基于模块化 LSTM 的隧道锂离子电池热失控火灾温度预测方法研究

叶荣森 鲁 宁* 唐婷婷 吴笑益 李 强 杜贤坤 羊科宇
重庆科技大学 安全科学与工程学院，重庆 401331

[摘要]针对隧道锂离子电池热失控火灾温度演化非线性强、测点差异明显的问题，提出融合空间注意力、多尺度时序提取、温度分布特征及残差校正的模块化 LSTM 预测方法。基于 1∶20 缩尺隧道平台，在 3 类加热装置与多种通风工况下采集顶棚测点温度数据。结果表明，训练覆盖工况的总体 R^2 为 0.953，MAE 为 1.75℃；在独立测试工况 AT-100-0.4 下，较基础双层 LSTM，模型 MAE 与 RMSE 分别降低 53.64%和 68.61%，R^2 提升至 0.894。模型在低温区预测较准确，高温峰值区误差相对较大，可为隧道火灾温度超前预警提供参考。

[关键词]隧道火灾；锂离子电池；热失控；温度预测；模块化；LSTM
DOI：10.33142/sca.v9i10.20613 中图分类号：TP311.13 文献标识码：A

Research on Temperature Prediction Method for Thermal Runaway Fire of Tunnel Lithium-Ion Batteries Based on Modular LSTM

YE Rongsen, LU Ning *, TANG Tingting, WU Xiaoyi, LI Qiang, DU Xiankun, YANG Keyu
School of Safety Science and Engineering, Chongqing University of Science & Technology, Chongqing, 401331, China

Abstract: A modular LSTM prediction method is proposed to address the issues of strong nonlinear temperature evolution and significant differences in measurement points in tunnel lithium-ion battery thermal runaway fires. The method integrates spatial attention, multi-scale time series extraction, temperature distribution characteristics, and residual correction. Based on a 1:20 scaled tunnel platform, temperature data of roof measurement points were collected under three types of heating devices and various ventilation conditions. The results showed that the overall R^2 of the training coverage conditions was 0.953, and the MAE was 1.75 ℃; Under the independent testing condition AT-100-0.4, compared with the basic double-layer LSTM, the MAE and RMSE of the model decreased by 53.64% and 68.61% respectively, and the R^2 increased to 0.894. The model predicts more accurately in low-temperature areas, but has relatively large errors in high-temperature peak areas, which can provide reference for temperature advance warning of tunnel fires.

Keywords: tunnel fire; lithium-ion battery; thermal runaway; temperature prediction; modularization; LSTM

引言

近年来，锂离子电池因其能量密度高、循环寿命长和输出性能稳定等优点，被广泛应用于新能源汽车、储能系统和物流运输装备中。锂离子电池在机械滥用、热滥用、电滥用或内部缺陷作用下可能发生热失控，进而释放大量热量、可燃气体和有毒烟气，并诱发喷射火焰、爆燃甚至相邻电池连续失控[1-5]。与普通固体可燃物或燃油车辆火灾相比，锂离子电池热失控火灾具有突发性强、温升速率快、火灾发展非线性明显和处置难度高等特点[6-8]。隧道空间具有狭长、半封闭、通风受限和人员疏散路径单一等特征，火灾位置、通风速度、热释放强度以及火源传播速率的变化均会显著影响隧道内部温度分布[9-11]。

人工智能方法为火灾实时预测提供了新的思路。例如，Wu 等人[12]提出了基于 LSTM 与转置卷积神经网络的双智能体深度学习模型，利用顶部温度传感器数据，实现了对瞬态隧道火灾热释放速率、火源位置和二维温度场的 30s 超前预测。Liu 等人[13]通过结合 CFD 模拟与人工智能方法，提出了一种基于 LSTM 和 TCNN 的混合模型，实现了对隧道火灾 60s 后温度场的高精度实时预测，准确率约 97%。Zhang 等人[14]开发了一种基于 LSTM 和 TCNN 的双智能体深度学习模型。研究通过全尺寸试验验证 CFD 模型，实现了对火灾信息、温度场及关键事件提前 30s 的预测。Zhang 等人[15]提出了一种基于 CNN-BiLSTM 的智能火灾定位检测模型。模型在火源定位、最优排烟方案

Copyright © 2026 by authors and Viser Technology Pte. Ltd.

组合及不同热释放率检测等多个任务中 F1 分数均超过 99%。Liu 等人[16]利用 FDS 模拟隧道火灾。研究基于顶棚温度数据，训练并比较了 RNN、LSTM 和 GRU 模型对火灾热释放率的预测性能，RNN 模型在 HRR 预测中表现最佳。贾进章等人[17]通过开展 1∶20 缩尺隧道火灾模型试验，研究 LSTM 模型对数据进行训练和预测，实现了对隧道内温度分布的实时预测。综上所述，LSTM-TCNN、CNN-BiLSTM 等混合架构借 CFD 大数据实现温度场、火源定位及 HRR 秒级预测，奠定隧道火灾实时新解决方式。

现有研究多针对普通车辆火灾或等效火源，针对锂离子电池热失控火灾快速升温、局部突变和传播特征的预测研究仍不充分。本文以缩尺隧道试验数据为基础，构建包含双层 LSTM、空间注意力、多尺度 LSTM、温度变化特征和残差校正的模块化网络，对测点进行多步滚动温度预测，并通过独立工况与基础 LSTM 进行对比。

1 隧道锂离子电池实验

实验采用 1∶20 缩尺直隧道平台，长 10m、宽 0.5m、高 0.25m 如图 1 所示。在主线隧道的入口处安装一台风机采用纵向通风方式。温度测试仪器采用德科技 DAQ970A。热电偶间距 40cm 等距排列在隧道中，并且保持在隧道天花板下方 5cm 处。由于 18650 型磷酸铁锂电池具有耐高温、经济、易于携带且应用广泛的特点，因此本文选取 18650 型磷酸铁锂电池作为实验对象。

设置 3 种加热装置：AT 组使用 200mm×300mm 陶瓷加热板，额定功率 2kW；BT 组采用直径 18mm、长度 65mm 的 300W 加热棒；CT 组采用内径 18mm 的 300W 弹簧加热环。三组加热装置额定电压均为 220V。

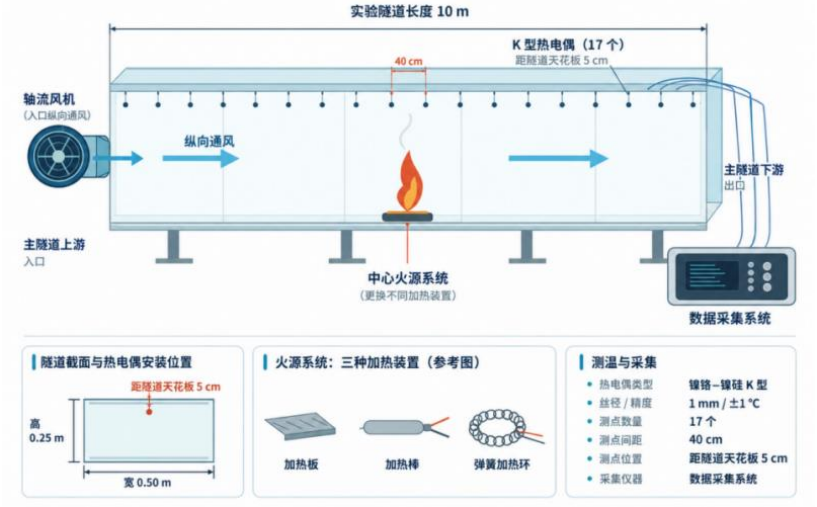


图 1　缩尺隧道火灾实验装置示意图

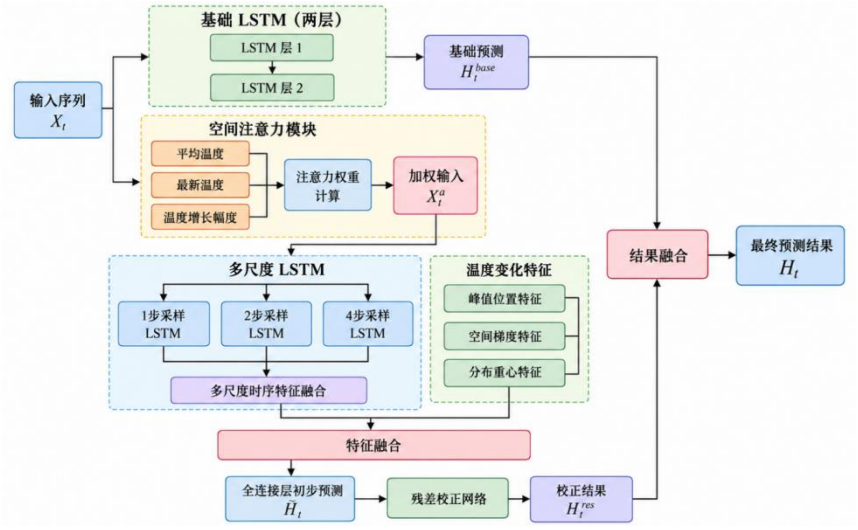


图 2　模型内部的信息传递过程

Copyright © 2026 by authors and Viser Technology Pte. Ltd.

2 多模块融合长短期记忆神经网络

长短期记忆神经网络通过遗忘门、输入门和输出门调节细胞状态，可学习温度序列的时间依赖关系并缓解梯度消失问题，但单一 LSTM 对测点间差异和火灾快速升温特征的刻画能力有限[18]。针对热失控温度变化的阶段性和空间非均匀性，本文建立模块化 LSTM 网络，以双层单向 LSTM 为基础主干，增加空间注意力、多尺度 LSTM、温度变化特征提取及残差校正模块，实现多测点温度联合预测。首先对温度序列标准化并构造滑动窗口，再将历史数据分别送入基础 LSTM 和增强分支。增强分支计算测点注意力权重，以 1、2、4 步的采样间隔提取多尺度特征，同时提取温度重心、峰值位置、升温幅度和空间梯度等统计信息。

如图 2，融合多尺度时序与温度变化特征后，由预测头输出初步温度，再经残差网络校正，并与基础 LSTM 输出结合；可选的末时刻温度跳跃连接用于增强预测稳定性。训练使用 AdamW 优化器，综合温度误差及物理正则项更新网络参数。

2.1 模型建立

2.1.1 基础 LSTM 预测模块

基础预测模块采用两层单向 LSTM，第一层编码测点的同步温度序列，第二层提取深层时序依赖，经 LayerNorm 与线性映射输出未来多个时间步的温度，该分支为模块化网络提供预测基准[18]。

设单组历史输入序列为$X \in \mathbb{R}^{T\times N}$，其中$T$表示历史时间步数，$N$表示温度测点数量。对时刻$t$的输入向量$x_t$，LSTM 单元中的遗忘门、输入门、输出门及候选细胞状态分别表示为[18]：

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}; x_t] + b_f),$$
$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}; x_t] + b_i),$$
$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}; x_t] + b_o),$$
$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}; x_t] + b_c).$$

细胞状态与隐藏状态的更新关系为：

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t, \qquad h_t = o_t \odot \tanh(c_t).$$

式中，σ为 Sigmoid 激活函数，$\odot$表示逐元素乘法。两层 LSTM 处理完成后，提取第二层在最后一个输入时刻的隐藏状态$h_T^{(2)}$，经层归一化（LayerNorm）与线性映射得到基础预测结果：

$$Y_{trunk} = \mathrm{Reshape}\left(W_o^{head}\mathrm{LN}\left(h_T^{(2)}\right) + b_o^{head},\ K, N\right).$$

其中，K为输出预测步数，$Y_{trunk} \in \mathbb{R}^{K\times N}$。在模块化网络中，基础预测结果与后续增强分支的预测结果相加，为模型提供稳定的时序预测基准。代码仅在层数大于 1 时启用 LSTM 层间 Dropout，未采用双向 LSTM 结构。

2.1.2 空间注意力模块

空间注意力模块利用各测点历史温度的统计特征评估重要性，对输入序列按测点加权。对于第n个测点，分别计算历史时间窗口内的平均温度、末时刻温度及首末时刻温差，构成三维特征向量[19-22]：

$$\bar{x}_n = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} x_{t,n}, \qquad \Delta x_n = x_{T,n} - x_{1,n}, \qquad q_n = \left[\bar{x}_n,\ x_{T,n},\ \Delta x_n\right]^T.$$

上述特征依次输入线性层-Tanh 激活-线性层构成的评分网络，生成测点得分e_n，并利用 Softmax 进行归一化：

$$e_n = w_2^T \tanh(W_1 q_n + b_1) + b_2,$$

$$\alpha_n = \frac{\exp(e_n)}{\sum_{j=1}^{N}\exp\left(e_j\right)}, \qquad \sum_{n=1}^{N}\alpha_n = 1.$$

需要指出的是，原始代码在加权前将注意力权重乘以测点总数N，而非直接采用α_n乘以温度值。因此，最终加权序列为：

$$x_{t,n}^{a} = N\alpha_n x_{t,n}, \qquad X^a \in \mathbb{R}^{T\times N}.$$

采用该缩放方式，当各测点权重接近均匀分布时有$N\alpha_n \approx 1$，能够在突出关键测点的同时避免整体输入幅度因 Softmax 归一化而系统性缩小。所得X^a被送入多尺度 LSTM 模块，以提取考虑测点差异的时序特征。

2.1.3 多尺度 LSTM 特征提取模块

设置三个独立单层 LSTM 分支，分别按 1、2、4 步采样编码加权温度序列[23]。该结构属于多分辨率并行时序建模。

设加权输入为X^a，三个子序列及其末时刻隐藏状态可写为：

$$h_1 = \mathrm{LSTM}_1(X^a[::1]),$$
$$h_2 = \mathrm{LSTM}_2(X^a[::2]),$$
$$h_4 = \mathrm{LSTM}_4(X^a[::4]).$$

其中，$X^a[::s]$表示沿时间维度每隔s步抽取一次数据。三个分支具有独立的参数，分支隐藏层维度均为$H_b = \max(\lfloor H/2 \rfloor, 8)$，$H$为模型设置的主隐藏层维度。细尺度分支保留了较完整的时间变化细节，中尺度和粗尺度分支分别用于从稀疏采样序列中提取不同时间分辨率的变化特征。将三个分支的末时刻隐藏向量进行结合，并依次进行线性映射、ReLU 激活、Dropout 与 LayerNorm 处理，得到时序融合特征：

Copyright © 2026 by authors and Viser Technology Pte. Ltd.

$$F_{time} = LN\left[Dropout\left(ReLU(W_p[h_1; h_2; h_4] + b_p)\right)\right].$$

其中，$F_{time} \in \mathbb{R}^H$。上述结构利用多时间分辨率采样增强不同阶段温度变化规律的表达，并将结果传递至后续特征融合模块。

2.1.4 温度变化特征提取模块

温度变化特征模块读取未经注意力加权的历史温度，提取重心及位移、峰值位置、整体与近期升温幅度、空间梯度等 6 维统计量，与多尺度 LSTM 并行处理。

首先，将测点序号线性映射至区间[0,1]，定义$p_n = (n-1)/(N-1)$。对每一时刻的各测点输入值进行 Softmax 归一化，计算沿测点轴的温度加权重心[23,24]：

$$w_{t,n} = \frac{\exp(x_{t,n})}{\sum_{j=1}^{N}\exp(x_{t,j})}, \qquad c_t = \sum_{n=1}^{N} w_{t,n}\, p_n.$$

随后，构建由六个统计量组成的特征向量：

$$f_1 = c_T,$$

$$f_2 = c_T - c_1,$$

$$f_3 = \frac{\operatorname{argmax}_n x_{T,n} - 1}{N-1},$$

$$f_4 = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x_{T,n} - x_{1,n}),$$

$$f_5 = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(x_{T,n} - x_{\max(1,T-4),n}),$$

$$f_6 = \frac{1}{N-1}\sum_{n=1}^{N-1}|x_{T,n+1} - x_{T,n}| + 0.01\max_n(x_{T,n}).$$

式中，f_1和f_2分别描述温度重心的当前空间位置与窗口内偏移，f_3表示末时刻峰值测点的相对位置，f_4、f_5刻画整体和近期升温幅度，f_6由平均相邻测点温差与峰值温度修正项共同构成。对六维向量进行线性映射、ReLU 激活和 LayerNorm 处理，可得：

$$F_{motion} = LN[ReLU(W_m[f_1, \ldots, f_6]^T + b_m)].$$

2.1.5 融合预测及残差校正模块

为综合利用时间依赖特征与温度空间分布变化特征，设置特征融合与残差校正模块。首先，将多尺度 LSTM 输出的F_{time}与温度变化特征F_{motion}在特征维度拼接，构成联合表征向量[24]：

$$z = [F_{time}; F_{motion}] \in \mathbb{R}^{H+M}.$$

联合特征首先进入初步预测网络（base_head），经线性层—ReLU—Dropout—线性层计算得到长度为 KN 的预测向量 y_{coarse}；再将该预测向量与联合特征结合，送入结构相似的残差校正网络（correction_head），输出针对初步预测的修正量：

$$y_{coarse} = MLP_{base}(z),$$

$$\delta = \beta\, MLP_{corr}([z; y_{coarse}]).$$

其中，β为可训练的残差缩放参数，代码中初始值设为0.1；两条预测头的末层线性权重及偏置采用零初始化。将初步预测和残差修正量重整为$K \times N$的二维预测矩阵，再与基础 LSTM 主干预测结果相加：

$$Y_{sum} = Reshape(y_{coarse} + \delta, K, N) + Y_{trunk}.$$

实际的模块化模型可通过参数 use_persistence_skip 启用历史末时刻温度的持久性跳跃连接。启用时，将最后一个输入时间步的测点温度沿预测步维度复制得到X_{last}，最终输出为：

$$\hat{Y} = 0.8Y_{sum} + 0.2X_{last}, \qquad \hat{Y} \in \mathbb{R}^{K\times N}.$$

2.2 模型评估

采用平均绝对误差、均方根误差以及决定系数衡量预测性能。设测试集中展开后的真实温度序列为y_i，预测值为$\hat{y}_i$，评价元素总数为M，则各指标如下，如：

（1）平均绝对误差（MAE）

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

MAE 表示预测结果与真实值之间的平均绝对偏差，其值越小，表明模型整体预测误差越小。

（2）均方根误差（RMSE）

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

RMSE 对较大的预测误差更敏感，能够反映模型在温度快速变化或局部预测偏差较大时的误差水平，其值越小，说明整体预测性能越好。

（3）决定系数（R^2）

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

式中，$\bar{y}$为测试集真实目标值的总体均值。R^2越接近1，说明预测结果对真实温度变化的拟合程度越高。

3 预测结果与分析

3.1 温度预测结果

为检验各测点的拟合情况，选取 CT-75-0、AT-75-0.2 及 BT-75-0.2 三组实验，比较测点的实测与预测温度散点，

Copyright © 2026 by authors and Viser Technology Pte. Ltd.

见图 3。三组工况的总体 R^2 为 0.953，MAE 为 1.75℃，RMSE 为 3.14℃；各测点 R^2 为 0.879～0.985，表明精度随位置变化。低温测点 13～15 的 R^2 分别为 0.979、0.980、0.985，MAE 分别为 0.76、0.62、0.48℃。高温测点 7、8 的最高实测温度分别为 148.99、199.11℃，R^2 分别为 0.912、0.880，MAE 增至 4.56、6.40℃，散点离散程度明显增加。

总体而言，该预测结果表现出较好的温度拟合趋势，但高温区域的预测偏差相对较大，后续模型研究应重点关注快速升温阶段及峰值温度附近的预测精度。

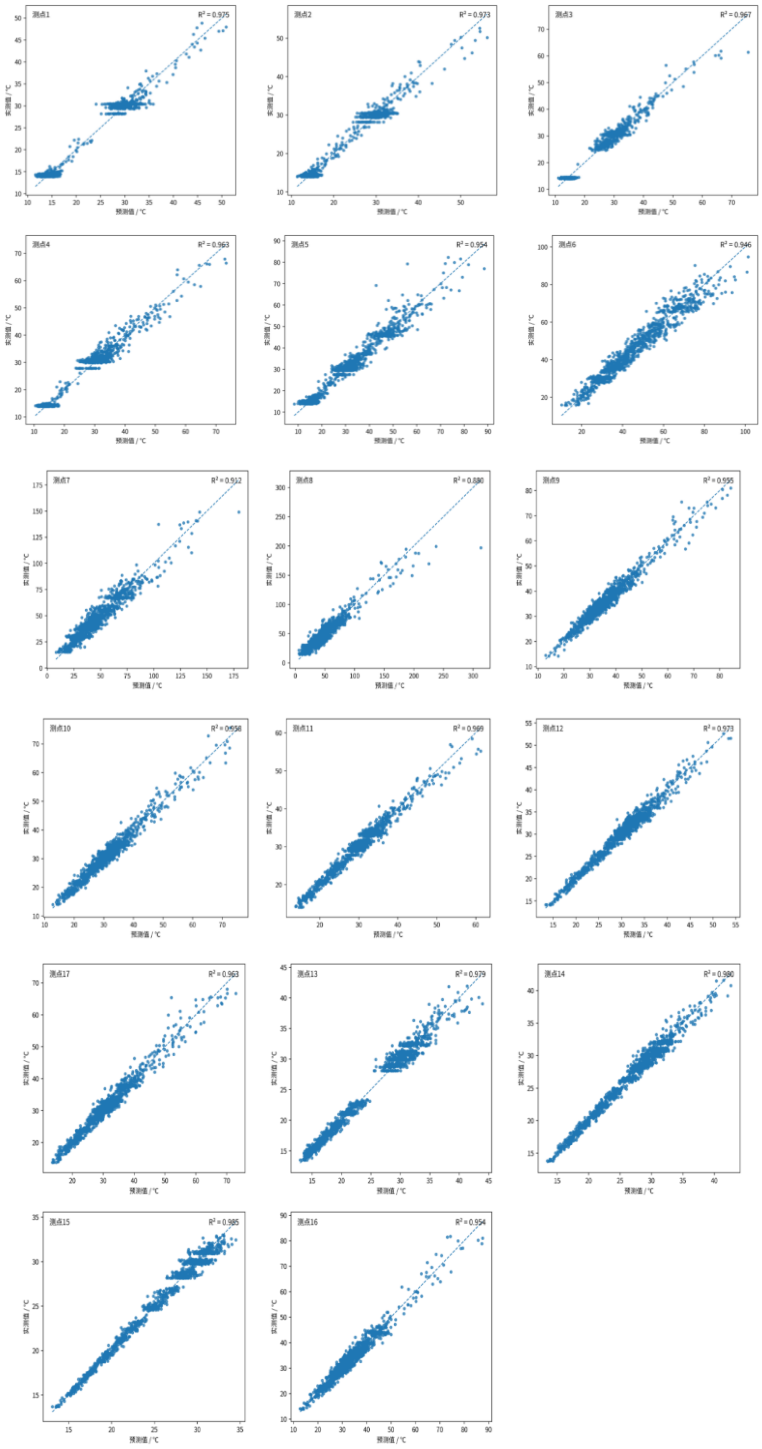


图 3　实测值-预测值散点

Copyright © 2026 by authors and Viser Technology Pte. Ltd.

3.2 模型对比

为比较模型性能，将 AT-100-0.4 工况完整留作独立测试，其余工况用于训练。基础双层 LSTM 与模块化 LSTM 采用相同的通道原始数据、训练集标准化参数、滑动窗口、预测跨度、隐藏维度 64 和 Dropout 0.1，均训练 30 轮，且不进行两模型混合加权。

实时滚动预测使用 30 步历史窗口，间隔 15 步后预测未来 10 步，每次滑动 1 条记录；重叠窗口对同一时刻的预测取平均，再反标准化与实测值比较。评价覆盖第 46～600 条记录，共 555 个时刻，结果列于表 1。

表 1　基础 LSTM 与模块化 LSTM 对比

模型	MAE（℃）	RMSE（℃）	R^2
基础 LSTM	3.324	9.522	0.674
模块化 LSTM	1.541	2.989	0.894

表 1 显示：基础 LSTM 的 MAE、RMSE 与 R^2 分别为 3.324℃、9.522℃和 0.674；模块化 LSTM 分别为 1.541℃、2.989℃和 0.894。相较基础模型，MAE、RMSE 分别下降 53.64%、68.61%，R^2 提高 0.220。

从评价指标的变化可以看出，模块化 LSTM 在降低整体预测偏差的同时，对较大预测误差的控制也有所改善，这与模型引入的空间注意力机制、多尺度时序特征提取及残差校正模块有关。LSTM 模块能够综合利用不同测点之间的空间关联信息和温度变化的时序特征，从而增强模型对复杂温度变化规律的表征能力。

综合而言，多尺度特征和空间注意力有助于部分测点的温度趋势学习，但其改进效果受测点范围和高温峰值分布影响较大，并且模块化 LSTM 模型 R^2 为 0.894，在 R^2 的拟合上不算高，该模型在普适性上有一定局限。现有结果只支持 AT-100-0.4 这一未参与训练的工况；要验证算法普适性，仍需增加不同电量、风速及火灾类别的独立工况交叉验证，并检查预测偏差、误差方差及推理效率。

4 结论

本文围绕隧道环境下锂离子电池热失控火灾温度预测问题，开展缩尺模型试验与深度学习预测方法研究，构建了融合多模块增强的 LSTM 温度预测模型，通过多组工况数据验证了模型性能，得到以下主要结论：

（1）构建的模块化 LSTM 模型对隧道电池火灾温度具有良好的预测性能，训练覆盖工况下整体决定系数 R^2 达 0.953，平均绝对误差为 1.75 ℃；在未参与训练的独立测试工况下，相较于基础双层 LSTM，模型平均绝对误差、均方根误差分别降低 53.64%和 68.61%，R^2 提升至 0.894，空间注意力、多尺度时序特征与残差校正的组合设计有效提升了模型泛化能力。

（2）模型预测精度存在显著空间差异性，远离火源的低温下游测点拟合精度优异，火源附近高温峰值区预测误差明显增大；当前模型工况普适性仍存在局限，后续可扩充多荷电状态、多通风模式的火灾数据集，引入物理一致性约束优化损失函数，重点强化热失控骤升阶段预测能力，推动方法向工程现场落地应用。

基金项目：重庆科技大学硕士研究生创新计划项目（YKJCX2520813）。

[参考文献]

[1]Feng X, Ouyang M, Liu X, et al. Thermal runaway mechanism of lithium ion battery for electric vehicles: A review[J].Energy Storage Materials,2018(10):246-267.

[2]张亚军,王贺武,冯旭宁,等.动力锂离子电池热失控燃烧特性研究进展[J].机械工程学报,2019,55(20):17-27.

[3]Larsson F, Andersson P, Blomqvist P, et al. Toxic fluoride gas emissions from lithium-ion battery fires[J].Scientific Reports,2017(7):10018.

[4]Larsson F, Andersson P, Blomqvist P, et al. Characteristics of lithium-ion batteries during fire tests[J].Journal of Power Sources,2014(271):414-420.

[5]Liu P, Liu C, Yang K, et al. Thermal runaway and fire behaviors of lithium iron phosphate battery induced by over heating[J]. Journal of Energy Storage,2020(31):101714.

[6]Liu P, Li Y, Mao B, et al. Experimental study on thermal runaway and fire behaviors of large format lithium iron phosphate battery[J]. Applied Thermal Engineering,2021(192):116949.

[7]Liu X, Wu Z, Stoliarov S I, et al. Heat release during thermally-induced failure of a lithium ion battery: Impact of cathode composition[J].Fire Safety Journal,2016(85):10-22.

[8]Fu Y, Lu S, Li K, et al. An experimental study on burning behaviors of 18650 lithium ion batteries using a cone calorimeter[J]. Journal of Power Sources,2015(273):216-222.

[9]何春汕,王子阳,姚斌.不同放电功率下的储能用磷酸铁锂电池热失控特性实验研究[J].储能科学与技术,2024,13(3):981-989.

[10]Hu L H, Huo R, Chow W K. Studies on buoyancy-driven back-layering flow in tunnel fires[J].Experimental Thermal and Fluid Science,2008,32(8):1468-1483.

Copyright © 2026 by authors and Viser Technology Pte. Ltd.

[11]Ingason H, Li Y Z, Lönnermark A. Tunnel Fire Dynamics[M].2nd ed. Cham: Springer,2024.
[12]WU X Q, ZHANG X N, HUANG X Y, et al. A real-time forecast of tunnel fire based on numerical database and artificial intelligence[J].Building Simulation,2021,15(3): 511-524.
[13]LIU Y H, YE Z C, CAO Z Y, et al. A dual-module TCNN–LSTM model with self-attention for predicting tunnel fires under mobile ventilation control[J].Applied Thermal Engineering,2026(287):129439.
[14]ZHANG X N, WU X Q, HUANG X Y. Smart real-time forecast of transient tunnel fires by a dual-agent deep learning model[J].Tunnelling and Underground Space Technology,2022(129):104631.
[15]Zhen Z ,Liang W ,Songlin L , et al.Intelligent fire location detection approach for extrawide immersed tunnels[J].Expert Systems With Applications,2024(239): 15-20.
[16]LIU W, LI T N, SHI C L, et al. Prediction of HRR in tunnel fires under different tunnel inclinations and ambient pressure conditions based on recurrent neural networks[J]. Tunnelling and Underground Space Technology,2026(158): 107371.
[17]贾进章,陈佳琦,陈怡诺.长短期记忆网络在隧道火灾实时致灾态势预测中应用研究[J].安全与环境学报,2025,25(4):1298-1309.
[18]HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation,1997,9(8):1735-1780.
[19]Li Y Z, Ingason H. The maximum ceiling gas temperature in a large tunnel fire[J]. Fire Safety Journal, 2012(48):38-48.
[20]Hu P, Zhang Z, Zhang X, et al. An experimental study on the transition velocity and smoke back-layering length induced by carriage fire in a ventilated tunnel[J].Tunnelling and Underground Space Technology,2020(106):103609.
[21]SHIH S Y, SUN F K, LEE H Y. Temporal pattern attention for multivariate time series forecasting[J].Machine Learning,2019,108(8):1421-1441.
[22]HYNDMAN R J, KOEHLER A B. Another look at measures of forecast accuracy[J]. International Journal of Forecasting,2006,22(4):679-688.
[23]ROBERTS D R, BAHN V, CIUTI S, et al. Cross-validation strategies for data with temporal, spatial, hierarchical, or phylogenetic structure[J]. Ecography,2017, 40(8):913-929.
[24]BERGMEIR C, HYNDMAN R J, KOO B. A note on the validity of cross-validation for evaluating autoregressive time series prediction[J].Computational Statistics & Data Analysis,2018(120):70-83.

作者简介：叶荣森，男，汉族，在读硕士研究生。研究方向为隧道火灾；*通信作者：鲁宁，男，汉族，博士，教授，硕士生导师，研究方向为消防安全。

Copyright © 2026 by authors and Viser Technology Pte. Ltd.