

文章编号:0253-4339(XXXX)XX-0001-10  
doi: 10.12465/issn.0253-4339.20250812001

# 液冷板多工况冷却过程中表面温度的变化规律及其预测方法

李纯熙<sup>1</sup> 陆高锋<sup>2,3</sup> 翟晓强<sup>1</sup>

(1 上海交通大学制冷与低温工程研究所 上海 200240; 2 苏州华旗航天电器有限公司 苏州 215129;  
3 苏州工学院 常熟 215500)

**摘要** 近年来,模块化液冷板在船舶电子设备的散热系统中得到了广泛应用,在保证供冷能力的同时防止液冷板表面结露对于电子设备的安全运行至关重要。本文实验研究了不同冷却工况下液冷板表面温度的动态变化和结露现象,并建立了卷积神经网络(CNN)和长短期记忆网络(LSTM)的混合模型(CNN-LSTM)预测液冷板表面易结露区域温度。结果表明:液冷板易结露区域受边缘效应影响,且在温度降至露点后至实际结露的过程中,存在过冷和结露延迟现象。同时,CNN-LSTM模型温度预测值的平均绝对误差MAE相较CNN和LSTM分别降低41.7%和48.8%;均方根误差RMSE相较上述2个模型分别降低40.7%和49.1%;拟合优度R<sup>2</sup>也优于CNN和LSTM模型。

**关键词** 冷板;防结露;温度动态变化;温度预测

中图分类号:TB61<sup>1</sup>;TQ026.2;TB657.5

文献标识码:A

## Surface Temperature Variation Patterns and Prediction Method for Liquid Cooling Plate during Multi-Condition Cooling Processes

Li Chunxi<sup>1</sup> Lu Gaofeng<sup>2,3</sup> Zhai Xiaoqiang<sup>1</sup>

(1. Institute of Refrigeration and Cryogenics, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, 200240, China; 2. Suzhou Huazhan Aerospace Electrical Co., Ltd, Suzhou, 215129, China; 3. Suzhou University of Technology, Changshu, Suzhou, 215500, China)

**Abstract** In recent years, modular liquid cooling plates have been increasingly used for thermal management in marine electronic equipment. In addition to maintaining the cooling performance, preventing surface condensation is critical for device safety. This study experimentally investigated the surface-temperature dynamics and condensation phenomena under various cooling conditions. A hybrid model that combined a convolutional neural network (CNN) and long short-term memory network (LSTM) was developed to predict the surface temperatures in condensation-prone regions of a liquid cooling plate. The results indicated that such areas are affected by edge effects. Moreover, supercooling and delayed condensation were observed when the temperature fell below the dew point, as well as the actual occurrence of condensation. The proposed model reduced the mean absolute error (MAE) by 41.7% and 48.8% and the root mean squared error (RMSE) by 40.7% and 49.1%, respectively, compared to the standalone CNN and LSTM models, while also achieving a higher coefficient of determination (R<sup>2</sup>).

**Keywords** cooling plate; condensation prevention; temperature dynamics; temperature prediction

近年来,随着船舶智能化与电气化集成程度的不断升高,船舶电子设备的散热需求呈指数级增长,对散热系统的高效性与可靠性提出了更高的要求。冷板式液冷因其冷却效率高、占用空间小、易维护以及节能<sup>[1]</sup>等优点被广泛应用于船舶电子设备冷却系统中。然而,由于船舶运行环境的温湿域较大,且液冷系统冷却水通常直接与海水换热<sup>[2-3]</sup>,导致其供水温度呈现波动特性,在高温高湿的极端环境下极易导致液冷板表面温度低于环境露点,从而诱发结露

现象。液冷板表面的冷凝水很容易引发电子设备内部器件电路故障,严重时可能导致“闪络”现象<sup>[4]</sup>。

目前,防结露研究可大致分为被动式和主动式2类。被动式防结露主要为在基底上创建超疏水表面,在辐射制冷<sup>[5]</sup>、输电线路防污闪<sup>[6]</sup>等领域应用广泛,在电子设备领域亦有初步探索。防水涂层已被证明在高湿环境下电子设备热管理系统中可以有效降低潮湿环境的影响,但其较高的经济成本、维护需求及耐久性要求限制了广泛应用<sup>[7]</sup>。相对而言,目前

对电子设备的主动防结露研究较少,虽然通过调控环境参数(如除湿)或冷凝面温度(如局部加热)可主动抑制结露,且在电子设备防凝露等场景中已被证明有效<sup>[8-9]</sup>。然而,现有主动防结露研究引入的加热/除湿设备会显著增加能耗,且依赖密集温湿度传感器网络,增加了系统能耗与复杂性。因此,在无额外环境控制设备与精简传感条件下实现可靠防结露,成为制约船舶电子设备安全运行的核心瓶颈。

对于上述挑战,其核心在于对液冷板易结露区域温度实现高精度预测。通过预测易结露区域温度并据此调节冷却系统,确保该区域实际温度始终高于露点温度,可从源头防止液冷板发生结露。在船舶液冷系统运行时,液冷板表面温度数据通常是非线性实时变化的时序数据,所以使用合适的温度预测模型对液冷板易结露区域温度进行预测至关重要。基于有限元模型下的温度场计算复杂且难以适应多变工况<sup>[10]</sup>;基于物理机理的一维集中参数模型预测精度不足<sup>[11]</sup>;而数据驱动模型凭借强大的非线性拟合能力与对实际工况的适应性成为了理想选择<sup>[12]</sup>。近年来,一种将卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)深度融合的混合模型(CNN-LSTM)已在多领域时序数据<sup>[13]</sup>的预测中表现出优异的性能,该混合网络模型融合了2个网络的优点,在温度预测中可以利用有限传感种类数据实现对多工况下温度变化的精准预测<sup>[14]</sup>。

本研究首先搭建实验台模拟不同冷却工况下液冷板表面温度的动态变化情况和结露现象,并通过此分析其冷却特性。针对不使用额外环境控制设备的防结露场景提出了CNN-LSTM温度预测模型,利用实验获取的多工况下液冷板表面温度数据对模型进行预训练,从而实现液冷板表面易结露区域未来温度的预测。

## 1 液冷实验系统

### 1.1 液冷板结构

本文使用某船用模块化液冷板作为液冷实验系统的散热主体(器件),液冷板通体材料为铝合金6061。该液冷板整体尺寸为296 mm×23 mm×435 mm(长×宽×高),并采用了单冷却流体(本文冷却流体为水)单进口单出口的设计,且冷却流体的进出口位置统一布置在液冷板侧面。液冷板板面主要针对2个高功率电源区域进行散热,电源的最佳工作温度范围为20~60℃。液冷板2个散热区域的面积(50 mm×50 mm)及热负荷强度(120 W)均相同,具体的热源分

布如图1所示。

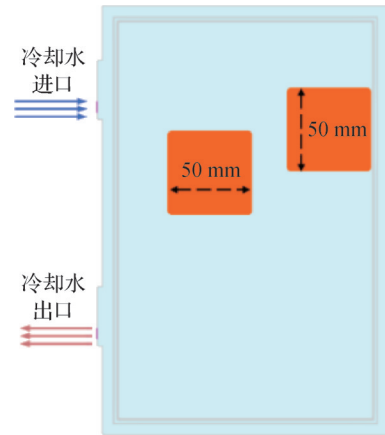


图1 热源分布

Fig.1 Heat source distribution

液冷板流道结构如图2所示。该液冷板基于热源分布有针对性地设计了分支蛇形流动通道,主流道在进口后一段采用了分叉设计,将主流道分成2个分支通道,保证了每个热负荷区下部都至少有2条冷却流动通道,2条流道的总长度和转弯数量接近(流动阻力相当)。冷却水从液冷板进口流入主流道,随后对流量进行平均分配后进入分支流道进行热交换,然后在靠近出口处重新汇合,从出口处流出液冷板。

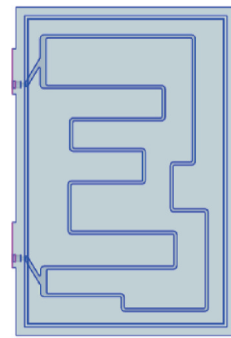


图2 液冷板流道结构

Fig.2 Liquid cooling plate flow channel structure

### 1.2 实验系统及方案

液冷板实验系统原理如图3所示,实验台系统主要包括3个部分:1)实验环境系统:本研究由恒温恒湿箱作为实验系统的实验舱。实验舱内部包括液冷板、电加热片及其电路系统等设备;2)冷却水系统:由低温恒温水槽、循环水泵、水路管道阀门、齿轮液体流量计等设备组成,这些设备通过包裹保温材料的硅胶软管相连;3)数据采集系统:包括PT100热电阻温度传感器、温度采集模块、工业相机以及计算机等设备。

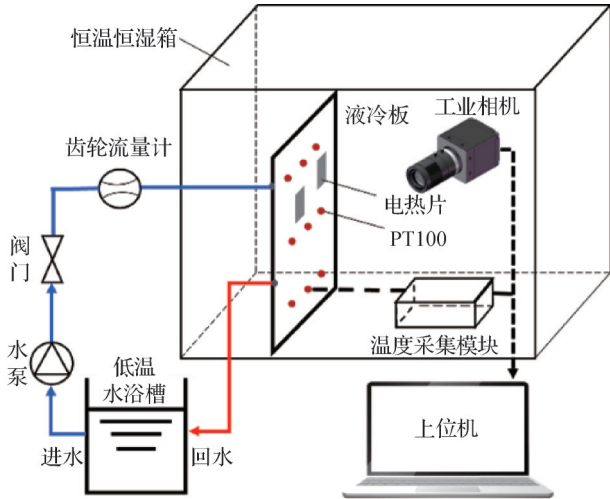


图3 液冷系统原理

Fig.3 Principle of liquid cooling system

液冷系统实验台如图4所示。实验通过调节恒温恒湿箱参数创造出实验舱内部可变的干湿环境。液冷板在实验舱内竖直放置,其初始温度与实验舱内部环境温度相同。实验开始后,低温恒温水槽通过循环水泵供给液冷板温度准确且恒定的冷却水进行换热。同时,冷却水流量由齿轮流量计监测,并可通过阀门调节。在本研究中数据采集系统的功能为采集实验过程中液冷板表面各点温度信息以及冷板表面被观察区域的图像信息。上述实验设备型号及技术指标如表1所示。



(a) 实验台外部

(b) 实验台内部

图4 液冷系统实验台

Fig.4 Liquid cooling system test bench

表1 实验设备型号及技术指标

Tab.1 Experimental equipment models and technical specifications

实验设备	技术指标
Binder 恒温恒湿箱	温度误差:±0.5 °C 湿度误差:±3%
低温水浴槽	温度误差:±0.02 °C
齿轮流量计	流量范围:0.2~7 L/min
PT100温度传感器	测量精度:±0.1 °C
电加热片	最大功率:120 W

由于冷却水与液冷板对流传热、热源发热以及液冷板与空气的自然对流等综合换热的影响,液冷板表面温度通常具有不均匀性。实验时为了对液冷板的温度均匀性以及平均温度进行监测,将液冷板表面均分为9个面积相等区域并在每个区域中心位置安装PT100温度传感器监测其温度信息,液冷板表面温度测点布置如图5所示。

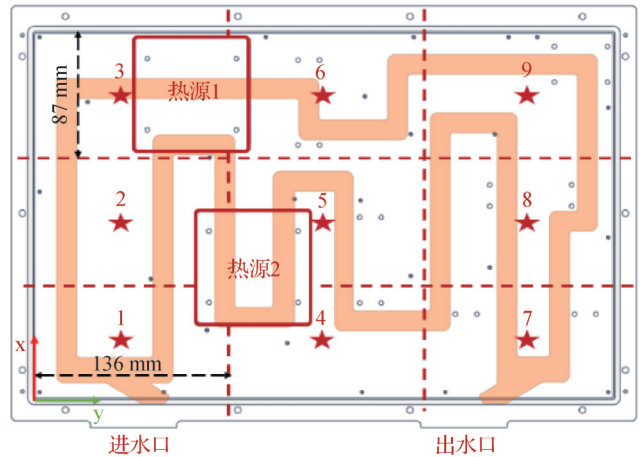


图5 温度传感器分布

Fig.5 Distribution of temperature sensors

对于船舶电子设备的液冷系统而言,其冷却水常与海水进行换热后进行供水。当海水温度偏低时,会直接降低冷却水温度,冷板最冷区域温度会进一步下降导致局部过度冷却。此外,船舶航行中环境露点随海域、天气发生变化,即便海水温度正常,高温高湿海域下冷板表面最冷区域的温度也易低于露点温度。这2种情况若不干预,最终会使冷板表面温度低于环境露点从而引发结露。本研究主要观察对液冷板运行状态有较大影响的4种参数(环境温度 $T_a$ 、环境相对湿度RH、冷却水流量 $Q$ 、冷却水温度 $T_m$ )耦合作用下液冷板表面温度变化以及结露情况。故实验设计时分别将冷却水供水温度分为3个组别(20、25、30 °C);将冷却水流量分为3个组别(0.7、1.0、1.3 L/min);将环境温度分为3个组别(25、30、35 °C);将环境相对湿度分为3个组别(70%、80%、90%)。并从中选取了冷却水温度低于液冷板初始温度的组别作为实验工况,总计54组。实验工况的具体安排如表3所示。

## 2 液冷板冷却特性

### 2.1 蛇形流道液冷板热惯性及温度均匀性

确定冷板本身的热惯性<sup>[15]</sup>十分重要,即判断冷板受到外界扰动后恢复至稳定状态所需要的时间。明确液冷板的热惯性可以得知液冷板本身对扰动响

表2 实验工况选取

Tab.2 Selection of experimental operating conditions

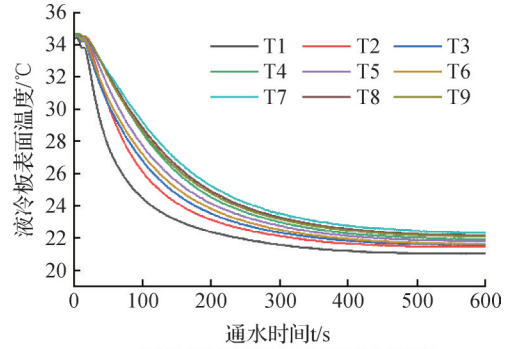
环境温度/ ℃	环境相对 湿度/%	冷却水 温度/℃	冷却水流量/ (L/min)	实验组数
25	70/80/90	20	0.7/1.0/1.3	9
30	70/80/90	20	0.7/1.0/1.3	9
35	70/80/90	20	0.7/1.0/1.3	9
30	70/80/90	25	0.7/1.0/1.3	9
35	70/80/90	25	0.7/1.0/1.3	9
35	70/80/90	30	0.7/1.0/1.3	9

应的速度。热惯性主要与冷板材料、冷板内部流道结构以及受到的扰动大小相关。故在本研究中液冷板材料及流道结构确定的情况下,在环境温度为35℃、环境相对湿度为80%、冷却水温度为20℃、冷却水流量为1.0 L/min这一扰动较大的工况下来研究蛇形流道液冷板自身热惯性。

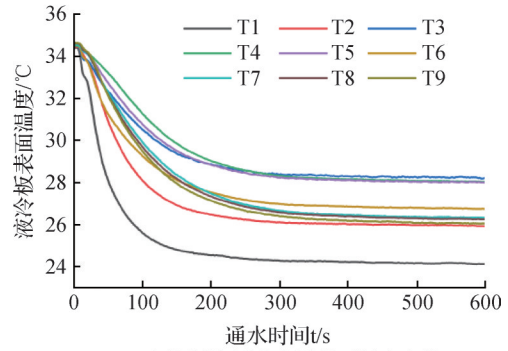
在上述工况下分别记录无热源情况及有热源情况的液冷板表面各区域温度随时间的变化,如图6所示,可以看出冷板各区域温度均是先呈负指数型以不同速率下降最后逐渐平稳,由初始温度变化至最终平衡态温度所需的时间约为400 s,所以在本研究中所有工况下液冷板冷却实验的信息记录时长设为600 s。

研究液冷板冷却过程中表面温度的分布特性对于防结露具有重要意义,而保持液冷板表面温度具有较好的均匀性可以避免局部热点导致的热失控等风险,是衡量液冷系统稳定性的重要评价指标。根据图6的各点位温度变化来分析液冷板的温度均匀性,温度均匀性以冷板各点温度的方差来表示。由图6(a)可知,由于冷却水流经液冷板表面各区域的传热差异性,在开始通入冷却水之后,板面各区域的温度变化速率不同导致板面温度的不均匀,但随着传热过程的持续进行,冷板各区域温度差异性逐渐减小并保持稳定,各区域温度方差值逐渐下降并最终稳定于约0.14,此时各区域温度的最大温差仅为1.27℃,说明空负荷下液冷板表面温度均匀。

由于热源分布的空间影响,液冷板表面可分热源影响较大区域和热源影响较小区域,分别对2个区域的温度均匀性进行分析具有实际意义。热源影响较大区域为T2~T6温度传感器测量区域,热源影响较小区域为T1及T7~T9温度传感器测量区域。通过观察增加热源后液冷板表面温度变化可以发现,在220 W热源影响下液冷板表面热源影响较大区域的热平衡温度均值为27.38℃,温度方差值为0.81且最大温



(a) 无热源情况液冷板表面温度变化



(b) 有热源情况液冷板表面温度变化

$T_a=35\text{ }^\circ\text{C}$ ,  $\text{RH}=80\%$ ,  $Q=1\text{ L/min}$ ,  $T_{in}=20\text{ }^\circ\text{C}$ 。

图6 热惯性测试工况下液冷板表面温度变化

Fig.6 Surface temperature variation of the liquid cooling plate under thermal inertia testing conditions

差为2.29℃;热源影响较小区域的热平衡温度均值为25.69℃,温度方差值为0.82且最大温差为2.19℃。T1温度传感器测量区域由于受热源影响较小且冷却水最早与其进行换热,出现了温度较低的特点,使该区域在高湿环境下较易发生结露现象。综上所述,热源的存在会导致其附近区域的温度升高,冷却水流经顺序显著影响各区域的冷却速率。

## 2.2 基于边缘效应的液冷板易结露区域温度动态变化规律及结露现象

根据以往板面防结露的研究,由于板面温度均匀性存在差异,板外表面不同区域出现结露的时间不同。所以在本研究中需要找到液冷板表面最易发生结露的区域,并研究该区域的温度动态变化和结露过程,这对于提出有效的液冷板防结露策略是很有意义的。在 $T_a=35\text{ }^\circ\text{C}$ 、 $\text{RH}=90\%$ 、 $Q=1\text{ L/min}$ 、 $T_{in}=20\text{ }^\circ\text{C}$ 工况下研究易结露区域的位置,液冷板在此工况下运行30 min的结露情况如图7所示。此时刻,从图中发现液冷板左上方区域(T1温度传感器测量区域内)发生了液滴滑落至左下方的痕迹。出现该现象的原因为:冷板边缘区域的传热传质比冷板中心区域更好,并且冷板边缘区域可以接触到更多的空气,以及有更多的凹陷来提供成核条件。综上所述,

选取液冷板左上角边缘处(图8红色方框)作为观察区域,观察区域的长为2.5 mm、宽为2 mm,坐标范围为: $x$ 轴(21 mm,23.5 mm), $y$ 轴(0,2 mm)。

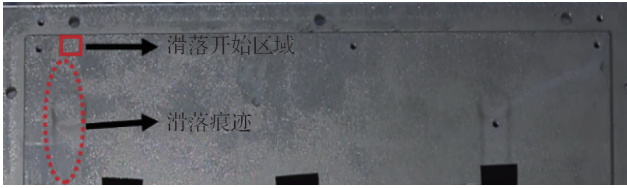


图7 液冷板通水运行30 min结露图像

Fig.7 Condensation image after 30 minutes of water flow operation in the liquid cooling plate

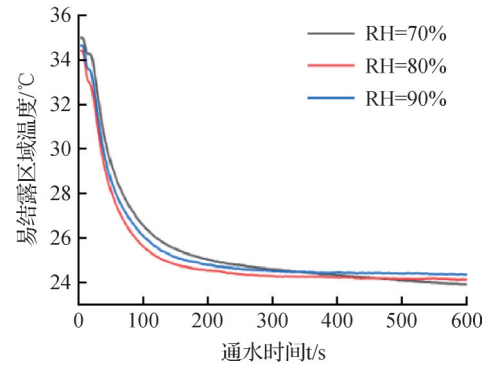
液滴成核、生长具有多尺度特征,即从初始核化的纳米尺度至脱离的毫米尺度,其中90%以上的潜热是通过尺寸小于 $10\ \mu\text{m}$ 的小液滴传递<sup>[16]</sup>。所以在本文中液冷板是否结露的判断标准为:液冷板最易结露区域是否出现了直径为 $10\ \mu\text{m}$ 的小液滴,出现则表明液冷板表面已经发生结露。

下面分别研究不同实验变量对易结露区域温度动态变化的影响。因液冷板导热系数较高,易结露区域温度使用T1测量值进行替代观察。图8所示为不同冷却工况在控制变量法下冷板表面易结露区域温度随时间的变化。由图8可知,环境温度对冷板表面温度有显著影响,表现出环境温度越低会导致冷板表面最终温度越低的规律。这是因为环境温度越高,液冷板表面与空气之间自然对流传热量更高,空气向液冷板表面传入了更多的热量导致板面平衡温度越高。环境湿度对冷板表面温度无显著影响,这是因为液冷板内部强迫对流的换热能力远大于空气中水蒸气相变的潜热。冷却水温度越低,冷板前期温度下降速率越快,同时冷板表面最终温度越低。在液冷系统中,冷却水的强迫对流传热是最重要的换热过程,冷却水温度极大程度地决定了冷负荷的极限大小以及冷板表面最终温度的大小。冷却水流量越大,冷板温度下降速率越快,同时冷板表面最终温度也越低。

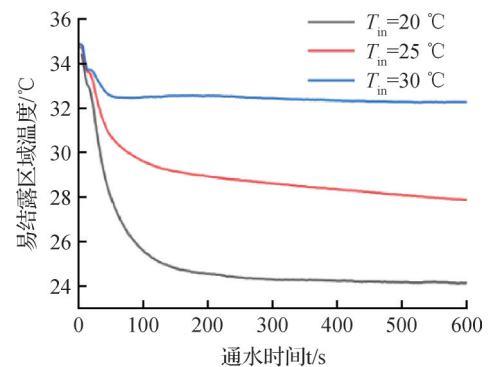
上述冷却工况的易结露区域的结露过程具有相似性,图9所示为易结露区域在不同环境相对湿度(纵向:70%、80%、90%)下,随冷却时间推移(横向:1、4、7 min)的动态表面结露现象。通过观察,在70%、80%、90%相对湿度下( $T_a=35\ ^\circ\text{C}$ ,  $Q=1\ \text{L/min}$ ,  $T_{in}=20\ ^\circ\text{C}$ )液冷板表面分别在降至露点温度后26、9、7 s出现了直径为 $10\ \mu\text{m}$ 的小液滴,表明此时开始发生结露,冷板易结露区域温度此时具有过冷的特性,露点温度与开始结露时刻易结露区域温度的差值分别为



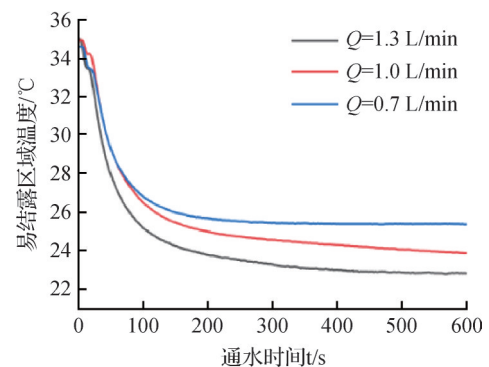
RH=80%,  $Q=1\ \text{L/min}$ ,  $T_{in}=20\ ^\circ\text{C}$   
(a) 不同环境温度对液冷板温度的影响



$T_a=35\ ^\circ\text{C}$ ,  $Q=1\ \text{L/min}$ ,  $T_{in}=20\ ^\circ\text{C}$   
(b) 不同环境相对湿度对液冷板温度的影响



$T_a=35\ ^\circ\text{C}$ , RH=80%,  $Q=1\ \text{L/min}$   
(c) 不同冷却水温度对液冷板温度的影响



$T_a=35\ ^\circ\text{C}$ , RH=70%,  $T_{in}=20\ ^\circ\text{C}$   
(d) 不同冷却水流量对液冷板温度的影响

图8 不同冷却工况对液冷板易结露区域温度的影响

Fig.8 Effect of different cooling conditions on temperature in condensation-prone areas of the liquid cooling plate

1.5、1.46、1.35 °C,说明液冷板结露过程同样存在过冷度及结露延迟时间<sup>[17]</sup>。当冷板运行7 min时,此时70%、80%、90%相对湿度下液冷板易结露区域最大液滴直径分别为286.8、358.3、425.1 μm。可以得出环境相对湿度对液冷板表面温度虽然影响较小,但湿度越大,液滴成核能垒越低,导致液冷板表面更容易结露。结露时间越长露滴直径越大,直至液滴直径达到表面承受极限后便会因为重力影响在表面上滑落。

### 3 液冷板表面温度预测方法

#### 3.1 CNN-LSTM 温度预测法

研究液冷板表面温度动态变化及结露特性,能够为制定合理有效的防结露控制方法提供理论依据与指导。然而,当前船舶液冷系统无法仅根据冷板温度调流量避免温度过低,其原因在于系统存在双重滞后。一是船舶冷却管路较长,流量调节与变化具有滞后性;二是冷板具有热容量,温度变化滞后于流量变化。双重滞后叠加,使“监测-调节-反馈”响应过程慢于温度下降速度,即使监测到冷板表面温度接近露点时立即调整流量,仍会因为调节延迟和温度续降而易发生结露现象。

因此,建立精准的液冷板表面温度动态响应的预测模型,并结合露点温度数据,即可实现液冷系统的主动控制从而有效避免结露。

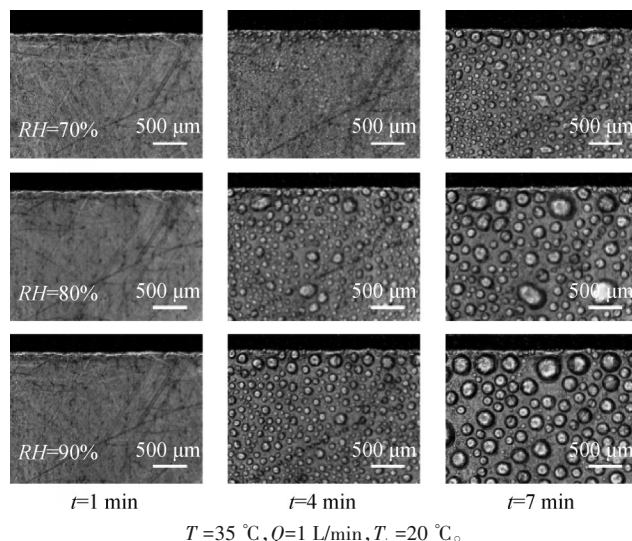


图9 不同环境相对湿度下的液冷板表面结露现象

Fig.9 Surface condensation phenomena of the liquid cooling plate under different ambient relative humidity

卷积神经网络模型(CNN)是一个多层前馈神经网络,其作为一种经典的深度学习模型被广泛应用于二维和三维空间数据集中提取局部特征<sup>[18]</sup>。对于时序数据,CNN可以利用滑动窗口的方法,使一维卷积核在时间维度上滑动进行卷积操作,提取数据在时间维度上的短期特征。一维卷积神经网络的结构图如图10所示,CNN的典型结构包括输入层、卷积层、池化层、全连接层以及输出层。

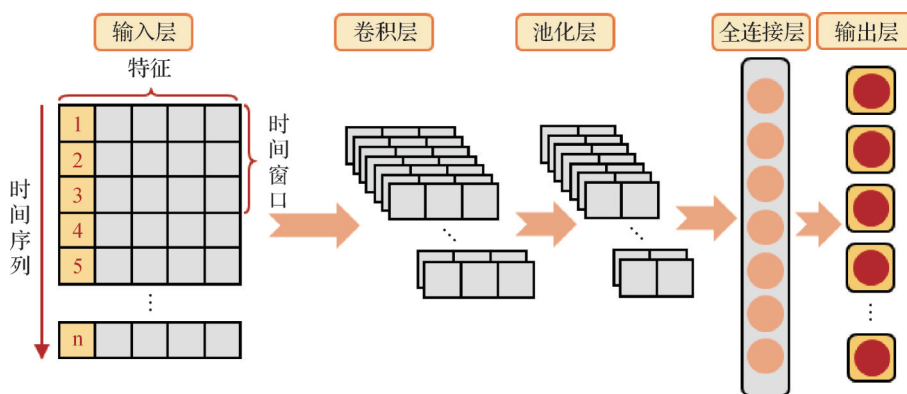


图10 一维卷积神经网络结构图

Fig.10 Structure diagram of the one-dimensional convolutional neural network

卷积层和池化层是CNN的关键组成部分。原始数据与卷积核进行卷积运算,其数学表达式如(1)所示。最大池化层(Max-Pooling)通过对卷积输出进行下采样操作,能够在降低数据维度的同时,突出显著特征并抑制非显著特征,进而减少模型参数数量,降低过拟合风险。最大池化的数学形式如(2)所示。在本研究构建的CNN-LSTM网络架构中,CNN部分

所选用的激活函数均为ReLU函数。

$$Z^{(l)} = W^{(l)} * A^{(l-1)} + b^{(l)} \quad (1)$$

$$A^{(l)}(i) = \max_{p \in [i \times S, i \times S + K]} A^{(l-1)}(p) \quad (2)$$

式中: $Z^{(l)}$ 为第 $l$ 层的输出特征值;\*为卷积操作符号; $W$ 为卷积核的权重向量; $A$ 为卷积神经网络中的特征数据; $b$ 表示偏置; $i$ 为池化后的时间步索引; $K$ 为池化窗口大小; $S$ 为卷积的步长; $p$ 为卷积的填充大小。

长短期记忆网络(LSTM)凭借其门函数机制,能够捕捉时间序列中的长期依赖关系,在众多时序数据预测场景中得到了广泛应用<sup>[19]</sup>。LSTM网络的基本单元及链式结构如图11所示。LSTM网络首先利用遗忘门决定单元需要丢弃的信息,其数学模型 $f_i$ 如式(3)所示。输入门的作用是控制信息的输入,其模型 $i_i$ 由式(4)~式(6)共同表示。输出门则用于控制当前状态的输出,其模型 $o_i$ 如式(7)和式(8)所示。门函数的具体工作原理及推导可参阅文献[18]。

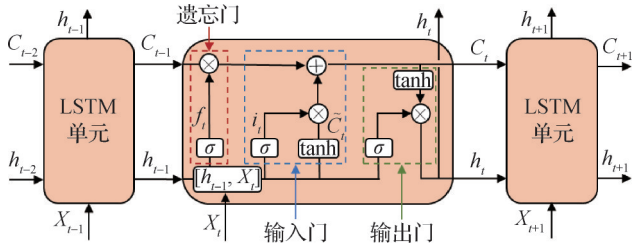


图11 LSTM网络基本单元及链式结构

Fig.11 Basic unit and chain structure of the LSTM network

$$f_i = \sigma(W_f \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_f) \quad (3)$$

$$i_i = \sigma(W_i \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_i) \quad (4)$$

$$\tilde{C}_i = \tanh(W_c \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_c) \quad (5)$$

$$C_i = f_i \odot C_{i-1} + i_i \odot \tilde{C}_i \quad (6)$$

$$o_i = \sigma(W_o \cdot [h_{i-1}, x_i] + b_o) \quad (7)$$

$$h_i = o_i \odot \tanh(C_i) \quad (8)$$

式中: $C_i$ 为当前时刻单元状态; $\tilde{C}_i$ 为临时单元状态; $h_i$ 为当前时刻的输出数据; $x_i$ 为当前时刻的输入数据; $W_i$ 、 $W_f$ 、 $W_o$ 、 $W_c$ 为权重矩阵; $b_i$ 、 $b_f$ 、 $b_o$ 、 $b_c$ 为偏置项; $\sigma(\cdot)$ 为sigmoid激活函数; $\tanh$ 为双曲正切激活函数; $\odot$ 表示向量点乘。

本文提出的CNN-LSTM混合网络模型融合了CNN和LSTM网络的优势。CNN能够提取液冷板表面温度数据的局部特征,而LSTM则可记忆温度数据的时间序列历史趋势,因此该模型在时序数据预测方面兼具计算效率高和预测准确等优点。基于此,本研究应用CNN-LSTM混合网络模型对不同冷却工况下液冷板表面温度变化进行了预测,预测流程如图12所示。首先,将液冷板表面各个区域温度、环境温湿度、冷却水温度和冷却水流量的时序数据输入模型。对输入的数据进行预处理并将其归一化后,将其输入混合网络进行训练。采用滑动窗口方法构建训练样本:以连续 $K$ 个时间步长的历史数据作为输入,预测未来第 $K+1$ 个时间步长的温度值(即滑动窗口长度为 $K$ )。CNN-LSTM网络混合模型主要由2部分组成:CNN部分负责特征提取,包含2层一维卷积层(Conv1D)和一个池化层,卷积核数目依次设置为

32和64,卷积层用于提取温度变化特征,池化层用于降低提取特征的维度;LSTM网络部分则使用CNN部分的输出作为输入,利用CNN部分提取到的温度变化特征对液冷板表面温度进行预测并作为最终结果输出。在完成预测后,将混合网络预测出的温度值与CNN、LSTM网络单独预测的温度值进行对比,并分别计算各自的预测误差。

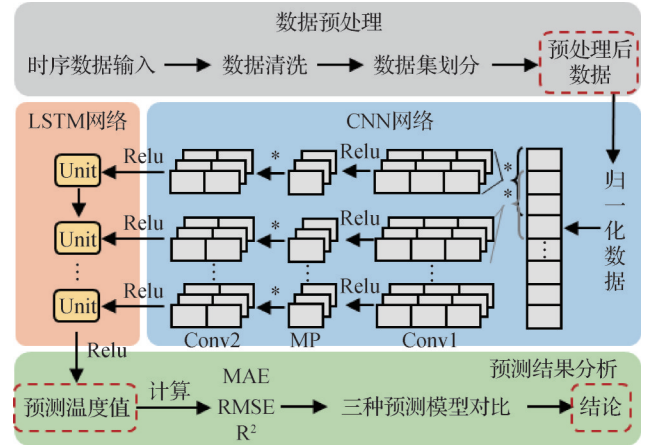


图12 CNN-LSTM液冷板表面温度预测流程

Fig.12 Prediction process of the liquid cooling plate surface temperature using CNN-LSTM

本研究的仿真平台配置如下:中央处理器为英特尔酷睿 i5-9300H,内存为8GB DDR4,显卡为NVIDIA GeForce GTX 1650。深度学习框架采用PyTorch。

### 3.2 预测结果分析

采用控制变量法对CNN-LSTM混合模型的超参数进行系统性优化。在CNN模块中,通过调节卷积核尺寸、填充及步长参数,构建多层次特征提取体系:较小尺寸卷积核(3×1)可捕获时间序列的局部突变特征,而较大尺寸(7×1)则能提取长周期趋势特征。通过不断增加LSTM网络的深度来测试模型深度不同对预测效果的影响。实验表明,适当增加LSTM网络的层数可以提升模型的预测能力,但若LSTM网络层数过多,会导致训练误差率上升,模型可能出现过拟合现象。为了防止过拟合,在LSTM层后添加了Dropout层。经过参数调优后的CNN-LSTM超参数具体数值如表4所示。

经过上述模型参数调优实验,确定了模型参数和网络结构后,对CNN-LSTM网络模型进行训练和测试工作。将不同冷却工况下液冷板易结露区域温度数据按照随机划分的方式分为训练集和测试集,其中训练集包含42个不同工况共24 906组数据,测试集包含12个不同工况共7 116组数据。CNN-LSTM

表3 CNN-LSTM超参数设置

Tab.3 Hyperparameter settings of the CNN-LSTM

序号	参数名称	参数值
1	训练批次	32
2	学习率	0.001
3	窗口大小	8
4	时间步长	1
5	卷积步长	1
6	卷积核长度	3
7	LSTM层数	2
8	训练迭代次数	180
9	Dropout	0.2

模型经过训练后,对测试集中冷却工况的液冷板易结露区域温度进行了预测,并与同样经过参数调优的CNN和LSTM网络模型方法的预测结果进行对比,部分测试集使用不同模型的预测对比结果如图13所示。图中显示CNN-LSTM网络模型的预测温度与实验测量温度的贴合程度更大,且在温度变化趋势上与实测数据的变化更加相近,预测效果相较于其他2种网络模型更优。

同时,为了更清晰地对比模型预测值与实验值之间的拟合程度,分别计算了CNN-LSTM、CNN、LSTM这3种预测模型在测试集冷却工况的预测数据与实验数据的平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)和拟合优度(coefficient of determination,  $R^2$ )。上述3种回归评价指标的计算方法如下:

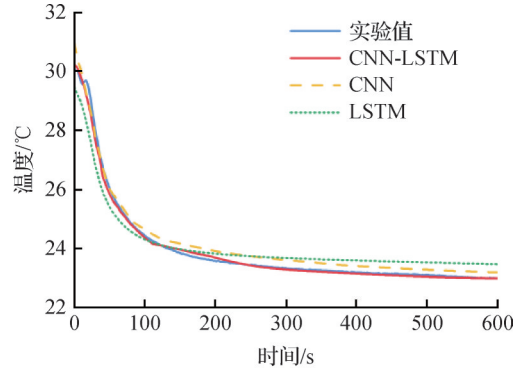
$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (9)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

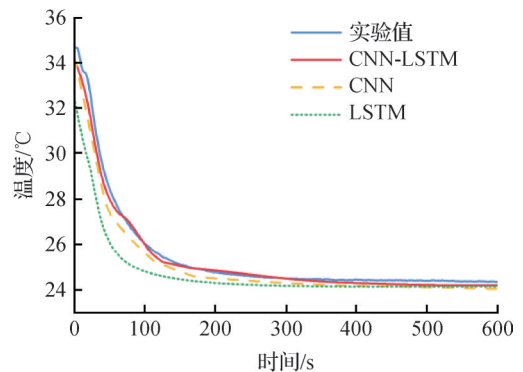
$$R^2 = 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \right) \quad (11)$$

式中: $E$ 为误差函数; $y_i$ 为真实值; $\hat{y}_i$ 为预测值; $\bar{y}$ 为真实值的平均值; $n$ 为样本总数。

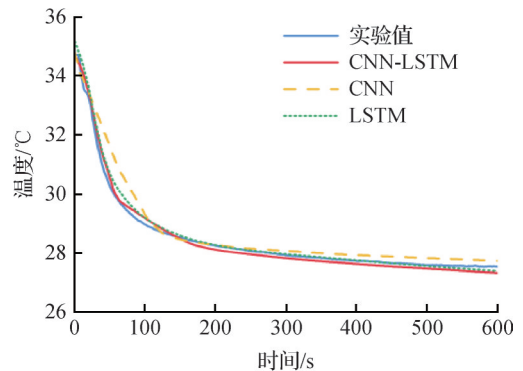
计算结果如表4所示,可以看出在测试集中CNN-LSTM平均预测精度均高于其他2种模型。其中,CNN-LSTM预测值的MAE相比CNN和LSTM分别降低41.7%和48.8%;CNN-LSTM预测值的RMSE相比CNN和LSTM分别降低40.7%和49.1%;CNN-LSTM预测值的拟合优度 $R^2$ 也明显高于其他2种模型。这表明CNN-LSTM温度预测法在不同冷却工况下液冷板表面温度随时间变化的预测中表现较好。



(a)  $T_a=30\text{ }^\circ\text{C}$ ,  $RH=80\%$ ,  $Q=1\text{ L/min}$ ,  $T_{in}=20\text{ }^\circ\text{C}$



(b)  $T_a=35\text{ }^\circ\text{C}$ ,  $RH=90\%$ ,  $Q=1\text{ L/min}$ ,  $T_{in}=20\text{ }^\circ\text{C}$



(c)  $T_a=35\text{ }^\circ\text{C}$ ,  $RH=70\%$ ,  $Q=1\text{ L/min}$ ,  $T_{in}=25\text{ }^\circ\text{C}$

图13 不同模型的液冷板易结露区域表面温度预测结果

Fig.13 Surface temperature prediction results in condensation-prone areas of the liquid cooling plate by different models

表4 不同方法预测精度对比

Tab.4 Comparison of prediction accuracy among different methods

预测模型	MAE/ $^\circ\text{C}$	RMSE/ $^\circ\text{C}$	$R^2$
CNN-LSTM	0.144	0.194	0.981
CNN	0.247	0.327	0.943
LSTM	0.281	0.381	0.932

本研究提出的CNN-LSTM温度预测模型可嵌入至模型预测控制(model predictive control, MPC)框架,形成一种能够克服船舶液冷系统“双重滞后”问

题的预测性防结露控制方法。该方法可提前预测易结露区域的温度变化,若判断其即将接近露点温度,MPC系统通过滚动优化实时生成控制指令,提前调整冷却水系统阀门运行参数和冷却水流量,从而有效避免液冷板表面温度过低及结露现象。

## 4 结论

本文针对船舶在高温高湿运行环境下的液冷板防结露问题,搭建了液冷板冷却系统并观察液冷板表面温度在不同工况下的动态变化,根据得到的液冷板冷却动态规律提出一种基于深度学习的液冷板表面温度预测方法,得到如下结论:

1)环境温度、冷却水温度和冷却水流量对液冷板表面温度的影响较大,而环境相对湿度的影响较小。但环境相对湿度对液冷板表面的结露现象影响显著,湿度越大液冷板表面结露速率和结露量越大。液冷板表面结露过程同样存在过冷度与结露延迟时间,在70%、80%、90%相对湿度下( $T_a=35\text{ }^\circ\text{C}$ 、 $Q=1\text{ L/min}$ 、 $T_{in}=20\text{ }^\circ\text{C}$ )的结露延迟时间分别为26、9、7 s,易结露区域的过冷度分别为1.5、1.46、1.35  $^\circ\text{C}$ 。

2)提出一种基于深度学习的液冷板表面温度预测方法,该方法具有良好的预测性能。CNN-LSTM模型温度预测值的MAE相较CNN和LSTM分别降低41.7%和48.8%;RMSE相较CNN和LSTM分别降低40.7%和49.1%;拟合优度 $R^2$ 也优于CNN和LSTM模型。

本文受江苏省自然科学基金(BK20230711)资助。(The project was supported by the Jiangsu Provincial Natural Science Foundation of China (No. BK20230711).)

### 参考文献

- [1] 中国制冷学会数据中心冷却工作组组织. 中国数据中心冷却技术年度发展研究报告2024[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2025. (Chinese Association of Refrigeration Data Center Cooling Working Group. Annual research report on data center cooling technology in China 2024 [M]. Beijing: China Building Material Industry Publishing House, 2025.)
- [2] 孙山林. 舰用电子设备冷却方式及其特点[J]. 流体机械, 2008, 36(4): 47-49. (Sun Shanlin. Cooling method and characteristics of electron equipment [J]. Fluid Machinery, 2008, 36(4): 47-49.)
- [3] 王宁, 付云鹏, 李艇, 等. 基于FloMaster-Simulink联合仿真的大流量海水冷却系统控制方案优化[J]. 上海交通大学学报, 2022, 56(3): 379-385. (Wang Ning, Fu Yunpeng, Li Ting, et al. Optimization of control scheme for large flow seawater cooling system based on FloMaster-Simulink co-simulation [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2022, 56(3): 379-385.)
- [4] 谢坤. 船舶电气设备高效冷却方案研究与应用[J]. 船电技术, 2017, 37(2): 33-37. (Xie Kun. Research and application of efficient cooling system for shipboard electrical equipment [J]. Marine Electric & Electronic Engineering, 2017, 37(2): 33-37.)
- [5] Xing Daoming, Li Nianping, Zhang Chen, et al. A critical review of passive condensation prevention for radiant cooling [J]. Building and Environment, 2021, 205: 108230.
- [6] Wang Qian, Liu Shuming, Liu Shuqi, et al. Super-hydrophobic silicone rubber for outdoor electrical insulation[J]. Nano Today, 2024, 58: 102406.
- [7] Zhang Chen, Wang Hongqiang, Shen Jun, et al. Dominant factors for moisture resistance of Sol-gel silica coatings: Surface chemical composition or inner microstructure? [J]. Applied Surface Science, 2024, 642: 158216.
- [8] 袁博. 电柜防凝露的神经网络预测控制方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2019. (Yuan Bo. Research on neural network predictive control method for anti-condensation of electric cabinet [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2019.)
- [9] Zhao Lei, Wang Hu, Li Meng, et al. Performance analysis of a temperature adaptive anti-condensation device in open-plan control cabinets [J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2023, 42: 101883.
- [10] Li Jinbo, Luo Xue, Wang Man, et al. Study of flow and heat transfer characteristics of tandem cold plates for data center cooling [J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2025, 73: 106590.
- [11] Lee H, Lee Y J, Kim S J. One-dimensional model of manifold microchannels for embedded cooling: Prediction of thermal performance and flow non-uniformity [J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2024, 155: 107498.
- [12] Wang Qian, Wang Chunhua, Zhang Jingzhou. Prediction of cooling performance of laminated structures based on machine learning [J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2025, 64: 103790.
- [13] Zhang Weiyi, Zhou Haiyang, Bao Xiaohua, et al. Outlet water temperature prediction of energy pile based on spatial-temporal feature extraction through CNN-LSTM hybrid model [J]. Energy, 2023, 264: 126190.
- [14] 王得道, 王森荣, 林超, 等. 基于CNN-LSTM融合神经网络的CRTS II型轨道板温度预测方法[J]. 铁道学报, 2022, 44(12): 15-22. (Wang Deyao, Wang Senrong, Lin Chao, et al. Temperature prediction method of CRTS II type track slab based on CNN-LSTM hybrid neural network [J]. Journal of Railway Engineering and Technology, 2022, 44(12): 15-22.)

- 2023, 45(2): 108–115. (Wang Dedao, Wang Senrong, Lin Chao, et al. CRTS II track slab temperature forecasting method based on CNN-LSTM fusion neural network network[J]. Journal of the China Railway Society, 2023, 45(2): 108–115.)
- [15] Dupont V, Nicolle T, Billet C. Temperature swing issue, how a passive two-phase cooling loop can improve the power electronic lifetime [C]//PCIM Europe 2017 International Exhibition and Conference for Power Electronics, Intelligent Motion, Renewable Energy and Energy Management, 2017.
- [16] 温荣福. 低压蒸汽滴状冷凝传热微观机理及强化[D]. 大连: 大连理工大学, 2015. (Wen Rongfu. Microscopic mechanism of steam dropwise condensation at low pressure and heat transfer enhancement [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2015.)
- [17] 金梧凤, 赵宁, 毕晨, 等. 辐射空调过冷度与结露延迟时间动态变化特性研究[J]. 流体机械, 2021, 49(2): 90–96. (Jin Wufeng, Zhao Ning, Bi Chen, et al. Study on dynamic variation characteristics of subcooling degree and dew delay time of radiant air conditioning system[J]. Fluid Machinery, 2021, 49(2): 90–96.)
- [18] Wang Xin, Liu Xiang, Bai Yun. Prediction of the temperature of diesel engine oil in railroad locomotives using compressed information-based data fusion method with attention-enhanced CNN-LSTM[J]. Applied Energy, 2024, 367: 123357.
- [19] Liu Shuanglong, Zhang Chao, Ma Jinwen. CNN-LSTM neural network model for quantitative strategy analysis in stock markets [C]//Neural Information Processing. Cham: Springer International Publishing, 2017: 198–206.

**通信作者简介**

翟晓强, 男, 教授, 上海交通大学制冷与低温工程研究所, 021-34206296, E-mail: xqzhai@sjtu.edu.cn。研究方向: 电子元器件高效冷却技术。

**About the corresponding author**

Zhai Xiaoqiang, male, professor, Institute of Refrigeration and Cryogenics, Shanghai Jiao Tong University, 86-21-34206296, E-mail: xqzhai@sjtu.edu.cn. Research fields: efficient cooling technology for electronic component.