文章编号：1671-6612（2026）05-673-13

基于负荷场景聚类与场景感知 Transformer 的公共建筑电力负荷预测方法

吝庆磊　徐茂龙　张宇轩　类　鹏

（滨州职业技术大学　滨州　256603）

【摘　要】　针对公共建筑短期电力负荷预测中存在的场景异质性强、多源特征耦合复杂以及长短时依赖并存等问题，提出了一种基于负荷场景聚类与场景感知 Transformer 的短期负荷预测方法。首先，利用负荷场景聚类模块对历史负荷样本进行表示学习与软聚类，将公共建筑典型运行状态划分为低负荷型、平稳负荷型和高负荷型三类场景；其次，引入场景门控特征构建机制，将场景概率信息融入历史负荷、时间日历及气象等多源特征的动态加权过程中，形成场景自适应特征表示；最后，构建改进 Transformer 预测模型，通过序列分解、Patch 编码、场景 token 注入以及局部-全局双分支注意力协同建模，实现公共建筑电力负荷超前 24 步预测。以河北省某大型商业综合体电力负荷数据为例进行实验验证，并与 SVR、LSTM 和 Transformer 模型进行对比。以 Transformer 为参照，在 3 组超前 24 步预测任务中，RMSE、MAE 和 MAPE 平均分别降低约 13.65%、12.63%和 12.32%。其中，低负荷型场景下 RMSE 下降约 14.46%，平稳负荷型场景下 MAPE 下降约 12.98%。研究表明，所提方法在制冷季低负荷型、平稳负荷型和高负荷型三类场景的预测任务中均取得了最优结果。

【关键词】　公共建筑；短期负荷预测；负荷场景聚类；改进 Transformer；场景自适应

中图分类号　TU201.5　　文献标志码　A

A Method for Predicting Electricity Load in Public Buildings Based on Load Scenario Clustering and a Scenario-Aware Transformer

Lin Qinglei　Xu Maolong　Zhang Yuxuan　Lei Peng

(Binzhou Polytechnic University, Binzhou, 256603)

【**Abstract**】 To address issues in short-term electricity load forecasting for public buildings-such as strong scenario heterogeneity, complex coupling of multi-source characteristics, and the coexistence of short- and long-term dependencies-this paper proposes a short-term load forecasting method based on load scenario clustering and a scenario-aware Transformer. First, a load scenario clustering module is used to perform representation learning and soft clustering on historical load samples, classifying typical operating states of public buildings into three scenarios: low-load, steady-load, and high-load. Second, a scenario-gated feature construction mechanism is introduced to incorporate scenario probability information into the dynamic weighting process of multi-source features-including historical load data, time calendars, and meteorological data-thereby forming an adaptive scenario feature representation; Finally, an improved Transformer forecasting model is constructed. Through sequence decomposition, patch encoding, scenario token injection, and collaborative modeling using local-global dual-branch attention, the model achieves 24-step-ahead forecasting of electricity load for public buildings. Experimental validation was conducted using electricity load data

作者（通讯作者）简介：吝庆磊（1997.06-），男，硕士研究生，E-mail：lin13256263924@163.com
收稿日期：2026-06-01

from a large commercial complex in Hebei Province, and the model was compared with SVR, LSTM, and Transformer models. Using the Transformer as a reference, in three sets of 24-step-ahead prediction tasks, the average RMSE, MAE, and MAPE were reduced by approximately 13.65%, 12.63%, and 12.32%, respectively. Specifically, the RMSE decreased by about 14.46% in low-load scenarios, and the MAPE decreased by about 12.98% in steady-load scenarios. The study demonstrates that the proposed method achieved the best results in prediction tasks across all three types of scenarios-low-load, steady-load, and high-load-during the cooling season.

【**Keywords**】 Public buildings; Short-term load forecasting; Load scenario clustering; Modified Transformer; Scenario adaptation

0 引言

在“双碳”目标持续推进和新型电力系统加快建设的背景下，建筑领域节能降碳与柔性用能调控的重要性日益突出。公共建筑作为城镇建筑的重要组成部分，具有体量大、设备系统复杂、运行时段集中、用能类型多样等特点，其负荷变化不仅关系到建筑自身的节能运行，也直接影响区域电网调度、综合能源系统优化与需求侧响应实施效果[1,2]。特别是办公楼、教学楼、商业综合体等公共建筑，受气象条件、时间日历、人员行为和设备调度策略共同影响，负荷序列呈现出显著的周期性、随机性、非线性与场景依赖特征。如何充分挖掘公共建筑短期负荷演化规律，实现高精度、多步长预测，已成为建筑能源管理与智慧运行中的关键科学问题。

围绕建筑能耗与负荷预测，国内学者已开展了大量研究。早期研究多采用回归分析、时间序列模型及浅层神经网络等方法，对建筑能耗或单类负荷进行预测，并在工程应用中取得了一定效果[1-4]。例如，针对大型公共建筑和一般建筑场景，已有研究分别构建了 GA-BP、PSO-RBF 等模型，用于建筑能耗趋势拟合和短期预测[3,4]。传统回归和时间序列模型具有结构清晰、参数规模较小和可解释性较强等特点，适用于样本规模有限、负荷变化相对平稳且变量关系较为明确的预测任务；BP、RBF 等浅层神经网络则能够在一定程度上拟合输入因素与建筑负荷之间的非线性关系。然而，这类方法通常依赖人工特征设计或预设的统计关系，难以充分刻画多源因素之间的高阶非线性耦合以及较长时间范围内的负荷依赖关系。随着建筑运行状态和外部环境变化加剧，其预测精度与跨场景泛化能力容易受到限制。

随着深度学习方法在时序建模中的快速发展，基于循环神经网络及其变体的建筑负荷预测模型逐渐成为研究热点。LSTM、GRU、BiLSTM 等模型通过门控结构提升了对历史信息的记忆能力，已被应用于公共建筑短期能耗预测、高校建筑电力负荷预测、楼宇短期电力负荷预测以及空调冷负荷预测等任务[5-9]。在此基础上，部分研究进一步结合 VMD、DTW、马尔可夫链、注意力机制等手段，提高模型对非平稳负荷波动和典型用能行为的识别能力[7-11]。例如，基于 VMD-GRU 的大型公共建筑冷负荷预测模型能够通过分解处理降低序列非平稳性影响[9]；融合注意力机制与 LSTM 的建筑能耗预测模型可对关键时间步和重要特征进行加权，增强模型对复杂动态过程的表征能力[10]；考虑人员行为和空调启停状态的深度学习模型也表明，行为相关信息对冷负荷预测精度具有显著影响[11]。这说明公共建筑负荷预测已从单纯的历史序列拟合，逐步转向多因素耦合、行为感知和机理增强的方向，但长序列依赖建模与不同时间尺度特征的协同提取仍有进一步改进空间。

近年来，以 Transformer 为代表的注意力机制模型在长序列预测领域表现出较强优势，也引起了负荷预测研究的广泛关注。国内相关研究已将 Transformer、Informer、Autoformer 及其改进模型应用于短期电力负荷、园区多能负荷和建筑用电负荷预测中[12-20]。其中，黄飞虎等[14]提出了改进 Transformer 负荷预测方法，通过特征嵌入增强位置、趋势和周期信息表达；刘洪笑等[15]将 Informer 用于长序列电力负荷预测，提升了模型在长时间窗口下的计算效率；唐利涛等[16]基于 Autoformer 进行负荷预测与分析，进一步挖掘了序列周期特征。在建筑和园区侧，陈瑞等[12]利用 CNN-LSTM-Attention 对数据中心冷负荷进行预测，陈适铭[13]提出了基于时段敏感权重组合的 LightGBM-LSTM 冷负荷预测方法，而近两年的园区负荷研究则进一

步将多尺度预测、自注意力机制与物理约束模型引入冷热电综合负荷场景[18-20]。总体来看，深度学习与注意力机制的结合有效推动了建筑负荷预测从单一模型向融合模型、从单时间尺度向多时间尺度方向发展，但不同模型具有各自的适用条件，尚不存在能够在所有运行状态下均保持稳定性能的统一模型。

尽管现有研究已取得较多进展，但对公共建筑短期负荷预测仍存在若干不足。首先，很多研究默认全部样本服从同一统计规律，往往直接在全样本上建立统一预测模型，而对工作日、周末、节假日、极端天气、人员聚集活动等不同运行场景之间的差异性关注不足。公共建筑负荷具有明显的场景异质性，若忽略不同场景下负荷形成机理和波动结构的差异，模型容易出现均值化拟合现象，导致峰谷时段和突变时段预测误差增大。其次，现有多源特征大多采用静态拼接输入，虽然引入了气象、时间和行为变量，但缺少面向场景的动态特征重构机制，难以根据不同场景自适应突出关键影响因素。再次，现有 LSTM 类模型在长序列依赖建模方面仍存在一定局限，而标准 Transformer 虽具备全局建模能力，却可能对局部短时波动和细粒度峰谷变化不够敏感，尤其在公共建筑短期负荷预测任务中，局部突变与全局周期依赖往往同时存在[14-17]。此外，已有聚类研究多将其用于典型曲线划分或样本预处理，与后续预测模型之间的联动仍不充分，尚未形成“场景识别-特征增强-预测输出”的一体化建模框架[21]，因此，有必要在保留 Transformer 长程依赖建模优势的基础上，进一步引入面向局部波动的注意力机制，并将场景识别结果贯穿特征构建和时序预测过程。

基于上述分析，本文以公共建筑短期负荷预测为研究对象，面向负荷序列的场景异质性、多源特征耦合性以及长短时依赖并存等问题，提出一种融合负荷场景聚类、场景门控特征构建与改进 Transformer 的预测方法。首先，针对公共建筑历史负荷序列在不同运行工况下呈现的显著差异，构建负荷场景聚类机制，对历史窗口样本进行场景表示学习与场景识别，输出可用于后续建模的场景概率向量，以保留不同负荷场景之间的连续过渡信息，避免硬聚类造成的信息损失；其次，设计场景门控特征构建模块，将场景信息作为条件变量引入输入特征重构过程，对历史负荷、时间日历及气象等多源特征进行动态加权，形成场景感知特征表示，以适应不同运行场景下主导因素的动态变化；最后，构建改进 Transformer 预测模型，在 Patch 编码基础上引入场景 token，并通过局部—全局双分支注意力机制同时刻画短时波动特征与长程周期依赖，实现未来多步负荷序列的高精度预测。由此形成“场景识别-特征重构-时序预测”的一体化建模流程，为公共建筑复杂运行场景下的短期电力负荷预测提供新的技术路径。

1　方法框架

为提高公共建筑短期负荷预测中对复杂运行场景、突发波动及长周期依赖的刻画能力，本文提出一种由负荷场景聚类，场景门控特征构建及改进 Transformer 预测模型组成的短期负荷预测框架。该方法首先对公共建筑历史负荷序列进行场景表示与聚类，识别不同运行状态下的典型负荷场景；随后将场景信息引入输入特征构建过程，形成对当前场景自适应的门控特征表示；最后将场景感知特征输入改进 Transformer 模型，通过序列分解、局部—全局注意力协同及场景偏置注入实现多步短期负荷预测。

1.1　总体框架

本文所提方法的整体流程可概括为：

（1）对历史负荷及相关特征进行标准化处理，并采用滑动窗口方式构造监督学习样本；

（2）通过负荷场景聚类模块提取样本的低维场景表示，得到当前样本属于各典型场景的概率分布；

（3）将场景概率与原始输入特征共同送入场景门控模块，生成场景自适应特征表示；

（4）将门控后的场景感知序列输入改进 Transformer 模型，完成多步负荷预测。

从方法逻辑上看，该框架并非直接对所有负荷样本采用统一预测器，而是先识别“当前样本处于何种运行场景”，再针对不同场景动态调整输入特征表达，最后完成场景感知预测。这样能够同时缓解公共建筑负荷运行模式差异大、时变性强、峰谷转折明显等问题。

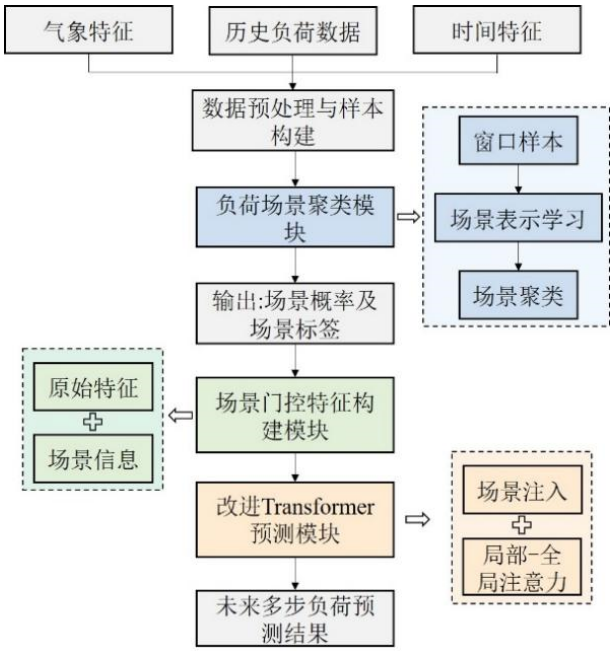


图 1　短期负荷预测方法总体框架图

Fig.1　Overall framework of the proposed short-term load forecasting method

1.2　负荷场景聚类

公共建筑负荷不仅受用能行为影响，而且与时段、工作日属性、季节与气象条件密切相关。不同场景下，负荷曲线在峰值位置、波动幅度与上升/下降速率等方面存在明显差异。若直接将全部样本混合建模，模型容易将多种异质模式平均化，进而降低预测精度。为此，本文首先构建负荷场景聚类模块，对历史窗口样本进行低维表示与软聚类。

首先，进行场景表示构建，为避免直接在高维时序空间中进行聚类所导致的距离失真问题，本文先利用编码器对输入窗口 X_t 进行低维表示学习。设编码器为 $\mathcal{E}(\bullet)$，则样本的场景嵌入表示为：

$$z_t=\mathcal{E}(X_t)\in\mathbb{R}^m \tag{1}$$

式中：m 为嵌入维数，且通常有 $m\ll L\times d$。

编码器可由一维卷积与双向循环单元组成：一维卷积用于提取局部变化模式，双向时序单元用于捕捉窗口内前后时刻的关联信息。其形式可写为：

$$H_t^{(1)}=\mathrm{Conv1D}(X_t) \tag{2}$$

$$H_t^{(2)}=\mathrm{BiGRU}(H_t^{(1)}) \tag{3}$$

$$z_t=\mathrm{Pool}(H_t^{(2)}) \tag{4}$$

式中：Pool(·)为池化操作，用于将时序特征压缩为固定长度的场景表示向量。

上述设计的主要原因在于：公共建筑负荷场景既表现为局部峰谷转折，又表现为跨时段的整体用能模式，仅依赖原始欧氏距离或单一时间对齐距离难以同时刻画这两类特征，而先学习嵌入表示再聚类能够提高场景识别的稳定性。

其次，进行软聚类建模考虑到不同场景之间并非绝对分离，尤其在工作日与过渡日、普通时段与局部高峰时段之间常存在模糊边界，因此本文采用软聚类方式而非硬划分方式。设场景类别数为 K，则样本 X_t 属于第 k 类场景的概率定义为：

$$q_{t,k}=\frac{\pi_k\,\mathcal{N}(z_t|\,\mu_k,\Sigma_k)}{\sum_{j=1}^{K}\pi_j\,\mathcal{N}(z_t|\,\mu_j,\Sigma_j)}\quad,\quad k=1,2,\ldots,K \tag{5}$$

式中：π_k 为第 k 类场景的先验权重；μ_k 与 Σ_k 分别为该场景的均值向量与协方差矩阵；$\mathcal{N}(\bullet)$ 为高斯分布。

于是，样本的场景概率向量为：

$$q_t=[q_{t,1},q_{t,2},\ldots,q_{t,K}]\in\mathbb{R}^K \tag{6}$$

对应的场景标签可表示为：

$$c_t=\arg\max_k q_{t,k} \tag{7}$$

与传统“样本仅属于某一类”的硬聚类方式相比，式（6）输出的软场景概率向量能够保留场景过渡信息，更适合后续门控特征构建与场景感知预测模型的连续建模。

最后，确定聚类数。聚类数 K 对场景划分结果有直接影响。若 K 过小，不同场景可能被混合；若 K 过大，则会出现样本过度细分、类别泛化能力不足的问题。本文采用轮廓系数确定最优聚类数。

$$\mathrm{SC}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\frac{b(i)-a(i)}{\max\{a(i),b(i)\}} \tag{8}$$

式中：$a(i)$为样本 i 与同簇样本的平均距离；$b(i)$为样本 i 与最近邻簇样本的平均距离；N 为样本总数。取轮廓系数最大的 K 作为最优场景数。

从机理上看，负荷场景聚类的作用在于将原本高度混合的样本空间划分为若干具有相似用能行为和负荷演化规律的子空间，从而为后续模型提供更明确的上下文条件。这样可以避免统一预测模型因样本异质性过强而产生的参数冲突问题。

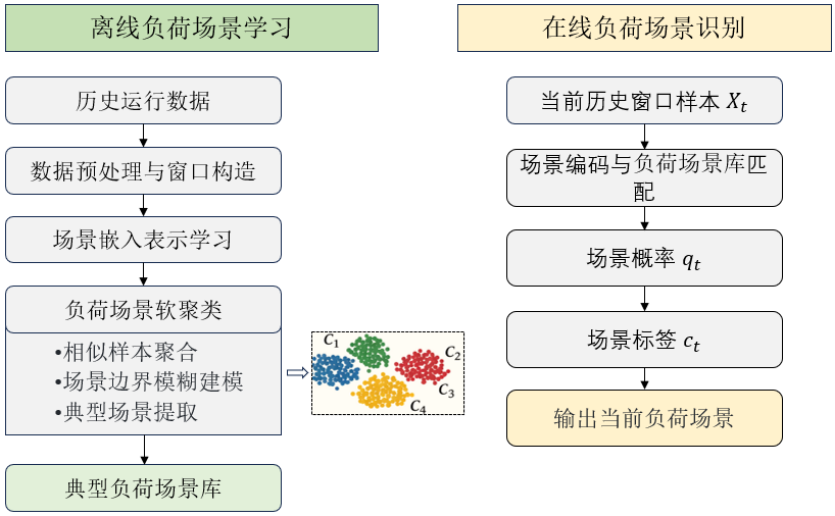


图 2　负荷场景聚类流程图

Fig.2　Load scenario clustering flowchart

1.3　场景门控特征构建

在公共建筑短期负荷预测中，输入特征通常包括历史负荷、时间特征、日历特征及气象特征等。然而，不同场景下各类特征的重要性并不相同。例如，在规律运行场景下，历史负荷与时段信息对未来负荷的解释作用更强；在节假日或异常波动场景下，日历属性与外部扰动因素的重要性会明显上升。因此，若所有样本都采用固定的特征组合权重，则难以体现特征贡献随场景变化的动态差异。

基于此，本文引入场景门控机制，将负荷场景聚类输出的概率向量 q_t 融入特征构建过程，实现对输入特征的场景自适应加权。

首先，输入特征组成，设时刻τ的原始输入特征向量为：

$$f_\tau=[f_\tau^{(l)},f_\tau^{(t)},f_\tau^{(c)},f_\tau^{(w)}] \tag{9}$$

式中：$f_\tau^{(l)}$ 为历史负荷相关特征；$f_\tau^{(t)}$ 为时间特征；$f_\tau^{(c)}$ 为日历特征；$f_\tau^{(w)}$ 为气象特征。进一步可具体写为：

$$f_\tau=[y_\tau,y_{\tau-1},\ldots,\mathrm{hour}_\tau,\mathrm{dow}_\tau,\mathrm{month}_\tau,\mathrm{holiday}_\tau,\mathrm{temp}_\tau,\mathrm{hum}_\tau] \tag{10}$$

式中：hour 为小时；dow 为星期信息；holiday 为节假日标识；temp 和 hum 分别为温度和湿度。

对历史窗口内所有时刻的特征按时间顺序拼接，可得到特征矩阵：

$$F_t=[f_{t-L+1},f_{t-L+2},\ldots,f_t]\in\mathbb{R}^{L\times d_f} \tag{11}$$

式中：d_f为特征维数。

其次，进行场景嵌入映射，为了使场景信息能够参与特征加权，先将场景概率向量 q_t 映射为连续的场景嵌入向量：

$$e_t=W_sq_t+b_s \tag{12}$$

式中：W_s 与 b_s 为可学习参数；$e_t\in\mathbb{R}^{d_s}$ 为当前样本的场景语义表示。

其次，门控权重生成过程为：对于历史窗口中的任意时刻τ，将原始特征 f_τ与场景嵌入 e_t 拼接后送入门控网络，生成场景条件下的特征权重向量：

$$g_\tau=\sigma\left(W_2\phi\left(W_1[f_\tau;e_t]+b_1\right)+b_2\right) \tag{13}$$

式中：$[f_\tau;e_t]$为向量拼接；ϕ (·)为非线性激活函数，本文可取 ReLU、σ(·)为 Sigmoid 激活函数，因此有 $g_\tau\in(0,1)^{df}$。

式（13）本质上建立了“场景-特征重要性”之间的映射关系。不同场景下，同一维特征可获得不同的门控权重，从而体现特征作用的动态变化。

最后进行场景自适应特征表达，利用门控权重对原始特征进行逐维加权，可得到场景自适应特征表示：

$$\tilde{f}_\tau=g_\tau\odot f_\tau \tag{14}$$

式中：⊙为 Hadamard 逐元素乘法。

为防止过度抑制原始信息，本文进一步采用残差方式构建最终输入表示：

$$f_\tau^*=\mathrm{LN}(f_\tau+\tilde{f}_\tau) \tag{15}$$

式中：LN(·)为层归一化操作。于是可得到门控后的特征矩阵：

$$F_t^* = [f_{t-L+1}^*, f_{t-L+2}^*, \ldots, f_t^*] \tag{16}$$

场景门控特征构建模块的作用在于：一方面通过场景信息增强输入特征的表达能力，使模型能够在不同运行条件下突出更有效的特征；另一方面通过残差保留原始特征，避免门控网络对信息的过度筛除，从而提高模型鲁棒性。

如果从预测任务的本质出发，这一步实际上是在完成“同一套输入特征，在不同负荷场景下采用不同解释方式”的建模过程。相比静态特征组合，这种场景条件下的动态特征重加权更符合公共建筑负荷变化机理。

1.4 改进 Transformer 预测模型

标准 Transformer 在长序列依赖建模方面具有明显优势，但直接用于公共建筑负荷预测仍存在两方面不足：其一，标准全局自注意力对局部尖峰、短时突变的敏感性不足；其二，场景信息难以自然融入注意力计算过程。为此，本文构建一种面向公共建筑短期负荷预测的改进 Transformer 模型，通过序列分解、局部−全局注意力协同及场景偏置注入提升模型对复杂负荷模式的刻画能力。

首先，进行序列分解，公共建筑负荷序列通常包含趋势变化、周期波动与随机扰动。若直接将原始序列整体输入预测模型，模型需同时学习多种时序成分，训练难度较大。为降低建模复杂度，本文首先对负荷序列进行分解。

对时刻τ的趋势项采用长度为 m 的移动平均表示：

$$T_\tau = \frac{1}{m}\sum_{j=0}^{m-1} y_{\tau-j} \tag{17}$$

设周期长度为ρ，则周期项可由历史同周期位置的平均偏差表示为：

$$S_\tau = \frac{1}{P}\sum_{p=1}^{P}\left(y_{\tau-p\rho} - T_{\tau-p\rho}\right) \tag{18}$$

式中：P 为回溯周期数。则残差项定义为：

$$R_\tau = y_\tau - T_\tau - S_\tau \tag{19}$$

原始负荷可写为：

$$y_\tau = T_\tau + S_\tau + R_\tau \tag{20}$$

式中：T_τ为整体变化趋势；S_τ为日内或周期规律；R_τ为短时突变与随机扰动。通过对三类成分分别建模，可提升模型对不同时间尺度特征的识别能力。

之后，进行 Patch 嵌入，对长度为 L 的输入序列直接进行逐点注意力计算，计算开销较大，且不利于局部模式压缩表示。为此，本文采用 Patch 嵌入方式，将输入序列划分为长度为 p、步长为 s 的若干局部片段。以任一分量分支 $B\in\{T,S,R\}$为例，其第 n 个 Patch 表示为：

$$P_n^B = \mathrm{Flatten}\left(B_{(n-1)s+1:(n-1)s+p}\right)W_p^B + b_p^B \tag{21}$$

式中：W_p^B 和 b_p^B 为线性映射参数。经过 Patch 划分后，长度为 L 的原始序列被压缩为长度为 N 的 Patch 序列，从而降低注意力计算复杂度，并强化局部片段级模式表征。

之后，进行场景信息注入，为使负荷场景信息直接参与时序建模，先将场景概率向量 q_t 映射为场景标签：

$$s_t = W_e q_t + b_e \tag{22}$$

随后将其与 Patch 序列拼接，构造模型输入：

$$\overline{P} = [s_t, P_1, P_2, \ldots, P_N] \tag{23}$$

这种方式使当前负荷场景信息能够作为全局上下文参与后续注意力交互，从而增强模型对不同运行状态的适应能力。

公共建筑负荷序列中的峰谷突变、快速上升和局部波动通常发生在邻近时刻，因此模型需要具备较强的局部模式感知能力。本文在局部注意力基础上进一步引入稀疏全局注意力。设从 Patch 序列中选取锚点集合 A，该集合由周期位置 Patch 与均匀采样 Patch 组成，则稀疏全局注意力可表示为：

$$H_{\mathrm{glo}} = \mathrm{softmax}\left(\frac{QK_A^\top}{\sqrt{d_h}} + B_{\mathrm{scene}}\right)V_A \tag{24}$$

式中：K_A 与 V_A 分别表示锚点 Patch 对应的键和值矩阵，B_{scene} 为场景偏置矩阵。

为体现不同场景下注意力分配方式的差异，本文将场景偏置定义为：

$$B_{\mathrm{scene}}(i,j) = u^\top \tanh\left(W_q\overline{P}_i + W_k\overline{P}_j + W_s s_t + b\right) \tag{25}$$

式中：u、W_q、W_k、W_s 和 b 为可学习参数。

最后，引入局部−全局信息融合，由于局部注意力侧重刻画短期动态，全局注意力侧重刻画远程依赖，因此本文对两类特征进行融合，得到最终编码结果：

$$H = W_f[H_{\text{loc}} \| H_{\text{glo}}] + b_f \tag{26}$$

式中：‖为向量拼接；W_f和 b_f为融合层参数。

经多层编码后，对输出特征进行池化，得到全局表示向量 h_t：

$$h_t = \text{Pool}(H) \tag{27}$$

再经多层感知机输出未来 H 步负荷预测值：

$$\hat{Y}_t = \text{MLP}(h_t) \tag{28}$$

为兼顾整体误差与峰值偏差，本文采用 MAE 与 MSE 的加权组合作为训练目标，具体损失函数如式（29）所示。

$$\mathcal{L} = \lambda_1 \frac{1}{H}\sum_{h=1}^{H} |y_{t+h} - \hat{y}_{t+h}| + \lambda_2 \frac{1}{H}\sum_{h=1}^{H} (y_{t+h} - \hat{y}_{t+h})^2 \tag{29}$$

式中：λ_1 与λ_2 为权重系数，满足$\lambda_1+\lambda_2=1$。

综上，改进 Transformer 模型围绕公共建筑负荷预测的任务特性进行了针对性增强：通过序列分解降低多成分耦合难度，通过局部窗口注意力提升对短时波动的敏感性，通过稀疏全局注意力建模长周期依赖，并通过场景偏置注入实现“场景信息–时序建模”的深度融合。

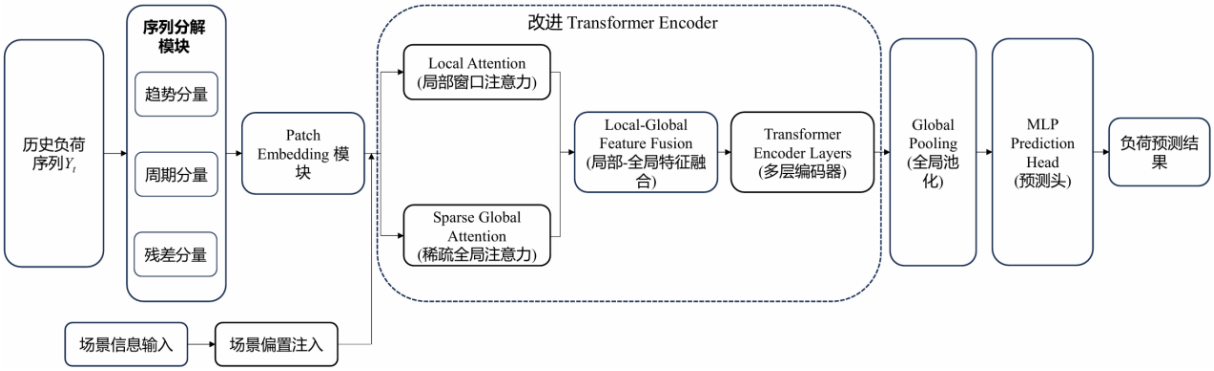


图 3　改进 Transformer 结构图

Fig.3　Architecture of the improved Transformer forecasting model

2　实验数据采集及实验设计

2.1　实验数据来源与预处理

为验证所提预测模型的有效性，本文选取河北省某具有代表性的大型商业综合体作为研究对象，采集其 6 月至 9 月期间的电力负荷数据构建实验数据集。该建筑总建筑面积约为 5.3 万 m^2，属于典型的大型公共建筑，具体负荷变化情况如图 4 所示。

相较于单一功能建筑，商业综合体内部业态较为丰富，人员流动频繁，设备运行模式复杂，其电力负荷受营业时间、客流变化、季节因素及节假日活动等多种因素共同影响，具有较强的波动性和典型性。

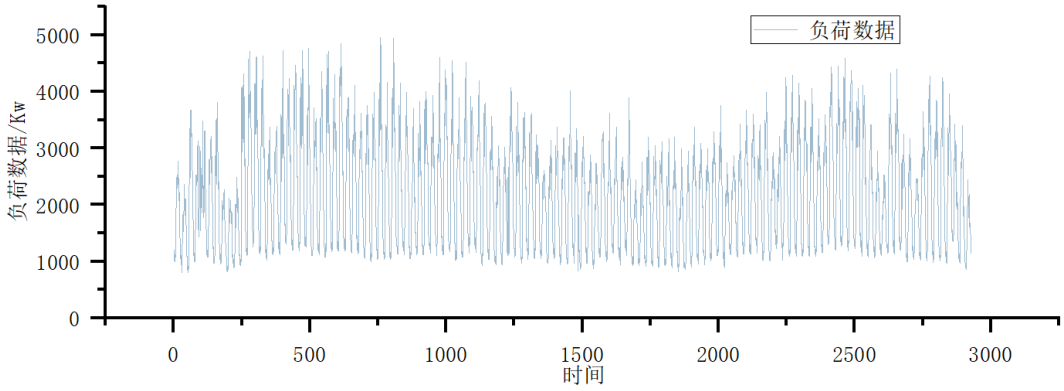


图 4　商业综合体 6–9 月电力负荷数据

Fig.4　Electric load data of the commercial complex from June to September

本文所用数据为该建筑 6 月至 9 月期间连续电力负荷数据，负荷数据采样间隔为 1h。经数据清

洗后，共获得 121 天有效负荷数据。为提高数据质量，本文首先对原始负荷数据进行缺失值和异常值检查，对少量缺失数据采用相邻时段插值方式进行补全，对明显偏离正常运行规律的异常点结合前后时段负荷变化进行修正。同时，结合时间标签与气象信息构建相应的时序样本，并对输入特征进行归一化处理，以降低不同量纲特征对模型训练的影响。

为全面刻画负荷变化规律，本文选取前 1 日同时刻负荷、前 3 小时平均负荷、当前时刻、工作日/节假日、季节以及温度等特征作为模型输入。其中，前 1 日同时刻负荷和前 3 小时平均负荷用于表征负荷的历史演化特性，当前时刻用于反映日内周期性规律，工作日/节假日和季节用于描述日历效应，温度用于表征外部气象条件对建筑负荷的影响。

共采集 121 天数据用于典型负荷场景的统计分析，针对负荷超前 24 步预测任务，本文采用滑动时间窗口方法将原始时间序列转换为监督学习样本，即以历史负荷及相关影响因素作为模型输入，以未来 24 个时段的负荷作为预测输出。通过滑动窗口构造后，可在原始小时级负荷序列基础上形成多个训练样本，从而满足模型训练需求。

本文按照时间顺序对样本集进行划分，避免随机划分可能造成的未来信息泄露。其中，前 70%样本用于模型训练与参数学习，并从训练样本中进一步划分验证集，用于模型参数选择和早停判断；后 30%样本作为测试集，用于评价模型的预测性能。考虑到深度学习模型在样本量有限条件下可能存在过拟合风险，本文在模型训练过程中引入 Dropout、L_2 正则化和早停机制，以验证集损失作为监测指标。当验证集损失在连续若干轮训练中未明显改善时，提前终止训练，并保留验证集性能最优时对应的模型参数，从而提高模型的泛化能力和预测稳定性。

2.2 实验设置与对比模型

为了验证所提模型在公共建筑短期电力负荷预测中的适用性和优越性，本文在相同实验条件下开展多组对比实验。各模型均使用相同的训练集与测试集进行训练和验证，并保持一致的样本输入形式、预测步长及评价指标。在实验过程中，为避免不同训练条件对模型性能造成干扰，本文对各模型采用统一的数据预处理方法及训练流程。

本文选取传统机器学习模型与典型深度学习模型作为对比模型，包括 SVR、LSTM 和 Transformer。SVR 能够实现较好的非线性映射，是负荷预测中常用的传统模型；LSTM 在处理时间序列问题方面具有较强优势；Transformer 则能够从全局角度挖掘序列特征。

2.3 评价指标

为全面评价所提模型在公共建筑短期电力负荷预测中的性能，本文选取均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）、平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）和平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error，MAPE）作为模型评价指标。上述指标分别从误差大小、误差平均水平以及相对误差角度对预测结果进行衡量，能够较为全面地反映模型的预测精度和泛化能力，其计算公式如式（30）-（32）所示：

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n_2}\sum_{i=1}^{n_2}(\hat{y}_i-y_i)^2} \tag{30}$$

$$MAE=\frac{1}{n_2}\sum_{i=1}^{n_2}|\hat{y}_i-y_i| \tag{31}$$

$$MAPE=\frac{1}{n_2}\sum_{i=1}^{n_2}\left|\frac{\hat{y}_i-y_i}{y_i}\right|\times 100\% \tag{32}$$

式中：y为真实负荷值；$\hat{y}_i$为预测负荷值；n为样本数量。

3 结果与讨论

3.1 负荷场景聚类结果分析

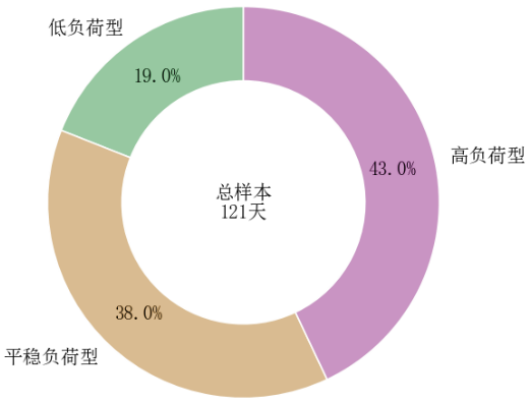


图 5 典型负荷场景样本占比

Fig.5 Sample proportions of typical load scenarios

为识别公共建筑日负荷运行特征，本文基于典

型日负荷数据开展聚类分析，并将样本划分为低负荷型、平稳负荷型和高负荷型三类。由图 5 可知，在 121 天样本中，高负荷型样本占比最高，为 52 天，约 43%；平稳负荷型占比为 46 天，约 38%；低负荷型占比最小为 23 天，约 19.0%。整体来看，高负荷型和平稳负荷型合计占比达到 81%，说明研究对象在大多数时间内处于中高负荷运行状态，低负荷运行日相对较少。这表明负荷场景具有较明显的层次性特征，聚类结果能够较好地反映不同运行强度下的典型负荷状态。

由图 6 可进一步看出，不同负荷场景在平均负荷、峰值负荷、谷值负荷、峰谷差以及标准差等指标上存在明显差异。低负荷型场景的平均负荷为 1801.3kW，峰值负荷为 2475.6kW，谷值负荷为 1114.5kW，峰谷差为 1361.0kW，标准差为 483.2。该类场景整体负荷水平较低，日内波动幅度较小，说明系统运行相对平缓，通常对应于用能需求较弱或生产活动较少的运行日。

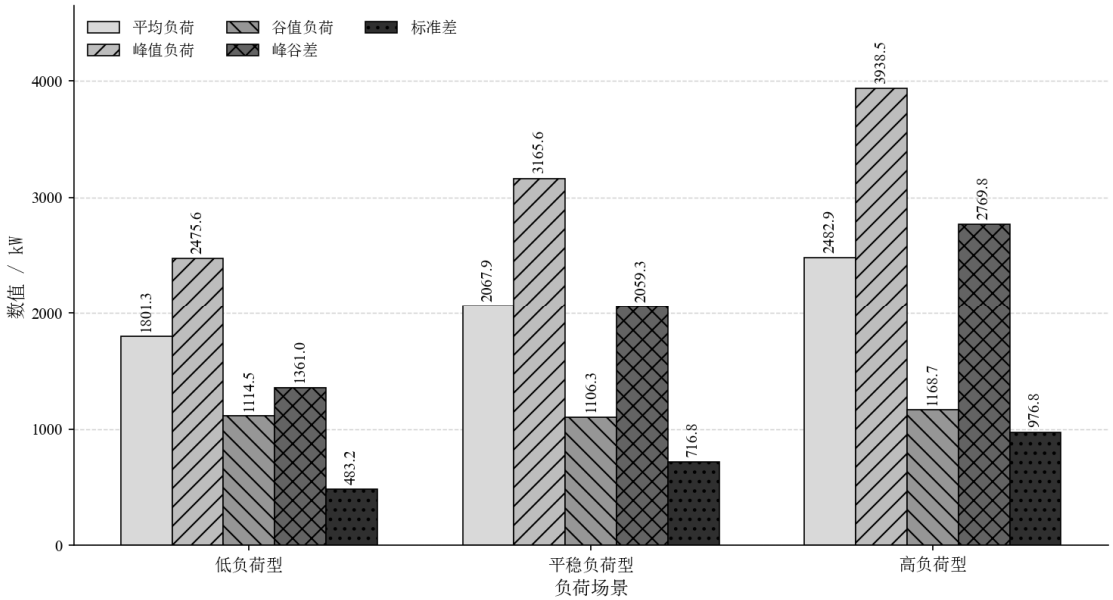


图 6　典型负荷场景关键特征对比

Fig.6　Comparison of key characteristics of typical load scenarios

平稳负荷型场景与低负荷型相比，该类场景平均负荷和峰值负荷均有明显提升，且峰谷差扩大，表明其负荷水平处于中间状态，同时具备一定的日内波动特征。由于该类场景样本占比较大，说明其较能代表公共建筑日常运行中的常规负荷模式，可视为系统运行的基础场景。高负荷型场景在各项指标上均表现最为突出，不仅整体负荷水平最高，而且波动最为显著，反映出在高需求运行日，其峰谷差和标准差明显增大，说明该场景下负荷变化更剧烈。

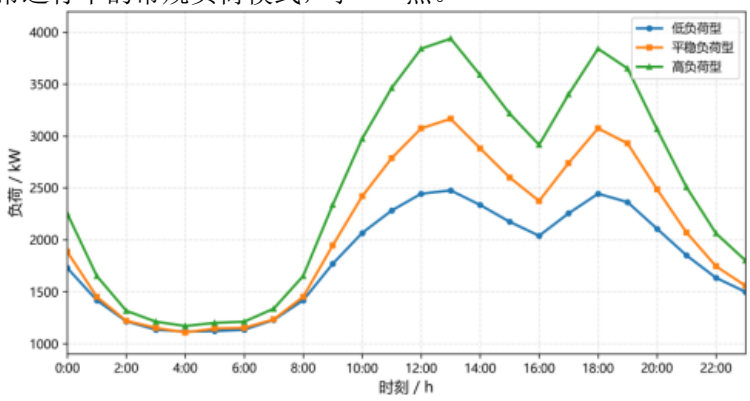


图 7　典型负荷场景 24h 日内负荷变化曲线

Fig.7　24-hour intraday load variation curves of typical load scenarios

图 7 以小时为横坐标、负荷功率为纵坐标，反映了低负荷型、平稳负荷型和高负荷型场景在一天内的负荷变化趋势。可以看出，三类场景不仅在整体负荷水平上存在差异，而且在峰值出现时段、谷值分布以及日内波动幅度方面也表现出不同特征。低负荷型场景全天负荷水平相对较低，曲线变化较为平缓；平稳负荷型场景负荷水平适中，日内变化规律较为稳定；高负荷型场景整体负荷水平最高，峰段负荷抬升更加明显，表明其在高需求时段具有更强的负荷波动特征。

3.2　不同负荷场景特征分析

本文对低负荷型、平稳负荷型和高负荷型三类场景进行了特征重要性分析。总体来看，前 1 日同时刻负荷与前 3 小时平均负荷在各类场景中均占据较高比重，说明商业综合体负荷具有明显的历史依赖性和短时连续性。

为进一步分析不同输入特征对负荷预测结果的影响，本文采用基于预测误差扰动的置换特征重要性方法对各类负荷场景进行特征贡献度分析。该方法不依赖模型内部结构，适用于深度学习模型的特征解释。具体而言，首先在测试集上计算模型在第 c 类负荷场景下的基准预测误差 E_c^0；然后保持其他输入特征不变，仅对第 j 个特征在测试样本中的取值进行随机置换，以破坏该特征与预测目标之间的对应关系，并重新计算模型预测误差 E_c^j。若置换某一特征后预测误差增幅越大，则说明该特征对模型预测结果的影响越显著。

第 j 个特征在第 c 类负荷场景下的重要性可表示为：

$$I_{c,j} = E_c^j - E_c^0 \tag{33}$$

式中：$I_{c,j}$ 为第 c 类负荷场景下第 j 个特征的重要性得分。为便于不同特征之间进行对比，进一步对各特征的重要性得分进行归一化处理：

$$W_{c,j} = \frac{I_{c,j}}{\sum_{j=1}^{m} I_{c,j}} \times 100\% \tag{34}$$

式中：$W_{c,j}$ 为第 c 类负荷场景下第 j 个特征的归一化重要性占比；m 为输入特征数量。本文分别在低负荷型、平稳负荷型和高负荷型测试样本上进行上述计算，并绘制不同负荷场景下的特征重要性对比结果。

如图 8 所示，低负荷型场景中，前 1 日同时刻负荷和工作日/节假日特征的重要性相对较高，表明该场景除受历史负荷影响外，还与营业安排及节假日效应密切相关。平稳负荷型场景下，前 1 日同时刻负荷、前 3 小时平均负荷和当前时刻特征贡献较大，说明该场景负荷变化规律性较强，模型更依赖历史信息和时间周期性进行预测。高负荷型场景中，温度特征的重要性显著提升，达到 32%，表明高负荷状态与外部气象条件之间具有更强关联。

不同负荷场景下主导特征存在明显差异：低负荷型更易受日历因素影响，平稳负荷型主要依赖历史负荷与时间特征，高负荷型则对温度变化更为敏感。这说明在短期负荷预测中，有必要充分考虑负荷场景差异，以提高模型对不同运行状态的适应能力和预测精度。

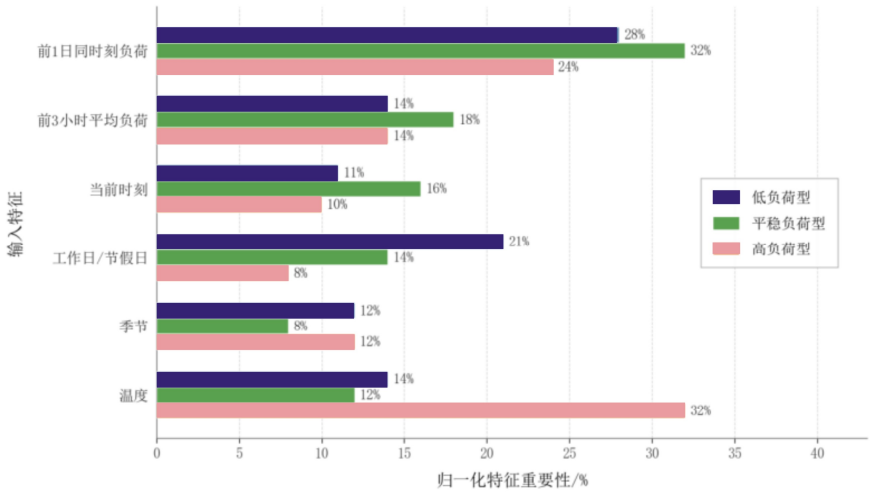


图 8　不同负荷场景特征重要性分析

Fig.8　Feature importance analysis of different load scenarios

3.3　不同负荷场景下的预测精度分析

为验证模型在不同运行工况下的适应性，本文分别在低负荷型、平稳负荷型和高负荷型三类场景下，比较了 SVR、LSTM、Transformer 及本研究方法在超前 24 步条件下的预测效果，评价指标为 RMSE、MAE 和 MAPE。

在低负荷型场景下，负荷波动较为复杂、局部扰动明显，预测难度相对较大。由图 9 可知，本文方法的预测曲线在多数波动区间内均能较好贴合真实值，其 RMSE、MAE 和 MAPE 分别为 202.92、160.68 和 8.92%，显著优于 SVR 的 335.04、249.62 和 13.17%，LSTM 的 266.45、205.81 和 11.24%，以及 Transformer 的 237.22、183.47 和 10.15%，表明本文方法在复杂波动场景下具有更强的拟合能力和误差控制能力。

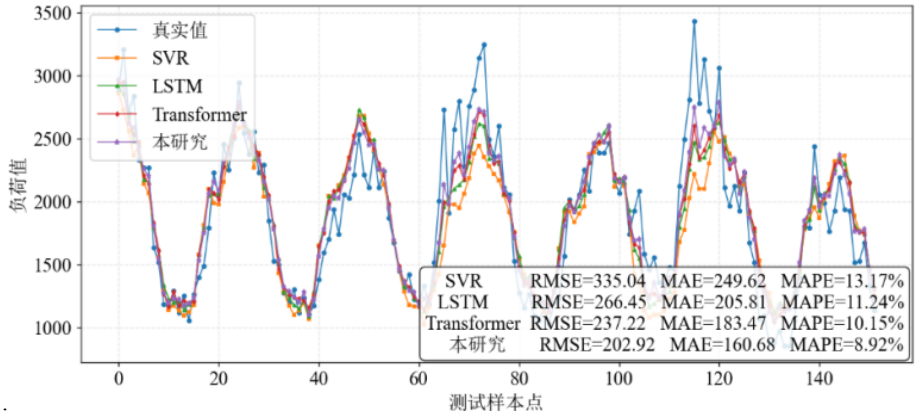


图 9　低负荷型超前 24 步预测结果对比图

Fig.9　Comparison of 24-step-ahead load forecasting results under the low-load scenario

在平稳负荷型场景下，由图 10 可知，负荷序列呈现出更强的周期性和规律性，各模型的整体预测效果均优于低负荷场景。从图中可以看出，本文方法的预测结果与真实值几乎保持同步，在周期性峰谷位置处具有更高的一致性。其 RMSE、MAE 和 MAPE 分别为 148.31、116.72 和 5.90%，均为各对比模型中最低，说明本文方法不仅具有较高的预测精度，同时在较长预测步长下仍保持了良好的稳定性。

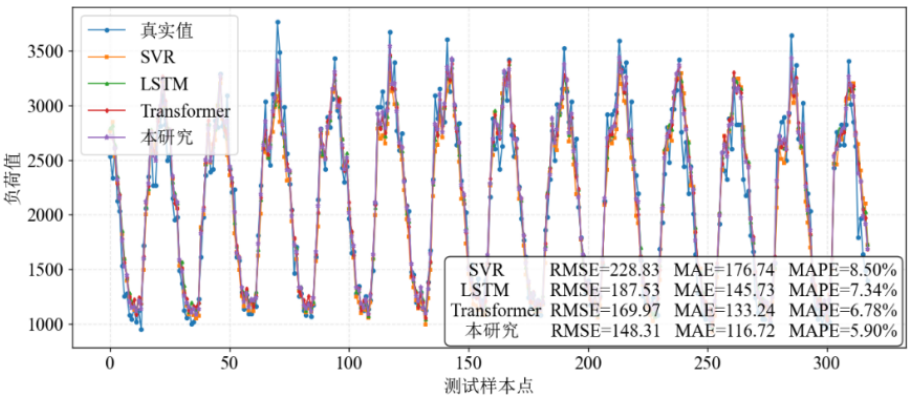


图 10　平稳负荷型超前 24 步预测结果对比图

Fig.10　Comparison of 24-step-ahead load forecasting results under the stable-load scenario

在高负荷型场景下，由图 11 可知，负荷峰值较高且峰谷切换频繁，对模型的峰值捕捉能力和趋势响应能力提出了更高要求。尽管各模型在高峰时段均存在一定偏差，但本文方法对整体变化趋势的跟踪更为准确，尤其在峰值附近的拟合效果更优。其 RMSE、MAE 和 MAPE 分别为 187.99、148.93 和 6.31%，优于 SVR、LSTM 和 Transformer，说明所提方法在高负荷、大幅波动条件下仍具有较强的

鲁棒性和多步预测能力。

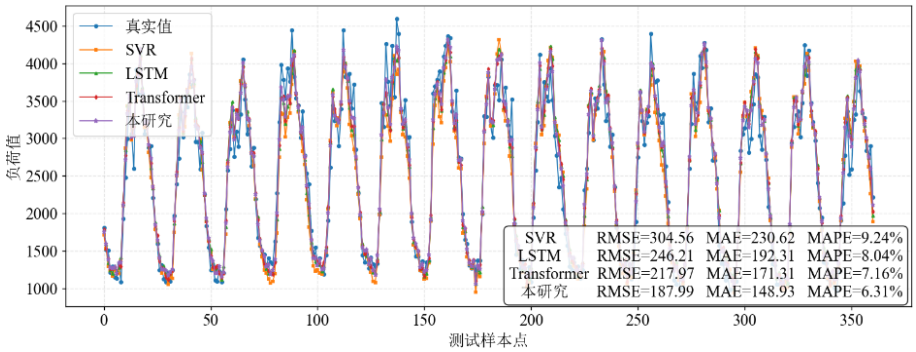


图 11　高负荷型超前 24 步预测结果对比图

Fig.11　Comparison of 24-step-ahead load forecasting results under the high-load scenario

4　结论

本文针对公共建筑短期电力负荷预测中存在的场景异质性强、多源特征耦合复杂以及长短时依赖并存等问题，提出了一种基于负荷场景聚类与场景感知 Transformer 的短期负荷预测方法，并以河北省某大型商业综合体电力负荷数据为对象进行了实验验证。主要结论如下：

（1）公共建筑负荷具有明显的场景差异性。通过负荷场景聚类，本文将典型负荷样本划分为低负荷型、平稳负荷型和高负荷型三类场景，不同场景在平均负荷、峰值负荷、峰谷差及波动程度等方面均表现出显著差异，说明基于场景进行建模具有合理性和必要性。

（2）不同负荷场景下主导特征存在明显区别。特征重要性分析表明，低负荷型场景更易受历史负荷和日历因素影响，平稳负荷型场景对历史负荷和时间特征依赖更强，而高负荷型场景对温度等气象变量更加敏感。这说明在公共建筑短期负荷预测中，采用统一静态特征表达难以充分反映不同场景下特征作用的动态变化。

（3）实验结果进一步表明，融合负荷场景聚类、场景门控特征构建以及改进 Transformer 的预测框架，能够更有效地刻画公共建筑复杂负荷的变化规律。与各对比模型相比，本文方法在低负荷型、平稳负荷型和高负荷型三类场景的超前 24 步预测任务中均表现最优。以综合性能最优的对比模型 Transformer 为基准，本文方法在 3 类场景下的 RMSE、MAE 和 MAPE 平均分别降低约 13.65%、12.63%和 12.32%，体现出更高的预测精度与更强的鲁棒性。这说明本文方法在所研究商业综合体制冷季的三类典型负荷工况下均表现出较好的适应能力，尤其在多步预测任务中表现出较优的稳定性。

由于本文实验对象主要为单一商业综合体，数据样本范围和建筑类型仍具有一定局限性。后续研究可进一步拓展至办公楼、教学楼、医院等不同类型公共建筑，并引入更多行为特征、设备运行状态及多源环境信息，进一步提升模型的泛化能力和工程应用价值。同时，还可结合迁移学习、联邦学习及可解释人工智能方法，探索面向多建筑、多区域和跨场景的公共建筑负荷预测新方法。

参考文献：

[1] 潘毅群,郁丛,龙惟定,等.区域建筑负荷与能耗预测研究综述[J].暖通空调,2015,45(3):33-40.

[2] 侯静.我国城镇公共建筑能耗预测及能效提升路径研究[D].北京:北京交通大学,2017.

[3] 李璐,于军琪,杨益.基于 GA-BP 神经网络的大型公共建筑能耗预测研究[J].中外建筑,2014,(3):112-114.

[4] 季文娟,顾永松.基于 PSO-RBF 的建筑能耗预测模型研究[J].建筑节能,2015,43(11):109-112.

[5] 朱国庆,刘显成,田从祥.基于长短期记忆网络的公共建筑短期能耗预测模型[J].吉林大学学报(工学版),2024,54(7):2009-2014.

[6] 满达,张卓凡,张金金,等.基于LSTM的高校建筑电力负荷预测方法[J].建筑电气,2021,(11):58-63.

[7] 张明理,张明慧,王勇,等.基于 DTW-LSTM 的短期楼宇电力负荷预测方法[J].沈阳工业大学学报,2021,43(4):

361-367.
[8] 肖紫薇,刚文杰,袁嘉琦,等.基于长短期记忆网络的短期空调冷负荷预测[J].暖通空调,2022,52(4):132-137.
[9] 于军琪,解云飞,赵安军,等.基于 VMD-GRU 网络大型公共建筑冷负荷预测[J].重庆大学学报,2023,46(12):66-79.
[10] 邵必林,史洋博,赵煜.融合注意力机制与 LSTM 的建筑能耗预测模型研究[J].软件导刊,2021,(10):61-67.
[11] 朱振乐,弓建强,张腾腾,等.基于深度学习考虑人员行为的空调负荷预测[J].暖通空调,2024,54(9):62-70.
[12] 陈瑞,曹军.基于卷积神经网络−长短期记忆−注意力机制模型的数据中心冷负荷预测研究[J].制冷技术,2025,45(3):62-68,81.
[13] 陈适铭.基于时段敏感权重组合的 LightGBM 和 LSTM 冷负荷预测方法[J].自动化应用,2024,(20):111-114.
[14] 黄飞虎,赵红磊,弋沛玉,等.一种改进 Transformer 的电力负荷预测方法[J].现代电力,2023,40(1):50-58.
[15] 刘洪笑,向勉,周丙涛,等.基于 Informer 的长序列时间序列电力负荷预测[J].湖北民族大学学报(自然科学版),2021,(3):326-331.
[16] 唐利涛,张智勇,陈俊,等.基于 Autoformer 的电力负荷预测与分析研究[J].华东师范大学学报(自然科学版),2023(5):135-146.
[17] 张帅,刘文霞,唐浩洋,等.一种基于 Transformer 多特征融合的短期负荷预测方法[J].华北电力大学学报(自然科学版),2025(3):68-75,83.
[18] 温茂林,邓汉钧,杨帅,等.基于 MPFA 内嵌物理神经网络的园区空调负荷短期预测[J].电网与清洁能源,2025,41(4):1-11.
[19] 杨澜倩,郭锦敏,田慧丽,等.基于 CNN-LSTM-Selfattention 的园区负荷多尺度预测研究[J].综合智慧能源,2025,47(2):79-87.
[20] 齐天,康琦,王雅群,等.基于 IAMD-ISSA-LSTM 的园区综合能源负荷预测[J].三峡大学学报(自然科学版),2025,47(6):88-96.
[21] 杨亚兰,李晨鑫,秦毓毅,等.基于卷积变分自编码器的日负荷曲线聚类研究[J].现代电力,2023,40(5):770-778.

（上接第 653 页）

[10] 刘铜,张广慧,吕访桐,等.水蓄冷温度分层动态特性模拟[J].工程建设与设计,2011(6):83.
[11] 朱宁,杨波,袁卫星,等.太阳能蓄热水箱的温度分层研究[C].中国可再生能源学会学术年会,2011:902-906.
[12] 王登甲,刘艳峰.太阳能热水采暖蓄热水箱温度分层分析[J].建筑热能通风空调,2010,29(1):16-19.
[13] Liang Z, Peng X, Jiachen M, et al. A low cost seasonal solar soil heat storage system for greenhouse heating: design and pilot study[J]. Applied Energy, 2015,156:213-222.
[14] Julien B, Marx C, Sihem G, Monika W. Proper generalized decomposition for solving coupled heat and moisture transfer[J]. Journal of Building Performance Simulation. 2015,8(5):295-311.
[15] Busser Thomas, Berger Julien, Piot Amandine, et al. Comparison of model numerical predictions of heat and moisture transfer in porous media with experimental observations at material and wall scales: An analysis of recent trends[J]. DRYING TECHNOLOGY, 2019,37(11):1363-1395.
[16] 刁乃仁,刘斯佳,张山.地埋管群换热冷热负荷比和布置形式的影响[J].煤气与热力,2019,39(2):20-24,43.
[17] Manfred Reuss, Wolfgang Schoelkopf. SOLAR DISTRICT HEATING WITH SEASONAL STORAGE IN ATTENKIRCHEN[C]. International Solar Energy Society Solar World Congress, 2003:111-115.
[18] 王子逸.地下跨季节复合储热系统热量传输及其储释热特性研究[D].北京:中国科学院大学(中国科学院工程热物理研究所),2020.
[19] 徐德厚,周学志,徐玉杰,等.新型地下跨季节复合储热系统热量损失机理研究[J].中国电机工程学报, 2021,41(17):5983-5991.