XXXX

基于自适应分频混合网络的锂电池SOH预测方法

马 正，刘景霞，杨培宏，张宝华
（内蒙古科技大学 自动化与电气工程学院，内蒙古 包头 014010）

摘 要：精确预测锂电池健康状态(state of health，SOH)对于保障电池安全运行、制定维护策略及开展寿命管理具有重要意义。针对原始SOH序列具有非线性、非平稳和多时间尺度特征，以及不同频率退化分量采用统一模型难以实现针对性表征的问题，提出一种基于充电阶段数据和自适应分频混合网络的锂电池跨电池SOH预测方法。首先，仅利用训练电池充电阶段数据提取能够表征电池退化状态的健康特征(health indicators，HIs)，并采用变分模态分解(variational mode decomposition，VMD)对训练电池SOH序列进行多尺度分解；进一步利用排列熵(permutation entropy，PE)量化不同本征模态分量的复杂度，并结合K-means聚类实现高、低频分量的自适应划分。针对不同复杂度分量的动态特性，采用灰叶猴寻优算法(gray langurs optimizer，GLO)优化的双向长短期记忆网络-注意力机制(BiLSTM-Attention)预测高频分量，采用结构相对简洁的门控循环单元(gated recurrent unit，GRU)预测低频分量。模型训练过程中，VMD分解、特征筛选、参数寻优及模型训练均仅基于训练电池完成；跨电池测试阶段固定全部模型参数，仅利用测试电池截至当前循环已经获得的历史HIs，一步预测下一循环对应的各模态分量，并通过重构得到SOH预测结果。以CALCE-CS2系列电池为对象，首先采用CS2_35作为唯一训练电池，CS2_36、CS2_37和CS2_38作为独立测试电池开展基准实验，并通过依次更换唯一训练电池进行交叉验证。实验结果表明，所提方法能够有效表征SOH退化过程中的多时间尺度信息，在不同训练电池条件下均保持较为稳定的预测性能，进一步验证了其在CALCE-CS2同系列电池间的跨电池预测能力。

关键词：锂电池；健康状态；灰叶猴寻优算法；分频策略；跨电池验证
doi：10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0713
中图分类号：TM 912　　文献标志码：A　　文章编号：2095-4239（XXXX）XX-1-15

Lithium-Ion Battery SOH Prediction Based on an Adaptive Frequency-Division Hybrid Network

MA Zheng, LIU Jingxia, YANG Peihong, ZHANG Baohua
(School of Automation and Electrical Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, Inner Mongolia, China)

Abstract: Accurate prediction of lithium-ion battery state of health (SOH) provides an important basis for safe operation, maintenance decision-making, and lifetime management. To address the nonlinear, nonstationary, and multi-timescale characteristics of battery SOH degradation, as well as the insufficient representation caused by applying a unified prediction model to components with different dynamic complexities, an adaptive frequency-division

收稿日期：2026-08-14；修改稿日期：2026-10-04。
基金项目：内蒙古自治区自然科学基金项目（2025MS05086），内蒙古自治区重点研发与成果转化项目（2026YFDZ0150），内蒙古自治区重大专项（2026ZD0132）。
第一作者：马正（2002—），男，硕士研究生，研究方向为锂电池健康状态估计，E-mail：MZheng1763@163.com；通信作者：刘景霞，副教授，研究方向为储能电池技术、风功率预测等，E-mail：958428915@qq.com。
引用本文：马正, 刘景霞, 杨培宏, 等. 基于自适应分频混合网络的锂电池SOH预测方法[J]. 储能科学与技术, XXXX, XX(XX): 1-15.
Citation：MA Zheng, LIU Jingxia, YANG Peihong, et al. Lithium-Ion Battery SOH Prediction Based on an Adaptive Frequency-Division Hybrid Network[J]. Energy Storage Science and Technology, XXXX, XX(XX): 1-15.

hybrid neural network is proposed. First, health indicators (HIs) that characterize battery degradation are extracted from the charging-stage data of the training battery. Variational mode decomposition (VMD) is then applied only to the SOH sequence of the training battery to separate degradation information at multiple time scales. Permutation entropy (PE) is employed to quantify the complexity of different intrinsic mode functions (IMFs), and K-means clustering is further used to adaptively divide them into high- and low-frequency components. According to their different dynamic characteristics, a bidirectional long short-term memory-attention (BiLSTM-Attention) model optimized by the Gray Langurs Optimizer (GLO) is used for high-frequency components, while a gated recurrent unit (GRU) model is used for low-frequency components. During model development, HI selection, VMD decomposition, hyperparameter optimization, and model training are performed exclusively using the training battery. During cross-cell testing, all model parameters are fixed, and only the historical HIs available up to the current cycle of the test battery are used to predict the intrinsic mode functions of the next cycle in a one-step-ahead manner, followed by reconstruction of the final SOH. Experiments are conducted on the CALCE-CS2 battery series. CS2_35 is first used as the sole training cell and CS2_36, CS2_37, and CS2_38 are used as independent test cells, followed by cross-validation by alternately selecting each cell as the sole training cell. The results show that the proposed method can effectively characterize the multi-timescale information in the SOH degradation process and maintain relatively stable prediction performance under different training-cell conditions, further validating its cross-cell prediction capability within the CALCE-CS2 series.

Keywords: lithium-ion battery; state of health; Gray Langurs Optimizer; frequency-partitioning strategy; cross-cell validation

在全球能源结构转型以及国家“双碳”目标持续推进的背景下[1]，锂电池凭借能量密度高、循环寿命长、环境适应性强以及低污染等诸多优点，已广泛应用于新能源汽车、储能系统以及便携式电子设备等领域[2]。然而，随着充放电循环次数不断增加，电池内部会出现活性锂损失以及电极材料结构退化等一系列复杂的物理化学反应，从而造成电池容量衰减、内阻增大以及产生安全风险等问题[3]。电池健康状态(state of health，SOH)是表征锂电池老化程度以及剩余性能的重要指标，准确预测电池SOH对于保障电池安全运行、优化能量管理策略、进行维护更换以及梯次利用具有重要意义[4]。

锂电池SOH的预测方法主要包括基于模型的方法以及数据驱动的方法[5]。基于模型的方法通常会通过建立电化学模型、等效电路模型或者经验退化模型来描述电池内部反应过程，但此类方法往往依赖于精确的模型参数以及复杂的在线参数辨识，容易受到电池类型、工作环境以及运行工况变化的影响[6]。数据驱动方法不需要深入分析电池内部复杂的电化学机理，能够借助机器学习或者深度学习模型，建立起可测参数与SOH之间的非线性映射关系，因此逐渐成为电池健康管理领域的研究热点[7]。文献[8]先利用卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)提取局部老化特征，再使用双向长短期记忆网络(bidirectional long short-term memory，BiLSTM)对全周期时序依赖进行双向捕捉。文献[9]将健康特征(health indicators，HIs)输入到BiLSTM中，并借助注意力机制(Attention)突出重要的时序信息，从而提高了预测效果。在HIs提取过程中，相较于随机性较强的放电数据，充电过程通常会遵循固定的充电策略，更便于提取相关性较高且较为完整的数据。文献[10-12]均运用充电数据进行HIs提取，并且取得了较好的预测效果。

深度学习模型在处理长序列数据时容易出现过拟合问题，而人工调参效率低、成本高，并且很容易陷入局部最优。文献[13-15]引入寻优算法自适应

寻找模型的最优超参数，以降低人工调参成本并提升模型预测能力。文献[16]在选用灰叶猴寻优算法(gray langurs optimizer，GLO)进行地震活动预测的同时对比了9种经典寻优算法，结果显示GLO取得了最优性能，说明该算法具有较强的参数寻优能力。

原始锂电池SOH序列同时包含长期容量衰减趋势、局部容量波动以及容量恢复现象，具有明显的非线性、非平稳以及多时间尺度特征。为降低复杂退化序列对预测模型造成的学习难度，文献[17-19]引入分解技术，将复杂SOH序列分解为若干相对平稳的子序列，再分别预测并对结果进行重构，从而提高了模型对长期退化趋势和局部变化的刻画能力。然而，经过分解得到的不同模态在平稳性、波动程度及动态复杂度方面存在明显差异，如果仍采用统一模型进行预测，模型表征能力与不同预测目标复杂度之间可能存在不匹配。文献[20]在风功率预测中依据不同频率成分配置差异化预测模型，说明频率感知的模型配置对于复杂非平稳时间序列具有一定应用价值。因此，如何进一步利用SOH模态自身的复杂度信息实现自适应划分，并据此建立与不同模态动态特性相匹配的预测模型，是本文重点研究的问题之一。

综合上述研究可以看出，现有锂电池SOH分解预测方法已经在健康特征提取、信号分解和深度网络建模等方面取得了较大进展，但仍存在以下值得进一步研究的问题。一方面，不同模态具有不同的频率特征和动态复杂度，仅采用统一预测模型难以充分发挥信号分解所带来的多尺度信息优势，因此需要进一步研究模态特征与预测模型之间的合理匹配关系；另一方面，复杂时序网络的性能对超参数设置较为敏感，除了最终预测误差外，还需要从搜索收敛过程和计算代价等方面评价寻优算法在具体SOH预测任务中的适用性。此外，在跨电池预测中还应严格区分训练电池模型开发过程与测试电池预测过程，避免测试电池信息参与特征筛选、分解或模型训练。

基于上述分析，本文提出一种基于自适应分频混合网络的锂电池跨电池SOH预测方法。其核心在于将训练电池多尺度监督目标构造、基于分量复杂度的自适应分频及频率—模型差异化匹配统一到严格的一步跨电池预测框架中，而非对现有模块的简单组合。首先，仅利用训练电池SOH进行VMD分解，并结合PE与K-means实现高、低频分量的自适应划分；随后分别采用GLO-BiLSTM-Attention和GRU对不同频率分量进行预测。测试阶段固定全部模型参数，不再对测试电池SOH进行VMD分解，仅利用历史HIs预测下一循环各IMF分量并重构SOH。最后，通过消融实验、反向模型匹配实验、VMD参数敏感性分析、不同寻优算法的收敛与计算代价比较以及不同训练电池下的交叉验证，对所提方法各组成环节的合理性及同系列电池间的跨电池预测性能进行验证。

1　实验数据预处理

1.1　SOH定义

SOH是评价电池老化情况的关键指标，根据应用场景和可测参数的不同，SOH可分为基于容量和基于内阻两种不同的定义。本文在所有实验中均采用统一的SOH定义方式，本文对于第i个循环周期的电池健康状态的定义如下：

$$\mathrm{SOH}_i = \frac{Q_i}{Q_j} \times 100\% \tag{1}$$

式中，Q_i为锂电池第i个循环周期对应的实际可用容量；Q_j为锂电池的额定标称容量。

1.2　数据集介绍

本文选用马里兰大学先进生命周期工程中心(Center for Advanced Life Cycle Engineering，CALCE)公开发布的锂电池循环老化数据集作为实验数据来源，该数据集包含多种类型锂电池在不同充放电工况下进行循环测试的数据。本文选取其中的CS2系列锂电池数据进行SOH预测实验，该系列电池的额定容量为1.1 Ah，正极材料为$LiCoO_2$。实验过程中，CS2电池采用恒流-恒压(constant current-constant voltage, CC-CV)方式充电：首先以0.5 C恒流充电至端电压达到4.2 V，随后保持4.2 V恒压进行充电，直至充电电流降低至0.05 A以下，放电截止电压设置为2.7 V。在循环老化过程中，数据集记录了电池在多个循环周期内的电压、电流、时间及容量等测试信息。随着循环次数增加，电池可释放容量逐渐衰减，可以反映锂电池的退化过程。图1为从数据集中直接提取出的容量衰减曲线。在第3.2–3.4节的实验中，CS2_35作为唯一训练电池，用于HIs筛选、VMD分解、超参

数确定及模型训练，CS2_36、CS2_37和CS2_38作为独立测试电池。为进一步验证模型的跨电池预测性能，第3.5节依次以4块电池作为唯一训练电池，其余3块电池作为独立测试电池，开展交叉验证。

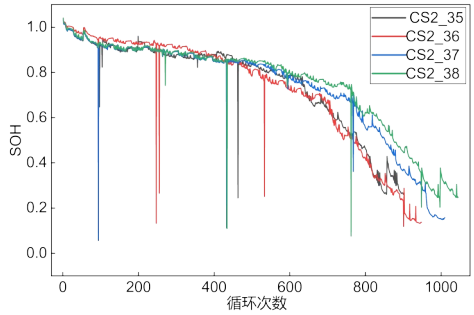


图1 直接提取的电池容量衰减曲线

Fig. 1 Directly extracted battery capacity degradation curves

1.3 数据处理与特征提取

1.3.1 数据异常值处理

由图1可以看出，四块锂电池容量整体随循环次数增加呈单调下降趋势，但受测量误差、采样异常及容量积分误差等因素影响，原始容量序列中会出现少量异常波动。为了提高锂电池SOH预测模型的数据质量，本文采用基于局部统计特性的异常值剔除方法。该方法以第z个循环容量Q_z为中心构建局部窗口，并利用窗口中位数$\tilde{Q}_z$和中位数绝对偏差MAD_z判断异常点。当满足式(2)时，将Q_z判定为异常值，并采用邻域数据进行插值修正。完成异常值剔除的容量衰减曲线如图2所示，该方法在减弱局部异常波动的同时保留了容量整体退化趋势，为后续健康特征提取与SOH预测提供了可靠的数据基础。

$$|Q_z - \tilde{Q}_z| > \lambda \cdot 1.4826\mathrm{MAD}_z \tag{2}$$

式中，λ为异常判定阈值；1.4826为MAD的尺度修正系数。

1.3.2 提取健康特征

为了得到更加完整的输入数据，并提高健康特征在不同电池之间的适用性，本文仅从充电阶段选取HIs。针对不同充电阶段持续时间不一致的问题，运用阶段时间加权策略融合CC以及CV特征，使所得特征能够更准确地反映完整充电过程中的电化学响应。考虑到本文各组跨电池预测均采用单一训练电池、多个测试电池独立测试的实验设置，为避免测试电池信息参与模型开发，候选HIs的相关性分析、最终特征筛选及归一化参数拟合均仅基于当前训练电池完成。在交叉验证实验中，随着训练电池的更换，重新完成特征筛选和归一化参数拟合，测试电池仅按照当前训练阶段确定的特征定义及归一化参数进行数据变换。同时，本文运用皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient, PCC)分析所提取HIs与SOH之间的关联程度，相关系数绝对值越接近1，表示该特征与SOH的相关性越强。在以CS2_35为训练电池的基准实验中，最终选取PCC的绝对值大于0.98的8个HIs，具体数值如表1所示。

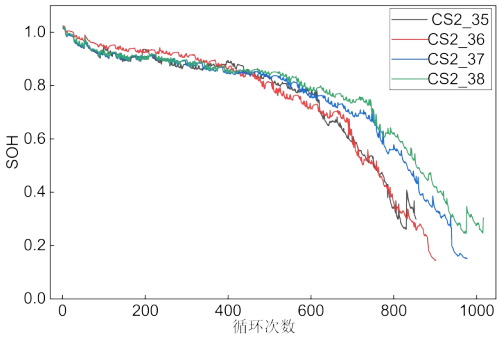


图2 剔除异常值后的电池容量衰减曲线

Fig. 2 Battery capacity degradation curves after outlier removal

表1 CS2_35训练电池的健康特征及相关系数

Table 1 Selected health indicators and correlation coefficients for training cell CS2_35

健康特征	相关系数
恒流充电能量	0.9962
恒流充电容量	0.9965
恒流充电电压	-0.9942
恒流充电时间	0.9984
充电总能量	0.9996
充电总时间	0.9890
充电总电流	0.9883
充电总电压	-0.9914

2 模型介绍和整体流程

2.1 变分模态分解

原始锂电池SOH序列通常具有非线性、非平稳和局部波动等特点，直接输入预测模型可能会增加模型的学习难度。因此，本文采用VMD方法对SOH序列进行分解，以提取不同尺度下的退化信息。VMD是一种基于变分约束模型的自适应信号

分解方法，可以把原始信号分解为K个具有有限带宽的本征模态分量，从而获得不同频率尺度下的信号特征。相比经验模态分解等方法，VMD具有较明确的数学模型，在抑制模态混叠和处理非平稳信号方面具有一定优势[21]。VMD的核心是将原始信号$f(t)$分解为K个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)分量，并且使它们的带宽总和最小，约束条件是所有模态叠加总和等于原始输入信号，约束变分表达式为：

$$\begin{aligned}&\min_{\{u_k\},\{\omega_k\}}\left\{\sum_{k=1}^{K}\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{j}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]e^{-j\omega_k t}\right\|_2^2\right\}\\&\text{s.t.}\sum_{k=1}^{K}u_k(t)=f(t)\end{aligned}\tag{3}$$

式中，K为分解的数目；$\{u_k\}$为分解后的第k个模态分量，$\{\omega_k\}$为其对应的中心频率；$\delta(t)$为狄拉克分布函数；*为卷积运算符；j为虚数单位。因带约束优化无法直接求解，引入拉格朗日表达式下：

$$\begin{aligned}\mathcal{L}(\{u_k\},\{\omega_k\},\lambda)=&\alpha\sum_{k=1}^{K}\left\|\partial_t\left[\left(\delta(t)+\frac{j}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]e^{-j\omega_k t}\right\|_2^2\\&+\left\|f(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k(t)\right\|_2^2+\left\langle\lambda(t),f(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k(t)\right\rangle\end{aligned}\tag{4}$$

式中，λ为拉格朗日乘子；α为二次惩罚系数。VMD采用交替方向乘子法对各模态分量和中心频率进行迭代更新，模态分量和中心频率更新公式如式(5)所示。

$$\begin{aligned}\hat{u}_k^{n+1}(\omega)&=\frac{\hat{f}(\omega)-\sum_{i\neq k}\hat{u}_i(\omega)+\frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1+2\alpha(\omega-\omega_k)^2}\\\omega_k^{n+1}&=\frac{\int_0^\infty\omega|\hat{u}_k(\omega)|^2d\omega}{\int_0^\infty|\hat{u}_k(\omega)|^2d\omega}\end{aligned}\tag{5}$$

2.2　IMF分量划分

经过VMD分解后，原始SOH序列会被分解为K个具有不同频率尺度的IMF分量，但不同IMF分量中包含的信息存在一定差异。低频分量通常反映电池容量衰减的长期趋势，而高频分量则更多体现局部容量再生、短期扰动以及噪声波动等信息。为了进一步区分各IMF分量的频率属性和复杂度特征，引入PE对各IMF分量的不规则程度进行量化，同时结合K-means聚类方法实现高低频分量的自适应划分。

PE是一种衡量时间序列复杂度和随机性的非线性动力学指标。其基本思路是借助比较序列中相邻数据点的相对大小关系，统计不同排列模式出现的概率分布，从而刻画序列的复杂程度[22]。对于VMD分解得到的第k个IMF分量$u_k(t)$，首先按照嵌入维数m和延迟时间τ构造相空间向量，随后统计不同排列模式出现的概率分布，并对所得PE值进行归一化处理。设第j种排列模式出现的概率为P_j，则第k个IMF分量的归一化PE值计算公式如下：

$$PE_k=\frac{-\sum_{j=1}^{m!}P_j\ln P_j}{\ln(m!)}\tag{6}$$

在获得各IMF分量的PE值后，为避免人为设定阈值的主观性，本文采用K-means聚类方法对IMF分量进行自适应划分。以各IMF分量的PE值作为聚类特征，设置聚类数为2，将IMF分量划分为高复杂度类和低复杂度类。K-means聚类的目标函数如下：

$$J=\sum_{r=1}^{2}\sum_{PE_k\in C_r}\left\|PE_k-\mu_r\right\|^2\tag{7}$$

式中，C_r表示第r个聚类类别，μ表示该类别的聚类中心。聚类完成后，排列熵聚类中心较大的一类被定义为高频波动分量，排列熵聚类中心较小的一类被定义为低频趋势分量。

2.3　BiLSTM-Attention模块

2.3.1　双向长短期记忆网络

长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)，是循环神经网络的一种改进结构，能够通过门控机制缓解传统循环神经网络在长序列训练中容易出现的梯度消失问题。LSTM通过输入门、遗忘门和输出门控制历史信息的保留、更新和输出[23]。其基本计算过程如下：

$$\begin{aligned}f_t&=\sigma\left(W_f\cdot\left[h_{t-1},x_t\right]+b_f\right)\\i_t&=\sigma\left(W_i\cdot\left[h_{t-1},x_t\right]+b_i\right)\\\tilde{c}_t&=\tanh\left(W_c\cdot\left[h_{t-1},x_t\right]+b_c\right)\\c_t&=f_t\odot c_{t-1}+i_t\odot\tilde{c}_t\\o_t&=\sigma\left(W_o\cdot\left[h_{t-1},x_t\right]+b_o\right)\\h_t&=o_t\odot\tanh\left(c_t\right)\end{aligned}\tag{8}$$

式中，f_t为遗忘门；i_t为输入门；o_t为输出门；h_t为隐藏状态；W为权重矩阵；b为偏置项；c_t为细胞状态；$\tilde{c}_t$为候选细胞状态；σ和tanh为激活函数；$\odot$为逐元素乘法。

对于锂电池SOH一步超前预测任务，当前预测结果应仅由预测时刻之前已经获得的退化信息确

定。为此，本文采用基于历史滑动窗口的一步超前预测方式。对于第t+1个循环的预测，模型输入仅由截至第t个循环已经获得的HIs构成，因此不包含第t+1及其后续循环的信息。在这一已观测历史窗口内部，不同时间步的充电退化特征之间存在较强的上下文关联。传统单向LSTM按照单一时间方向传递隐藏状态，对有限历史窗口内部不同位置特征之间的关联利用仍存在一定局限。为充分提取有限历史窗口内部不同位置之间的时序关联，本文采用BiLSTM对已观测窗口进行双向编码，从而获得更加完整的历史上下文特征。

BiLSTM由正向LSTM以及反向LSTM两部分组成，能够同时从正向和反向两个方向提取序列特征，从而得到更加完整的时序上下文信息，并增强模型对局部波动以及复杂退化模式的感知能力[24]。而且BiLSTM中的反向LSTM仅在当前已知历史窗口内部进行反向特征传播，其访问的全部时间步在预测时刻均已实际获得，并不涉及预测目标时刻及其后的未来循环数据。对于输入序列$X=\{x_1, x_2, \cdots, x_t\}$，其正向和反向隐藏状态表示为：

$$\begin{aligned}\vec{h}_t &= \overrightarrow{\mathrm{LSTM}}\left(x_t, \vec{h}_{t-1}\right)\\ \overleftarrow{h}_t &= \overleftarrow{\mathrm{LSTM}}\left(x_t, \overleftarrow{h}_{t+1}\right)\\ \hat{u}_k(t) &= W_o h_t + b_o\end{aligned} \tag{9}$$

式中，$\vec{h}_t$和$\overleftarrow{h}_t$分别表示时刻t的正向和反向隐藏状态，$\hat{u}_k$表示第k个IMF分量在时刻t的预测值，W_o和b_o分别表示输出层的权重矩阵和偏置项。

2.3.2 注意力机制

在电池SOH预测任务中，如果直接对BiLSTM的隐藏状态进行统一处理，容易忽略关键时间步对预测结果的影响。为了提高模型的预测精度，本文引入Attention，使模型可以根据预测目标自适应分配不同时间步的权重，从而增强对关键退化特征的关注能力。其基本计算过程如下：

$$\begin{aligned}e_t &= v_a^T \tanh\left(W_a h_t + b_a\right)\\ \alpha_t &= \frac{\exp\left(e_t\right)}{\sum_{i=1}^{T}\exp\left(e_i\right)}\\ c &= \sum_{t=1}^{T}\alpha_t h_t\\ \hat{y} &= W_y c + b_y\end{aligned} \tag{10}$$

式中，e_t表示第t个时间步的注意力得分，α_t表示对应的注意力权重，c表示由所有隐藏状态加权得到的上下文向量，$\hat{y}$表示模型输出，W_y和b_y分别表示输出层权重矩阵和偏置项。

BiLSTM-Attention模块先通过BiLSTM提取电池退化过程中的双向时序依赖，再借助Attention对关键时间步信息进行自适应强化。该结构既可以提高模型对电池退化过程中长期依赖关系的学习能力，同时也能突出对预测结果贡献较大的局部退化特征。在本文的一步超前预测设置下，Attention仅对上述已观测历史窗口内的BiLSTM隐藏状态进行权重分配，用于识别对下一循环预测更加重要的历史时间步，不涉及预测时刻及其之后的数据。该模块的模型架构如图3所示。具体步骤如下：

第一步：将筛选后的健康特征构造成为滑动时间窗口并作为输入层的模型输入。

第二步：BiLSTM层对输入的健康特征进行双向时序建模，通过正向LSTM和反向LSTM分别提取前向与后向退化信息，并将二者输出进行拼接，得到各时间步的双向隐状态序列。

第三步：注意力机制层根据各时间步隐状态对预测目标的贡献程度计算注意力权重，并对BiLSTM输出的隐状态进行加权求和，形成上下文特征向量。

第四步：将该上下文向量输入全连接层，输出相应的预测结果。

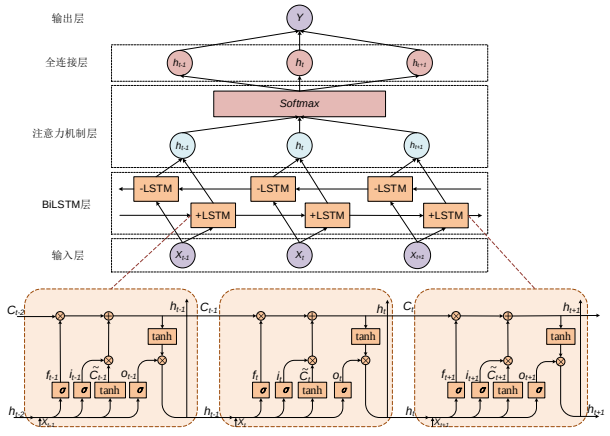


图3 BiLSTM-Attention架构及LSTM原理图

Fig. 3 BiLSTM-Attention architecture and schematic diagram of LSTM

2.4 灰叶猴寻优算法

GLO是一种受到灰叶猴群体行为和社会等级结构启发的群智能寻优算法。该算法通过模拟灰叶猴在自然环境中的一雄群、多雄群和全雄群等群体结构，同时结合首领引导、成员跟随、群体迁移以

及自主游走等行为机制，实现对复杂优化问题的全局搜索与局部开发[25]。与粒子群寻优算法（particle swarm optimization，PSO）、遗传算法（genetic algorithm，GA）以及灰狼寻优算法（grey wolf optimizer，GWO）等传统群智能寻优算法相比，GLO在搜索机制方面具有更强的多样性和动态调节能力。PSO主要依靠个体历史最优和群体全局最优进行位置更新，在复杂非线性搜索空间中容易出现过早收敛；GA主要借助选择、交叉和变异操作，虽然具备较强的全局搜索能力，但参数设置较为复杂，后期可能出现收敛速度较慢的问题；GWO通过等级机制引导种群进行搜索，但个体更新过程较为依赖少数优势个体，容易造成种群多样性逐渐下降。相比之下，GLO同时运用首领引导、普通个体跟随以及随机游走等搜索机制，使算法在迭代前期保持较强的全局探索能力，并在迭代后期逐步增强局部开发能力，从而有助于缓解局部最优以及早熟收敛问题。

在本文高频IMF分量预测任务中，BiLSTM-Attention的多个关键超参数之间存在耦合关系，其验证误差对应的搜索空间具有明显的非凸特征。GLO的多群体搜索机制能够使候选解在搜索空间的不同区域保持并行探索，降低种群过早集中于单一区域的可能性；首领引导和成员跟随有利于对当前优势区域进一步开发，而自主游走机制则能够维持一定的种群多样性。因此，从搜索机制上看，GLO具备兼顾全局探索与局部开发的特点。该算法步骤如下：

第一步：在设定的超参数搜索范围内随机初始化灰叶猴种群：

$$X_i^0 = lb + r \odot (ub - lb) \tag{11}$$

式中，X_i^0表示第i个灰叶猴个体的初始位置，在寻优中即代表一组候选超参数组合；lb和ub分别表示搜索范围的下界和上界；r表示区间(0,1)内的随机向量。

第二步：种群初始化后，根据目标函数计算每个个体的适应度值，每个群体中适应度最优的个体被确定为首领个体，全体种群中适应度最优的个体被确定为全局最优个体。

第三步：更新首领个体位置：主要通过在当前位置附近进行搜索和根据当前全局最优位置调整搜索方向两种方式进行。首领个体位置更新公式如下：

$$X_\alpha^{t+1} = \begin{cases} X_\alpha^t + S_R, & r_1 < 0.5 \\ X_\alpha^t + C_1\left(X_\alpha^t - X_{\mathrm{GB}}^t\right), & r_1 \geqslant 0.5 \end{cases} \tag{12}$$

式中，X_α^{t+1}表示更新后的首领个体的位置；X_α^t表示第t次迭代时首领个体的位置；S_R表示随机步长；C_1表示首领个体位置更新的控制因子；X_{GB}^t表示第t次迭代时的全局最优个体位置。

第四步：更新普通个体位置：是根据首领个体或优势个体的位置进行更新，从而逐渐向较优搜索区域靠近。一雄群中的雌性个体会跟随首领个体，其位置更新公式如式(13)；对于多雄群和全雄群中的其他雄性个体，其位置更新公式如式(14)：

$$X_{f,i}^{t+1} = X_{f,i}^t + C_2\left(X_\alpha^t - X_{f,i}^t\right) \tag{13}$$

$$X_{m,i}^{t+1} = X_{m,i}^t + \theta\left(X_{m,i}^t - X_{\mathrm{GB}}^t\right) + C_4\left[\sigma \odot (ub - lb)\right] \tag{14}$$

式中，$X_{f,i}^t$表示第t次迭代时第i个普通个体的位置；$X_{f,i}^{t+1}$表示更新后的普通个体位置；C_2表示普通个体的位置更新控制因子；$X_{m,i}^t$表示第t次迭代时第i个雄性个体的位置；$X_{m,i}^{t+1}$表示更新后的位置；θ表示搜索控制因子；C_4表示随机扰动系数；σ表示服从标准正态分布的随机向量。

第五步：自主游走更新，其游走半径会随着迭代逐渐减小。更新公式如下：

$$\begin{aligned} X_i^{t+1} &= X_i^t \odot step \\ step &= scale \odot L \cdot 0.001 \\ scale &= r_2(ub - lb)e^{-20\left(t/T_{\max}\right)^2} \end{aligned} \tag{15}$$

式中，$step$表示自主游走步长；$scale$表示步长缩放因子。

第六步：边界约束与输出最优解：个体位置更新后，若超出搜索空间，需要进行边界约束处理：

$$X_i^{t+1} = \min\left[\max\left(X_i^{t+1}, lb\right), ub\right] \tag{16}$$

式中，X_i^{t+1}表示边界约束后的个体位置。

随后重新计算所有个体的适应度值，并更新首领个体和全局最优个体。重复上述过程，直到达到最大迭代次数，最终输出最优个体作为模型的最优超参数组合。

2.5　门控循环单元

门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)是一种改进型循环神经网络，将LSTM的输入门、遗忘门和输出门结构进行了简化，主要由更新门和重置门组成。GRU可以在使模型结构更简单、参数量更少、训练效率更高的同时，解决长序列训练过程中容易出现的梯度消失问题[26]。其计算过程如下：

$$\begin{aligned} z_t &= \sigma\left(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z\right) \\ r_t &= \sigma\left(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r\right) \\ \tilde{h}_t &= \tanh\left(W_h x_t + U_r\left(r_t \odot h_{t-1}\right) + b_h\right) \\ h_t &= (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t \end{aligned} \tag{17}$$

式中，z_t表示t时刻的更新门；r_t表示t时刻的重置门；W和U分别表示输入和隐藏状态的权重矩阵；$\tilde{h}_t$表示t时刻的候选隐藏状态；b表示偏置项。

2.6 自适应分频混合模型及跨电池预测流程

本文构建一种基于单一训练电池多尺度监督学习和测试电池一步超前预测的自适应分频混合模型。整体过程包括训练电池离线训练和测试电池跨电池预测两个阶段。以CS2_35作为训练电池、CS2_36–CS2_38作为独立测试电池为例，在离线训练阶段，仅利用CS2_35完成HIs筛选、VMD分解、PE-K-means分量划分、超参数确定及模型训练，其中VMD分解得到的不同IMF分量作为各子模型的监督训练标签。需要强调的是，VMD在本文中仅用于训练阶段构造多尺度监督标签，并不是测试阶段的输入预处理步骤，模型实际建立的是历史HIs与下一循环各IMF分量之间的映射关系。模型训练完成后固定全部参数，在跨电池测试阶段，CS2_36、CS2_37和CS2_38不再进行VMD分解，也不参与任何模型训练，仅利用截至第t个循环已经获得的历史HIs预测第t+1个循环对应的各IMF分量，并通过分量重构得到SOH预测结果，测试电池真实SOH仅用于最终性能评价。该流程同样适用于更换训练电池后的跨电池预测，具体交叉验证结果见第3.5节。

为保证训练阶段与测试阶段具有一致的时序输入形式，本文所有预测子模型均采用第2.3.1节所述的固定长度历史滑动窗口。设第t个循环提取得到的HIs向量为h_t，窗口长度为L，则在预测第t+1个循环时，其输入与输出关系如下：

$$[h_{t-L+1},\cdots,h_t] \rightarrow \{\widehat{\mathrm{IMF}}_{k,t+1}\}_{k=1}^{K} \rightarrow \widehat{\mathrm{SOH}}_{t+1} \tag{18}$$

式中，$\widehat{IMF}_{k,t+1}$表示第k个子模型对下一循环对应IMF分量的预测值，$\widehat{SOH}_{t+1}$表示对所有预测分量进行重构后得到的下一循环SOH预测值。可以看出，预测第t+1个循环时，模型所使用的最晚输入数据仅来自第t个循环。随着新的循环数据获得，历史窗口向前移动一个循环，并按照相同方式预测下一循环，从而形成连续的一步滚动预测过程。整体模型的框架如图4所示，具体预测步骤如下：

第一步：数据预处理与特征选取。首先对各电池原始循环数据进行预处理并提取HIs与SOH；其中仅利用CS2_35计算候选HIs与SOH之间的PCC并完成特征筛选，CS2_36–CS2_38不参与HIs筛选，其经预处理后的SOH仅作为最终性能评价基准。

第二步：VMD分解与IMF分量划分。仅对训练电池CS2_35的SOH进行VMD分解，得到K个不同时间尺度的IMF分量，并将其作为各子模型的监督学习目标。随后计算各IMF分量的归一化PE值，通过K-means将其自适应划分为高频波动分量和低频趋势分量。

第三步：高频IMF分量预测。针对PE较高、动态复杂度较强的高频IMF分量，采用GLO-BiLSTM-Attention建立预测模型。其中BiLSTM用于提取历史窗口内部的时序上下文信息，Attention用于强化关键历史时间步特征，GLO用于优化模型关键超参数，以提高复杂高频目标的预测能力。

第四步：低频IMF分量预测。针对变化相对平缓、主要反映长期退化趋势的低频IMF分量，采用结构相对简洁的GRU进行预测，以降低复杂模型处理平稳趋势分量所带来的冗余。

第五步：跨电池预测与SOH重构。模型训练完成后固定全部参数，将测试电池历史HIs按照相同滑动窗口方式输入训练完成的高、低频预测模型，得到各IMF分量的下一循环预测值，并经逆归一化和分量重构获得最终SOH预测结果。测试电池的真实SOH仅用于计算预测误差，不参与VMD、模型输入、超参数选择或模型更新。

3 预测结果与分析

3.1 实验设置与模型评价指标

第3.2–3.4节实验采用CS2_35作为训练电池，CS2_36–CS2_38作为独立测试电池；第3.5节依次更换唯一训练电池，开展单训练电池交叉验证。各组实验均不使用当前测试电池数据进行本组实验的模型训练及参数确定。HIs采用Min-Max方法归一化，相关归一化参数仅由训练数据确定，所有模型均采用长度L为12的滑动时间窗口构造输入样本，窗口滑动步长和预测步长均为1，即利用截

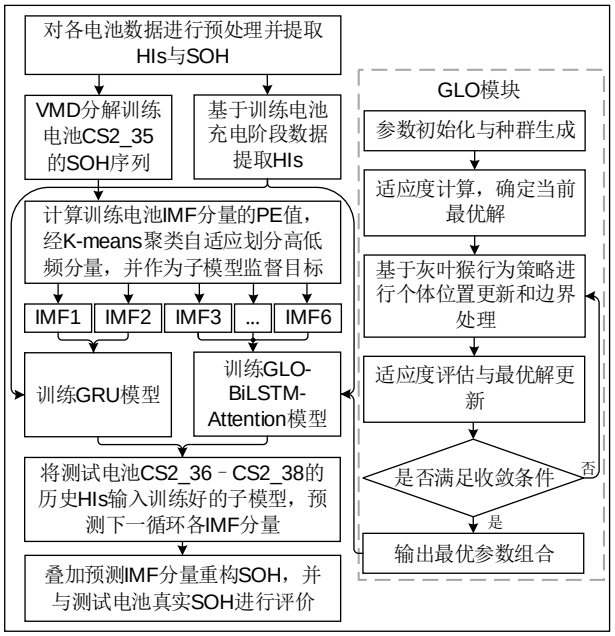


图4　VMD-PE-GLO-BiLSTM-Attention-GRU的模型框架图

Fig. 4　Framework of the VMD-PE-GLO-BiLSTM-Attention-GRU model

至第t个循环的历史HIs预测第t+1个循环。超参数寻优时，将当前训练电池按照时间顺序划分为前80%的训练子集和后20%的验证子集。为避免验证阶段信息参与模型训练，HIs归一化参数仅由前80%训练子集确定，同时仅对该训练子集对应的SOH序列进行VMD分解，并将所得IMF分量作为候选模型的监督训练目标；后20%验证子集不参与VMD分解和模型参数更新，仅用于计算重构SOH的MSE并评价候选超参数。最优超参数确定后，再基于当前完整训练电池构造IMF监督目标并训练最终模型。GLO独立运行5次，每次寻优采用相同的搜索范围、种群规模和最大迭代次数，搜索阶段每组候选参数训练2 Epoch，并从5次独立运行中选取验证MSE最低的参数组合作为最终模型参数。实验在Intel Core i5-14600K、NVIDIA GeForce RTX 5060及Python3.11环境下完成，其他关键参数见表2。

为全面衡量本实验模型在SOH预测任务中的预测精度与拟合效果，本文选取均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)以及决定系数(coefficient of determination, R^2)作为模型

表2　模型及超参数寻优的关键参数设置

Table 2　Key parameter settings of the model and hyperparameter optimization

参数名称	参数设置
VMD模态分解数K/惩罚因子α	6/2000
PE嵌入维数m/时间延迟τ	5/1
GRU隐藏单元数/层数	64/1
GRU学习率/Epoch/Batch size	1×10^{-3}/30/64
BiLSTM学习率/两层隐藏单元搜索范围	10^{-5}~10^{-3}/16~128
GLO种群规模/最大迭代次数	12/30
GLO最优学习率/BiLSTM隐藏单元数	2.64×10^{-4}/80,66
最终BiLSTM-Attention Epoch/Batch size	100/64

性能评价指标。上述指标能够从误差大小、预测偏差及模型解释能力等方面对预测结果进行综合评价，各指标的计算公式如下：

$$\begin{aligned}
\mathrm{RMSE} &= \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\hat{y}_i - y_i\right)^2}\\
\mathrm{MAE} &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\hat{y}_i - y_i\right|\\
\mathrm{MAPE} &= \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{100\times\left|\hat{y}_i - y_i\right|}{y_i}\\
R^2 &= 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \bar{y}\right)^2}
\end{aligned} \tag{19}$$

式中，y_i表示实际值；$\hat{y}_i$表示模型预测值；$\bar{y}$表示实际平均值；n表示循环次数。

一般而言，RMSE、MAE和MAPE越接近0，说明模型预测效果越好。R^2越接近1，说明模型拟合效果越好。

3.2　VMD分解及参数分析

在基准实验中，采用VMD对训练电池CS2_35的SOH序列进行分解，以构造不同时间尺度的IMF监督目标；VMD仅用于训练阶段，测试电池预测过程中不再进行VMD分解。VMD的分解结果主要受到模态分解数K和二次惩罚系数α的影响。若K值设置过小，不同时间尺度的频率成分可能集中于同一模态，导致分离不充分；若K值设置过大，则可能造成过分解，使原有频率被进一步细化并产生冗余分量。另一方面，较小的α对模态带宽的约束较弱，而过大的α会使各模态的频带受到较强限制。考虑到K和α均会影响VMD分解结果，本文采用控制变量的逐步敏感性分析策略。首先在基准惩罚系数α为2000的条件下，通过比较不同K值下各IMF分量中心频率的变化规律获得候选K值；随后固定候选K值，进一步分析不同α下中心频率

的变化特征，从而确定最终参数组合。

首先固定α为2000，分别设置不同的模态分解数K，对应的中心频率如表3所示。查看表3可知，当K为6时，最后一个IMF分量的中心频率已经趋于平稳，后续K值下，中心频率也始终接近0.44~0.45，继续增大K值会导致已有模态发生分裂，产生冗余分量。因此本文将候选模态分解个数定为6。

表3 CS2_35号电池不同K值下的中心频率（α=2000）

Table 3 Center frequencies of battery CS2_35 at different K values (α=2000)

K	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6	IMF7
4	1.57×10^{-4}	0.0390	0.1524	0.3610	—	—	—
5	1.57×10^{-4}	0.0360	0.1317	0.2662	0.4123	—	—
6	1.57×10^{-4}	0.0351	0.1268	0.2460	0.3457	0.4440	—
7	1.57×10^{-4}	0.0185	0.0636	0.1420	0.2539	0.3542	0.4469

随后固定K为6，分别设置不同的二次惩罚系数α，对应的中心频率如表4所示。查看表4可知，当α从500增加至2000时，部分IMF分量的中心频率仍产生了较为明显的变化，表明此时随着带宽约束增强，VMD的频带划分仍在持续调整。当α增大至2000~2500时，各IMF分量的中心频率表现出较好的局部稳定性，说明在该参数范围内VMD获得了较为稳定的频带划分结果。而当α继续增大至3000以上时，部分IMF分量的中心频率再次发生明显变化，表明过大的惩罚系数会显著影响模态分量的频带分配。由此可见，α为2000~2500附近时形成了相对稳定的中心频率区间，在满足各IMF分量中心频率稳定性和频带区分要求的前提下，为避免不必要地增强模态带宽约束，本文选取该稳定区间内较小的2000为α值。

综合上述逐步敏感性分析结果，在候选模态数K为6的条件下，α为2000时位于中心频率相对稳定的参数区间，与前述K分析所采用的基准惩罚系数一致。因此，本文最终设置K=6、α=2000作为VMD分解参数，相应分解结果如图5所示。

为了对训练电池SOH分解后的IMF分量进行合理划分，从而明确各模型负责预测的分量，进而提高预测效率及精度。本文引入PE，将归一化后的PE值作为衡量各分量复杂度的评价指标，具体数值如表5所示。同时，为了避免人工划分带来的不确定性，选用K-means聚类方法自适应划分IMF分量。将聚类数设置为2，把归一化后的PE值作为输入，最终得到0.4660和0.9264两个聚类中心。由于PE值越小，表示分量越平稳且规律性越强，因此把聚类中心较小的一类划分为低频趋势分量；PE值越大，则表示分量的波动性和复杂度越高，因此将聚类中心较大的一类划分为高频波动分量。根据聚类结果，最终将IMF1和IMF2划分为低频分量，作为GRU模型的预测目标；将IMF3–IMF6划分为高频分量，作为GLO-BiLSTM-Attention组合模型的预测目标。

表4 CS2_35号电池不同α值下的中心频率（K=6）

Table 4 Center frequencies of battery CS2_35 at different α values(K=6)

α	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
500	1.93×10^{-4}	0.0421	0.1317	0.2813	0.4120	0.4983
1000	1.81×10^{-4}	0.0406	0.1306	0.2736	0.3807	0.4854
1500	1.69×10^{-4}	0.0401	0.1303	0.2653	0.3713	0.4669
2000	1.57×10^{-4}	0.0351	0.1268	0.2460	0.3457	0.4440
2500	1.57×10^{-4}	0.0349	0.1264	0.2448	0.3450	0.4431
3000	1.56×10^{-4}	0.0378	0.1290	0.2648	0.3582	0.4718
4000	1.53×10^{-4}	0.0376	0.1292	0.2759	0.3599	0.5861

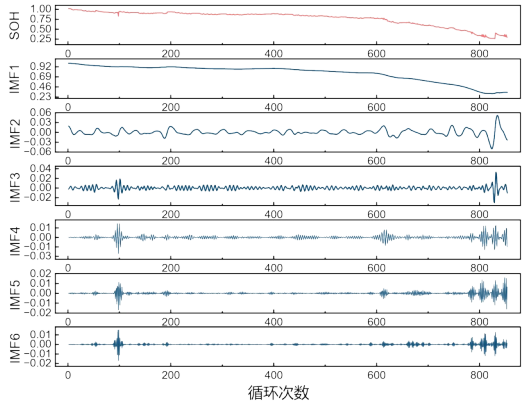


图5 CS2_35号电池SOH序列的VMD分解图

Fig. 5 VMD decomposition of the SOH sequence of battery CS2_35

表5 CS2_35号电池各分量归一化后的排列熵值

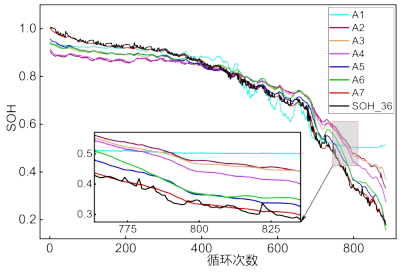
Table 5 Normalized permutation entropy of each component of battery CS2_35

分量	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
排列熵值	0.3510	0.5811	0.8112	0.9682	0.9981	0.9281

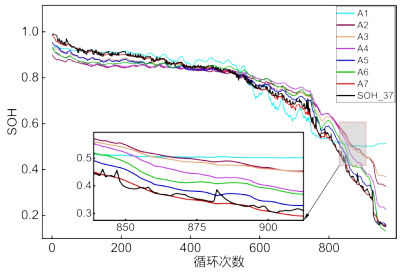
3.3 消融实验

为验证所提方法各组成模块及高低频模型匹配方式的有效性，本文构造了GRU(A1)、BiLSTM

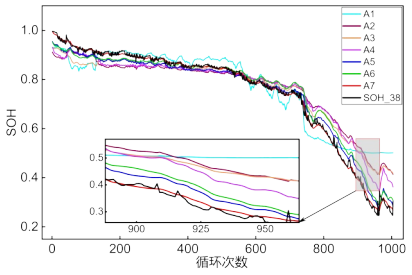
(A2)、BiLSTM-Attention(A3)、VMD-BiLSTM-Attention(A4)、不使用分频策略的VMD-GLO-BiLSTM-Attention(A5)、保持分频策略不变但高低频IMF分量预测模型与本文方法反向配置的模型(A6)以及本文方法(A7)进行消融实验。本节所有消融模型均仅利用CS2_35完成训练，CS2_36－CS2_38作为独立测试电池，各模型的预测结果及评价指标见图6和表6。



(a)　CS2_36



(b)　CS2_37



(c)　CS2_38

图6　消融实验预测结果图

Fig. 6　Prediction results of different ablation models

通过分析图6的预测结果可知，BiLSTM对于衰减趋势的预测虽然与实际情况大致相同，但是精度较低。引入Attention机制后，模型能够自适应关注与SOH预测关联度更高的时序特征，从而使得预测精度有所提高。在此基础上加入VMD分解方法，将训练电池SOH分解为多个相对平稳的监督目标后，预测误差进一步降低，说明多尺度目标构造能够降低原始SOH的学习难度，增强模型对不同尺度退化特征的表征能力。最后在加入GLO算法对模型进行超参数寻优之后，预测效果得到明显提高。虽然单独使用GRU进行整体SOH预测时存在较大误差，但本文方法并非直接利用GRU拟合全部退化过程，而是根据不同频率分量的动态特征进行差异化建模。进一步对比反向配置模型A6可以发现，在保持VMD分解和高低频划分不变、仅交换两类分量预测模型后，预测结果出现明显偏差，而本文方法A7仍能够较好跟踪实际SOH变化。该结果说明，模型性能的提高不仅来源于分频处理本身，还与高低频分量和预测模型之间的合理匹配有关，从而验证了本文高低频模型分配方式的有效性。

表6　消融实验模型评价指标

Table 6　Evaluation metrics for different ablation models

电池序号	预测模型	RMSE	MAE	MAPE	R^2
CS2_36	A1	0.0892	0.0720	0.1519	0.8447
	A2	0.0815	0.0647	0.1443	0.8705
	A3	0.0745	0.0594	0.1347	0.8919
	A4	0.0546	0.0459	0.0897	0.9181
	A5	0.0164	0.0128	0.0194	0.9813
	A6	0.0331	0.0246	0.0524	0.9621
	A7	0.0103	0.0079	0.0127	0.9926
CS2_37	A1	0.0889	0.0704	0.1540	0.8215
	A2	0.0750	0.0598	0.1335	0.8729
	A3	0.0696	0.0584	0.1246	0.8901
	A4	0.0561	0.0473	0.0927	0.9211
	A5	0.0169	0.0135	0.0206	0.9804
	A6	0.0368	0.0271	0.0597	0.9597
	A7	0.0108	0.0083	0.0141	0.9921
CS2_38	A1	0.0752	0.0605	0.1093	0.8600
	A2	0.0705	0.0592	0.1035	0.8770
	A3	0.0620	0.0538	0.0939	0.9050
	A4	0.0533	0.0453	0.0889	0.9158
	A5	0.0160	0.0122	0.0190	0.9821
	A6	0.0317	0.0225	0.0493	0.9640
	A7	0.0104	0.0077	0.0132	0.9924

通过分析表6中各模型对应的评价指标可知，本文所提出的联合方法在三块测试电池上均取得了较好的预测结果。从三块测试电池的平均结果来看，本文方法A7相较单一GRU模型A1和BiLSTM-Attention模型A3的RMSE分别降低87.56%和84.72%，MAE分别降低88.22%和86.07%，说明完整框架相较单一时序预测网络能

够获得更高的预测精度。相较于不使用分频策略的VMD-GLO-BiLSTM-Attention模型A5，A7的平均RMSE和MAE分别降低36.11%和37.92%，表明针对不同频率分量采用差异化预测模型能够进一步改善预测效果。进一步与保持相同分频结果但高、低频预测模型反向配置的A6相比，A7的平均RMSE和MAE分别降低69.00%和67.79%，说明即使采用相同的VMD分解和分频结果，不同频率分量与预测模型之间的匹配方式仍会明显影响最终预测性能。本文方法的性能提升并非来源于某一单独模块，而与多尺度监督目标构造、差异化分频建模及高低频分量与预测模型之间的合理匹配共同相关。

3.4 对比实验与寻优性能分析

为进一步比较不同模型、信号分解方法以及寻优算法对SOH预测性能的影响，本文基于CS2_38电池开展综合对比实验。实验中加入主流模型CNN(B1)和LSTM(B2)，加入主流寻优算法构成VMD-GA-BiLSTM-Attention(B3)和VMD-PSO-BiLSTM-Attention(B4)，加入主流分解方法构成EMD-GLO-BiLSTM-Attention(B5)和CEEMDAN-GLO-BiLSTM-Attention(B6)，加入不使用分频策略的VMD-GLO-BiLSTM-Attention(B7)和本文方法(B8)进行比较。本节对比实验中的所有模型均仅使用CS2_35完成训练及参数选择，CS2_38作为独立测试电池，不参与模型训练，各模型预测曲线和评价指标如图7以及表7。

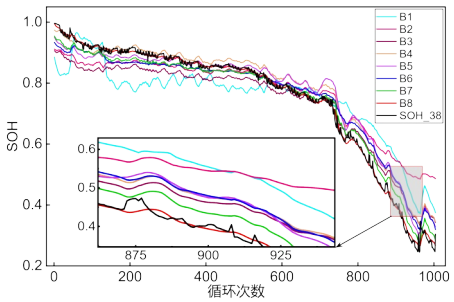


图7 对比实验预测结果图

Fig. 7 Prediction results of the comparative experiments

通过分析图7和表7可知，在均采用VMD分解方法而不使用分频策略的条件下，使用GLO寻优算法的B7模型相较于两种主流算法中效果更好的B4(PSO)模型，其RMSE、MAE、MAPE分别降低了65.14%、65.83%、73.2%，R^2提升了0.0343，说明GLO能够进一步改善BiLSTM-Attention的超参数配置及最终预测性能。在均采用GLO寻优算法而不使用分频策略的条件下，使用VMD分解方法的B7模型相较于两种主流方法中效果更好的B6(CEEMDAN)模型，其RMSE、MAE、MAPE分别降低了64.44%、64.43%、72.1%，R^2提升了0.0322，表明VMD在本文实验条件下能够为后续预测模型提供更易学习的分量表示。进一步结合所提完整方法的结果可见，其各项评价指标均优于其他对比模型，说明VMD分解、GLO寻优以及后续差异化分频建模具有互补作用。

表7 对比实验模型评价指标

Table 7 Evaluation metrics of the models in the comparative experiments

预测模型	RMSE	MAE	MAPE	R^2
B1	0.0912	0.0763	0.1346	0.7940
B2	0.0816	0.0569	0.1240	0.8349
B3	0.0532	0.0466	0.0776	0.9298
B4	0.0459	0.0357	0.0709	0.9478
B5	0.0468	0.0365	0.0724	0.9458
B6	0.0450	0.0343	0.0681	0.9499
B7	0.0160	0.0122	0.0190	0.9821
B8	0.0104	0.0077	0.0132	0.9924

为进一步比较不同寻优算法的搜索性能，本节仅采用训练电池CS2_35开展实验，并按时间顺序将前80%作为训练子集、后20%作为验证子集，以验证子集重构SOH的MSE作为适应度函数。GLO、PSO和GA采用相同的超参数搜索范围、种群规模（12）和最大迭代次数（30），并分别独立运行5次。为减小随机初始化对实验结果的影响，各统计结果采用均值±标准差表示，其中均值反映算法的平均性能，标准差反映5次独立运行结果的离散程度，标准差越小表示结果稳定性越高。具体实验结果如图8和表8所示。图8中的实线表示各迭代次数下历史最优适应度的均值，阴影表示均值±1个标准差。同时采用I_{95}衡量收敛速度，即完成总适应度改进量95%时对应的迭代次数，并统计各算法的寻优时间。

通过分析图8和表8可知，GLO的最终验证MSE分别较PSO和GA降低10.95%和15.37%，I_{95}分别减少64.47%和78.91%，且其最终验证MSE的标准差最小，说明GLO在本文超参数搜索

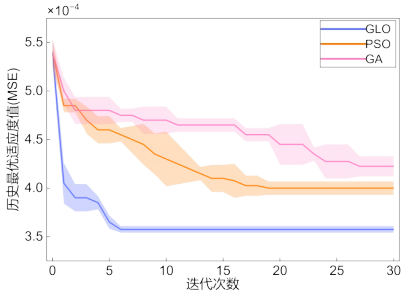


图8　不同优化算法的超参数寻优收敛曲线

Fig. 8　Hyperparameter optimization convergence curves of different optimization algorithms

表 8　不同优化算法的寻优性能统计结果

Table 8　Statistical optimization performance of different optimization algorithms

寻优算法	最终验证MSE/10^{-4}	I_{95}收敛迭代次数	寻优时间/s
GA	4.23±0.11	25.6±2.13	74.66±4.70
PSO	4.02±0.07	15.2±2.11	71.54±3.92
GLO	3.58±0.03	5.4±0.71	81.82±5.57

注：表8中结果均为5次独立运行的均值±标准差

任务中具有更高的搜索精度、更快的迭代收敛速度以及较好的重复运行稳定性。虽然GLO的寻优时间分别增加14.37%和9.59%，但该额外计算开销仅发生于离线模型训练阶段，测试电池预测时无需重复执行寻优。

3.5　不同训练电池下的交叉验证

为进一步验证所提方法在不同训练电池条件下的跨电池预测性能，在前述以CS2_35为唯一训练电池的实验基础上，进一步依次以CS2_36、CS2_37和CS2_38作为唯一训练电池，其余3块电池作为独立测试电池，共构成12组跨电池预测任务。各组实验均遵循第2.6节所述的一步超前预测流程，滑动窗口长度、预测步长、模型结构及评价指标保持一致。

为避免测试电池信息参与模型开发，每组实验均仅利用当前训练电池计算候选HIs与SOH之间的PCC，并按照与前文一致的准则重新进行特征筛选，4组实验最终均选取相同的8个HIs；Min-Max归一化参数同样仅由当前训练电池确定。为保持不同训练电池实验的可比性，并考察固定VMD参数配置在同系列电池间的适用性，交叉验证中不再针对各训练电池重新进行VMD参数筛选，而是统一采用第3.2节基准实验确定的K=6和α=2000，并针对当前训练电池重新执行VMD分解及后续PE-K-means分频。同时，测试电池不参与本组实验的HIs筛选、VMD分解、GLO超参数寻优及模型训练，其真实SOH仅用于最终性能评价。实验结果如表9所示。

表 9　不同训练电池下的跨电池SOH预测结果

Table 9　Cross-cell SOH prediction results with different training cells

训练电池	独立测试电池	RMSE	MAE	MAPE	R^2
CS2_35	CS2_36	0.0103	0.0079	0.0127	0.9926
	CS2_37	0.0108	0.0083	0.0141	0.9921
	CS2_38	0.0104	0.0077	0.0132	0.9924
CS2_36	CS2_35	0.0105	0.0084	0.0146	0.9925
	CS2_37	0.0097	0.0066	0.0118	0.9930
	CS2_38	0.0109	0.0090	0.0160	0.9919
CS2_37	CS2_35	0.0106	0.0089	0.0149	0.9923
	CS2_36	0.0099	0.0072	0.0124	0.9928
	CS2_38	0.0114	0.0104	0.0195	0.9910
CS2_38	CS2_35	0.0097	0.0064	0.0115	0.9931
	CS2_36	0.0103	0.0080	0.0133	0.9925
	CS2_37	0.0112	0.0096	0.0179	0.9915

通过分析表9可知，在更换唯一训练电池后，所提方法在12组跨电池预测任务中均保持了较为稳定的预测性能，RMSE、MAE和MAPE分别为0.0097~0.0114、0.0064~0.0104和0.0115~0.0195，R^2为0.9910~0.9931，平均值分别为0.0105、0.0082、0.0143和0.9923。分别以CS2_35、CS2_36、CS2_37和CS2_38作为训练电池时，3个独立测试电池上的平均RMSE分别为0.0105、0.0104、0.0106和0.0104，不同训练电池之间的预测误差差异较小。总体而言，更换唯一训练电池未造成模型预测性能明显下降，表明所提方法在CALCE-CS2同系列电池及相同实验工况下具有较为稳定的跨电池预测能力。

4　结　论

本文针对锂电池SOH退化序列具有非线性、非平稳和多时间尺度特征的问题，提出一种基于自适应分频混合网络的跨电池一步超前SOH预测方法。通过理论分析及CALCE-CS2电池数据实验验证，研究结论如下：

（1）从充电阶段提取与容量衰退相关性较高的健康特征作为模型输入，可在不依赖完整充放电周期数据的情况下实现SOH预测。在以CS2_35为

唯一训练电池的基准实验基础上，进一步依次更换CS2_36、CS2_37和CS2_38作为唯一训练电池开展交叉验证。结果表明，所提方法在CALCE-CS2同系列电池的不同训练—测试组合下能够保持较为稳定的预测性能。

（2）采用VMD对训练电池SOH进行多尺度分解，通过排列熵衡量各IMF分量的复杂程度，并结合K-means聚类自适应划分高、低频分量，分别作为不同子模型的预测目标。该过程将原始非平稳SOH序列分解为动态特征不同的子序列，降低了单一模型直接拟合复杂退化过程的难度。

（3）根据不同频率分量的变化特点，采用GRU预测较为平稳的低频分量，采用GLO优化的BiLSTM-Attention预测波动性和非线性较强的高频分量。反向配置消融实验显示，在分频结果保持不变的情况下，交换高、低频预测模型后预测性能明显下降。与反向配置相比，本文模型的平均RMSE和MAE分别降低69.00%和67.79%，表明预测效果不仅与频率分解有关，还受到不同频率分量与预测模型匹配方式的影响。

（4）消融和对比实验表明，VMD分解、Attention机制、GLO寻优及差异化分频建模均有助于提高预测性能。在以CS2_35为训练电池的基准实验中，所提方法在CS2_36–CS2_38上的RMSE、MAE和MAPE分别不超过1.08%、0.83%和1.41%，R^2均不低于0.9921。GLO的最终验证MSE较PSO和GA分别降低10.95%和15.37%，I_{95}分别减少64.47%和78.91%，具有较好的搜索精度和收敛速度，但寻优时间有所增加。由于参数寻优仅在模型构建阶段进行，因此测试电池预测阶段无需重复执行寻优。

本文实验目前仅基于CALCE-CS2同系列电池开展，所得结论主要反映该数据条件下的跨电池预测性能。后续将结合不同电池体系、运行工况和公开数据集，进一步验证所提方法的适用性与鲁棒性。

参 考 文 献

[1] 来鑫,陈权威,顾黄辉,等. 面向"双碳"战略目标的锂离子电池生命周期评价:框架、方法与进展[J]. 机械工程学报, 2022, 58(22): 3-18.
LAI X, CHEN Q W, GU H H, et al. Life cycle assessment of lithium-ion batteries toward the "dual-carbon" strategic goals: Framework, methods and progress[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(22): 3-18.

[2] 蒋帅,陈铖,段砚州,等. 温度和老化影响下的锂离子电池荷电状态和健康状态联合估计方法研究[J]. 机械工程学报, 2024, 60(18): 266-275.
JIANG S, CHEN C, DUAN Y Z, et al. Joint estimation of state of charge and state of health of lithium-ion batteries considering temperature and aging effects[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(18): 266-275.

[3] 王怡,陈学兵,王愿习,等. 储能锂离子电池多层级失效机理及分析技术综述[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(7): 2079-2094.
WANG Y, CHEN X B, WANG Y X, et al. Review of multilevel failure mechanisms and analysis technologies for energy storage lithium-ion batteries[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(7): 2079-2094.

[4] 李放,闵永军,张涌. 基于大数据的动力锂电池可靠性关键技术研究综述[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(6): 1981-1994.
LI F, MIN Y J, ZHANG Y. Review of key reliability technologies for power lithium-ion batteries based on big data[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(6): 1981-1994.

[5] 熊庆,邸振国,汲胜昌. 锂离子电池健康状态估计及寿命预测研究进展综述[J]. 高电压技术, 2024, 50(3): 1182-1195.
XIONG Q, DI Z G, JI S C. Review of research progress in state-of-health estimation and lifetime prediction of lithium-ion batteries [J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(3): 1182-1195.

[6] 金帅,董静. 基于数据驱动的锂离子电池健康状态估计研究进展综述[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 45-59.
JIN S, DONG J. Review of research progress in data-driven state-of-health estimation of lithium-ion batteries[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 45-59.

[7] 黎冲,王成辉,王高,等. 基于数据驱动的锂离子电池健康状态估计技术[J]. 中国电力, 2022, 55(8): 73-86, 95.
LI C, WANG C H, WANG G, et al. Data-driven state-of-health estimation technology for lithium-ion batteries[J]. Electric Power, 2022, 55(8): 73-86, 95.

[8] 朱振宇,高德欣. 基于CNN-BiLSTM网络的锂离子电池健康状态检测方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(3): 128-133.
ZHU Z Y, GAO D X. State-of-health detection method for lithium-ion batteries based on CNN-BiLSTM network[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(3): 128-133.

[9] Guo Y, Yang D, Zhao K, et al. State of health estimation for lithium-ion battery based on Bi-directional long short-term memory neural network and attention mechanism[J]. Energy Reports, 2022, 8: 208–215.

[10] Liu K, Kang L, Xie D. Online State of Health Estimation of Lithium-Ion Batteries Based on Charging Process and Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network[J]. Batteries, 2023, 9(2): 94.

[11] Li Y, Luo L, Zhang C, et al. State of Health Assessment for Lithium-Ion Batteries Using Incremental Energy Analysis and Bidirectional Long Short-Term Memory[J]. World Electric Vehicle Journal, 2023, 14(7): 188.

[12] 吴铁洲,朱俊超,成雄帆,等. 基于充电阶段数据与GWO-BiLSTM模型

的锂电池SOH估计方法[J]. 电源技术, 2024, 48(11): 2184-2194.
WU T Z, ZHU J C, CHENG X F, et al. State-of-health estimation method for lithium-ion batteries based on charging-stage data and GWO-BiLSTM model[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2024, 48(11): 2184-2194.

[13] Ma Y, Li J, Gao J, et al. State of health prediction of lithium-ion batteries under early partial data based on IWOA-BiLSTM with single feature[J]. Energy, 2024, 295: 131085.

[14] 何山,赵宇明,田爱娜,等. 基于充电片段和PSO-BP的锂电池SOH在线估计方法[J]. 电源技术, 2025, 49(2): 383-389.
HE S, ZHAO Y M, TIAN A N, et al. Online state-of-health estimation method for lithium-ion batteries based on charging segments and PSO-BP[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025, 49(2): 383-389.

[15] 高国章,刘长昊,袁裕鹏,等. 基于PKO-XGBoost-TCN的锂电池SOH估计[J]. 电源技术, 2025, 49(12): 2553-2562.
GAO G Z, LIU C H, YUAN Y P, et al. State-of-health estimation of lithium-ion batteries based on PKO-XGBoost-TCN[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2025, 49(12): 2553-2562.

[16] Shabrawy M, El-Kenawy E. -S. M, Abdel-Hamid N. B, et al. An optimization-driven hierarchical deep learning approach using the Gray Langurs algorithm for data-driven seismic activity prediction [J]. Scientific Reports, 2026, 16: 18846.

[17] XIA F, WANG K, CHEN J. State-of-Health Prediction for Lithium-Ion Batteries Based on Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise-Gate Recurrent Unit Fusion Model[J]. Energy Technology, 2022, 10(4): 2100767.

[18] FU J, WU C, WANG J, et al. Lithium-ion Battery SOH Prediction Based on VMD-PE and Improved DBO Optimized Temporal Convolutional Network Model[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 87: 111392.

[19] HUI Z, SHI Z, WANG R, et al. Health Prediction of Lithium-ion Batteries by Combining with Empirical Mode Decomposition and PF-GPR Algorithm[J]. Materials Today Energy, 2024, 42: 101562.

[20] Su Y X, Wang Z Y, Dong Z C, et al. Frequency-aware ultra-short-term wind power forecasting using CEEMDAN – VMD – SE and Transformer – GRU networks[J]. Energy, 2025, 338: 138715.

[21] 杨朋朋,曾圣浩,薛海,等. 基于双策略优化VMD-HO-LSTM的锂电池剩余寿命预测[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2026, 45(1): 120-128.
YANG P P, ZENG S H, XUE H, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on dual-strategy optimized VMD-HO-LSTM[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2026, 45(1): 120-128.

[22] 田成文,孙丙香,赵鑫泽,等. 基于数据驱动的锂离子电池快速寿命预测[J]. 储能科学与技术, 2024, 13(9): 3103-3111.
TIAN C W, SUN B X, ZHAO X Z, et al. Data-driven rapid lifetime prediction of lithium-ion batteries[J]. Energy Storage Science and Technology, 2024, 13(9): 3103-3111.

[23] ZHANG L, JI T, YU S, et al. Accurate prediction approach of SOH for lithium-ion batteries based on LSTM method[J]. Batteries, 2023, 9(3): 177.

[24] LI Z, ZHANG X, GAO W. State of health estimation of lithium-ion battery during fast charging process based on BiLSTM-Transformer[J]. Energy, 2024, 311: 133418.

[25] Barshandeh S, Khodadadi N, Abdollahzadeh B, et al. Gray langurs optimizer: a multi-group bio-inspired optimization algorithm[J]. Artificial Intelligence Review, 2026, 59: 166.

[26] 刘芊彤,邢远秀. 基于VMD-PSO-GRU模型的锂离子电池剩余寿命预测[J]. 储能科学与技术, 2023, 12(1): 236-246.
LIU Q T, XING Y X. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on VMD-PSO-GRU model[J]. Energy Storage Science and Technology, 2023, 12(1): 236-246.