基于WOA-VMD与TCN-Transformer的实车动力电池SOH预测*

雷南林[1] 饶博[2,3] 姜颖[1] 田杰[2,3] 杜进桥[2,3]

（1.中汽数据有限公司，北京 100176；2.深圳供电局有限公司，深圳 518000；3.广东省源网荷储互动协同技术企业重点实验室，深圳 518000）

【摘要】针对实车工况下动力电池健康状态（SOH）预测精度不足的问题，提出一种融合时序卷积网络（TCN）与Transformer的预测方法。以实车运行监测数据为研究对象，经异常值剔除与充电工况筛选后，使用安时积分法计算电池当前容量；采用鲸鱼优化算法（WOA）优化变分模态分解（VMD）参数，实现容量序列的分解与降噪；结合电流、温度等参数提取特征，筛选出6项强相关特征并构建数据集，完成SOH预测。试验结果显示：所提出的方法在4辆实车电池数据集中预测误差显著降低，决定系数[R^2>0.8]，可为动力电池全生命周期健康管理提供技术支撑。

主题词：动力电池 SOH预测 时序卷积网络 Transformer 鲸鱼优化算法 变分模态分解

中图分类号：U469.72$^+$2 **文献标志码：**A **DOI:** 10.19620/j.cnki.1000-3703.20260065

SOH Prediction of Real Vehicles Power Battery Based on WOA-VMD and TCN-Transformer

Lei Nanlin[1], Rao Bo[2,3], Jiang Ying[1], Tian Jie[2,3], Du Jinqiao[2,3]

（1. China Automotive Technology and Research Center Co., Ltd., Beijing 100176; 2. Shenzhen Power Supply Co., Ltd., Shenzhen 518000; 3.Guangdong Provincial Key Laboratory of Source-Grid-Load-Storage Interactive Collaborative Technology, Shenzhen 518000）

【Abstract】To address the insufficient accuracy of State Of Health (SOH) prediction for power batteries under real-vehicle operating conditions, a prediction method integrating Temporal Convolutional Network (TCN) and Transformer is proposed. Using real-vehicle operation monitoring data as the research object, after removing abnormal values and selecting charging condition data, the current battery capacity is calculated via the ampere-hour integration method. The Whale Optimization Algorithm (WOA) is adopted to optimize the parameters of Variational Mode Decomposition (VMD), realizing the decomposition and denoising of the capacity sequence. Features are extracted by combining parameters such as current and temperature, and 6 strongly correlated features are selected to construct a dataset, which is input into the model to complete SOH prediction. Results show that the model significantly reduces prediction errors in the datasets of 4 real-vehicle batteries, with the coefficient of determination [R^2>0.8], providing technical support for the full-life-cycle health management of power batteries.

Key words: Power battery, SOH prediction, Time Convolutional Network (TCN), Transformer, Whale Optimization Algorithm (WOA), Variational Mode Decomposition (VMD)

【引用格式】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]. 汽车技术，2026(8)：45-54.

LEI N L, RAO B, JIANG Y, et al. SOH Prediction of Real Vehicles Power Battery Based on WOA-VMD and TCN-Transformer[J]. Automobile Technology, 2026(8): 45-54.

*基金项目：南方电网科技项目（090000KC24090063）。

通信作者：姜颖（1998—），助理工程师，主要研究方向为动力电池安全预警与健康状态分析，jiangying2024@catarc.ac.cn。

1 前言

随着动力电池技术的迭代升级，电池健康状态（State Of Health，SOH）退化引发的续航衰减、安全隐患等问题受到广泛关注。实车运行场景下，电池面临动态负载、环境温度波动等复杂工况，会导致容量衰减呈现非线性、多因素耦合的特征，传统预测方法难以满足工程需求[1]。因此，精准预测SOH对电池管理系统优化控制、故障预警及梯次利用具有重要意义[2]。

现有的基于模型的SOH预测方法通过电化学反应模型或等效电路模型等描述电池衰减机制[3]。李锦满等[4]基于电池一阶Thevenin模型，采用无迹卡尔曼滤波算法进行电池荷电状态（State Of Charge，SOC）与SOH的联合估算。Shehla等[5]采用二阶RC模型分析温度对电池退化的影响，并提出n阶RC模型进行电池SOH估计。目前电池电化学-热-力耦合建模技术尚未成熟，仍需开展更系统全面的循环测试试验深入分析失效机理[6]。基于模型的方法可从机理层面描述电池衰减过程，其物理可解释性强且试验条件下精度较高，但模型参数较复杂，建模依赖大量先验知识，对实车工况的适应性较差[7]。

数据驱动方法无需解析深层机理，可通过挖掘数据关联实现SOH预测。孔德洋等[8]基于实车数据，提出遗传算法优化反向传播神经网络的电池SOH预测方法。Marri等[9]基于美国航空航天局（National Aeronautics and Space Administration，NASA）数据集，分别以多元线性和多项式回归、支持向量回归以及随机森林方法进行电池SOH估计。刘迎迎等[10]基于3个公开数据集，提出一种基于自适应最优组合核函数的高斯过程回归方法，预测锂离子电池的SOH区间。Kwon等[11]根据电池充电电压曲线提取等压差时间间隔，采用长短期记忆（Long Short-Term Memory，LSTM）神经网络进行电池SOH和剩余使用寿命（Remaining Useful Life，RUL）的联合预测。周航等[12]利用时序卷积网络（Temporal Convolutional Network，TCN）模型，建立电池充电曲线与SOH间的映射关系，对不同类型的电池有良好的泛化能力。

基于注意力机制的Transformer模型在时序预测任务中表现良好[13]。舒星等[14]基于牛津实验室电池充放电循环数据，提出了一种融合卷积神经网络与Transformer的锂离子电池SOH估计方法。Chen等[15]结合自适应扩展时间卷积与Transformer编码器，显著提高了NASA、CALCE和WRBD数据集上的电池SOH预测精度。鉴于不同数据驱动方法在精度、计算效率、特征工程及泛化能力等方面存在显著差异，虽然传统回归模型结构简单、训练快速，但对非线性时序特征捕捉能力有限；反向传播神经网络在非线性映射上有所提升，但容易陷入局部最优；LSTM可以缓解梯度消失问题，但训练过程复杂、特征提取依赖人工设计；TCN在局部特征提取和并行计算上表现优异，但对全局依赖关系建模能力不足[16]；Transformer的自注意力机制可并行捕捉全局关联，却难以有效提取局部特征[17]。

因此，本文提出基于TCN-Transformer的动力电池SOH预测方法，通过安时积分法计算电池容量序列，获取实车动力电池SOH变化趋势。由于实车数据包含大量噪声与波动成分，通过变分模态分解（Variational Mode Decomposition，VMD）处理电池容量序列数据，结合鲸鱼优化算法（Whale Optimization Algorithm，WOA）进行VMD参数的自适应寻优，得到多个本征模态函数（Intrinsic Mode Function，IMF）分量，并作为训练模型的输入，以实现实车动力电池SOH的精准预测。

2 相关方法原理

2.1 VMD原理

VMD是一种信号分解方法，可解决传统经验模态分解存在的模态混叠、结果不稳定等问题[18]。通过将原始数据分解为K个频段清晰、互不重叠的IMF分量，用于信号去噪、故障特征提取等场景[19]。

VMD分解过程实质上是变分问题的求解过程，将信号$f(t)$分解成一系列较规律的IMF分量；再利用Hibert变换得到每个IMF分量的单边频谱，引入调整项约束各频谱的调制基带带宽，最后对解调信号进行处理，计算各IMF分量带宽，得到模型：

$$\begin{aligned}&\min_{\{u_k\},\{w_k\}}\left\{\sum_k^K\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}w_k t}\right\|_2^2\right\}\\&\text{s.t.}\ \sum_k^K u_k(t)=f(t)\end{aligned}\tag{1}$$

式中：u_k、w_k分别为第k个IMF分量及其对应的中心频率，$*$为卷积运算，$\delta(t)$为狄克拉函数，∂_t为梯度运算，K为模态分解数量，j为虚数单位。

使用增广拉格朗日函数L求解变分模型，引入惩罚因子α与拉格朗日算子$\lambda(t)$：

$$\begin{aligned}L=\alpha\sum_k^K\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}w_k t}\right\|_2^2+\\\left\|f(t)-\sum_k^K u_k(t)\right\|_2^2+\left\langle\lambda(t),f(t)-\sum_k^K u_k(t)\right\rangle\end{aligned}\tag{2}$$

引入乘法算子，通过迭代更新u_k、w_k和$\lambda(t)$获取最优解，对应傅里叶变换分别为：

$$\hat{u}_k^{s+1}(\omega)=\frac{f(\omega)-\sum_{i\neq k}\hat{u}_i(\omega)-\frac{\hat{\lambda}^s(\omega)}{2}}{1+2\alpha(\omega-\omega_k^s)^2} \tag{3}$$

$$\omega_k^{s+1}(\omega)=\frac{\int_0^\infty \omega|\hat{u}_k^{s+1}(\omega)|_2^2\mathrm{d}\omega}{\int_0^\infty|\hat{u}_k^{s+1}(\omega)|_2^2\mathrm{d}\omega} \tag{4}$$

$$\hat{\lambda}_k^{s+1}(\omega)=\hat{\lambda}^s(\omega)+\tau(\hat{f}(\omega)-\sum_k\hat{u}_k^{s+1}(\omega)) \tag{5}$$

迭代终止条件为：

$$\sum_k\frac{\|\hat{u}_k^{s+1}(\omega)-\hat{u}_k^s(\omega)\|_2^2}{\|\hat{u}_k^{s+1}(\omega)\|_2^2}<\varepsilon \tag{6}$$

式中：ε为收敛精度。

因此，VMD分解效果取决于模态数K以及惩罚因子α的参数设置。

2.2 WOA原理

鉴于WOA算法[20]具有收敛速度快、鲁棒性高、易于实现等优势，将其应用于VMD算法参数的自适应寻优。通过模拟鲸鱼捕食过程中包围猎物、发动气泡网捕食及搜寻猎物3个阶段[21]，实现全局探索：

a. 包围猎物阶段。将猎物位置作为目标最优解，确定初始最佳位置，将该位置视为猎物并进行包围：

$$\begin{cases}D=|CX^*(n)-X(n)|\\X(n+1)=X^*(n)-AD\\A=2ar-a\\C=2r\end{cases} \tag{7}$$

式中：D为包围步长，A、C为系数，n为迭代次数，$X^*(n)$、$X(n)$分别为最优鲸鱼和其他鲸鱼的位置。

b. 气泡网捕食阶段。主要分为包围收缩和位置更新，该阶段的鲸鱼运动方程为：

$$\begin{cases}X(n+1)=D'\mathrm{e}^{bl}\cos(2\pi l)+X^*(n),\quad l\in[-1,1]\\D'=|X^*(n)-X(n)|\end{cases} \tag{8}$$

式中：D'为猎物与鲸鱼间的距离，b为常数。

包围猎物时，鲸鱼选择包围收缩或位置更新的概率为0.5，得到：

$$X(n+1)=\begin{cases}X^*(n)-AD, & p<0.5\\D'\mathrm{e}^{bl}\cos(2\pi l)+X^*(n), & p\geqslant 0.5\end{cases} \tag{9}$$

式中：p为事件发生的概率。

c. 搜寻猎物阶段。根据鲸群中的个体位置判断是否采用随机方式进行猎物搜索：

$$\begin{cases}D=|CX_{\mathrm{rand}}(n)-X(n)|\\X(n+1)=X_{\mathrm{rand}}(n)-AD\end{cases} \tag{10}$$

式中：$X_{\mathrm{rand}}(n)$为鱼群中随机鲸鱼的位置。

2.3 TCN-Transformer原理

TCN通过因果卷积、膨胀卷积结合残差连接，解决传统循环神经网络在训练效率和局部依赖捕捉方面的局限性[22]。因果卷积确保当前时间步输出仅依赖过去的时间步数据，避免未来信息泄露，保证输出结果的时序合理性；膨胀卷积通过在卷积核元素间插入间隔，在不增加参数的前提下指数级扩大感受野，以此捕捉时序依赖关系；残差连接跨层传递特征，缓解深层网络梯度消失问题。

Transformer是一种基于自注意力机制的深度学习架构，可用于处理序列到序列类型任务。模型需引入位置编码表示序列中各元素的位置信息，以增强泛化能力，故位置编码（Positional Encoding，PE）为：

$$\begin{cases}PE(t,2k)=\sin\dfrac{t}{10\,000^{\frac{2k}{d_{\mathrm{model}}}}}\\PE(t,2k+1)=\cos\dfrac{t}{10\,000^{\frac{2k}{d_{\mathrm{model}}}}}\end{cases} \tag{11}$$

式中：d_{model}为模型位置向量的维度，t为位置索引，k为维度半索引范围。

每个编码器-解码器均包含自注意力层和前馈神经网络（Feed-Forward Network，FFN）层，通过计算输入序列中不同位置间的相关性得分，为每个位置生成一个加权表示，从而捕获输入序列全局依赖关系。自注意力机制为：

$$Attention(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\mathrm{softmax}(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}})\boldsymbol{V} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{K}$、$\boldsymbol{V}$分别为查询矩阵、键矩阵和值矩阵，d_k为键的维度。

多头注意力机制通过并行多个注意力机制提升模型的表示能力：

$$\begin{cases}MultiHead(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=Concat(\boldsymbol{head}_1,\cdots,\boldsymbol{head}_h)\boldsymbol{W}^{\mathrm{o}}\\\boldsymbol{head}_i=Attention(\boldsymbol{Q}\boldsymbol{W}_i^{\mathrm{Q}},\boldsymbol{K}\boldsymbol{W}_i^{\mathrm{K}},\boldsymbol{V}\boldsymbol{W}_i^{\mathrm{V}})\end{cases} \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{W}_i^{\mathrm{Q}}$、$\boldsymbol{W}_i^{\mathrm{K}}$、$\boldsymbol{W}_i^{\mathrm{V}}$为矩阵的权重，$\boldsymbol{W}^{\mathrm{o}}$为输出的线性变换矩阵。

FFN通过线性变换层和激活函数处理输入数据，以提升模型的非线性处理能力。各编码器和解码器层中均使用残差连接与层归一化，使Transformer模型能更好地训练深层网络结构，以处理复杂的序列数据。

因此，本文构建TCN-Transformer模型，以实现更高精度的电池SOH预测，模型结构如图1所示。

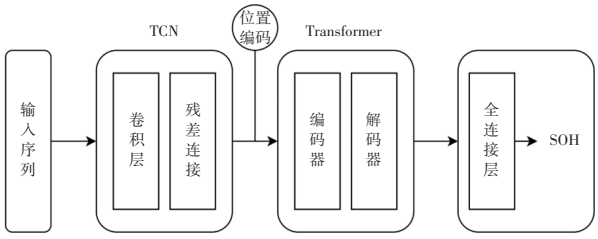


图1　TCN-Transformer模型结构

3　数据特征工程

3.1　数据源与预处理

本文使用某品牌纯电动汽车的运行监测数据，主要参数包括充电状态、SOC、总电流、总电压、累计里程、车速、单体电压及单体温度等。其中，动力电池的额定容量为125 A·h，数据连续采集时间约1年，数据上传时间间隔为10 s。

鉴于车辆实际运行过程中，数据上传可能受环境、工况等干扰而存在异常情况，可先剔除异常数据，根据充电状态、电流、车速字段划分工况。放电工况下车辆可能处于加减速、匀速、停车、制动等状态，电流在正负区间波动明显；充电工况电流数据相对稳定，温度波动较小，SOC变化连续，更适合用于容量计算。

因此，本文选取SOC变化区间≥10%的充电工况数据开展研究，以降低安时积分法的计算误差。

3.2　电池容量计算与WOA-VMD分解

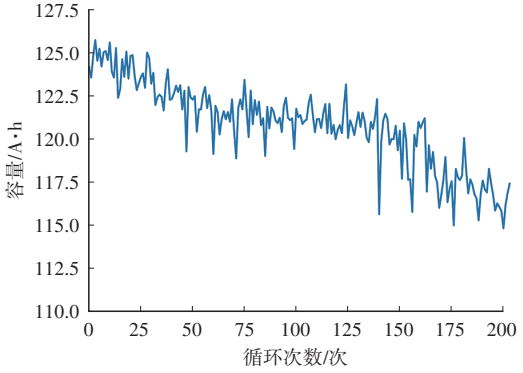
动力电池性能衰退通常表现为容量减小，容量值可通过安时积分法计算，根据时间、电流、SOC参数可得到电池当前容量：

$$C = \frac{\int_{t_1}^{t_2} I(t)\mathrm{d}t}{n_{\mathrm{SOC},2} - n_{\mathrm{SOC},1}} \tag{14}$$

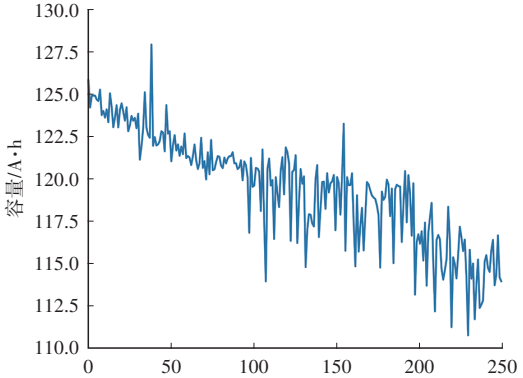
式中：$I(t)$为充电电流，t_1、t_2分别为充电起始与结束时刻，$n_{\mathrm{SOC},1}$、$n_{\mathrm{SOC},2}$分别为充电起始与结束SOC。

基于上述方法，选取实车数据进行电池容量计算，部分车辆电池容量衰减情况如图2所示。电池容量随循环次数增加呈现逐渐衰减趋势，并且存在随机波动成分，直接用于后续建模可能影响模型的预测准确性。因此，可通过WOA-VMD方法处理实车电池容量数据，对原始容量序列进行自适应分解与重构，以降低由SOC噪声、温度与电流波动等高频扰动导致的容量计算误差。

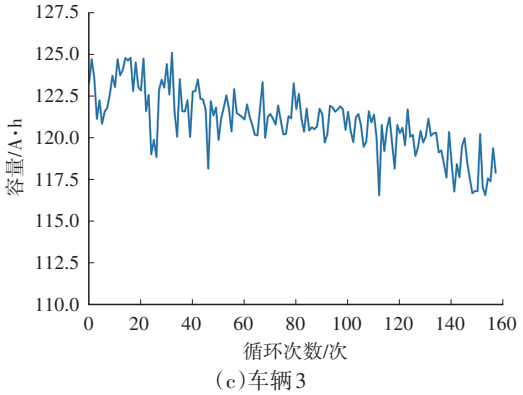
对实车动力电池容量序列进行WOA-VMD处理，通过迭代优化得到最优参数组合，即多个IMF分量。其中，VMD的优化参数为分解模态数K和惩罚因子α，以各IMF样本熵之和最小为目标函数，即IMF的规律性越强，噪声成分越少。设置WOA的参数：种群规模为20类，最大迭代次数为100次，模态数$K \in [2,8]$，惩罚因子$\alpha \in [50,5\,000]$。WOA-VMD迭代曲线如图3所示，迭代40次时，适应度函数基本能够收敛至最小值，此时最优参数$K = 5$，$\alpha = 100$。



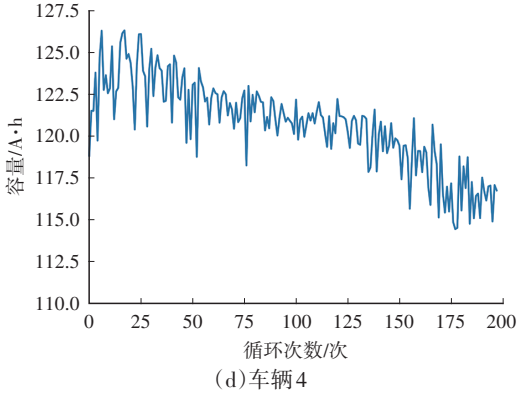
(a)车辆1



(b)车辆2

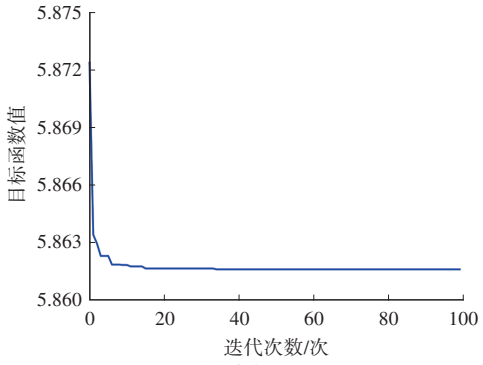


(c)车辆3

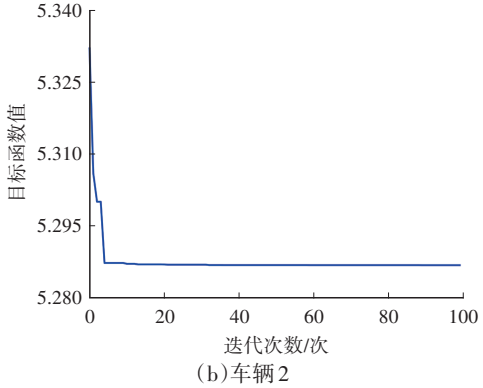


(d)车辆4

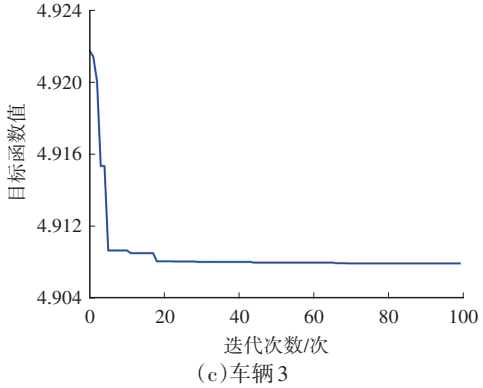
图2　电池容量随循环次数衰减趋势



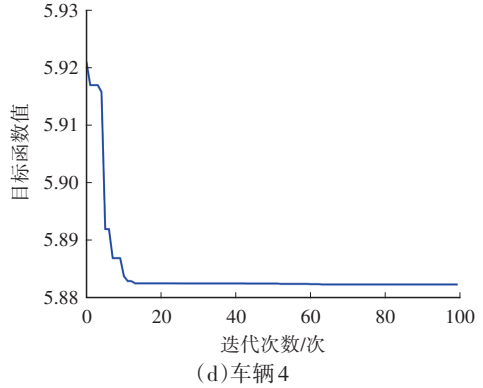
(a)车辆1



(b)车辆2



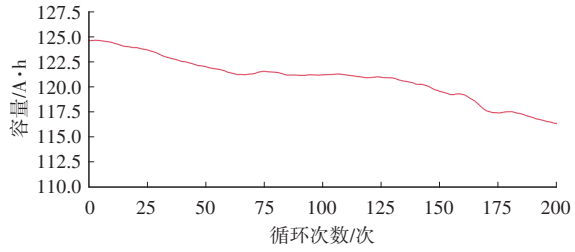
(c)车辆3



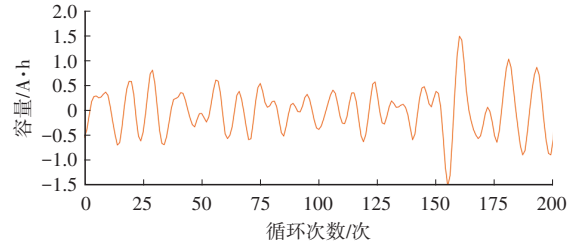
(d)车辆4

图3　WOA-VMD迭代曲线

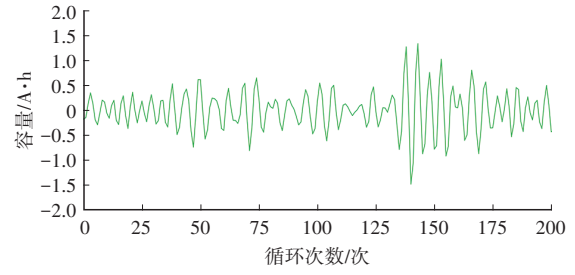
实车电池容量序列分解结果如图4所示，IMF-1分量中电池容量明显衰减，IMF-2和IMF-3因环境温度变化和容量再生现象等因素导致低频波动，IMF-4和IMF-5可能因实车工况波动引起高频噪声。相较于原始容量，各IMF分量能够完美重构原始信号，表明本文方法的分解效果较好。



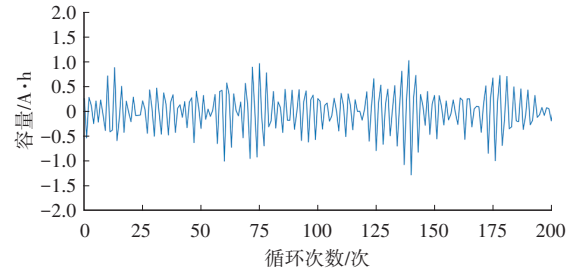
IMF-1



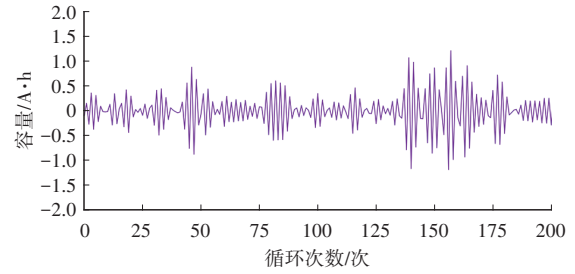
IMF-2



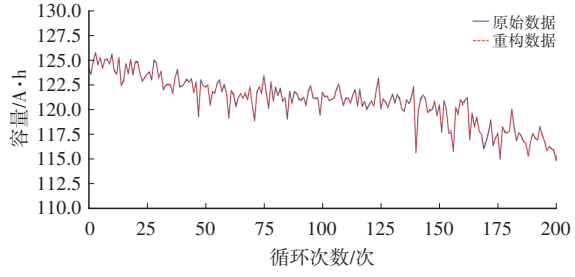
IMF-3



IMF-4

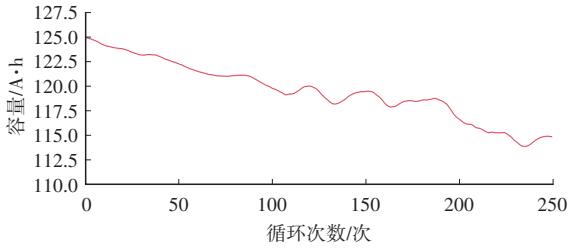


IMF-5

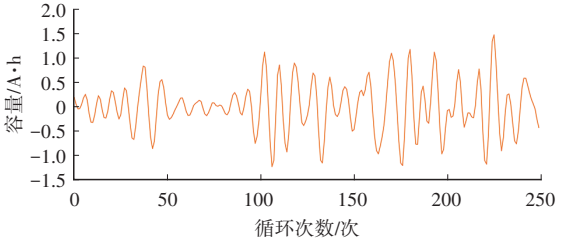


数据对比

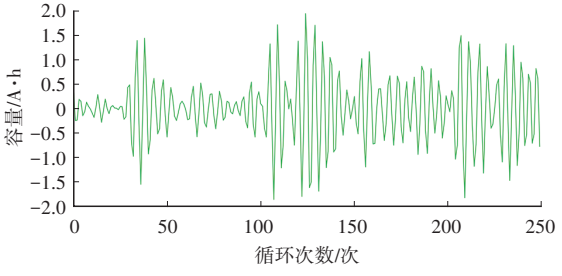
(a)车辆1



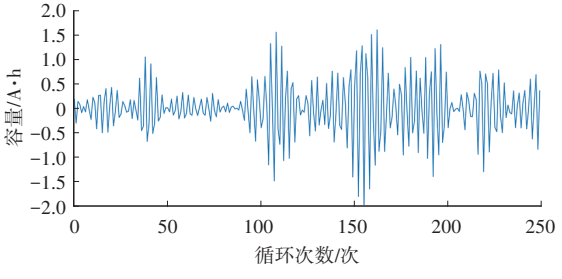
IMF-1



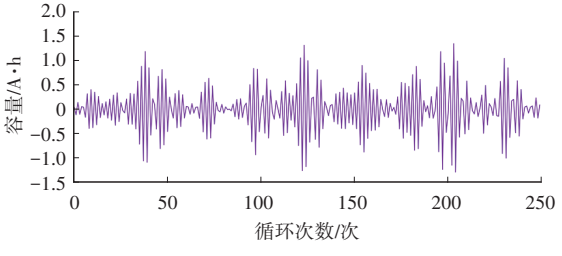
IMF-2



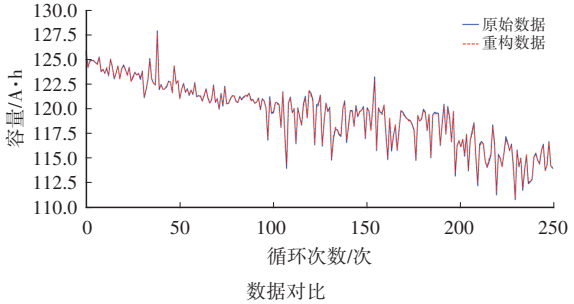
IMF-3



IMF-4

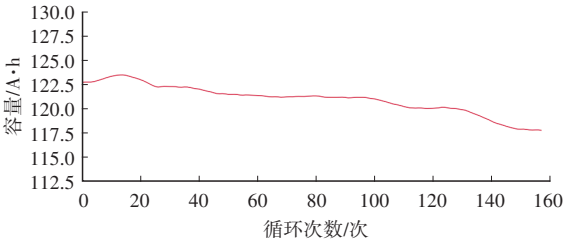


IMF-5

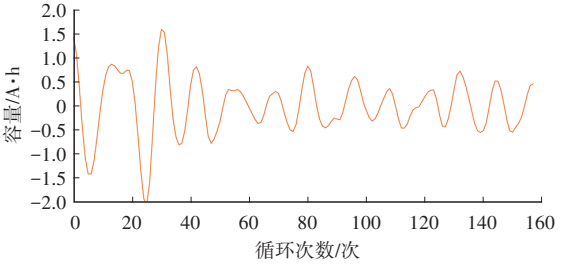


数据对比

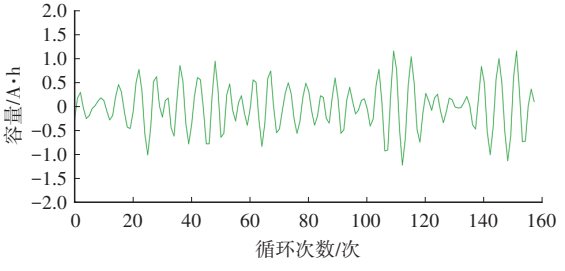
(b)车辆2



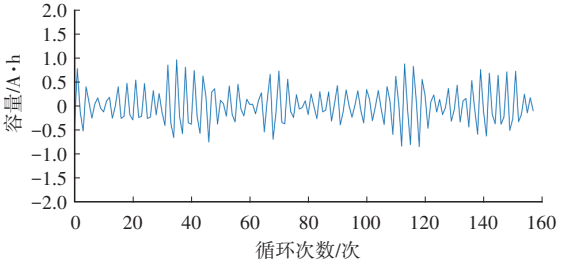
IMF-1



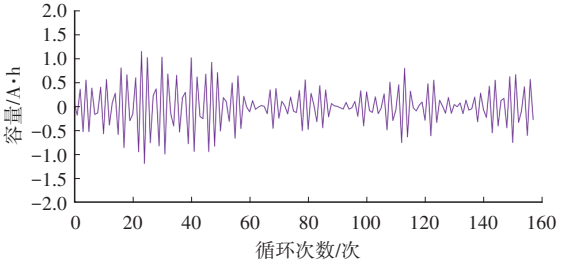
IMF-2



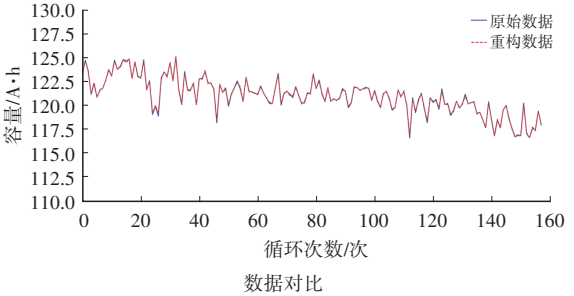
IMF-3



IMF-4

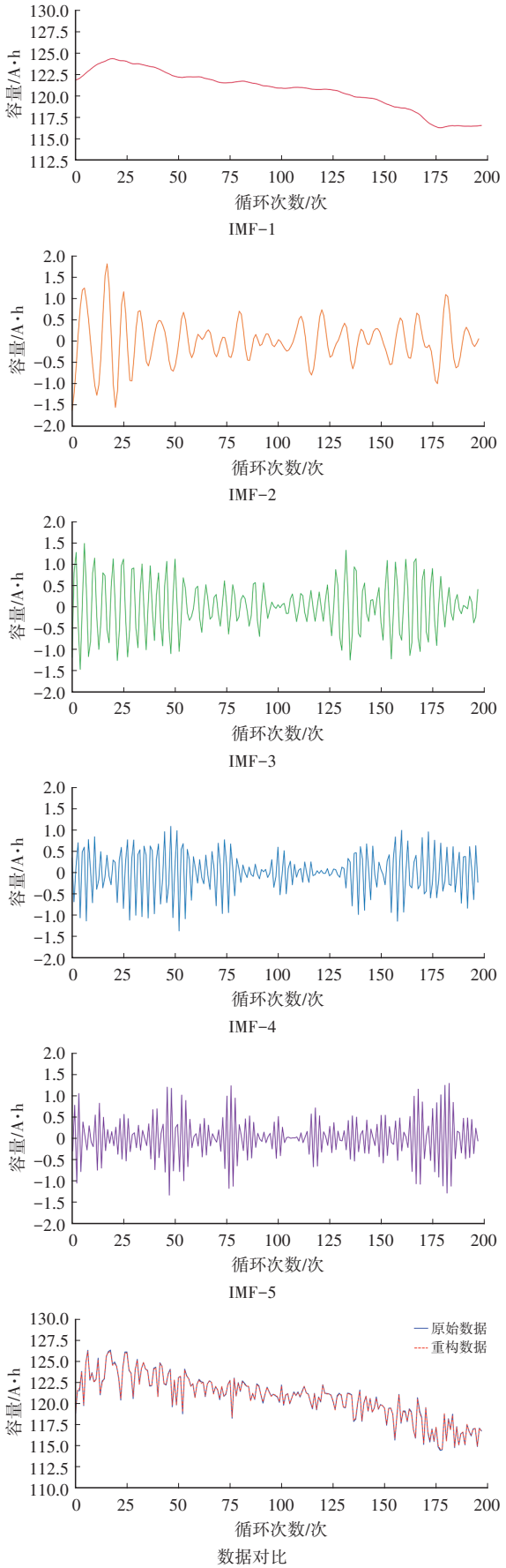


IMF-5



数据对比

(c)车辆3



(d)车辆4

图4　容量序列分解结果

3.3　特征提取与筛选

鉴于电池衰减与电流、温度和使用行为等密切相关，因此，基于各IMF分量增加平均电流、峰值电流、平均温度、最高温度、最低温度、累计里程等特征参数，反映电池的充电倍率特性、工作温度、单体一致性及车辆的实际使用程度。

将SOH定义为电池当前可用容量与额定容量的比值，通过斯皮尔曼(Spearman)相关系数计算各特征参数间、全部特征参数与电池SOH间的相关程度，如图5所示。IMF-4、IMF-5与SOH相关系数均小于0.2，可视为无关特征并剔除。电流参数间、温度参数间均具有较高的相关性，为避免特征冗余，故同属性特征仅保留其一。因此，本文选取6个特征参数(里程、平均电流、平均温度、IMF-1、IMF-2、IMF-3)作为后续TCN-Transformer模型的输入序列，同时，将温度、电流纳入特征参数，由模型自适应学习对其容量的影响并自动补偿偏差。

4　模型构建与结果分析

4.1　模型架构

TCN-Transformer模型将TCN与Transformer进行串行融合，充分发挥两种模型的互补优势。其中，TCN模块负责挖掘特征的局部时空关联信息，Transformer模块基于自注意力机制捕捉序列长程依赖关系。将归一化处理后的特征参数序列输入TCN，通过因果卷积与膨胀卷积扩大感受野，避免信息泄露的同时捕捉局部特征交互；通过多头自注意力机制计算特征的关联权重，关注预测SOH的有效信息；利用全连接层对Transformer的输出进行维度转换，得到SOH预测结果。

TCN模块采用3层因果卷积结构，卷积核大小为3，每层的膨胀基数分别为1、2、4，通过指数级扩大感受野，使模型捕捉不同时间尺度的局部特征。每层卷积后增加归一化层和修正线性单元(Rectified Linear Unit，ReLU)激活函数层抑制过拟合，同时增强非线性分析能力，最后通过残差连接避免深层网络训练时的梯度消失问题。

Transformer模块的编码器与解码器分别包含2层子模块，每层子模块由多头自注意力层与FFN组成。多头自注意力层的头数为8，通过并行计算各子空间的注意力权重，提升模型对特征关联的捕捉能力。FFN采用“线性-ReLU-线性”结构，隐藏层维度设为256，以增强

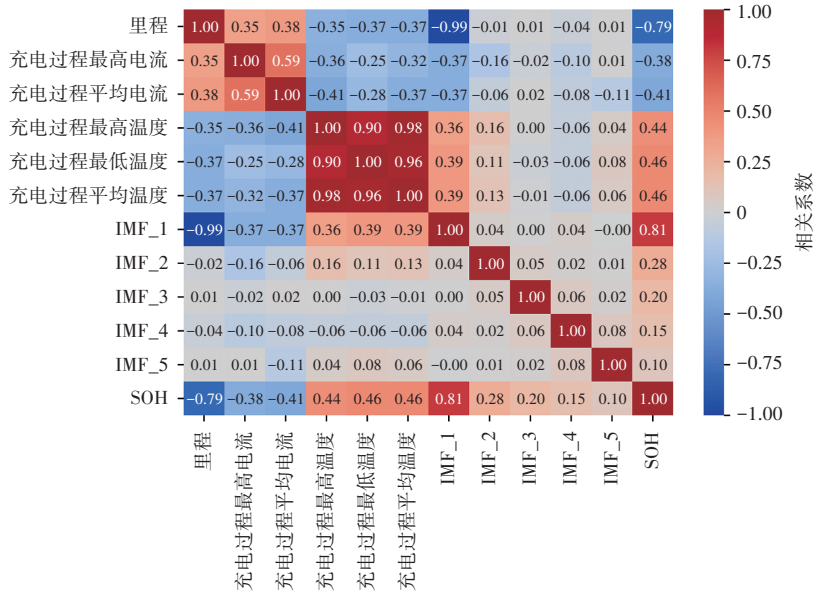


图5　特征参数相关相关系数热力图

模型对融合特征的处理能力。

4.2　评价指标

使用平均绝对误差（Mean Absolute Error，MAE）、均方根误差（Root Mean Squared Error，RMSE）与决定系数R^2评估模型性能，各指标的计算公式为：

$$\begin{cases} A_{\mathrm{MAE}} = \dfrac{1}{n}\sum_{i-1}^{n}\left|y_i - \hat{y}_i\right| \\ A_{\mathrm{RMSE}} = \sqrt{\dfrac{1}{n}\sum_{i-1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2} \\ R^2 = 1 - \dfrac{\sum_{i-1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i-1}^{n}\left(y_i - \bar{y}_i\right)^2} \end{cases} \tag{15}$$

式中：n为样本数量，y_i、$\hat{y}_i$分别为真实值和预测值，$\bar{y}_i$为所有样本的平均值。

4.3　训练参数配置

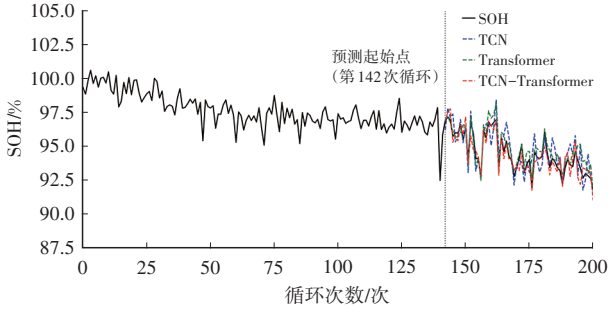
模型训练与测试基于Python 3.8环境，采用TensorFlow 2.10深度学习框架搭建。训练集与测试集按照7∶3划分，通过滑动窗口方式输入特征参数，输入序列长度设为10，逐步输出预测结果。在模型训练过程中，采用MSE作为损失函数，选用自适应矩估计（Adaptive Moment Estimation，Adam）优化器，初始学习率为0.001并动态调整，批处理大小为8，训练100轮，采用早停策略防止模型过拟合。

4.4　预测结果分析

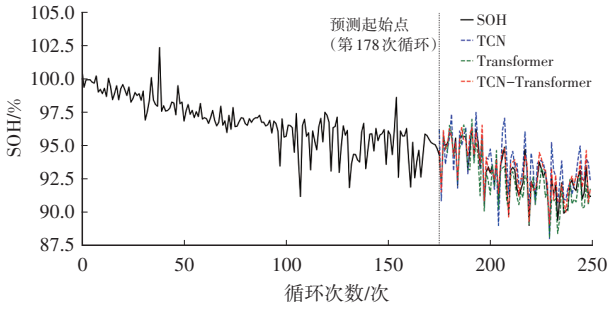
为验证本文方法的性能，将TCN、Transformer作为对比模型，模型训练数据、测试数据、评价指标与训练策略保持一致，3种模型预测结果如表1所示，可视化结果如图6所示。在指标数据方面，TCN-Transformer模型在4辆实车电池数据集上SOH预测结果的MAE、RMSE均优于单一模型，R^2均超过0.8，说明融合模型能够解释大部分数据方差，可以较好地捕捉电池衰减趋势，本文方法在实车动力电池SOH预测分析方面具有一定的可行性。

表1　不同模型的SOH预测性能对比

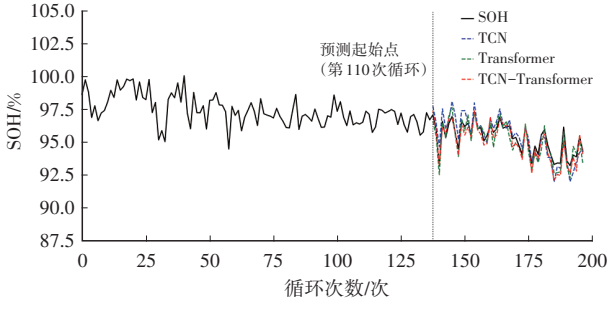
编号	模型	MAE/%	RMSE/%	R^2
车辆1	TCN	0.713 7	0.885 4	0.615 2
	Transformer	0.517 9	0.647 5	0.794 2
	TCN-Transformer	0.461 4	0.573 1	0.838 8
车辆2	TCN	0.962 9	1.158 1	0.605 3
	Transformer	0.692 5	0.873 9	0.775 2
	TCN-Transformer	0.463 2	0.585 8	0.899 1
车辆3	TCN	0.572 5	0.704 8	0.632 5
	Transformer	0.464 4	0.545 1	0.780 2
	TCN-Transformer	0.395 7	0.489 6	0.822 6
车辆4	TCN	0.728 6	0.867 6	0.670 6
	Transformer	0.634 7	0.804 9	0.716 5
	TCN-Transformer	0.461 1	0.538 2	0.873 2



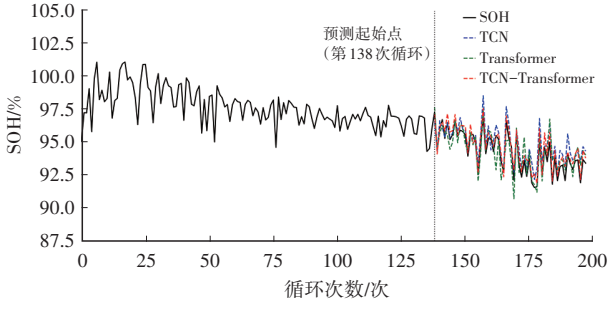
（a）车辆1



（b）车辆2



（c）车辆3



（d）车辆4

图6　不同模型预测结果对比

5　结束语

本文以实车动力电池SOH精准预测为目标，围绕数据处理、特征工程与模型构建开展系统研究，主要结论如下：

a. 通过数据预处理筛选高质量充电工况数据，采用安时积分法计算电池容量，采用WOA算法对VMD参数进行自适应寻优，确定最优参数，将容量序列分解为高频噪声、低频波动与衰减趋势分量，为建模提供数据基础。

b. 基于电池容量各IMF分量，补充提取了电流、温度、里程等相关参数，通过相关性分析筛选出6个与SOH强相关的特征参数集，在保留主要信息的同时，避免了特征冗余，为模型提供有效的特征输入。

c. TCN-Transformer融合模型实现了实车动力电池SOH的高精度预测，解决了单一模型在局部特征或全局趋势建模的局限性，能够满足实车电池SOH预测的精度要求。

未来研究可进一步拓展数据集的工况覆盖范围，并结合迁移学习方法，提升模型对不同类型电池的泛化能力，同时探索模型轻量化设计，以满足车载终端的实时性需求。

参　考　文　献

[1] 李卓昊, 石琼林, 王康丽, 等. 锂离子电池健康状态估计方法研究现状与展望[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(20): 109-129.
LI Z H, SHI Q L, WANG K L, et al. Research Status and Prospects of State Of Health Estimation Methods for Lithium-Ion Batteries[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(20): 109-129.

[2] 赵珈卉, 田立亭, 程林. 锂离子电池状态估计与剩余寿命预测方法综述[J]. 发电技术, 2023, 44(1): 1-17.
ZHAO J H, TIAN L T, CHENG L. Review on State Estimation and Remaining Useful Life Prediction Methods for Lithium-Ion Battery[J]. Power Generation Technology, 2023, 44(1): 1-17.

[3] 姜颖. 基于实车运行数据的动力电池健康状态预测研究[D]. 济南: 山东大学, 2024.
JIANG Y. Research on State of Health Prediction of Power Batteries Based on Real Vehicle Operation Data[D]. Jinan: Shandong University, 2024.

[4] 李锦满, 李儒欢, 李浩南, 等. 基于无迹卡尔曼滤波的动力电池状态估计[J]. 电池, 2024, 54(3): 340-343.
LI J M, LI R H, LI H N, et al. State Estimation of Power Battery Based on Unscented Kalman Filter[J]. Battery Bimonthly, 2024, 54(3): 340-343.

[5] SHEHLA A, MONEEBA G, MUHANMAND O, et al. Dynamic Equivalent Circuit Model to Estimate State-Of-Health of Lithium-Ion Batteries[J]. IEEE Access, 2022, 10, 18279-18288.

[6] 杨凯, 杨晓光, 王文伟, 等. 锂离子电池电化学-热-力多物理场耦合建模综述[J]. 电源技术, 2025, 49(5): 887-897.
YANG K, YANG X G, WANG W W, et al. Review of Electrochemical-Thermal-Mechanical Multiphysics Coupling Modeling for Lithium-Ion Batteries[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025, 49(5): 887-897.

[7] 王志福, 张顺顺, 罗崴, 等. 锂离子电池荷电状态与健康状态联合估计策略研究综述[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(25): 10537-10550.
WANG Z F, ZHANG S S, LUO W, et al. Review of Joint SOC and SOH Estimation Strategies for Lithium-Ion Battery[J]. Science Technology and Engineering, 2025, 25(25): 10537-10550.

[8] 孔德洋, 丁晨扬, 刘佳欣, 等. 基于遗传算法改进后的反向传播神经网络的实车电池全时刻健康度预测[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2025, 53(5): 793-802.
KONG D Y, DING C Y, LIU J X, et al. Full-Time Health

Degree Prediction for In-Vehicle Batteries Using Back Propagation Neural Network Optimized by Genetic Algorithm[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2025, 53(5): 793-802.

[9] MARRI I, PETKOVSKI E, CRISTALDI L, et al. Comparing Machine Learning Strategies for SOH Estimation of Lithium-Ion Batteries Using a Feature-Based Approach[J]. Energies, 2023, 16(11).

[10] 刘迎迎，张孝远，刘梦楠，等. 基于自适应最优组合核函数高斯过程回归的锂电池健康状态区间估计[J]. 储能科学与技术, 2025, 14(1): 346-357.
LIU Y Y, ZHANG X Y, LIU M N, et al. Interval Estimation of Lithium Battery State of Health Based on Adaptive Optimal Composite Kernel Function Gaussian Process Regression[J]. Energy Storage Science and Technology, 2025, 14(1): 346-357.

[11] KWON S, HAN D, PARK J, et al. Joint State-Of-Health and Remaining-Useful-Life Prediction Based on Multi-Level Long Short-Term Memory Model Prognostic Framework Considering Cell Voltage Inconsistency Reflected Health Indicators[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 55.

[12] 周航，程泽，弓清瑞，等. 基于TCN编码的锂离子电池SOH估计方法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2023, 50(4): 185-192.
ZHOU H, CHENG Z, GONG Q R, et al. A TCN-Encoding-Based SOH Estimation Method for Lithium-Ion Batteries[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2023, 50(4): 185-192.

[13] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is All You Need[C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, California, USA: NIPS, 2017: 6000-6010.

[14] 舒星，杨浩，刘西，等. 融合CNN与Transformer的锂离子电池健康状态估计[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2025, 39(4): 1-8.
SHU X, YANG H, LIU X, et al. Health State Estimation Of Lithium-Ion Batteries by Integrating CNN and Transformer[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2025, 39(4): 1-8.

[15] CHEN C, WU Y H, SHI J T, et al. A Parallel Weighted ADTC-Transformer Framework with Funet Fusion and KAN for Improved Lithium-Ion Battery SOH Prediction[J]. Control Engineering Practice, 2025, 159.

[16] 胡杰，王浩杰，魏敏，等. 基于TCN-LSTM模型的实车电池健康状态评估方法[J]. 汽车工程, 2025, 47(6): 1060-1071.
HU J, WANG H J, WEI M, et al. A Battery State of Health Assessment Method for Real-World Vehicles Based on TCN-LSTM Model[J]. Automotive Engineering, 2025, 47(6): 1060-1071.

[17] ZHAO J Y, HAN X B, WU Y Y, et al. Opportunities and Challenges in Transformer Neural Networks for Battery State Estimation: Charge, Health, Lifetime, and Safety[J]. Journal of Energy Chemistry, 2025, 102(3): 463-496.

[18] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational Mode Decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(3): 531-544.

[19] 李英顺，阚宏达，郭占男，等. 基于数据预处理和VMD-LSTM-GPR的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2024, 39(10): 3244-3258.
LI Y S, KAN H D, GUO Z N, et al. Remaining Useful Life Prediction of Lithium-Ion Batteries Based on Data Preprocessing and VMD-LSTM-GPR[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(10): 3244-3258.

[20] MIRJALILI S, LEWIS A. The Whale Optimization Algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[21] 方斯顿，刘龙真，孔赖强，等. 基于双向长短期记忆网络含间接健康指标的锂电池SOH估计[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(4): 160-168.
FANG S D, LIU L Z, KONG L Q, et al. Lithium Battery SOH Estimation with Indirect Health Indicators Based on Bidirectional Long Short-Term Memory Network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(4): 160-168.

[22] BAI S J, KOLTER Z, KOLTUN V. An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling[EB/OL]. (2018-04-19) [2026-04-29]. https://arxiv.org/abs/1803.01271.

（责任编辑　瑞　秋）

修改稿收到日期为2026年4月29日。