基于充电过程数据的电动汽车充电故障早期预警方法

郑旭桐　郑国

（国网辽宁省电力有限公司沈阳供电公司，沈阳 110000）

【摘要】针对新能源电动汽车车型差异大、车载数据隐私受限导致故障预警普适性不足，以及时序数据特征挖掘不充分的问题，提出一种基于电网侧充电过程数据的混合深度学习故障预警模型。首先，利用充电桩侧易于采集且不依赖特定车型的电压、电流等通用时序数据，通过Transformer的自注意力机制提取全局时序依赖关系，捕捉电池、电机等关键部件的长程关联特征；其次，利用双向长短期记忆（BiLSTM）网络对局部时序特征进行双向建模，增强故障征兆的上下文表征能力；最后，通过支持向量机（SVM）对融合特征进行模式分类，实现早期故障的精准预警。通过注意力权重可视化分析验证了模型对电压异常、温度梯度突变等故障敏感特征的有效聚焦，结果表明，该方法依托充电过程实现了“即充即检”的无感化故障诊断。

关键词：Transformer-BiLSTM-SVM　电动汽车　故障预警　神经网络

中图分类号：U469.72；TP277　　**文献标志码：**A　　**DOI：** 10.20104/j.cnki.1674-6546.20260134

An Early Warning Method for Electric Vehicle Charging Faults Based on Charging Process Data

Zheng Xutong, Zheng Guo

(State Grid Liaoning Electric Power Co., Ltd. Shenyang Power Supply Company, Shenyang 110000)

【Abstract】To address the limited generalizability of electric-vehicle fault warning caused by large differences among vehicle models, restricted access to on-board private data and insufficient extraction of temporal features, the paper proposes a hybrid deep-learning fault-warning model based on grid-side charging-process data. First, model-independent voltage, current and other time-series data readily collected at charging piles are processed by the Transformer self-attention mechanism to capture global temporal dependencies and long-range correlations among key components such as batteries and motors. Scecond, a Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) network models local temporal features in both directions to enhance the contextual representation of fault signatures. Finally, a Support Vector Machine (SVM) classifies the fused features to warn of fault levels during charging. Visualization of attention weights confirms that the model focuses effectively on fault-sensitive features such as voltage anomalies and abrupt temperature-gradient changes. The results show that the method enables unobtrusive “inspection while charging” fault warning using the charging process.

Key words: Transformer-BiLSTM-SVM, Electric vehicle, Fault warning, Neural network

【引用格式】郑旭桐, 郑国. 基于充电过程数据的电动汽车充电故障早期预警方法[J]. 汽车工程师, 2026(9): 36-42.

ZHENG X T, ZHENG G. An Early Warning Method for Electric Vehicle Charging Faults Based on Charging Process Data[J]. Automotive Engineer, 2026(9): 36-42.

1　前言

电动汽车的动力系统在运行过程中面临多重故障风险，如电池热失控、电机绕组短路、荷电状态（State of Charge，SOC）估算偏差等。及时准确的故障预警对保障行车安全、延长使用寿命及提升用户体验至关重要。传统的基于规则库或阈值比较的故障诊断方法依赖人工经验，难以适

应电动汽车系统的非线性、时变性与多模态特性。

早期研究多依赖电池等效电路模型或电化学模型实现故障监测。例如，文献[1]构建了二阶RC等效电路模型，通过在线估计电池SOC与开路电压，结合控制器局域网（Controller Area Network，CAN）总线实时监测数据，对比模型预测值与实测值的偏差以识别充电故障。文献[2]通过构建热电耦合电池模型，利用扩展卡尔曼滤波算法实现SOC的精确估计，并采用深度确定性策略梯度算法优化了充电策略。随着传感器技术的进步，深度学习模型逐渐成为研究热点。文献[3]提出了一种自适应深度信念网络（Adaptive Deep Belief Network，ADBN），通过Nadam（Nesterov-accelerated adaptive moment estimation）优化算法动态调整学习率，结合皮尔逊相关系数判别预测值与实测值的相关性。该方法在充电电压与电流故障预警中取得了98.61%的准确率，显著优于传统反向传播（Back Propagation，BP）神经网络。然而，深度信念网络（Deep Belief Network，DBN）的逐层训练机制可能导致长距离依赖信息丢失，且分类阶段依赖单一神经网络，对噪声数据的鲁棒性不足。类似地，文献[4]采用双向长短期记忆（Bidirectional Long Short-Term Memory，BiLSTM）网络捕捉双向时序特征，在空气质量预测中展现出良好的性能，但在电动汽车故障预警场景中，BiLSTM网络的梯度消失问题限制了其对长期历史数据的利用能力。为提升模型对复杂数据的处理能力，部分研究尝试将多种算法相结合。例如，文献[5]将经验模态分解（Empirical Mode Decomposition，EMD）与Transformer-BiLSTM相结合，通过分解多尺度信号并利用Transformer的全局依赖捕捉能力，实现了空气质量的高精度预测。文献[6]通过将时序卷积网络与Transformer相融合对电池健康状态进行预测。此外，现有多模型融合方法多采用简单加权或拼接策略，缺乏对数据深层关联性的有效挖掘。

针对上述问题，本文提出一种基于充电过程数据的混合模型，通过层次化特征提取与自适应分类策略提升故障预警性能，并且引入支持向量机（Support Vector Machine，SVM）作为分类器，利用其在小样本和高维数据中的优势，通过软间隔最大化原理平衡分类精度与鲁棒性。

2 Transformer-BiLSTM-SVM故障预警模型构建

本文提出Transformer-BiLSTM-SVM模型，通过将Transformer的长距离依赖捕捉能力、BiLSTM的序列上下文建模优势以及SVM的小样本分类性能相结合，构建了层次化的特征处理与分类框架。

2.1 Transformer

Transformer的核心理论源于自注意力机制（Self-Attention Mechanism），其通过计算序列中任意两个位置间的关联权重，动态捕捉长程依赖关系。对于给定序列$\boldsymbol{X}\in\mathbf{R}^{T\times d}$（$T$为时间步数，$d$为特征维度），自注意力过程可表示为：

$$Attention(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=softmax\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V} \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$分别为查询矩阵、键矩阵和值矩阵，由输入矩阵$\boldsymbol{X}$经线性变换得到；$softmax(\ )$为归一化指数函数，用于将缩放后的注意力得分转换为权重；d_k为缩放因子，可避免梯度消失。

在电动汽车的故障预警场景中，传感器数据（如电池电压、温度、电流）具有强时序性和多维度耦合特性。传统循环神经网络（Recurrent Neural Network，RNN）模型因梯度消失问题难以实现长序列建模，而Transformer可通过多头注意力（Multi-Head Attention）并行提取不同子空间的全局特征。此外，位置编码（Positional Encoding）为序列注入时序信息，弥补了注意力机制对位置不敏感的缺陷。通过堆叠多层编码器，模型能够逐层抽象出电池健康状态的深层模式，例如热失控前的电压缓降与温度骤升的协同演变规律。

2.2 BiLSTM

BiLSTM通过前向与后向2个长短期记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）层分别捕捉历史与未来上下文信息，弥补单向模型对逆向因果关系的忽略。用LSTM( )表示LSTM层各单元的状态更新函数，设t时刻的输入特征向量为$\boldsymbol{x}_t$，对于t时刻的隐藏状态向量$\boldsymbol{h}_t$，BiLSTM的输出为前向$\boldsymbol{h}_t^{\mathrm{f}}=\mathrm{LSTM}\left(\boldsymbol{x}_t,\boldsymbol{h}_{t-1}^{\mathrm{f}}\right)$与后向$\boldsymbol{h}_t^{\mathrm{b}}=\mathrm{LSTM}\left(\boldsymbol{x}_t,\boldsymbol{h}_{t+1}^{\mathrm{b}}\right)$的拼接：

$$\boldsymbol{h}_t=\left[\boldsymbol{h}_t^{\mathrm{f}};\boldsymbol{h}_t^{\mathrm{b}}\right] \tag{2}$$

在故障预警任务中，电池状态的局部突变往往与前、后数秒内的操作强相关。BiLSTM通过门控机制动态调节记忆单元的信息流，遗忘门$\boldsymbol{f}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_f\cdot$

$[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_f$)可抑制无关噪声，输入门 $\boldsymbol{i}_t=\sigma(\boldsymbol{W}_i\cdot[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]+\boldsymbol{b}_i)$筛选关键特征，其中，$\boldsymbol{W}_f$、$\boldsymbol{b}_f$分别为遗忘门的权重矩阵、偏置向量，$\boldsymbol{W}_i$、$\boldsymbol{b}_i$分别为输入门的权重矩阵、偏置向量。与Transformer的全局视角不同，BiLSTM更擅长建模局部时序动态，如短时温度波动的传播路径或电流尖峰的瞬时影响。BiLSTM通过前向和后向2个LSTM网络同时处理序列信息，能够同时捕捉过去和未来的上下文依赖。LSTM的门控机制有效解决了传统RNN的梯度消失问题，使其能够处理较长的依赖关系。每个LSTM单元的状态更新方程为：

$$\begin{cases}\boldsymbol{i}_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_{xi}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{W}_{hi}\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{b}_i\right)\\ \boldsymbol{f}_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_{xf}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{W}_{hf}\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{b}_f\right)\\ \boldsymbol{g}_t=\tanh\left(\boldsymbol{W}_{xg}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{W}_{hg}\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{b}_g\right)\\ \boldsymbol{o}_t=\sigma\left(\boldsymbol{W}_{xo}\boldsymbol{x}_t+\boldsymbol{W}_{ho}\boldsymbol{h}_{t-1}+\boldsymbol{b}_o\right)\\ \boldsymbol{c}_t=\boldsymbol{f}_t\odot\boldsymbol{c}_{t-1}+\boldsymbol{i}_t\odot\boldsymbol{g}_t\\ \boldsymbol{h}_t=\boldsymbol{o}_t\odot\tanh\left(\boldsymbol{c}_t\right)\end{cases}\tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{i}_t$、$\boldsymbol{f}_t$、$\boldsymbol{o}_t$分别为t时刻输入门、遗忘门、输出门的激活值，$\boldsymbol{g}_t$为候选细胞状态向量，$\boldsymbol{c}_t$为细胞状态向量，$\boldsymbol{W}_{xq}$、$\boldsymbol{W}_{hq}$($q\in\{i,f,g,o\}$)为权重矩阵，$\boldsymbol{b}_q$为偏置向量，σ为S型(Sigmoid)函数，$\odot$表示阿达马(Hadamard)乘积。

双向结构将前向和后向的隐状态拼接后作为输出，从而增强对上下文语义的捕捉能力。

2.3 SVM

顶层分类模块采用SVM，SVM通过寻找最大间隔超平面实现最优分类决策，其核心思想是最大化类别间的几何间隔。对于线性可分问题，SVM的优化目标可表示为：

$$\begin{aligned}&\min_{\boldsymbol{w},b}\frac{1}{2}\|\boldsymbol{w}\|_2\\&\text{s.t. }y_i\left(\boldsymbol{w}^{\mathrm{T}}\phi\left(\boldsymbol{x}_i\right)+b\right)\geqslant 1,i=1,\cdots,n\end{aligned}\tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{w}$为超平面法向量，b为偏置项，$\boldsymbol{x}_i$为第i个输入特征向量，$y_i\in\{-1,1\}$为第i个输入的类别标签，$\phi(\boldsymbol{x}_i)$为特征映射函数，n为样本数，$\|\cdot\|_2$为二范数。

当数据非线性可分时，引入核函数(如径向基函数(Radial Basis Function，RBF)核、多项式核)将输入空间映射到高维特征空间，从而实现非线性分类。

2.4 Transformer-BiLSTM-SVM

Transformer-BiLSTM-SVM的融合机制分为特征级融合阶段和决策级优化阶段。在特征提取阶段，传感器原始数据首先输入Transformer编码器，通过多头注意力与残差连接生成全局特征$\boldsymbol{H}_g\in\mathbf{R}^{T\times d_h}$；随后，$\boldsymbol{H}_g$被输入BiLSTM网络，输出融合局部上下文信息的特征$\boldsymbol{H}_l\in\mathbf{R}^{T\times 2d_h}$；最终，通过时间维度平均池化得到样本级特征向量$\boldsymbol{h}_f\in\mathbf{R}^{2d_h}$。在分类阶段，$\boldsymbol{h}_f$作为SVM的输入，通过核函数映射后完成故障模式判别。其中，d_h为单向LSTM隐藏状态维度。

3 充电过程数据预处理与异常检测

本文使用的动力电池数据来自实际车辆充电记录，包含电压、温度等多种数据。针对车辆数据的时序连续性，在聚类阶段引入时间滑动窗口，确保同一簇内数据具有相近的时间演化模式，从而提升局部异常检测的上下文感知能力。经数据预处理和滑动窗口构造后，各类别的有效样本数量及训练集、测试集划分情况如表1所示。

表1 数据集样本分布

类别	有效样本/组	训练集/组	测试集/组	占比/%
1级故障	700	490	210	15.14
2级故障	517	362	155	11.18
3级故障	307	215	92	6.64
无故障	3 101	2 170	931	67.04
合计	4 625	3 237	1 388	100.00

为提高数据资料的可重复性，本文针对样本构成和数据标注开展了以下工作：原始数据来自辽宁省某区域公共充电站电网侧充电记录，采集周期为1 s，每条记录包含总电压、总电流、电池SOC、电池单体最高/最低电压、电池单体最高/最低温度、充电功率、充电时长及充电桩告警状态等字段；经缺失值剔除、异常点清洗和标准化后，以60 s为观测窗口、10 s为滑动步长形成样本数据，最终得到有效窗口样本4 625组；为避免同一充电事件的信息泄漏，训练集和测试集按充电事件分组后划分，比例为7∶3。

故障等级标签由充电桩告警记录、电池管理系统(Battery Management System，BMS)上报故障码和运维闭环工单共同确定；对存在争议的样本，由两名运维专家复核后取一致标签。标注时按照安全风险和干预强度划分为4个类别，具体标准如表2所示。

表2　故障等级定义及标注依据

标签	类别	定义标准与标注依据
4	无故障	观测窗口内无充电桩/BMS告警，电压、电流、SOC和温度曲线处于正常运行区间，且无对应运维工单
1	1级故障	早期或轻微异常，表现为电池单体压差、温升速率、充电电流波动等指标触及预警阈值，充电过程未中断，标注为需持续观察
2	2级故障	异常连续出现在2个及以上滑动窗口，或充电桩/BMS上报一般故障码并触发限制功率、人工复核等处置措施
3	3级故障	严重安全风险，包含温度越限、绝缘异常、电池单体电压急剧下降、紧急停机等告警，或对应工单判定为需立即检修

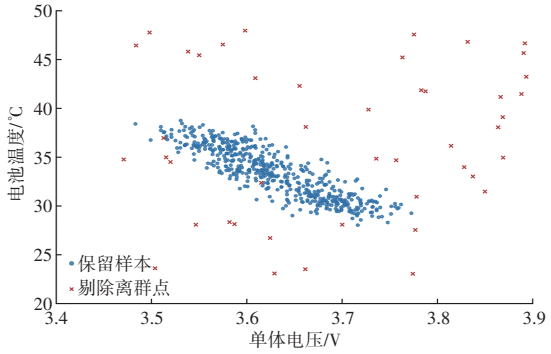
3.1　基于孤立森林的全局异常数据剔除

孤立森林是一种基于树结构的无监督异常检测算法，通过随机划分特征空间快速识别易于隔离的样本，异常数据在特征空间中分布稀疏，能够通过较少的随机划分步骤被隔离。与基于密度或距离的异常检测方法不同，孤立森林通过构建多棵随机二叉树（iTrees）来量化数据点的异常得分。样本的异常得分定义为该样本在所有随机二叉树中的平均路径长度，路径越短，异常概率越高。样本$\boldsymbol{x}$的异常得分计算公式为：

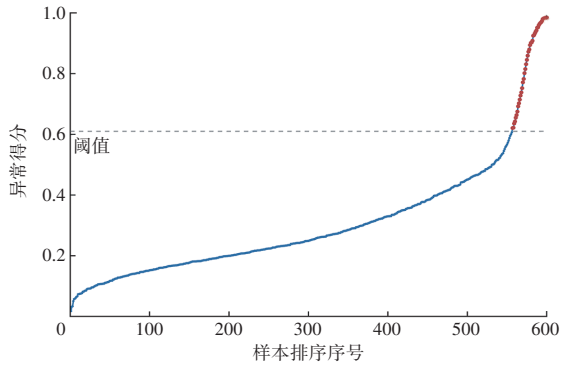
$$s(\boldsymbol{x},\psi)=2^{-\frac{E(h(\boldsymbol{x}))}{c(\psi)}} \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{x}$为样本特征向量；$h(\boldsymbol{x})$为样本在单棵孤立树中的路径长度；$E(\ )$为期望算子；ψ为构建单棵孤立树时随机抽取的样本数；$c(\psi)$为二叉搜索树平均路径长度，用于归一化。

孤立森林在每个树节点随机选取一个特征，并在该特征的取值范围内随机确定切分点，对当前节点中的样本进行递归划分。该方法适合处理包含电压、温度和电流等多传感器特征的高维时序数据，可快速识别传感器失效、环境干扰等全局异常。图1给出了孤立森林清洗前、后的数据分布及异常得分情况。



（a）清洗前特征投影



（b）孤立森林异常得分

图1　基于孤立森林的离群数据清洗

3.2　基于谱聚类的局部异常检测

谱聚类是一种基于图论和谱图划分的无监督学习方法，其核心思想是通过数据样本间的相似性关系构建图结构，并利用图的谱性质实现聚类。与传统基于距离或密度的聚类方法不同，谱聚类擅长处理非凸分布、复杂流形结构的数据，特别适合电动汽车多传感器时序数据处理等高维稀疏场景。谱聚类的第一步是将数据转化为图结构。给定数据集$\boldsymbol{X}=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$，每个样本$x_i$对应图中的一个节点，节点间的连接强度由相似性度量定义，通过高斯核函数计算样本对间的相似性：

$$W_{ij}=\exp\left(-\frac{\left(\boldsymbol{x}_i-\boldsymbol{x}_j\right)^2}{2\omega^2}\right) \tag{6}$$

式中：W_{ij}为相似性矩阵$\boldsymbol{W}$的第(i,j)个元素，表示样本$\boldsymbol{x}_i$与$\boldsymbol{x}_j$之间的标量相似度；$\boldsymbol{x}_i$、$\boldsymbol{x}_j$分别为第i、j个样本特征向量；ω为带宽参数，用于控制邻域的局部性。

由式(6)可知，$0<W_{ij}\leqslant 1$，当W_{ij}接近1时，$\boldsymbol{x}_i$与$\boldsymbol{x}_j$高度相似，W_{ij}接近0时，二者差异显著。在电动汽车故障数据中，相似性矩阵可捕捉电池电压曲线、温度时序的形态相似性，或电机转速与转矩的动态关联模式。

拉普拉斯矩阵是图结构的数学表示，其性质直接决定聚类效果。本文采用随机游走归一化拉普拉斯矩阵：

$$\boldsymbol{L}_{\mathrm{rw}}=\boldsymbol{D}^{-1}\boldsymbol{L}=\boldsymbol{I}-\boldsymbol{D}^{-1}\boldsymbol{W} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{D}$为度矩阵，$\boldsymbol{L}=\boldsymbol{D}-\boldsymbol{W}$为未归一化拉普拉斯矩阵，$\boldsymbol{I}$为单位矩阵。

对拉普拉斯矩阵进行特征分解，选择前k个最小的非零特征值对应的特征向量，构成低维嵌入空间。设$\boldsymbol{L}_{\mathrm{rw}}$的前$k$个特征值为$\lambda_1\leqslant\lambda_2\leqslant\cdots\leqslant\lambda_k$，对应特征向量为$v_1,v_2,\cdots,v_k$，将原始数据映射到由这些特征向量构成的低维空间：

$$\boldsymbol{Y}=\left[\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\cdots,\boldsymbol{v}_k\right]\in\mathbf{R}^{n\times k} \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{Y}$为谱嵌入矩阵，k为聚类簇数。

通过拉普拉斯矩阵的特征向量将高维数据投影到反映图连通性的低维空间，使得同一簇内的样本在低维空间中紧密聚集，不同簇间距离增大。谱聚类等价于最小化图划分的归一化割，以实现簇间连接弱、簇内连接强的平衡划分：

$$\boldsymbol{C}_{\mathrm{cut}}\left(C_1,\cdots,C_k\right)=\sum_{r=1}^{k}\frac{\boldsymbol{C}_{\mathrm{cut}}\left(C_r,\bar{C}_r\right)}{\boldsymbol{V}_{\mathrm{vol}}\left(C_r\right)} \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{C}_{\mathrm{cut}}\left(C_r,\bar{C}_r\right)=\sum_{p\in C_r,q\in\bar{C}_r}W_{pq}$为簇$C_r$与其补集$\bar{C}_r$之间连接强度；$\boldsymbol{V}_{\mathrm{vol}}\left(C_r\right)=\sum_{p\in C_r}D_{pp}$为簇$C_r$内所有节点的度数之和；$D_{pp}$为度矩阵$\boldsymbol{D}$的第$p$个对角元素，表示节点$p$的度。

谱聚类通过图论与谱分析将复杂数据映射到低维可分空间，为电动汽车的多源异构数据提供了鲁棒的聚类框架。其理论核心在于利用拉普拉斯矩阵的谱性质揭示数据内在结构，尤其适合处理故障预警中常见的非线性和高维特征关联问题。图2所示为谱聚类对数据的聚类效果。

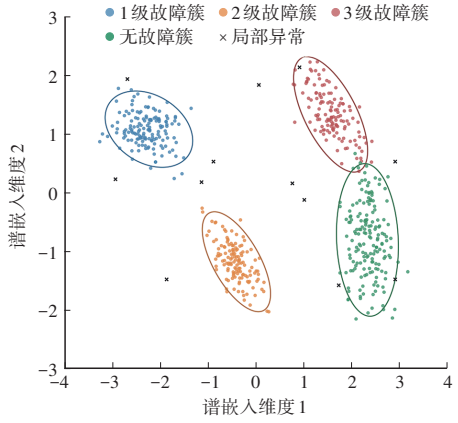


图2　基于谱聚类的局部异常检测结果

4　故障预警试验与结果分析

本文采用Transformer-BiLSTM-SVM模型进行电动汽车故障检测，模型分类用“0”作为分类项存在代码难以定义的问题，因此采用“4”表示无故障，“1”表示1级故障，“2”表示2级故障，“3”表示3级故障。本文的试验结果以电网采集的充电站数据为基础，为保证测试集和训练集数量合理，采用上述数据清洗的结果，根据聚类数据求取特征明显的数据共4 625组，训练集和测试集的比例为7∶3。故障分类的测试集和训练集混淆矩阵分别如图3、图4所示，各方法在测试集上的评价指标如图5所示。试验的评价指标包括：分类准确率A_{c}，即正确分类的样本数占总样本数的比例；准确率A_{cc}，即正确分类的比例；F-Measure分数F_{m}，为精确率和召回率的调和平均数，用于平衡两者的性能；特异性S_{p}，即正确识别为负类的样本数占实际负类样本数的比例；雅卡尔(Jaccard)指数J，用于衡量预测正类与实际正类的重叠程度，适用于多标签分类。

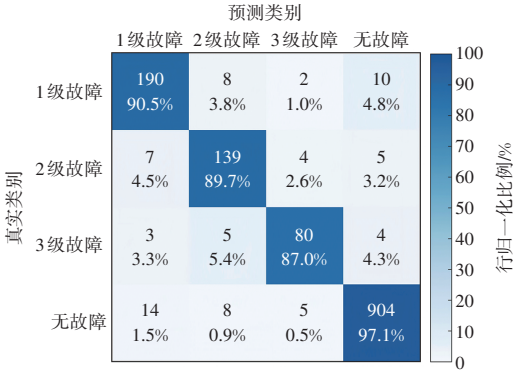


图3　测试集的混淆矩阵

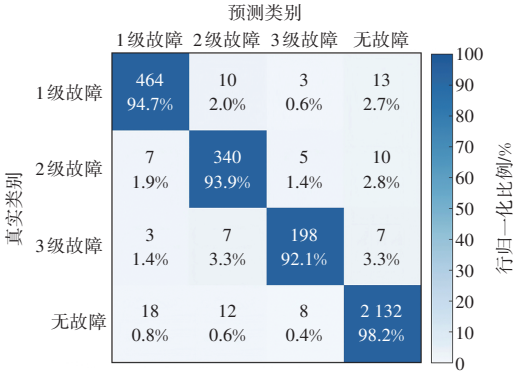


图4　训练集的混淆矩阵

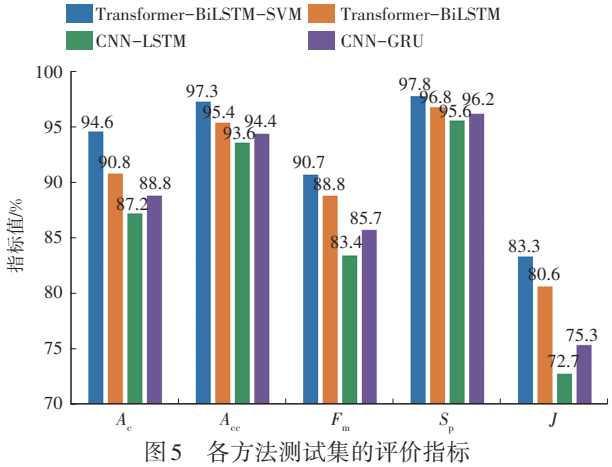


图5　各方法测试集的评价指标

为保证对比公平，所有模型均采用相同的训练集/测试集划分、数据清洗结果和滑动窗口输入，并按照统一流程完成参数优化和训练。将训

练集中的20%划分为验证集，通过网格搜索确定各模型的最优超参数；所有深度学习模型均采用自适应矩估计（Adaptive moment estimation，Adam）优化器、交叉熵损失，设置批大小（Batch Size）为64、最大训练轮次为100轮，并以验证集损失连续10轮不下降作为早停条件。类别不平衡通过按类别频次反比设置样本权重处理。各模型的最优配置如表3所示。

表3　模型最优配置

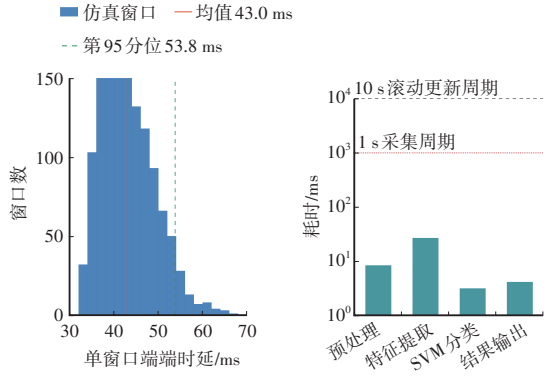
模型	最优配置	参数配置
CNN-LSTM	设置2层一维卷积：卷积核长度为3，表示每次覆盖3个相邻采样点；第1层、第2层输出通道数分别为64和128。LSTM隐藏状态维度为64；随机失活（dropout）=0.20，表示训练时随机失活比例为20%；Softmax输出4类故障的概率	卷积通道{32,64,128}、卷积核{3,5}、隐层维度{32,64,128}、dropout{0.10,0.20,0.30}中验证集择优
CNN-GRU	卷积结构及参数含义与CNN-LSTM相同；GRU隐藏状态维度为64；dropout=0.20；Softmax输出4类故障的概率	与CNN-LSTM采用相同输入窗口、优化器、训练轮次和早停规则，仅替换循环单元以保证可比性
Transformer-BiLSTM	Transformer编码器为2层，注意力头数为4，特征维度d=64，前馈层维度为128；BiLSTM隐藏状态维度为64；dropout=0.10；Softmax输出4类故障的概率	编码器层数{1,2,3}、注意力头{2,4,8}、隐层维度{32,64,128}中验证集择优
Transformer-BiLSTM-SVM	Transformer编码器为2层，注意力头数为4，特征维度d=64，前馈层维度为128；BiLSTM隐藏状态维度为64；dropout=0.10；经时间平均池化后接RBF核SVM；惩罚系数C=10，核宽度参数γ=0.01	SVM在$C\in\{0.1,1,10,100\}$、$\gamma\in\{0.001,0.01,0.1\}$中进行网格搜索；其余数据预处理和数据划分与基线模型完全一致

与CNN-LSTM[7]、CNN-GRU[8]和Transformer-BiLSTM[9]进行对比，进一步列出了分类错误率e_c，即错误分类的样本数占总样本数的比例，评价指标结果如表4所示。

表4　评价指标对比　%

模型	A_c	e_c	A_{cc}	F_m	S_p	J
Transformer-BiLSTM-SVM	94.60	5.40	97.30	90.71	97.81	83.25
Transformer-BiLSTM	90.85	9.15	95.43	88.78	96.85	80.64
CNN-LSTM	87.18	12.82	93.59	83.42	95.62	72.71
CNN-GRU	88.76	11.24	94.38	85.71	96.18	75.28

为验证所提出方法在实际工程应用中的可行性，本文基于MATLAB R2023a开发环境对测试集1 388个窗口的在线推理过程进行仿真计时。仿真流程与实际部署一致，包括数据预处理、Transformer-BiLSTM特征提取、SVM分类和结果输出4个阶段；采集端按1 s周期接入充电过程数据，诊断端按10 s滑动步长滚动更新预警结果。仿真结果如图6所示，单窗口端到端推理时延均值为43.0 ms，第95百分位数为53.8 ms，均显著小于1 s采集周期和10 s滚动更新周期。因此，模型推理不会成为在线监测瓶颈，可以支撑充电过程中的近实时“即充即检”。



（a）单窗口端到端推理时延分布　（b）各处理阶段耗时对比

图6　实时性仿真结果

5　结束语

针对电动汽车故障产生后车端数据获取困难、部分故障特征隐蔽性强的问题，本文提出了一种基于电网侧充电过程数据的Transformer-BiLSTM-SVM混合深度学习模型，通过多级特征融合与动态分类优化，显著提升了故障预警性能。该方法的核心优势在于非侵入式与高普适性，无需改造车辆或获取车端隐私数据。模型的故障预警准确率达80%以上，且通过注意力权重可视化与特征重要性排序，明确了电压波动、温度梯度等关键故障因子的贡献度，为运维决策提供了可解释依据。同时，实

时性仿真结果表明，该模型端到端推理时延远低于充电数据采集周期，进一步验证了该方法用于在线“即充即检”的工程可行性。

未来研究将进一步融合更广泛的电网互动数据与多车型充电样本，开发自适应增量学习框架，以应对动力电池全生命周期性能退化的动态预警需求。

参 考 文 献

[1] 李清波，张懋慧，罗英，等. 基于等效电路模型融合电化学原理的锂离子电池荷电状态估计[J]. 储能科学与技术，2024，13(9)：3072-3083.
LI Q B，ZHANG M H，LUO Y，et al. Lithium-Ion Battery State of Charge Estimation Based Onequivalent Circuit Model[J]. Energy Storage Science and Technology，2024，13(9)：3072-3083.

[2] 吴巫朔，王涛，王丽. 基于深度确定性策略梯度算法的新能源汽车动力电池充电管理方法[J]. 汽车工程师，2025(9)：41-48.
WU W S，WANG T，WANG L. An Optimized Battery Charging Strategy Using Deep Deterministic Policy Gradient[J]. Automotive Engineer，2025(9)：41-48.

[3] GAO D X，WANG Y，ZHENG X Y，et al. A Fault Warning Method for Electric Vehicle Charging Process Based on Adaptive Deep Belief Network[J]. World Electric Vehicle Journal，2021，12(4).

[4] 陆秋琴，田园，黄光球. 结合大气污染特征的VOCs聚集区识别方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学)，2024，38(3)：308-317.
LU Q Q，TIAN Y，HUANG G Q. A Method for Identifying VOCs Aggregation Areas Based on the Characteristics of Air Pollution[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)，2024，38(3)：308-317.

[5] DONG J，ZHANG Y L，HU J. Short-Term Air Quality Prediction Based on EMD-Transformer-BiLSTM[J]. Scientific Reports，2024，14(1).

[6] 雷南林，饶博，姜颖，等. 基于WOA-VMD与TCN-Transformer的实车动力电池SOH预测[J/OL]. 汽车技术(2026-07-27) [2026-07-29]. https://doi. org/10.19620/j. cnki.1000-3703.20260065.
LEI N L，RAO B，JIANG Y，et al. SOH Prediction of Real Vehicles Power Battery Based on WOA-VMD and TCN-Transformer[J/OL]. Automobile Technology (2026-07-27) [2026-07-29]. https://doi. org/10.19620/j. cnki. 1000-3703.20260065.

[7] PEDDAKAPU K，SAID D M，RAAVI P H. Energy Conversion and Emission Trade-offs in Hybrid Marine Microgrids: A CNN-LSTM Forecasting Approach[J]. Energy Conversion and Management，2026，350.

[8] WANG Z R，CHEN L，WANG C B. Weekly Periodicity Feature-Driven CNN-GRU and LightGBM Hybrid Model for Short-Term Multi-Step Building Load Forecasting[J]. Energy，2026，355.

[9] WANG S Z. A Stock Price Prediction Method Based on BiLSTM and Improved Transformer[J]. IEEE Access，2023，11：104211-104223.

（责任编辑　斛　畔）

修改稿收到日期为2026年7月22日。

（上接第35页）

[8] 曹铭. 电池管理系统关键技术研究及测试系统构建[D]. 南昌：南昌大学，2020.
CAO M. Research on Key Technology and Test System Construction of Battery Management System[D]. Nanchang：Nanchang University，2020.

[9] 熊杰. BMS硬件在环系统开发[D]. 北京：清华大学，2018.
XIONG J. Development of BMS HIL Test Platform[D]. Beijing：Tsinghua University，2018.

[10] 邵玉龙. 电动汽车BMS关键技术研究及硬件在环测试系统构建[D]. 长春：吉林大学，2018.
SHAO Y L. Research on the Key Technologies of BMS in Electric Vehicles and the Construction of Hardware-in-the-Loop Testing System[D]. Changchun：Jilin University，2018.

[11]《中国公路学报》编辑部. 中国汽车工程学术研究综述·2023[J]. 中国公路学报，2023，36(11)：1-192.
Editorial Department of China Journal of Highway and Transport. Review on China’s Automotive Engineering Research Progress：2023[J]. China Journal of Highway and Transport，2023，36(11)：1-192.

[12] 舒强，王艺帆，梁元. 我国电动汽车动力电池安全标准现状及展望[J]. 汽车工程，2022，44(11)：1706-1715.
SHU Q，WANG Y F，LIANG Y. Current Situation and Prospect of Traction Battery Safty Standards for Electric Vehicles in China[J]. Automotive Engineering，2022，44(11)：1706-1715.

（责任编辑　斛　畔）

修改稿收到日期为2026年5月9日。