文章编号：1671-6612（2026）05-662-11

基于 CNN-Transformer 的大型工业空调环境大空间多点位温湿度预测方法

张　可　李云翔　马荣江　罗艺通　邓梦思　易禹豪

（西南交通大学　成都　610031）

【摘　要】　针对大型工业恒温恒湿净化高大空间内部温湿度分布不均，传统单点位预测方法难以准确表征空间差异，无法支撑空调系统实现精准调控，提出一种融合卷积神经网络（Convolutional neural networks，CNN）与 Transformer 的多点位温湿度预测方法，通过为各测点设置独立编码器和解码器以学习其独有模式，同时引入 CNN 模块提取空间耦合共享特征，并利用门控机制自适应地融合独立与共享特征，实现高精度协同预测。实验结果表明，相比于多种典型时序预测方法，该方法的预测精度显著提高。其中，多点温度的平均绝对误差（mean absolute error，MAE）降低了 5.52%～25.97%，均方根误差（root mean square error，RMSE）降低了 5.37%～22.64%；多点相对湿度的 MAE 降低了 14.56%～42.76%，RMSE 降低了 15.98%～38.25%。

【关键词】　大型工业恒温恒湿净化高大空间；多点位温湿度预测；卷积神经网络；Transformer；特征融合

中图分类号　TP183.2　　文献标志码　A

Multi-point Temperature and Humidity Prediction for Mega Spaces in Industrial HVAC Environments Based on CNN-Transformer

Zhang Ke　Li Yunxiang　Ma Rongjiang　Luo Yitong　Deng Mengsi　Yi Yuhao

(Southwest Jiaotong University, Chengdu, 610031)

【**Abstract**】　Aiming at the uneven temperature and humidity distribution inside large industrial constant-temperature, constant-humidity and purification high-bay spaces, traditional single-point prediction methods are difficult to accurately characterize spatial differences and cannot support the precise regulation of air conditioning systems. This paper proposes a multi-point temperature and humidity prediction method integrating Convolutional Neural Networks (CNN) and Transformer. Independent encoders and decoders are set for each measuring point to learn their unique patterns, while a CNN module is introduced to extract spatially coupled shared features. A gating mechanism is adopted to adaptively fuse individual and shared features, so as to achieve high-precision collaborative prediction. Experimental results show that the prediction accuracy of the proposed method is significantly improved compared with various typical time-series prediction methods. Specifically, the mean absolute error (MAE) of multi-point temperature is reduced by 5.52%～25.97%, and the root mean square error (RMSE) is reduced by 5.37%～22.64%; for multi-point relative humidity, the MAE is reduced by 14.56%～42.76% and the RMSE by 15.98%～38.25%.

【**Keywords**】　Large industrial constant-temperature constant-humidity and purification high-bay spaces; Multi-point temperature and humidity prediction; Convolutional Neural Networks (CNN); Transformer; Feature fusion

基金项目：川西高原零碳建筑与城乡新型能源系统关键技术研究（2024KJGG26）；
天府永兴实验室 2024 年度科技攻关任务重大项目

作者简介：张　可（2001-），男，在读硕士研究生，E-mail：kezhang@my.swjtu.edu.cn
通讯作者：马荣江（1985-），男，博士，讲师，E-mail：mrj@swjtu.edu.cn

收稿日期：2026-01-31

0　引言

随着工业自动化和智能制造的发展，制药、半导体、精密仪器制造等高端行业对生产环境温湿度和洁净度提出了愈发严格的要求，相关标准和规范均强调需在较小波动范围内长期稳定维持环境参数，以保障产品质量和人员设备安全[1-3]。洁净厂房、精密实验室等大型工业恒温恒湿净化高大空间通常具有设备发热强、送回风系统复杂等特点，是洁净空调系统的高能耗场所之一[2,3]。因此，研究合理的温湿度预测方法，对于优化空调系统控制策略、实现生产过程的稳定具有重要的理论及现实意义。

近年来国内外学者在大空间热环境上围绕分区建模、有限传感器条件下的温度场重构以及多区域协同控制开展了大量工作。Lu 等[4]系统综述大空间建筑分区模型在热环境分析中的应用，指出若不显式刻画分区间热耦合和温度分层，将难以准确评估局部工况与能耗水平；Zhou 等[5]提出面向多末端装置协同控制的大空间建模方法，通过引入区域负荷需求与末端运行约束，可实现对大型开放空间温度的精细化控制。在实际应用中，Zhou 等[6]通过在典型公共建筑大空间内布置无线传感网络，以实现多点位温湿度的长期监测，并提出考虑热耦合效应的数据重构与分区需求控制策略，验证了多点监测、分区需求控制相对于传统单点控制在避免局部过冷方面的优势。此外，针对有限传感器条件下的大空间温度场重构问题，Li 等[7]利用实测数据和降阶模型实现了大空间建筑室内温度场的快速重构；Wen 等[8]进一步提出自适应时空图卷积网络，在有限传感器条件下实现室内温度场的高精度快速预测；Li 等[9]从传感器布设和特征选取角度出发，提出基于传递熵与全寿命周期成本的特征选择方法，对大空间室内温度预测的输入变量进行系统优化。

以上研究均表明在实际工程中大空间仅依赖单一代表点难以准确反映整体环境状态，多点监测与分区协同控制是提升环境均匀性和能效水平的关键。同时，现有研究大多以民用公共建筑为对象，工况相对有限且运行边界较宽，多数研究以温度场重构或分区平均状态估计为目标，对工艺需求更高的工业恒温恒湿洁净空间多点短期温湿度协同预测关注不足。

为凸显室内环境的空间差异，近年来部分研究转向多点位或多区域联合预测，Zhao 等[10]提出 CGC-BiLSTM 多点温湿度预测模型，通过坐标分组卷积与双向 LSTM 结构，在办公建筑多测点预测任务上优于传统 BiLSTM 和全连接网络；Wang 等[11]将多区域室内温度视作时空图信号，构建分布式 LSTM-GCN 模型，相比集中式 LSTM 能更好地捕捉区域间时空耦合关系。在负荷预测领域，Chen 等[12]将 SSA 与 CNN-Transformer 结合，用于机场航站楼冷负荷预测，Pan 等[13]提出基于局部−全局 Transformer 的 HALO 模型，用于 HVAC 负荷预测，表明卷积与 Transformer 结合在建筑能耗预测方面具有良好潜力。

现有绝大多数深度学习预测模型仍以单点或少数代表点为输出，难以准确刻画大型高大空间内多测点之间的差异，即使是多点联合预测，往往也将所有测点简单视作同质任务，在网络结构上采用参数完全共享的单主干、多输出头或若干并行子网络结构[10,11]。在实际大空间中，不同测点所受扰动类型与强度存在显著差异，这种硬共享结构容易引发任务间负迁移，使部分测点的预测性能被整体网络牵制。

因此，针对大型工业恒温恒湿净化高大空间多点位温湿度分布不均、传统单点位预测难以表征空间差异，以及现有多点预测模型易出现任务间负迁移、特征融合不合理等问题，本文提出一种基于 CNN 与 Transformer 混合架构的多点位温湿度协同预测方法，该方法通过为各测点构建独立编码器及解码器以捕捉测点专属特征，利用 CNN 模块提取空间耦合共享特征，并引入门控机制实现独立特征与共享特征的自适应融合，从而提升多测点温湿度时序预测的精度与稳定性，为大型工业洁净空间空调系统的精准调控提供数据驱动的建模思路。

1　案例研究

1.1　数据来源

数据来源于某大型精密实验室恒温恒湿净化空调系统的实际运行空间温湿度数据，温湿度数据在所有温湿度监测仪完全运行稳定后，从稳定之时及确定同步的条件下开始进行数据转存，其余空调设备参数依据温湿度监测数据起始时间及结束时间从原自控平台导出同期数据，本研究完成了自 2022 年 6 月 16 日至 2024 年 8 月 12 日对案例系统

为期 788 天的数据采集工作，数据采集时间间隔为 1min，数据样本总计约为 116 万条。

如图 1 所示，本研究共设置 6 个空气温度测点和 3 个湿度测点，其中 6 个空气温度传感器安装于墙面附近的室内空气区域，沿建筑长度方向将空间划分为三列，每列在左、右墙面附近各布置 1 个传感器；3 个相对湿度测点分别布置在三个子区间的几何中心位置。

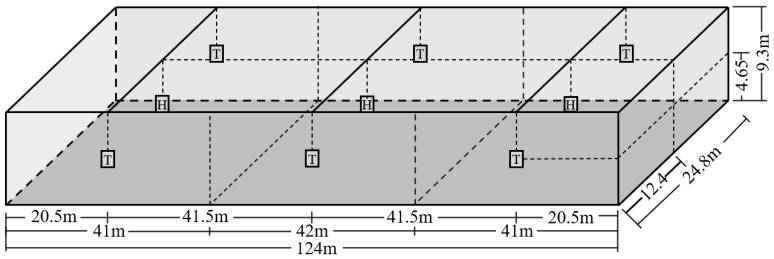


图 1　实验温湿度设备布置图

Fig.1　Layout of experimental temperature and humidity equipment

为清晰地揭示温湿度数据的分布特征，本文对 2023 年的温湿度监测数据进行了逐时均值波动分析（见图 2、图 3）。可以发现，在大空间中的不同测点位置，虽然同一时间段内不同测点的温湿度波动总体趋势相似，但是波动范围仍存在一些差异。因此，为确保生产环境稳定可靠运行，本研究针对空间内不同区域实施针对性的预测。

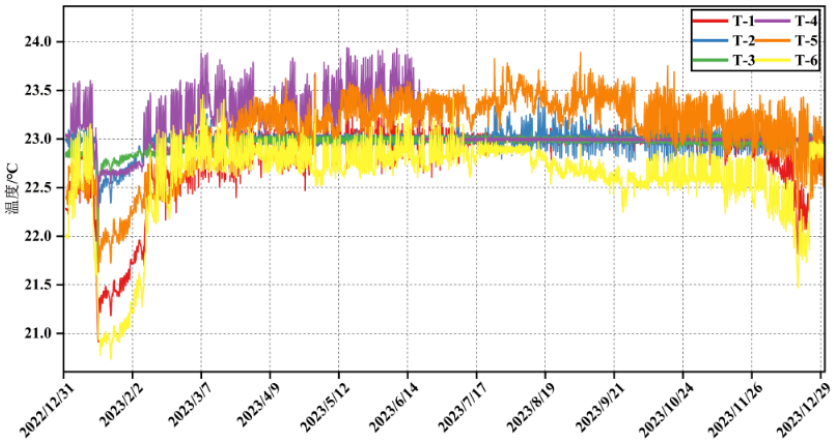


图 2　2023 年逐时不同点位的温度波动

Fig.2　Hourly temperature fluctuations at different monitoring points in 2023

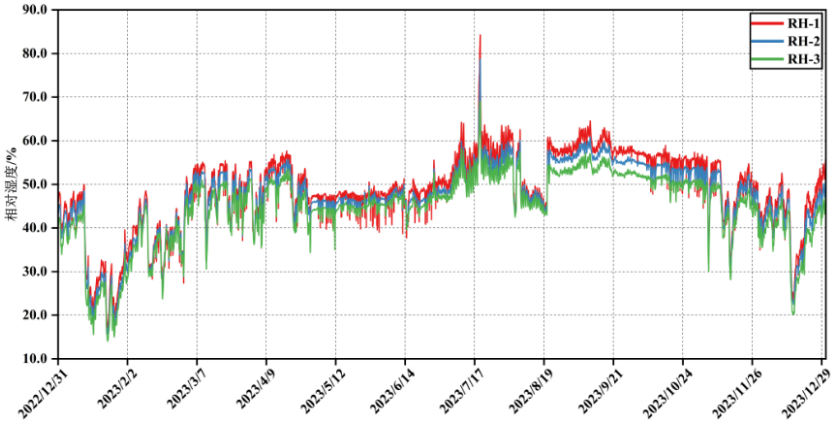


图 3　2023 年逐时不同点位的湿度波动

Fig.3　Hourly humidity fluctuations at different monitoring points in 2023

1.2　数据预处理

由于不同测点数据的量纲及数值尺度存在差异，因此需对数据进行标准化处理，以确保模型训练过程的稳定性。本文采用 Min-Max 归一化方法对数据进行预处理，并在测试集预测完成后对预测结果进行反归一化处理，如式（1）（2）所示。

$$x_{s1}=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{1}$$

$$x_{s2}=x_{s1}(x_{\max}-x_{\min})+x_{\min} \tag{2}$$

式中：x_{s1} 为归一化值；x_{s2} 为反归一化值；$x_{\min}$ 为最小值；$x_{\max}$ 为最大值。

1.3　数据集划分

在模拟实验中，数据集被划分为训练集、验证集和测试集，比例分别为 8:1:1，并使用 Adam 优化器对模型进行训练。模型的损失函数设置为各测点在验证集上预测值与实际值之间的均方误差（MSE）的平均值，以评估模型整体预测性能如式（3）所示。

$$MSE_{loss}=\frac{1}{N}(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-f_i)^2) \tag{3}$$

式中：N 预测任务的总数；n 为单个预测任务的样本数量；y_i 为实际值；f_i 为预测值。

本文在模拟中采用滑动窗口方法，拟针对该项目需求及现实约束对未来 5min 的温湿度变化趋势进行预测，提高调控的及时性与有效性。

2　方法论

2.1　卷积神经网络结构

卷积神经网络通常包括卷积层、池化层和全连接层，CNN 结构如图 4 所示。其基于局部感受野、权值共享的原理，通过稀疏连接与参数复用显著减少参数量并提升计算效率[14]。

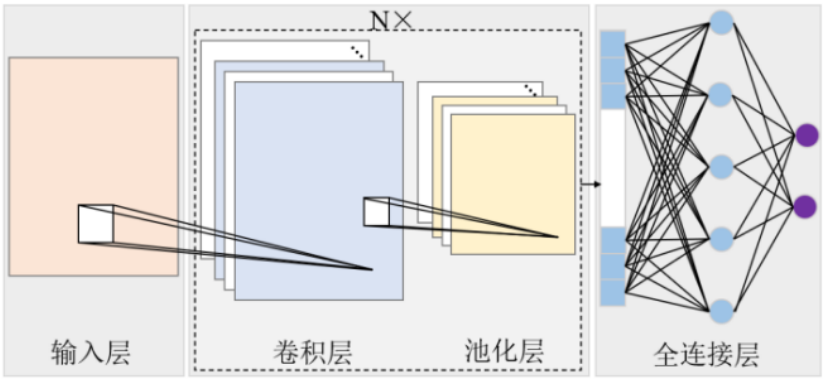


图 4　CNN 网络结构

Fig.4　Structure of the convolutional neural network

CNN 核心是用可学习的卷积核在空间邻域内对输入进行加权求和并接非线性激活，从而提取对平移等变的层级表征；池化则对子带特征做降采样，抑制噪声与过拟合，并提升对小幅位移、形变的鲁棒性。设输入为 $X\in R^{C\times H\times W}$，第 l 层第 k 个卷积核 $W_k^{(l)}\in R^{C\times r\times r}$，步幅 s、填充 p，则卷积层输出为[14]：

$$Y_k^{(l)}(i,j)=\sigma(b_k^{(l)}+\sum_{c=1}^{C}\sum_{u=0}^{r-1}\sum_{v=0}^{r-1}W_{k,c}^{(l)}(u,v)X_c^{(l-1)}(is+u-p,js+v-p)) \tag{4}$$

式中：$\sigma(\cdot)$ 常用 ReLU，池化层（以最大池化为例）可表示为[14]：

$$P_k^{(l)}(i,j)=max_{(u,v)\in\Omega}Y_k^{(l)}(is_p+u-p,js_p+v) \tag{5}$$

平均池化仅将 max 换为窗口内均值。经过若干次卷积、激活、池化的堆叠后，特征被展平为向量 $vec(P)$，并通过全连接层映射至任务输出空间：隐藏层 $h=\sigma(W_1z+b_1)$，分类时常接 $soft\max\hat{y}=soft\max(W_2h+b_2)$。训练采用经验风险最小化如式（6）所示，并通过反向传播与梯度下降 $\{W,b\}$ 迭代更新[14]：

$$L=-\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\sum_{c}y_{n,c}\log\hat{y}_{n,c} \tag{6}$$

由此，网络通过连续的卷积与池化逐层构建从局部到全局的判别特征，最终由全连接或分类器实现对特定输出空间的映射。

2.2　Transformer 网络结构

Transformer 与传统的循环神经网络、卷积神经网络等依赖迭代进行时序建模的方法不同，其核

心为自注意力机制，网络结构如图 5 所示。该机制通过对输入序列中的每个时间步进行线性映射，生成查询（Q）、键（K）和值（V）向量，通过缩放点积注意力直接捕捉序列内部的全局依赖关系。自注意力机制[15]可表示为：

$$Attention(Q,K,V)=Soft\max(\frac{QK^T}{\sqrt{d_K}})V \tag{7}$$

式中：$Attention$ 为注意力函数；Q、K、V 为计算注意力机制的查询、键和值矩阵；d_k 为键向量的维度。

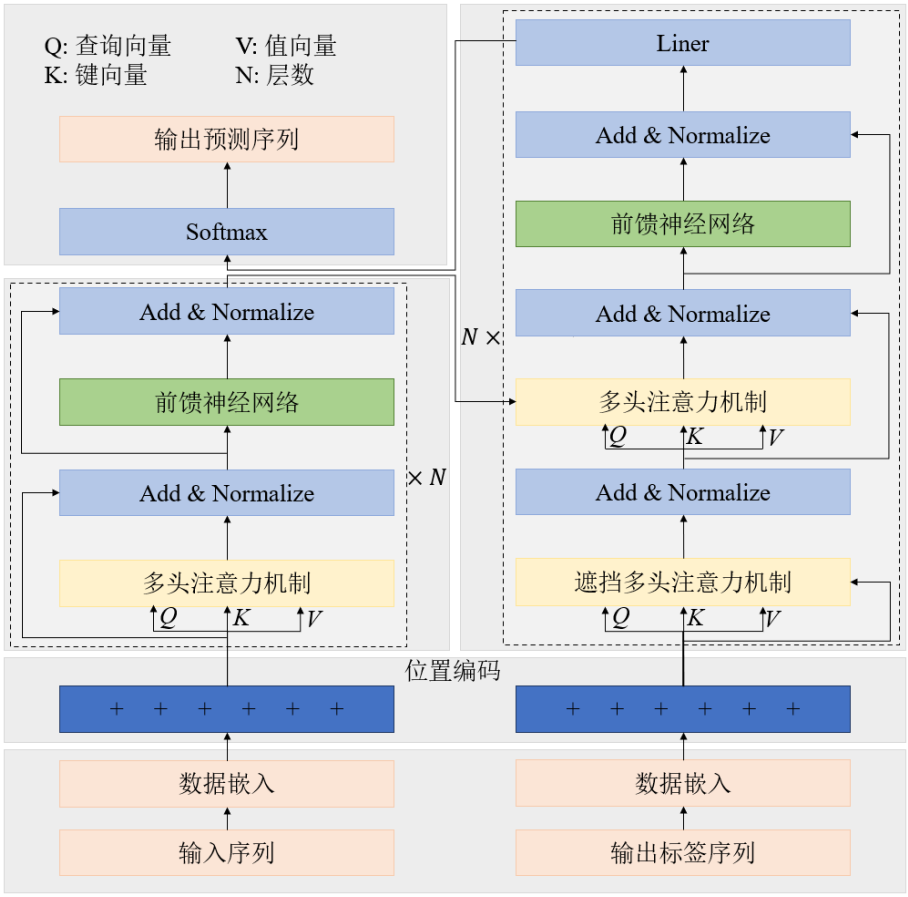


图 5　Transformer 网络结构

Fig.5　Structure of the Transformer

此外，Transformer 还引入了多头注意力机制，即通过多个并行的注意力头计算各自的 Q、K、V，然后再进行拼接融合，从而捕捉序列中的多种依赖模式。每个注意力子层后连接一个位置无关的前馈网络，通过残差连接、层归一化稳定训练过程，加速模型收敛。多头注意力机制[15]可表示如式（8）～（9）所示。

$$M_{head}=C(h_1,h_2,h_3,...,h_i)W_o \tag{8}$$

$$h_i=A(QW_{Qi},QW_{Ki},QW_{Vi}) \tag{9}$$

式中：M_{head} 为多头注意力函数；C 为不同注意力头输出结果的拼接操作；h_i 为第 i 个注意力头的输出；W_o 为拼接后用于线性变换的权重矩阵；W_{Qi}、W_{Ki}、W_{vi} 分别为第 i 个注意力头计算查询、键和值向量时对应的线性变换权重矩阵。

2.3　CNN-Transformer 网络结构

为了利用历史数据精准预测大型工业恒温恒湿净化高大空间内各区域的温湿度变化，本文提出了一种 CNN-Transformer 多点位温湿度预测方法，其网络结构如图 6 所示。主要流程如下：

（1）私有特征提取：设第 m 个测点历史输入为 $X^{(m)}\in R^{T\times d_x}$，通过任务专属线性层得到任务 m 的特征 $F^{(m)}$，送入私有编码器得到 $H_{enc}^{(m)}$，再接解码器得到解码序列 $H_{dec}^{(m)}$，最后通过时间池化压缩为私有向量 $v_{pri}^{(m)}$，具体计算如式（10）～式（13）所示。

$$F^{(m)} = X^{(m)}W_{lin}^{(m)} + b_{lin}^{(m)} \tag{10}$$

$$H_{enc}^{(m)} = f_{enc}^{(m)}(F^{(m)}) \tag{11}$$

$$H_{dec}^{(m)} = f_{dec}^{(m)}(H_{enc}^{(m)}) \tag{12}$$

$$v_{pri}^{(m)} = Pool(H_{dec}^{(m)}) \tag{13}$$

式中：$X^{(m)}$为第 m 个测点的历史温湿度数据，具体为一个 T 行 d_x 列的实数矩阵；$R^{T\times d_x}$ 为实数域上的矩阵空间；$F^{(m)}$为第 m 个测点的私有特征；$W_{lin}^{(m)}$ 为第 m 个测点的专属线性层的权重矩阵；$b_{lin}^{(m)}$ 为第 m 个测点的专属线性层的偏置向量；$H_{enc}^{(m)}$为对 $F^{(m)}$进行编码得到的编码序列；$f_{enc}^{(m)}$ 为第 m 个测点的私有编码器映射函数；$H_{dec}^{(m)}$为对编码序列进行解码得到的解码序列；$f_{dec}^{(m)}$为第 m 个测点的私有解码器映射函数；$v_{pri}^{(m)}$为第 m 个测点的私有特征向量，也即对解码序列进行时间池化得到的私有特征向量；$Pool$ 为时间池化。

（2）共享特征提取：将所有任务的特征在特征维拼接得到全局输入矩阵 $X_{all} = \left[F^{(1)},\ldots,F^{(M)}\right] \in R^{L\times d_f}$，记 $C^{(0)} = X_{all}$，送入两层一维卷积神经网络（卷积核 3×1、步幅 1、SAME 填充），每层卷积后接 ReLU 激活与最大池化（池窗口大小为 2），第一层得到 $C_t^{(1)}$、$P^{(1)}$，第二层得到 $C_t^{(2)}$、$P^{(2)}$，取 $C = P^{(2)}$ 作为 CNN 输出送入共享 Transformer 编码器−解码器得到 $H_{enc,sh}$、$H_{dec,sh}$，并按任务索引切片和池化得到各任务对应的共享解码向量 $H_{dec,sh}^{(m)}$、$v_{sh}^{(m)}$，具体计算如式（14）～式（19）所示。

$$C_t^{(1)} = \mathrm{Re}LU(\textstyle\sum_{k=-1}^{1} W_{c1}^{(k)} C_{t+k}^{(0)} + b_{c1}), \tag{14}$$

$$P^{(1)} = MaxPool(C_t^{(1)}, win = 2)$$

$$C_t^{(2)} = \mathrm{Re}LU(\textstyle\sum_{k=-1}^{1} W_{c2}^{(k)} P_{t+k}^{(1)} + b_{c2}), \tag{15}$$

$$P^{(2)} = MaxPool(C_t^{(2)}, win = 2)$$

$$H_{enc,sh} = f_{enc,sh}(C) \tag{16}$$

$$H_{dec,sh} = f_{dec,sh}(H_{enc,sh}) \tag{17}$$

$$H_{dec,sh}^{(m)} = Slice_m(H_{dec,sh}) \tag{18}$$

$$v_{sh}^{(m)} = Pool_m(H_{dec,sh}^{(m)}) \tag{19}$$

式中：X_{all} 为所有测点的私有特征进行拼接后的全局输入矩阵，$X_{all} = C^{(0)}$；$R^{L\times d_f}$ 为实数域上 L 行 d_f 列的矩阵空间；$C_t^{(1)}$ 为第一层卷积池化处理后的输出；$ReLU$ 为非线性激活函数；k 为卷积核在时间维上的相对偏移索引；$W_{c1}^{(k)}$ 为第一层卷积在偏移 k 处的卷积权重参数；$C_{t+k}^{(0)}$ 为 $C^{(0)}$在时间索引 $t+k$ 处的值；b_{c1} 为第一层卷积的偏置项；$P^{(1)}$ 为 $C_t^{(1)}$ 经最大池化后的结果；$MaxPool$ 为最大池化；$C_t^{(2)}$ 为第二层卷积池化处理的输出；$W_{c2}^{(k)}$ 为第二层卷积在偏移 k 处的卷积权重参数；$P_{t+k}^{(1)}$ 为 $P^{(1)}$ 在时间索引 $t+k$ 处的特征向量；b_{c2} 为第二层卷积的偏置项；$P^{(2)}$ 为 $C^{(2)}$经最大池化后的结果；$C^{(2)}$为第二层卷积在 ReLU 激活后的输出特征序列；$f_{enc,sh}(C)$为共享编码器函数，$C = P^{(2)}$，用于将 C 进行编码得到编码序列 $H_{enc,sh}$；$f_{dec,sh}$ 为对 $H_{enc,sh}$ 进行解码得到的全局共享解码序列 $H_{dec,sh}$；$Slice_m$ 为按照任务索引将全局共享解码序列进行切片；$H_{dec,sh}^{(m)}$ 为第 m 个测点对应的共享解码序列；$v_{sh}^{(m)}$ 为第 m 个测点的共享特征向量。

（3）输出阶段引入门控与 Selector 完成动态融合与跨任务选择：对第 m 个任务先利用所有任务的共享解码向量 $\left\{v_{sh}^{(m)}\right\}_{k=1}^{M}$，通过 Selector 计算跨任务注意力权重，得到聚合共享向量 $c^{(m)}$，随后将私有解码向量与聚合共享向量拼接，得到 $z^{(m)}$，经全连接和 softmax 得到两路通道的门控权重 $r^{(m)}$、$a^{(m)}$，再从私有与共享两路分别给出预测 $\hat{Y}_{pri}^{(m)}$、$\hat{Y}_{sh}^{(m)}$，最后通过门控单元动态融合得到最终输出 $\hat{Y}^{(m)}$，具体计算如式（20）～（28）。

$$e_{m\leftarrow k} = v_{pri}^{(m)\top} W_s v_{sh}^{(k)} \tag{20}$$

$$\beta_{m\leftarrow k} = \frac{\exp(e_{m\leftarrow k})}{\sum_{j=1}^{M}\exp(e_{m\leftarrow k})} \tag{21}$$

$$c^{(m)} = \textstyle\sum_{k=1}^{M} \beta_{m\leftarrow k} v_{sh}^{(k)} \tag{22}$$

$$z^{(m)} = [v_{pri}^{(m)}, c^{(m)}] \tag{23}$$

$$r^{(m)} = W_g z^{(m)} + b_g \tag{24}$$

$$a^{(m)} = Soft\max(r^{(m)}) = [a_{pri}^{(m)}, a_{sh}^{(m)}] \tag{25}$$

$$\hat{Y}_{pri}^{(m)} = W_{pri} v_{pri}^{(m)} + b_{pri} \tag{26}$$

$$\hat{Y}_{sh}^{(m)} = W_{sh} c^{(m)} + b_{sh} \tag{27}$$

$$\hat{Y}^{(m)} = a_{pri}^{(m)} \hat{Y}_{pri}^{(m)} + a_{sh}^{(m)} \hat{Y}_{sh}^{(m)} \tag{28}$$

式中：$e_{m\leftarrow k}$ 为第 k 个测点相对第 m 个测点的注意力权重打分；$v_{pri}^{(m)\top}$ 为私有通道的门控权重；W_s 为注意力打分权重矩阵；$v_{sh}^{(k)}$ 为第 k 个测点的共享特征向量；$\beta_{m\leftarrow k}$ 为第 k 个测点相对于第 m 个测点的注意力权重；M 为测点总数；j 为 *soft* max 归一化求和的索引向量；$r^{(m)}$ 为门控得分；$a^{(m)}$ 为 *Soft* max 归一化后的门控权重；W_g 为门控全连接层权重矩阵；$z^{(m)}$ 为第 m 个测点的融合输入向量；b_g 为门控偏置；$a_{pri}^{(m)}$ 为私有通道的门控权重；$a_{sh}^{(m)}$ 为共享通道的门控权重；$c^{(m)}$ 为第 m 个测点的共享向量；$\hat{Y}_{pri}^{(m)}$ 为第 m 个测点的第一预测结果；$\hat{Y}_{sh}^{(m)}$ 为第 m 个测点的第二预测结果；W_{pri} 为私有预测分支的线性映射权重矩阵；$v_{pri}^{(m)}$ 为第 m 个测点的私有特征向量；b_{pri} 为私有分支输出层的偏置向量；W_{sh} 为共享预测分支的线性映射权重矩阵；b_{sh} 为共享分支输出层的偏置向量；$\hat{Y}^{(m)}$ 为第 m 个测点的最终预测结果。

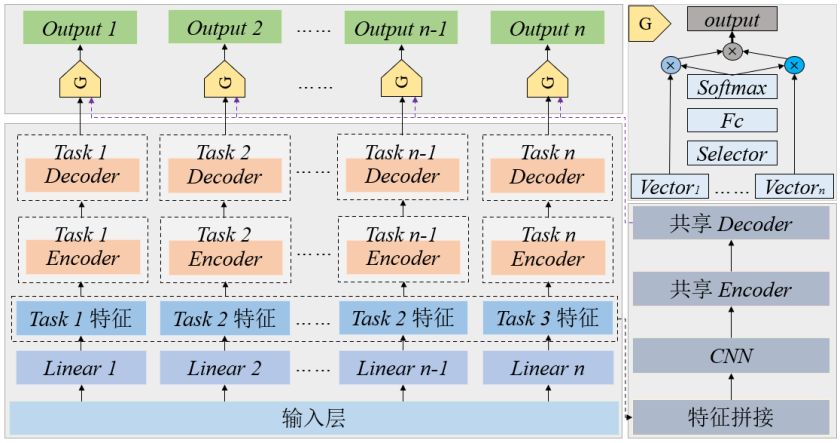


图 6　CNN-Transformer 网络结构

Fig.6　Structure of the CNN-Transformer

2.4　超参数优化

超参数的选择直接影响模型的训练速度和收敛性能，然而确定最佳超参数组合往往需要耗费大量的时间和计算资源进行反复试验。考虑到 TPE（Tree-structured Parzen Estimator）[16]在处理复杂超参数空间方面的出色表现，因此本文采用了基于 TPE 的贝叶斯优化方法，旨在确定各模型的最佳超参数组合。

各模型所需优化超参数如表 1 所示，其优化范围和搜索步长由人工初步调整确定。本文统一设置批量大小（Batch Size）为 256，以提高模型训练效率，采用早停法（Patience=10）防止过拟合。优化目标为最大化所有预测点位在验证集上的 R^2，搜索次数设定为 50 次，最终采用各模型最优的超参数组合进行模型训练。

表 1　超参数优化目标与范围

Table 1　Objectives and ranges of hyperparameter optimization

模型	超参数	搜索范围	步长
CNN-Transformer	D model	16,32,64	——
	N head	2,4,8	——
	Num layers	1,2,4	——
	Dim feedforward	32,64,128	——
	Learn rate	[1×10^{-3}, 1×10^{-4}]	1×10^{-4}

续表 1　超参数优化目标与范围

Table 1　Objectives and ranges of hyperparameter optimization

模型	超参数	搜索范围	步长
并行化 Transformer	D model	16,32,64	——
	N head	2,4,8	——
	Num layers	1,2,4	——
	Dim feedforward	32,64,128	——
	Learn rate	[1×10^{-3}, 1×10^{-4}]	1×10^{-4}
Transformer	D model	64,128,256	——
	N head	4,8,16	——
	Num layers	2,4,8	——
	Dim feedforward	128,256,512	——
	Learn rate	[1×10^{-3}, 1×10^{-4}]	1×10^{-4}
Bi-LSTM	Hidden dim	[200, 400]	20
	Learn rate	[1×10^{-3}, 1×10^{-4}]	1×10^{-4}
LSTM	Hidden dim	[200, 400]	20
	Learn rate	[1×10^{-3}, 1×10^{-4}]	1×10^{-4}

3　实验结果与讨论

3.1　比较方法

为了验证所提出的CNN-Transformer多点位温湿度预测方法的有效性，本文基于上述数据集，将其与多种深度神经网络方法进行对比分析。对照模型如表 2 所示。

表 2　CNN-Transformer 模型验证对照模型表

Table 2　Validation and comparison models of the CNN-Transformer model

序号	对照模型	使用方法
1	并行化 Transformer	所有任务经特征提取后输入所属的编码器与解码器
2	Transformer	所有任务输入同一个编码器与解码器
3	BiLSTM	所有任务输入同一个双向长短期神经网络模型
4	LSTM	所有任务输入同一个长短期神经网络模型

此外，各模型通过采用基于 TPE 的贝叶斯优化方法在验证集上确定的最优超参数组合进行训练（具体见 2.4 节），并在测试集上进行预测，以评估模型的泛化能力。评价指标采用平均绝对误差 MAE、均方根误差 RMSE 和决定系数 R^2 如式（29）～（31）所示。

$$MAE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|f_i-y_i\right| \tag{29}$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(f_i-y_i\right)^2} \tag{30}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{m}\left(f_i-\overline{y}\right)^2}{\sum_{i=1}^{m}\left(y_i-\overline{y}\right)^2} \tag{31}$$

式中：f_i为预测值；y_i为真实值；$\overline{y}$为真实值的平均值；n为样本数量。

3.2　预测性能分析

各模型在测试集上的多测点温湿度预测性能的定量分析结果如表 3 所示，可以发现 CNN-Transformer 模型在大型工业空调环境大空间多点位温度预测中，较并行化 Transformer 模型分别下降了 5.52%和 5.37%；较 Transformer 模型分别下降了 8.56%和 5.76%；较 Bi-LSTM 模型分别下降了 16.99%和 13.58%；较 LSTM 模型分别下降了 25.97%和 22.64%；在大型工业空调环境大空间多点位湿度预测中，较并行化 Transformer 模型分别下降了 14.56%和 15.98%；较 Transformer 模型分别下降了 26.46%和 20.63%；较 Bi-LSTM 模型分别下

降了 30.50%和 27.07%；较 LSTM 模型分别下降了 42.76%和 38.25%。由此可见，CNN-Transformer 在两类任务上均取得最优且更稳定的误差表现。

表 3　各模型多点位温湿度平均预测结果评价分析

Table 3　Evaluation of multi-point temperature and humidity average prediction results of each model

模型	温度预测结果评价指标均值			相对湿度预测结果评价指标均值		
	MAE	RMSE	R^2	MAE	RMSE	R^2
CNN-Transformer	0.017℃	0.023℃	0.976	0.058%	0.086%	0.998
并行化 Transformer	0.018℃	0.024℃	0.974	0.068%	0.103%	0.997
Transformer	0.019℃	0.024℃	0.974	0.079%	0.109%	0.996
Bi-LSTM	0.021℃	0.027℃	0.969	0.084%	0.118%	0.996
LSTM	0.023℃	0.030℃	0.963	0.102%	0.140%	0.994

图 7、8 分别为 CNN-Transformer 模型、并行化 Transformer 模型、Transformer 模型、Bi-LSTM 模型和 LSTM 在不同温湿度测点上的预测性能对比。可以发现，不同测点间的温湿度波动幅度差异以及各自与输入特征相关性强弱的不同，导致各预测任务对模型隐藏层维度或容量的敏感性存在差异。虽然当模型能有效捕捉特定测点的深层特征或潜在关系时，其预测精度会显著提升，但在多输出预测场景下，对单一任务有益的特征表示未必对所有任务均适用，甚至可能因负迁移效应而限制了整体性能。为了缓解负迁移问题，并行化 Transformer 通过降低任务间特征交互来减少负面影响，但改进也一定程度上削弱了任务间正向特征交互的收益。实验结果表明，并行化 Transformer 略优于标准 Transformer，这进一步证实了任务间的特征交互总体上呈现负迁移效应，限制了模型表现。因此，本文提出的 CNN-Transformer 模型有效利用 CNN 提取局部空间特征，并与共享 Transformer 结构协同工作，以实现任务特征的有效共享。同时，通过门控机制对共享特征进行选择性融合，最大化正向迁移收益，并有效抑制负迁移效应。

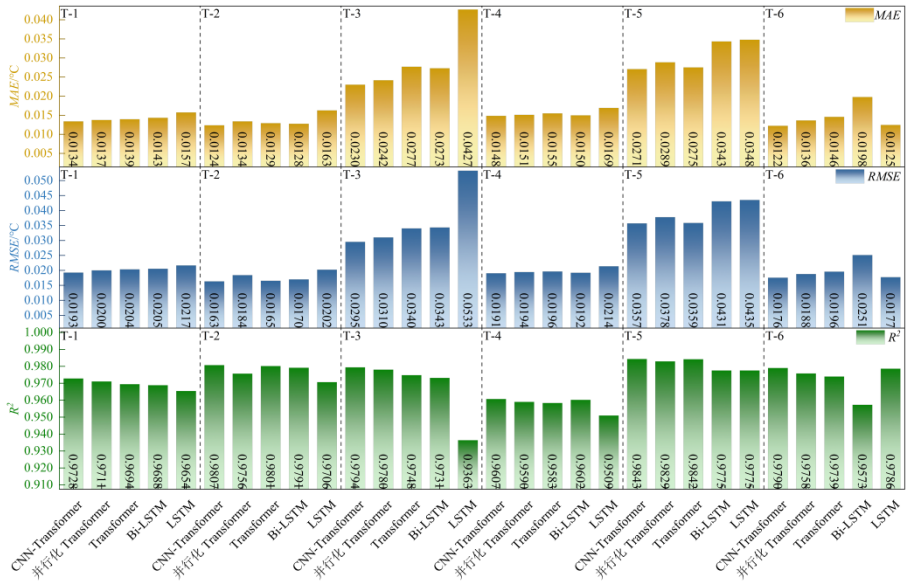


图 7　各模型各温度点位预测结果评价指标

Fig.7　Evaluation metrics of temperature prediction results for each model at different points

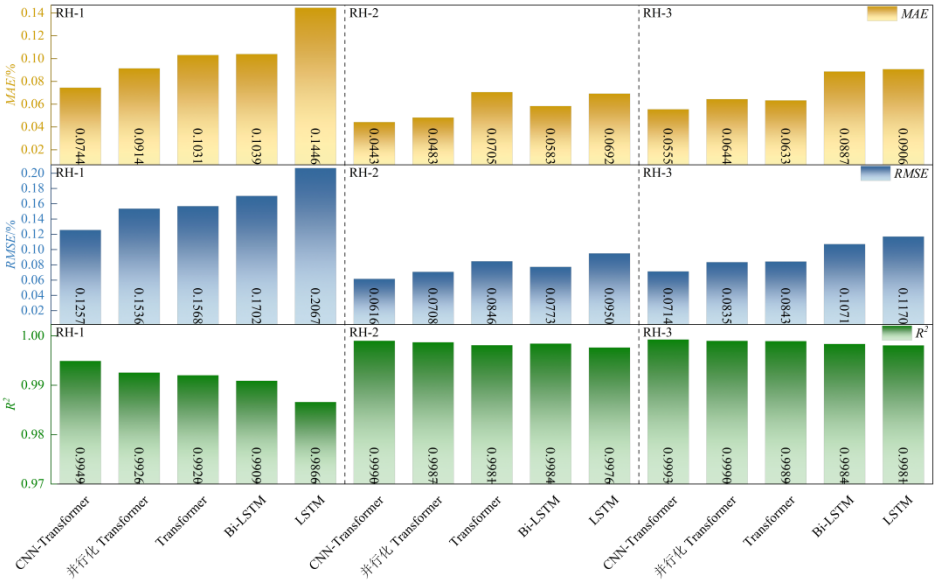


图 8　各模型各湿度点位预测结果评价指标

Fig.8　Evaluation metrics of humidity prediction results for each model at different points

3.3　泛化性能分析

模型训练以验证集损失持续下降为基准，训练验证集最终损失如表 4 所示。CNN-Transformer 在验证集上取得约 8.6×10^{-5} 的最低损失，图 9、10 为后续再次采集新数据后在本文列举的多个已经训练好的模型在该数据集上的性能验证对比结果，可以发现在 T-1、RH-1 上的误差曲线亦显示其整体更低且波动更小。此外，在长训练轮次下验证与测试结果的一致性充分证明了其有更好的泛化能力。

综合 3.1~3.3 节分析，CNN-Transformer 模型在多项性能指标上均表现出色的原因在于：（1）模型采用共享分支与任务私有分支的双通道结构，并通过 *soft* max 门控在时间步层面学习融合权重，对共享表示与私有表示进行动态重加权与自适应加权，从而在任务相关性较弱或存在潜在冲突时倾向于降低共享成分以减轻负迁移，而在相关性较强时增强共享成分以促进信息复用；（2）前端 CNN 利用不同感受野提取局部模式，在一定程度上抑制短时尖峰与高频扰动，输出更稳定的中间表示；（3）Transformer 自注意力在长时间窗与多测点维度上建模动态依赖关系，捕捉可迁移的全局驱动因素并弱化局部偶然扰动；（4）多输出头与任务专属映射使各任务形成相对独立的梯度通路，减少共享参数上的梯度干扰，有助于降低误差波动。

表 4　模型训练最终损失结果

Table 4　Final loss results of model training

模型	训练集损失（Train loss）	验证集损失（Value loss）	训练轮次（Epoch）
CNN-Transformer	0.000056	0.000086	100
并行化 Transformer	0.000071	0.000090	62
Transformer	0.000076	0.000095	35
Bi-LSTM	0.000087	0.000113	35
LSTM	0.000091	0.000137	18

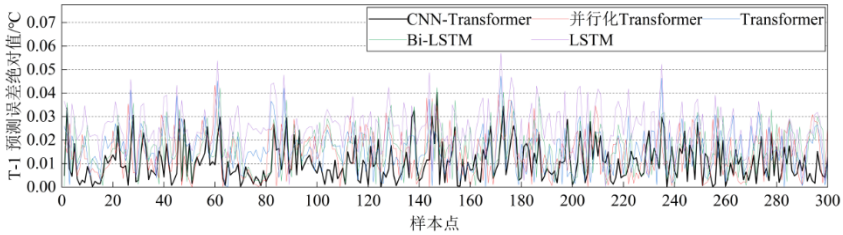


图 9　温度 T-1 预测误差绝对值图

Fig.9　Absolute error plot for temperature prediction at point T-1

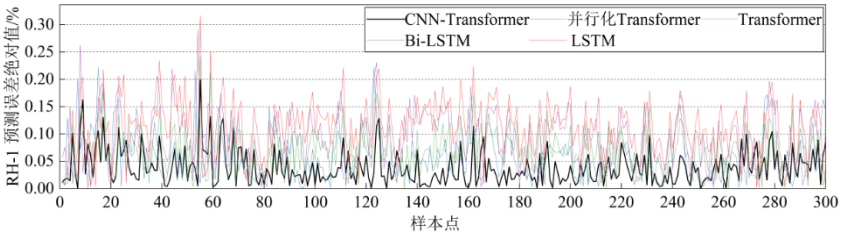


图 10　相对湿度 RH-1 预测误差绝对值图

Fig.10　Absolute error plot for humidity prediction at point RH-1

4　结论

本文针对大型工业恒温恒湿净化高大空间内不同区域温湿度分布不均匀、传统单点位参数预测方法无法准确反映空间内温湿度差异的问题以及多点位预测中存在的任务间负迁移与特征融合挑战，提出了一种创新的CNN-Transformer混合模型，该模型有效解决了多点位预测中的负迁移问题，实现了高精度协同预测。最后通过实际案例验证了方法的有效性，实验结果表明：

（1）在模型架构上，本文提出的混合模型显著优于并行化 Transformer、Transformer、Bi-LSTM、LSTM 传统时序预测方法，证明了独立建模与共享学习相结合的策略在处理大空间多点位预测问题上的有效性。

（2）在预测性能上，该模型在多点温度预测的 MAE 降低 5.52%～25.97%，RMSE 降低 5.37%～22.64%；多点相对湿度预测的 MAE 降低 14.56%～42.76%，RMSE 降低 15.98%～38.25%，表明该模型在提升预测精度的同时具有较高的泛化能力。

参考文献：

[1] World Health Organization. Guidelines on heating, ventilation and air-conditioning (HVAC) systems for non-sterile pharmaceutical products [R]. WHO Expert Committee on Specifications for Pharmaceutical Preparations: Fifty-second report (WHO Technical Report Series, No. 1010). Geneva: World Health Organization, 2018.

[2] Bhattacharya A, Ferdous J, Yazdani A, et al. A systematic literature review of cleanroom ventilation and air distribution systems[J]. Aerosol and Air Quality Research, 2023,23(9):220407.

[3] Zeng X, Li C, Li X, et al. Energy efficiency optimization of air conditioning systems towards low-carbon cleanrooms: Review and future perspectives[J]. Energies, 2025,18(13):3538.

[4] Lu Y, Dong J, Liu J. Zonal modelling for thermal and energy performance of large space buildings: A review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020,133:110241.

[5] Zhou P, Wang S, Zhou J, et al. A modelling method for large-scale open spaces orientated toward coordinated control of multiple air-terminal units[J]. Building Simulation, 2023,16(2):225-241.

[6] Zhou P, Wang S, Jin Z, et al. Data reconstruction of wireless sensor network and zonal demand control in a large-scale indoor space considering thermal coupling[J]. Buildings, 2022,12(1):15.

[7] Li K, Wen Z, Xue W, et al. Fast reconstruction of indoor temperature field for large-space building based on limited sensors: An experimental study[J]. Energy and Buildings, 2023,298:113493.

[8] Wen S, Zhang W, Zhou N, et al. Adaptive spatio-temporal graph convolutional network for rapid indoor temperature field prediction with limited sensors[J]. Building and Environment, 2025,283:113346.

[9] Li Z, Wang Y, Zhang J, et al. Feature selection for indoor temperature prediction in large-space buildings based on transfer entropy and life cycle cost[J]. Building and Environment, 2023,243:110722.

[10] Zhao T Y, Jiang B, Li Y, et al. Multi-point temperature or humidity prediction for office building indoor environment based on CGC-BiLSTM deep neural network[J]. Building and Environment, 2025,267: 112259.

（下转第 713 页）