbances. These features make it difficult for conventional numerical simulation and physics-based modeling approaches to accurately predict future operating states. As a result, winter anti-freezing operation often relies on conservative control strategies, making it difficult to simultaneously ensure

收 稿 日 期：2026-07-06　修 回 日 期：2026-09-07　接 受 日 期：2026-09-14　网络首发日期：XXXX-XX-XX
基 金 项 目：国家自然科学基金项目（52676126）
Supported by：National Natural Science Foundation of China (52676126)
第一作者简介：刘宝金(1984)，男，高级工程师，主要研究方向为火电厂远方控制与程序控制，gtrkliu@163.com。
通信作者简介：杨富鑫(1985)，男，博士，教授，主要研究方向为 AI 在能源中的应用，fxyang@xjtu.edu.cn。

system safety and operating economy. To address this problem, this study proposes a modular machine-learning model selection strategy for future-state prediction of indirect cooling towers. **[Methods]** Considering the differentiated characteristics of the sector, total return-water temperature, and condenser modules, four machine-learning algorithms were comparatively evaluated for the corresponding prediction tasks. According to the prediction performance of different modules, long short-term memory (LSTM), artificial neural network (ANN), and random forest (RF) were selected as the optimal prediction algorithms for the respective modules. This modular configuration avoids the limitation of using a single model to represent the nonlinear and time-dependent characteristics of the entire indirect cooling system. On this basis, a machine-learning-based self-evolution prediction framework with closed-loop iteration of circulating-water temperature was developed. Different from the conventional static-input prediction mode, the proposed framework follows the actual circulating-water flow path and establishes a dynamic recursive closed loop among key water-temperature nodes. The predicted water temperature at the current step is used in the subsequent prediction step, allowing the future operating state of the system to evolve continuously along the prediction horizon. In this way, the proposed framework can continuously propagate the predicted operating state through the sector, total return-water, and condenser modules and thereby realize recursive future-state prediction. **[Results]** The proposed framework was validated using actual winter operating data from an indirect cooling tower of a 2×1 000 MW coal-fired power unit. The results demonstrate that the framework can recursively predict the operating state of the system for the following 1 h. During 95% of the prediction period, the prediction errors of the key operating parameters, including sector return-water temperature, total return-water temperature, unit back pressure, and total inlet-water temperature, were maintained within ±0.65 ℃, ±0.60 ℃, ±0.57 kPa, and ±0.30 ℃, respectively. Based on the developed self-evolution prediction framework, virtual regulation and scenario-based prediction can also be performed for key operating conditions. By changing candidate operating strategies or external operating conditions within the prediction framework, the future response of the indirect cooling system can be quantitatively evaluated before actual regulation is implemented. Therefore, the framework is not limited to reproducing the future trajectory under the current operating condition, but can also be used to analyze how different operating strategies and external-condition variations may affect the subsequent system state. **[Conclusion]** This method eliminates the need for complex physical analytical expressions and simulation modeling, effectively solving prediction challenges caused by significant operational lag and strong coupling of operational parameters in indirect cooling towers. It provides a novel technical solution for safe, economical operation and intelligent control of indirect cooling towers in power plants during winter.

Key words: indirect cooling tower; machine learning; operating state prediction; self-evolution prediction

空冷塔作为高效节能的冷却设备，已广泛应用于电力、石化、冶金、数据中心、储能及暖通空调等多个领域。在燃煤电厂中，空冷塔作为冷端系统的核心设备，承担着冷却汽轮机乏汽的关键任务，其换热效率直接决定电厂的经济性与环保水平。提升其换热效率不仅可实现机组节能降耗、减少碳排放，更是推动电力行业绿色转型的重要途径。在我国北方缺水地区，间接冷却式空冷塔（以下简称间冷塔）凭借显著的节水优势得到广泛应用，但北方温带气候区冬季漫长、气温偏低，使间冷塔面临严峻的管束冻结风险。由于缺乏有效判断间冷塔运行状态的方法，当前冬季运行多采用保守策略，以牺牲经济性为代价确保安全[1]。

目前，已有大量研究通过数值模拟仿真与结构改进来优化间冷塔运行状态[2-3]，然而，空冷塔具有系统热惯性强、工况响应滞后[4]，同时易受环境温度、风速和风向等随机扰动影响[5]，不同区域的换热性能也存在明显差异[6, 7]。因此，其复杂动态换热过程难以通过物理机理模型进行准确描述[8]，使结构优化缺乏详实依据。同时，数值仿真方法虽能模拟空冷塔可能的运行状态，但存在建模复杂、计算效率低下等问题，常需简化结构，仅能研究其对空气热流特性的影响[9-12]。

机器学习模型通过挖掘历史数据中的内在规律，无需构建复杂的物理机理模型或数值仿真模型即可实现运行状态较高精度的判断[13-14]，在复杂大型换热设备中的应用已得到广泛研究。袁杨等[15]将随机森林算法（random forest， RF）应用于制冷机房的短时能耗预测对机房能耗优化中，预测结果较为精确，为能耗与能效的评估提供了一种工具算法。Zhao 等[16]耦合粒子群优化算法（particle swarm optimization, PSO）与优化分布式梯度提升库（extreme gradient boosting, XGBoost）构建混合模型，基于 600 MW 机组 169 920 条运行数据优化运行策略，有效降低了煤耗与碳排放；Blackburn 等[17]将 PSO 算法用于空冷塔优化，在稳定工况下预测总

功耗，实现年节能 6.7%；Hosoz 等[18]采用人工神经网络（artificial neural network, ANN）预测冷却塔关键参数，预测误差仅为 0.89%~4.64%，验证了方法的可靠性。邓翔等[19]研究了长短时记忆神经网络（long-short term memory neural network, LSTM）在空调短期负荷的预测中，结果表明 LSTM 的对于时序数据学习能力较强的特性使其相较于传统机器学习算法有着更高的预测精度。然而，现有研究多聚焦静态预测精度，忽视了工况动态变化与系统循环特性的影响：现有机器学习研究较少考虑间冷塔循环水在系统中闭环循环流动的特性，尚缺乏针对该类动态循环系统的预测方法研究。且以往的研究往往忽视了温度变化路径对换热过程的影响，即在相同终点温度下不同的温度变化历程会导致换热过程存在显著差异，难以准确反映真实运行状态。

因此，本文基于某电厂 2×1 000 MW 机组间冷系统 2023—2024 年冬季运行数据，融合 Spearman 相关性分析与传热理论筛选关键运行参数，构建特征体系。考虑间冷塔具有显著的热惯性、时序依赖及多参数非线性耦合特征，选取具有代表性的四种机器学习算法进行对比研究：具有较强的局部工况匹配能力的惰性学习算法 K 近邻（K-nearest neighbor, KNN），通过多决策树集成表征复杂非线性关系的集成学习算法 RF，具有较强的多变量非线性映射能力的前馈神经网络算法 ANN 与通过记忆单元表征时间依赖关系，适于刻画热惯性和动态演化特征的时序性长短记忆神经网络算法 LSTM。分别考察局部样本映射、非线性特征学习及时序建模等不同机制对复杂运行中物理过程的适应能力，从而优选各模块预测模型。针对循环水系统动态特性，构建自推演预测框架，实现运行状态连续自演化预测，并在此基础上实现变工况预演，预测不同运行策略下系统未来运行状态的可能变化，为防冻优化提供科学依据，可以辅助运行人员在保障安全前提下提升运行经济性，对推动间冷塔智能化运行、平衡冬季运行安全性与经济性目标具有重要实践价值。

1 模型建立与数据处理

1.1 研究对象

本研究对象为某电厂 2×1 000 MW 超超临界机组的哈蒙式间接空冷系统，采用一机一塔布置，间冷系统如图 1 所示。间冷塔进风口高 31.5 m、直径 132.9 m，出口高 204.0 m、直径 100.0 m。散热器沿间冷塔周向划分为 12 个扇区，每个扇区由 15 个冷却三角沿塔周向依次排列组成。通过控制冷却三角上百叶窗开度，来控制散热器的总进风量。冬季运行中，处于进水口远端的 6、7 扇区在保守运行策略下处于关闭状态，因此在后续分析中剔除。

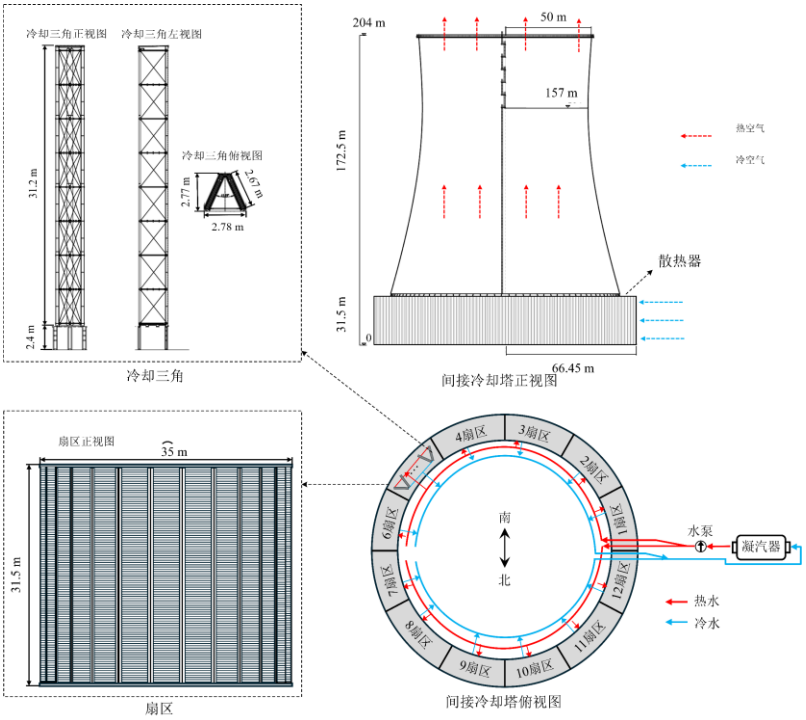


图 1 间冷系统示意
Fig 1 Structural dimensions of indirect cooling tower

本文重点研究曾因低温在 2020 年导致冻结事故的 2 号间冷塔。共选取可能影响运行状态的 236 项运行参数作为待选参数。并基于 2023—2024 年间两个冬季时段，共计 246 240 条分钟级数据进行分析。间冷塔主要运行参数及其英文简写如表 1 所示。

表 1 燃煤机组冷却塔运行主要监测参数
Tab.1 Main monitoring parameters for the operation of cooling towers in coal-fired power units

参数简写	参数名称	参数简写	参数名称
Date.Time	采样时间	TowerTemOut1	塔外温度 1
AWaterPump	A 循环水泵	TowerTemOut2	塔外温度 2
BWaterPump	B 循环水泵	WindVelOut1	塔外风速 1
CWaterPump	C 循环水泵	WindVelOut2	塔外风速 2
DWaterPump	D 循环水泵	WindVelOut3	塔外风速 3
MainWaterInTem1	母水管进口水温 1	WindDirectionOut1	塔外风向 1
MainWaterInTem2	母水管进口水温 2	WindDirectionOut2	塔外风向 2
MainWaterOutTem	母水管出口水温	WindDirectionOut3	塔外风向 3
AWaterPre	A 侧管压力	TowerTemIn	塔内温度
BWaterPre	B 侧管压力	UnitLoad	机组负荷
MainWaterPre	主水管压力	WaterFlow	给水流量
LowPreTemInA	低压凝汽器 A 进口温度	HighPrePressure	高压凝汽器压力
LowPreTemInB	低压凝汽器 B 进口温度	HighPreTemperature	高压凝汽器温度
LowPreTemOutA	低压凝汽器 A 出口温度	LowPrePressure	低压凝汽器压力
LowPreTemOutB	低压凝汽器 B 出口温度	LowPreTemperature	低压凝汽器温度
HighPreTemOutA	高压凝汽器 A 出口温度	SummerSwitch	夏季工况
HighPreTemOutB	高压凝汽器 B 出口温度		

表 1 续

Tab.1 Continued

参数简写	参数名称	参数简写	参数名称
S*TemSet	扇区设定出口温度	S*LouverOpen3	扇区百叶窗调门反馈 3
S*TriangleTem1	扇区冷却三角温度 1	S*LouverOpen4	扇区百叶窗调门反馈 4
S*TriangleTem2	扇区冷却三角温度 2	S*LouverOpen5	扇区百叶窗调门反馈 5
S*TriangleTem3	扇区冷却三角温度 3	S*LouverOpen6	扇区百叶窗调门反馈 6
S*TriangleTem4	扇区冷却三角温度 4	S*LouverOpen7	扇区百叶窗调门反馈 7
S*TriangleTem5	扇区冷却三角温度 5	S*LouverOpen8	扇区百叶窗调门反馈 8
S*TriangleTem6	扇区冷却三角温度 6	S*TemIn	扇区进口水温
S*LouverOpen1	扇区百叶窗调门反馈 1	S*TemOut	扇区出口水温
S*LouverOpen2	扇区百叶窗调门反馈 2		

间冷塔由 4 台循环水泵（A、D 低速，B、C 高速）供水，无变频功能，通过开关组合调控流量、流速，具体关系可见表 2。

表 2 间冷塔水泵开关组合与流量、流速关系
Tab.2 Relationship between pump on-off combinations, flow rate and flow velocity of the indirect dry-cooling tower

水泵开关组合	流量/(m^3•h^{-1})	流速/(m•s^{-1})
2 高速泵	54 665.16	1.58
2 低速泵+1 高速泵	74 356.93	2.15
2 低速泵	53 866.16	1.56
高速泵+1 低速泵	74 828.59	2.16

1.2 数据处理

本文采用 Spearman 相关性系数分析结合物理理论进行参数二次筛选，甄选对输出参数影响显著的特征变量。Spearman 系数为非参数统计方法，通过秩次排序计算变量间单调关联强度：ρ=1 为完全正相关，ρ=−1 为完全负相关，ρ=0 表示无单调关联，本文以|ρ|>0.5 作为相关性初步筛查值[20]。该方法不受线性假设限制，能有效捕捉变量间单调关系，准确识别关键特征参数。Spearman 相关性系数的计算表达式如式(1)所示。

$$\rho = 1 - \frac{6\sum d_i^2}{n(n^2-1)} \tag{1}$$

式中：ρ 为斯皮尔曼相关性系数，为无量纲；d_i^2 为每对参数数据间秩次的平方差，无量纲；n 为样本数量，无量纲。

如图 2 与图 3 所示为间冷塔机组参数相关性系数热图。结合相关性分析与物理理论，将参数分为四类：关键物理参数（如百叶窗开度、扇区进水温度、环境温度等），在物理模型与相关性分析中均显示显著影响；复杂机理参数（如环境风速、风向、塔内温度等），虽物理意义重要但相关性偏低，需借助机器学习捕捉其非线性影响；衍生中间参数（如母管进水温度、凝汽器参数等），相关性高但反映的是其余参数的间接影响，易引发共线性，故剔除；人工干预参数（如回水设定温度、水泵启停信号等），受人为操作影响大，仅将水泵启停信号

换算流量作为输入。经筛选优化，最终确定 144 项特征参数用于模型训练。

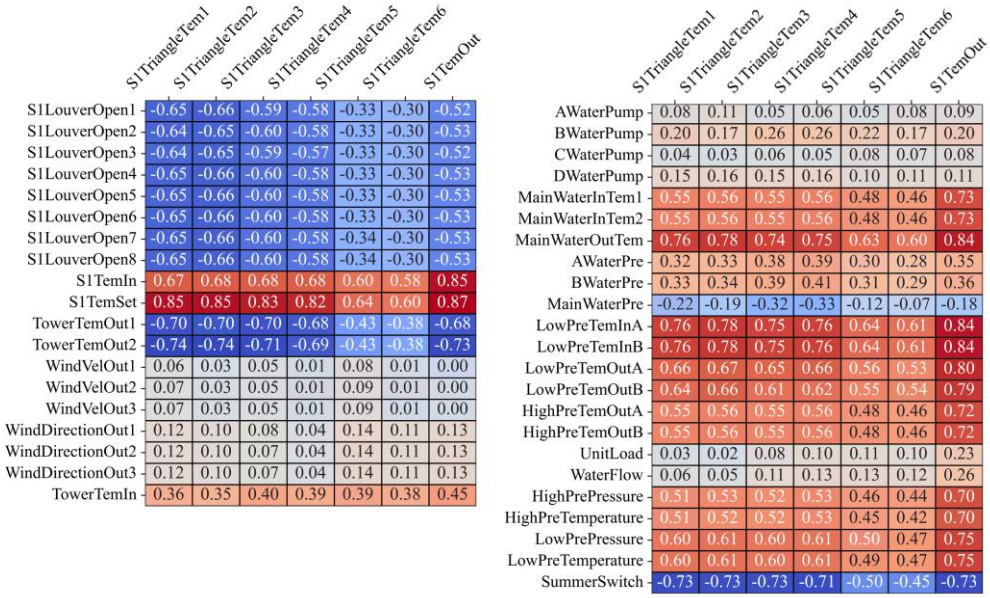


图 2 间冷塔第 1 扇区运行参数相关性系数热图

Fig.2 Correlation coefficient heatmap of operating parameters in sector 1 of the indirect dry-cooling tower

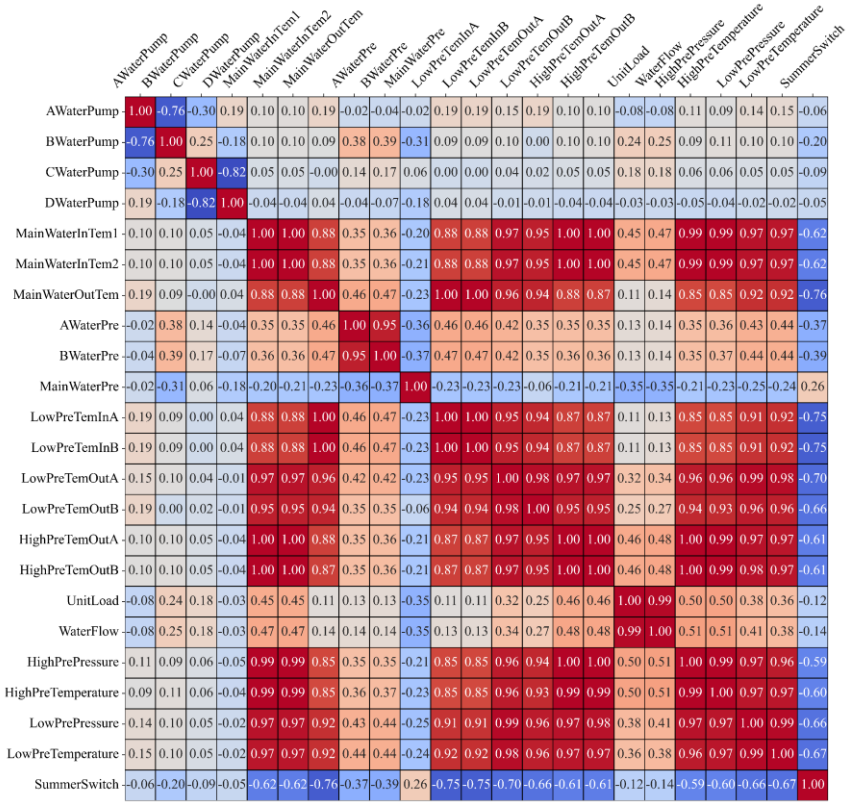


图 3 间冷塔机组运行参数相关性系数热图

Fig.3 Correlation coefficient heatmap of operating parameters for the indirect dry-cooling tower unit

1.3 自推演模型

影响间冷塔运行参数众多，且相互之间存在复杂影响。为避免间冷塔海量运行参数引发维度灾难，并提升模型训练效率与泛化性能，本文基于循环水流动特性，将系统解耦为扇区预测、总回水温度预测和凝汽器预测 3 个模块化模型，各模块具体

特征参数如表 3—表 5 所示。

表 3 扇区特征参数
Tab.3 Characteristic parameters of sector

输入参数			
扇区百叶窗开度 1	扇区百叶窗开度 2	扇区百叶窗开度 3	扇区百叶窗开度 4
扇区百叶窗开度 5	扇区百叶窗开度 6	扇区百叶窗开度 7	扇区百叶窗开度 8
扇区进水温度	A 水泵开关	B 水泵开关	C 水泵开关
D 水泵开关	塔外温度 1	塔外温度 2	塔外风速 1
塔外风速 2	塔外风速 3	塔外风向 1	塔外风向 2
塔外风向 3	塔内温度		
输出参数			
扇区回水温度			

表 4 凝汽器特征参数
Tab.4 Characteristic Parameters of Condenser

输入参数			
低压凝汽器进口温度 A	低压凝汽器进口温度 B	低压凝汽器出口温度 A	低压凝汽器出口温度 B
高压凝汽器出口温度 A	高压凝汽器出口温度 B	高压凝汽器温度	低压凝汽器温度
机组负荷	锅炉给水量		
输出参数			
间冷塔总进水温度 1	间冷塔总进水温度 2	高压凝汽器压力	低压凝汽器压力

表 5 间冷塔出口水温特征参数
Tab.5 Characteristic Parameters of Outlet Water Temperature for Indirect Dry-Cooling Towers

输入参数			
第 1 扇区回水温度	第 2 扇区回水温度	第 3 扇区回水温度	第 4 扇区回水温度
第 5 扇区回水温度	第 8 扇区回水温度	第 9 扇区回水温度	第 10 扇区回水温度
第 11 扇区回水温度	第 12 扇区回水温度		
输出参数			
间冷塔总回水温度			

并根据如图 4 所示框架，基于循环水流动路径构建自推演预测模型框架。以机组初始运行状态与环境参数为输入，经扇区模型计算扇区回水温度，再通过总回水温度预测模型获得间冷塔总回水温度，随后流入凝汽器模型计算机组背压与总进水温度，输出的总进水温度作为下一时间步长的输入反馈至扇区模块，形成完整的水循环闭环。该设计充分考虑间冷塔水循环系统的动态物理特性，突破传统机器学习静态输入的局限，实现了运行状态的连续自演化预测。

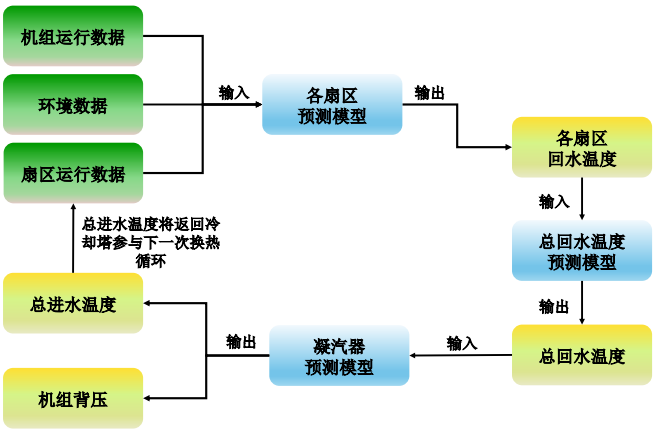


图 4 自推演预测模型框架
Fig.4 Self-evolving prediction model framework

1.4 评价指标

决定系数 R^2是评价模型拟合优度的核心指标，量化模型对观测数据变异的解释程度。其取值范围为 0 至 1，越接近 1 表明拟合效果越佳：R^2=1 表示完美拟合，模型完全解释因变量变异；R^2=0 时预测能力不优于均值。高 R^2值既反映模型学习能力，也验证特征参数与输出变量间的强统计关联性。其数学原理如式(2)所示：

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

式中：R^2 为决定系数，无量纲；y_i、$\hat{y}_i$ 与 $\bar{y}$ 分别为第 i 个样本的真实值、预测值及真实值的平均值，其单位与被预测参数一致；n 为样本数，无量纲。

均方误差（mean square error, MSE）是回归模型预测精度的基础评价指标，量化预测值与真实值差异的平方平均值。该指标通过平方运算放大较大误差的影响，对显著偏差更为敏感。MSE 值越小，表明预测精度越高；理想情况下，完全吻合时 E_{MSE} 为 0。其数学原理如式(3)所示：

$$E_{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{3}$$

式中：E_{MSE} 为均方误差，其单位为被预测参数单位的平方；y_i 和 $\hat{y}_i$ 分别为第 i 个样本的真实值和预测值，单位与被预测参数一致；n 为样本数，无量纲。均方根误差 E_{RMSE}（root mean squared error, RMSE）

作为 E_{MSE} 的平方根，与原始观测值量纲一致，直观反映平均偏差幅度。基于正态分布特性，约 68%、95%、99.7%的预测结果误差分别落在±1、±2、±3 倍 E_{RMSE} 区间内，既表征模型预测精度，又为不确定性分析提供量化依据。

使用归一化均方根误差（normalized root mean square error, NRMSE）评估模型在不同工况下的预测精度。该指标将平均误差归一化为数据波动范围的百分比，数值越小表明预测精度越高。其数学表达如式(4)：

$$E_{NRMSE}=\frac{\sqrt{E_{MSE}}}{y_{max}-y_{min}} \quad (4)$$

式中：E_{NRMSE} 为归一均方根误差值，y_{max} 与 y_{min} 分别为数据区间最大值与最小值，其单位与被预测单位一致。

2 结果与分析

为确保模型充分学习间冷塔冬季运行特征并保持时序连续性，采用 2023 年 1 月 1 日至 2024 年 1 月 1 日数据训练，2024 年 1 月 1 日至 2 月 28 日数据测试。通过完整测试集及训练集末段（2023 年 11 月 10 日至 2024 年 1 月 1 日）的预测-真实值散点图，直观展示模型学习效果与泛化能力。

2.1 间冷塔扇区回水温度预测模型

如图 5 所示，以第一扇区为例，四种模型在训练集上均表现优异（R^2>0.95，E_{MSE}<1），学习效果较好。但测试集上的预测性能差异显著，LSTM 模型凭借其卓越的时序建模能力，在间冷塔受时序性环境因素影响显著的运行场景中展现出最佳预测性能（R^2=0.95，E_{MSE}=0.94），95%的时间内预测误差控制在±2.11 ℃以内，显著优于 ANN（±2.49 ℃）、RF（±2.43 ℃）和 KNN（±3.22 ℃），除第 6、7 扇区外，其余扇区的预测结果与第 1 扇区呈现相似趋势（表 6）。特别在冬季运行中需重点关注的中低温区间，LSTM 的 E_{NRMSE} 仅为 0.1（表 7），误差占比极低，表明 LSTM 模型的误差主要体现在高温区间。这正是由于 LSTM 模型的时序学习能力对于扇区换热过程显著的热惯性和路径依赖特性更好地适应，才使得其在扇区模型中有着更强的预测能力。

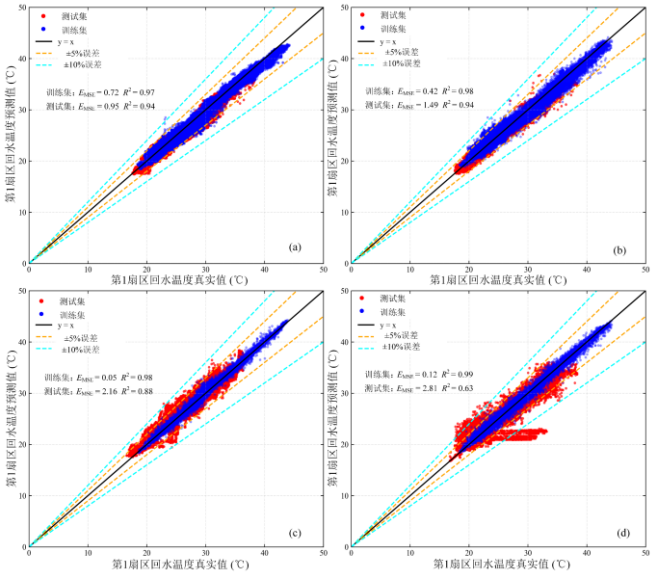


图 5 第 1 扇区回水温度预测结果，(a) LSTM 模型，(b) ANN 模型，(c) RF 模型，(d) KNN 模型

Fig.5 Prediction results of return water temperature in sector 1

表 6 冷却塔第 2-12 扇区回水温度预测精度（第 6、7 扇区除外）

Tab.6 Prediction accuracy of return water temperature in sectors 2-12 of the cooling tower (excluding sectors 6 and 7)

扇区	E_{MSE} (℃²) LSTM	R^2 LSTM	E_{MSE} (℃²) ANN	R^2 ANN	E_{MSE} (℃²) RF	R^2 RF	E_{MSE} (℃²) KNN	R^2 KNN
2	1.16	0.94	1.56	0.94	2.06	0.94	3.15	0.72
3	1.25	0.94	1.75	0.95	1.53	0.93	2.48	0.74
4	1.05	0.92	1.52	0.98	1.55	0.94	2.22	0.8
5	0.97	0.94	1.41	0.94	1.79	0.92	2.77	0.69
8	1.02	0.98	1.44	0.93	1.57	0.96	3.41	0.81
9	1.39	0.97	1.67	0.95	1.76	0.96	4.01	0.81
10	1.11	0.96	1.62	0.94	1.84	0.93	3.29	0.72
11	1.32	0.92	1.71	0.96	1.86	0.92	2.27	0.79
12	0.98	0.95	1.41	0.94	1.48	0.94	2.59	0.76

2.2 间冷塔总回水温度预测模型

间冷塔迎风面扇区换热能力更强，加之流量分配差异，导致扇区回水温度分布不均，需构建预测模型。因此，需构建以各扇区回水温度为输入的总回水温度预测模型。如图 6 所示，扇区间回水温度与总回水温度间时序依赖关系较弱，LSTM 的时间记忆结构成为冗余导致积累噪音，测试集 E_{MSE} 较其他模型高出 0.78~0.93。相比之下，ANN、RF 和 KNN 均表现更加，其中 ANN 凭借更强的静态非线性拟合能力，在与 KNN 相近的 E_{MSE} 下（0.12 与 0.11），三个温度区间 E_{NRMSE} 更优，高温区间达 0.17（KNN 为 0.21），95%时间预测误差控制在±0.69℃以内（表

7）。这是由于母管混合过程本质上是一个多输入单输出的非线性静态映射问题，ANN 的强非线性拟合能力更适合此类问题。

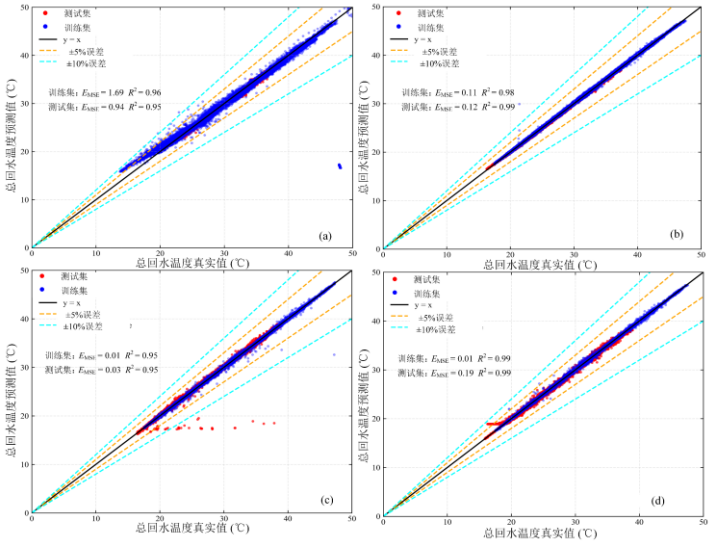


图 6 总回水温度预测结果，(a) LSTM 模型，(b) ANN 模型，(c) RF 模型，(d) KNN 模型

Fig.6 Prediction results of total return water temperature

2.3 机组背压与总进水温度预测模型

凝汽器预测模型基于机组运行状态与间冷塔回水温度，预测背压及出口水温（即间冷塔进口水温）。如图 7 所示为机组背压预测结果，由于实际生产中背压数据主要集中在中背压区间，导致 LSTM 与 ANN 过度拟合中背压特征，测试集 E_{MSE} 分别达 0.49 与 1.58；虽然 KNN 测试集 E_{MSE} 为 0.19 精度较高，但其过于依赖训练集覆盖范围，鲁棒性较差。同样，在图 8 中总进水温度预测呈现相似趋势，各模型精度均低于 RF。随机森林通过分类取样训练，对边界小样本数据适应能力强，表现最优。背压预测 E_{MSE} 仅 0.01（95%误差±0.2 kPa），总进水温度 E_{MSE} 为 0.03（95%精度±0.17 ℃）。考虑到实际运行中边界工况（低、高背压区间）数据稀疏，RF 对小样本边界数据的强适应性确保了全工况范围内的预测可靠性。

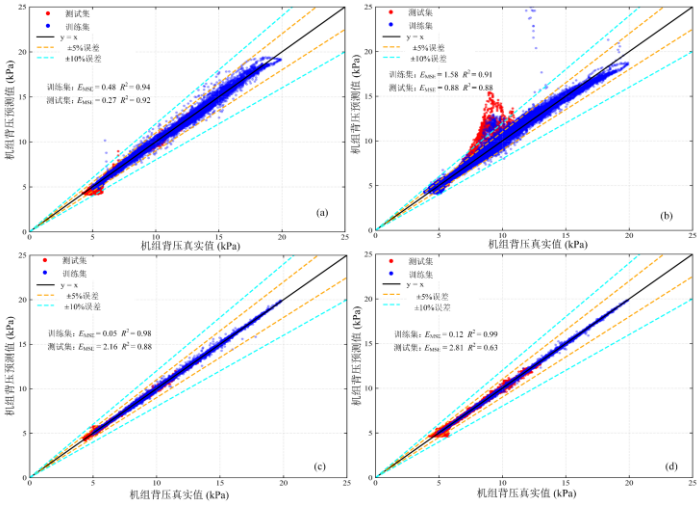


图 7 机组背压预测结果，(a) LSTM 模型，(b) ANN 模型，(c) RF 模型，(d) KNN 模型

Fig.7 Prediction results of unit back pressure

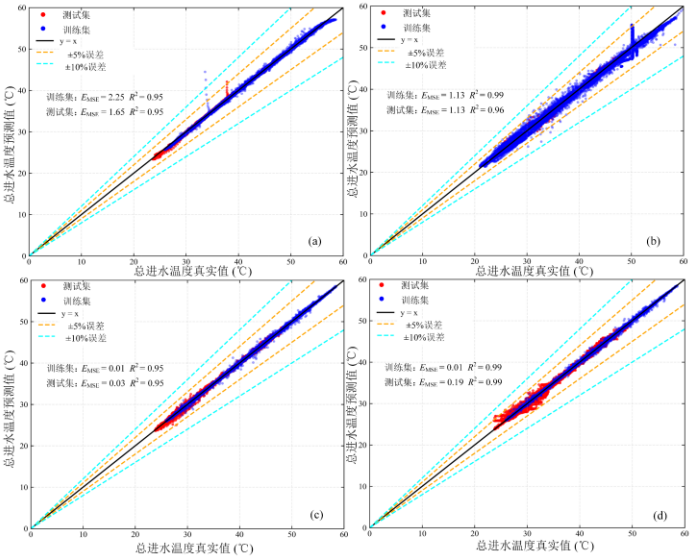


图 8 间冷塔总进水温度预测结果，(a) LSTM 模型，(b) ANN 模型，(c) RF 模型，(d) KNN 模型

Fig.8 Prediction results of total inlet water temperature of the indirect dry-cooling tower

2.4 自推演预测框架未来预测结果

通过对比 LSTM、ANN、RF 和 KNN 在间冷塔关键各部分参数预测中的性能表明，间冷塔不同部位的运行特性与传热过程差异显著，单一算法难以兼顾所有预测任务的精度与稳定性。因此，采用差异化建模策略：扇区回水温度预测选用具有时序记忆能力的 LSTM；总回水温度预测采用非线性拟合能力强的 ANN；凝汽器背压与总进水温度预测则采用对边界数据适应性强的 RF。综上，本文采用 LSTM–ANN–RF 差异化组合方案作为自推演预测

框架的基础预测模型，以充分发挥各模型优势，并结合水系统循环动态特性，构建自推演预测框架。

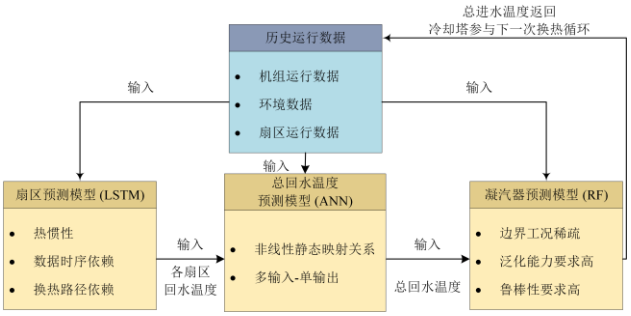


图 9 预测框架计算流程

Fig.9 Prediction framework computation process

为验证自推演预测框架适用性，选取 2024 年 1 月 6 日 9:00 后的数据进行 1 h 预测：起始时刻仅输入运行参数初始值与未来趋势（进水温度除外），水温参数通过模型递推自演化。结果如图 10 所示，框架对总回水温度、机组背压与总进水温度的预测性能优异，E_{MSE} 分别为 0.01、0.04、0.01，95%时间内精度分别控制在±0.6 ℃、±0.57kPa 与±0.3 ℃。各扇区回水温度平均 E_{MSE} 为 0.026，95%时间内精度保持在±0.65 ℃以内。（表 9）

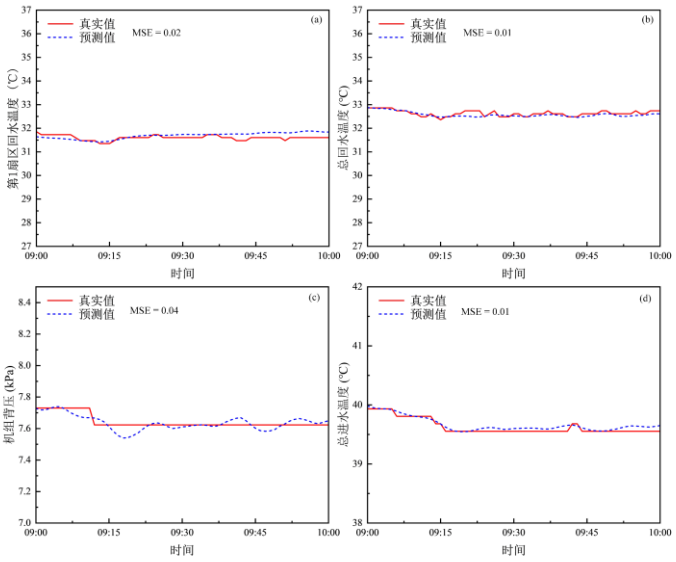


图 10 自起始时间 2024/1/6 9:00 开始未来 1h 自推演预测结果。(a) 扇区回水温度；(b) 总回水温度；(c) 机组背压；(d) 总进水温度

Fig.10 Self-derived prediction results of indirect dry-cooling tower sector for 1 hour ahead starting from the initial time 2024/1/6 9:00.

由表 10 可见，与现有研究主要针对给定输入条件下的性能预测或运行优化不同，本文进一步考虑间冷系统循环水的闭环流动特性，将扇区、总回水温度及凝汽器模型按照实际水循环路径耦合，并利用预测水温逐步递推未来运行状态，从而实现连续的动态自推演预测。

表 7 间冷塔扇区回水温、总回水温度、机组背压与总进水温度各区间预测 E_{NRMSE}

Tab.7 Prediction E_{NRMSE} of Each Interval for Indirect Dry-Cooling Tower Sector Return Water Temperature, Total Return Water Temperature, Unit Back Pressure, and Total Inlet Water Temperature

模型	第 1 扇区回水温度 (℃)				总回水温度 (℃)			
	低温 (15-25)	中温 (25-35)	高温 (35-45)	EMSE (℃2)	低温 (15-25)	中温 (25-35)	高温 (35-45)	EMSE (℃2)
LSTM	0.11	0.1	0.52	0.95	0.11	0.09	0.2	0.94
ANN	0.15	0.13	0.46	1.49	0.03	0.04	0.12	0.12
RF	0.14	0.16	0.66	2.16	0.03	0.03	0.17	0.16
KNN	0.35	0.16	10.43	2.81	0.04	0.03	0.21	0.11

表 7 续

Tab.7 Continued

模型	机组背压 (kPa) 低背压 (0-5)	中背压 (5-10)	高背压 (10-15)	E_{MSE} (℃²)	总进水温度 (℃) 低温 (20-30)	中温 (30-40)	高温 (40-50)	E_{MSE} (℃²)
LSTM	0.25	0.1	0.18	0.27	0.19	0.13	0.12	1.65
ANN	0.6	0.13	0.57	0.88	0.33	0.07	0.06	1.13
RF	0.12	0.01	0.02	0.01	0.04	0.02	0.02	0.01
KNN	0.35	0.03	0.04	0.19	0.19	0.06	0.03	0.19

表 8 预测精度范围

Tab.8 Prediction Accuracy Range

设备	预测精度 (1-12 扇区回水及总回水与总进水温度单位为℃，机组背压单位为 kPa) LSTM			ANN			RF			KNN		
	65%	95%	99.50%	65%	95%	99.50%	65%	95%	99.50%	65%	95%	99.50%
1 扇区	±0.97	±1.95	±2.92	±1.22	±2.44	±3.66	±1.47	±2.94	±4.41	±1.68	±3.35	±5.03
2 扇区	±1.08	±2.15	±3.23	±1.25	±2.50	±3.75	±1.44	±2.87	±4.31	±1.77	±3.55	±5.32
3 扇区	±1.12	±2.24	±3.35	±1.32	±2.65	±3.97	±1.24	±2.47	±3.71	±1.57	±3.15	±5.03
4 扇区	±1.02	±2.05	±3.07	±1.23	±2.47	±3.70	±1.24	±2.49	±3.73	±1.49	±2.98	±4.47
5 扇区	±0.98	±1.97	±2.95	±1.19	±2.37	±3.56	±1.34	±2.68	±4.01	±1.66	±3.33	±5.03
8 扇区	±1.01	±2.02	±3.03	±1.20	±2.40	±3.60	±1.25	±2.51	±3.76	±1.85	±3.69	±5.54
9 扇区	±1.18	±2.36	±3.54	±1.29	±2.58	±3.88	±1.33	±2.65	±3.98	±2.00	±4.00	±5.03
10 扇区	±1.05	±2.11	±3.16	±1.27	±2.55	±3.82	±1.36	±2.71	±4.07	±1.81	±3.63	±5.44
11 扇区	±1.15	±2.30	±3.45	±1.31	±2.62	±3.92	±1.36	±2.73	±4.09	±1.51	±3.01	±5.03
12 扇区	±0.99	±1.98	±2.97	±1.19	±2.37	±3.56	±1.22	±2.43	±3.65	±1.61	±3.22	±4.83
总回水温度	±0.97	±1.94	±2.91	±0.35	±0.69	±1.04	±0.40	±0.80	±1.20	±0.33	±0.66	±0.99
机组背压	±0.52	±1.04	±1.56	±0.94	±1.88	±2.81	±0.10	±0.20	±0.30	±0.44	±0.87	±1.31
总进水温度	±1.28	±2.57	±3.85	±1.06	±2.13	±3.19	±0.17	±0.35	±0.52	±0.44	±0.87	±1.31

表 9 自推演预测间冷塔 2~12 扇区回水温度 E_{MSE} (除 6、7 扇区外)

Tab.9 Self-derived predicted return water temperature in sectors 2–12 of the indirect dry-cooling tower (excluding sectors 6 and 7)

扇区序号	E_{MSE} (℃²)	扇区序号	E_{MSE} (℃²)	扇区序号	E_{MSE} (℃²)
2	0.12	3	0.14	4	0.09
5	0.08	8	0.11	9	0.11
10	0.07	11	0.08	12	0.16

表 10 与已有冷却系统数据驱动方法研究对比

Tab.10 Comparison with existing data-driven methods for cooling system research

文献	研究对象与方法	主要结果	与本文方法区别
Zhao 等 [16]	600 MW 直接空冷机组；PSO-XGBoost 混合模型	研究重点为直接空冷机组性能优化，实现运行优化，降低煤耗和碳排放	侧重直接空冷系统运行优化
Blackburn 等 [17]	多单元冷却塔；机器学习+PSO	研究重点为稳定工况下冷却塔能耗预测与优化，实现功耗预测与优化，年节能 6.7%	侧重能耗预测与优化
Hosoz 等 [18]	冷却塔；ANN	主要针对给定工况下冷却塔性能参数预测，预测误差 0.89%～4.64%	给定工况下的性能参数预测
本文	2×1000 MW 间接空冷系统；LSTM+ANN+RF	沿循环水实际流动路径建立多模块闭环，将预测水温反馈至下一时刻，实现运行状态连续演化预测。各关键参数保持较高精度	考虑循环水闭环及多模块状态递推

2.5 自推演框架工况变化分析结果

基于自推演预测框架，运行人员可结合现场实时运行状态，对候选运行策略进行工况变化演化分析，以评估不同调控方案的可行性及其潜在影响。如图 10 所示，以 2024 年 1 月 6 日 9:20 之后的运行工况为例，在假设环境中分别将百叶窗相对开度增加或减小 10%、20%和 30%，并对各关键运行参数的动态响应进行推演。结果表明，百叶窗开度调整后，受系统传热与输运滞后影响，各扇区回水温度在 1～3 min 后发生相应变化；随后，各扇区回水在母管中汇集，进一步引起总回水温度变化。经过约 3～5 min 的流动输运后，总回水进入凝汽器，并最终对机组背压产生影响。在相同相对开度变化幅度下，增大百叶窗开度对系统运行参数的影响幅度明显大于减小百叶窗开度。以相对开度变化 30%为例，增大百叶窗开度后，第 1 扇区回水温度、总回水温度和机组背压平均分别降低 1.98 ℃、1.97 ℃和 0.17 kPa；而减小百叶窗开度后，上述参数平均分别升高 1.52 ℃、1.41 ℃和 0.12 kPa。上述结果表明，百叶窗开度与系统运行状态之间存在显著的非线性响应关系。若仅依赖运行人员的经验进行盲目调节，尤其是在运行状态接近安全边界时，可能因过度降温而增加系统冻结风险。借助本文提出的自推演框架，运行人员不但可在实际调控前定量评估不同运行策略对未来运行状态的影响，从而减少盲目操作。还可以在环境温度、机组负荷发生变化前通过提前做出运行策略调整。为安全约束下运行策略的筛选与优化提供决策支持。

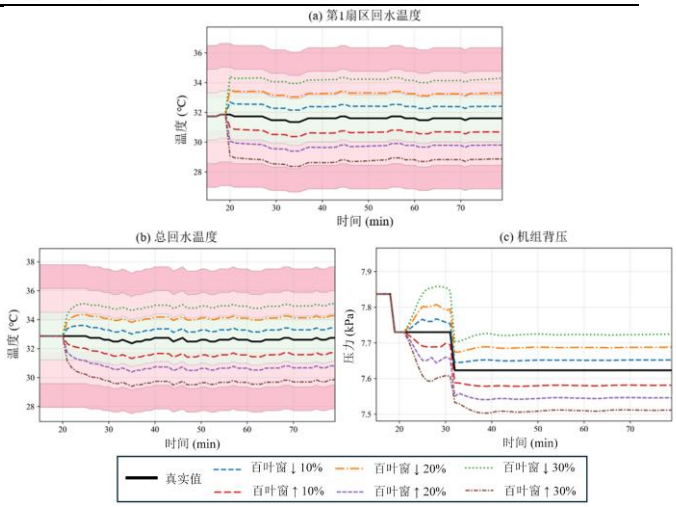


图 11 自起始时间 2024/1/6 9:20 开始在变工况下自推演预测 40min 结果，(a) 扇区回水温度；(b) 总回水温度；(c) 机组背压

Fig.11 Changing operating condition results of indirect dry-cooling tower for 40 min ahead starting from the initial time 2024/1/6 9:20

上述虚拟调控下的动态响应与间冷系统实际传热及循环水输运过程具有较好的一致性。百叶窗开度变化首先改变散热器空气侧流通阻力和进风量，进而影响管束空气侧对流换热强度，因此扇区回水温度率先发生响应；受管束及循环水热惯性影响，该响应并非瞬时完成，而是在约 1～3 min 后逐渐显现。随后，各扇区回水经母管汇流并输运至凝汽器，引起总回水温度及凝汽器换热状态进一步变化，使机组背压呈现相对滞后的响应。同时，由于百叶窗开度、空气流量及换热能力之间存在非线性关系，相同幅度的开度增加与减小所引起的温度和背压变化并不完全对称。上述结果表明，自推演预测框架不仅能够预测运行参数的变化趋势，上述结果表明，自推演预测框架能够较好体现百叶窗调节、扇区换热、回水汇流与凝汽器响应的动态传递过程及其中的非线性、热惯性和输运滞后特征，从物理层面验证了模型及闭环递推方式的合理性。为

冻结风险预警及安全约束下运行策略的筛选提供决策依据。

3 结 论

本文针对间接空冷塔在冬季运行中存在的热惯性大、环境扰动随机性强以及传统模型预测能力不足导致防冻策略保守等问题，基于某电厂2×1 000 MW机组的实际运行数据，比较了4种机器学习算法的预测能力，并构建了一种融合物理特性的循环水温闭环迭代自推演预测框架。主要结论如下：

1）基于Spearman相关性系数与传热机理双重筛选，提取144项关键特征，构建物理约束预测模型，实现数据驱动与机理模型的深度融合。

2）针对各模块差异化特性，分别优选LSTM（扇区回水温度预测，E_{MSE}=1.025，95%误差≤±2.11 ℃）、ANN（总回水温度，E_{MSE}=0.11，误差≤±0.69 ℃）与RF（机组背压与总进水温度，E_{MSE}分别为0.01和0.03，精度达±0.2 kPa与±0.17 ℃）算法作为间冷塔各部分预测模型。该LSTM–ANN–RF组合充分发挥了不同算法在时序特征学习、非线性映射及边界工况预测方面的优势，并作为后续自推演预测框架的模型配置。

3）自推演预测框架通过节点水温递推实现未来1 h运行状态连续预测，扇区回水温度、总回水温度、机组背压和总进水温度误差分别控制在±0.5 ℃、±0.6 ℃、±0.57 kPa和±0.3 ℃。相比已有研究，该方法进一步考虑了循环水闭环传递，实现了多模块状态的连续递推。

4）虚拟调控结果表明，百叶窗调节引起的扇区回水、总回水及机组背压响应呈现明显的非线性、热惯性和输运滞后特征，与间冷系统实际传热过程一致。所构建自推演框架能够较好表征系统动态响应，可为工况预演及运行策略筛选提供依据。

本研究不仅为间冷塔系统提供精准防冻预警与高精度预测，更可系统性优化冬季防冻保守运行阈值，平衡经济性与安全性，为燃煤电厂间冷塔智能调控及同类热力系统预测优化提供了可推广的技术范式。

[参 考 文 献]

[1] 孟令国,杨芳,陈承宪,等.严寒地区间接空冷塔防冻措施研究[J].电力勘测设计, 2021(增刊 1):13-18.
MENG Lingguo, YANG Fang, CHEN Chengxian, et al.Research on antifreeze of indirect dry cooling tower in severe cold region[J]. Electric Power Survey&Design,2021(Suppl.1):13-18.

[2] 张薇,杜小泽,杨立军,等.间接空冷散热器和空冷塔的流动传热特性研究[J].山东农业大学学报(自然科学版), 2016, 47(2):296-298.
ZHANG Wei, DU Xiaoze, YANG Lijun, et al. Study on heat-flow conduction characteristics of indirect air-cooled radiator and cooling tower[J]. Journal of Shandong Agricultural University(Natural Science Edition), 2016,47(2):296-298.

[3] 栾少白,马欢,王柏公,等.环境侧风作用下进气喷雾预冷对间接空冷塔散热性能的影响[J].热力发电,2025,54(12):56-66.
Luan Shaobai, Ma Huan, Wang Bogong. Effect of air inflow spray pre-cooling on heat dissipation performance of the indirect air cooling tower under environmental crosswind [J]. Thermal Power Generation, 2025,54(12):56-66.

[4] Verbeke S, Audenaert A. Thermal inertia in buildings: A review of impacts across climate and building use [J]. Renewable & sustainable energy reviews, 2018, 82: 2300-18.

[5] 赵倩.气侧流场优化对冷却三角两侧管束传热特性及水温分布的影响机制[D].济南:山东大学, 2024:1.
ZHAO Qian. Effect Mechanism of Aerodynamic Field Optimization on the Cooling Triangle Bilateral Bundles Heat Transfer Characteristics and Water Temperature Distribution [D]. Jinan:Shandong University, 2024:1.

[6] Zhao Y B, Sun F Z, LI Y, et al. Numerical study on the cooling performance of natural draft dry cooling tower with vertical delta radiators under constant heat load [J]. Applied energy, 2015, 149: 225-37.

[7] 李文东.自然通风间接空冷塔关键参数分布特性及其影响机理[D].济南:山东大学, 2020:1.LI
Wendong. Distribution characteristics and effect mechanism of key parameters for natural draft dry cooling tower[D]. Jinan:Shandong University, 2020:1.

[8] 赵顺安, 杨平正, 石城等. 自然通风逆流式冷却塔外区配水一维热力计算方法 [J]. 热力发电, 2009, 38(6): 5.
Zhao S A, Yang P Z, Shi C, et al. One-Dimensional Calculation Method Of Thermal performance For Natural Draft Counter Flow Cooling tower With Water Distribution In The Outer Area [J]. Thermal Power Generation, 2009, 38(6): 5.

[9] Chen L, Yang L J, Du X Z, et al. Anti-freezing of air-cooled heat exchanger by air flow control of louvers in power plants [J]. Applied thermal engineering, 2016, 106: 537-50.

[10] MA H, SI F Q, LI L, et al. Effects of ambient temperature and crosswind on thermo-flow performance of the tower under energy balance of the indirect dry cooling system [J]. Applied thermal engineering, 2015, 78: 90-100.

[11] WEI H M, WU T, GE Z H, et al. Entransy analysis optimization of cooling water flow distribution in a dry cooling tower of power plant under summer crosswinds [J]. Energy, 2019, 166: 1229-40.

[12] 岳金鸿.间接空冷系统散热器传热及防冻性能的研究[D].北京:华北电力大学, 2023:1.
YUE Jinhong. Research on heat transfer and antifreezing

performance of radiator in indirect air cooling system[D]. Beijing:North China Electric Power University, 2023:1.
[13] WANG Y, QIU D W, SUN M Y, et al. Secure energy management of multi-energy microgrid: A physical-informed safe reinforcement learning approach [J]. Applied energy, 2023, 335.
[14] SHAKIBI H, SHOKRI A, ASSAREH E, et al. Using machine learning approaches to model and optimize a combined solar/natural gas-based power and freshwater cogeneration system [J]. Applied energy, 2023, 333.
[15] 袁杨, 邹秋生, 王懋琪. 基于机器学习算法的制冷机房短时能耗预测模型 [J]. 制冷与空调(四川), 2025, 39(5): 639-51.
Yuan Y, Zou Q S, Wang M Q. Data-Driven Energy Consumption Prediction for Chiller Plants Using Machine Learning: A Practical [J]. Refrigeration and Air Conditioning (Sichuan), 2025, 39(5): 639-651.
[16] ZHAO G J, CUI Z P, XU J, et al. Hybrid modeling-based digital twin for performance optimization with flexible operation in the direct air-cooling power unit [J]. Energy, 2022, 254.
[17] BLACKBURN L D, TUTTLE J F, POWELL K M. Real-time optimization of multi-cell industrial evaporative cooling towers using machine learning and particle swarm optimization [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 271.
[18] HOSOZ M, ERTUNC H M, BULGURCU H. Performance prediction of a cooling tower using artificial neural network [J]. Energy conversion and management, 2007, 48(4): 1349-59.
[19] 邓翔, 陈文景, 邓仕钧. 基于深度学习 LSTM 模型的短期空调负荷预测 [J]. 建筑热能通风空调, 2021, 040(011): 25-7,51.
Deng X, Chen W J, Deng S J. Short-term Building Cooling Load Predication based on the Deep Learning Model of LSTM [J]. Building Energy & Environment, 2021, 40(11): 25-27, 51.
[20] COHEN J. Statistical power analysis for the behavioral sciences[M]. 2nd ed. New York: Routledge, 2013.

（责任编辑 XXX）