DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.5.241 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于模态分解和时间序列的锂电池健康状态估计

成 燕，郑林弘(中国电源学会学生会员)，刘 江
(武汉科技大学信息科学与工程学院，武汉 430081)

摘要：针对锂离子电池健康状态SOH(state-of-health)估计未考虑容量再生现象导致预测结果不准确的问题，提出1种基于多时间尺度集合经验模态分解融合时间序列映射输入健康状态非线性关系方法。通过集合经验模态分解EEMD(ensemble empirical mode decomposition)算法将考虑容量再生现象的电池容量信息分解为高频主趋势信号及低频余量信号，由2类信号预测结果完成对锂离子电池SOH的估算。结果表明，该方法可以捕获容量再生现象提高估算准确度，实现对电池容量退化的拟合，且受不同预测起点影响小，预测的最大均方根差RMSE(root mean square error)和平均绝对误差MAE(mean absolute error)不超过1.5%，最大平均绝对百分误差MAPE(mean absolute percentage error)不超过2%。

关键词：锂离子电池；健康状态；容量再生；集合经验模态分解；时间序列

Estimation of State-of-health of Lithium-ion Batteries Based on Modal Decomposition and Time Series

CHENG Yan, ZHENG Linhong, *Student Member*, *CPSS*, LIU Jiang
(School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

Abstract: Aimed at the problem that the prediction results of state-of-health (SOH) of lithium-ion batteries are inaccurate due to the failure to consider the capacity regeneration phenomenon, a nonlinear relationship method based on multi-time scale set empirical mode decomposition fusion time series mapping input and SOH is proposed. The battery capacity information considering capacity regeneration is decomposed into high-frequency main trend signals and low-frequency margin signals by an ensemble empirical mode decomposition (EEMD) algorithm, and the estimation of lithium-ion battery SOH is completed by the prediction results of the two types of signals. Results show that the proposed method can capture the phenomenon of capacity regeneration to improve the estimation accuracy and achieve the fitting of battery capacity degradation, and it is less affected by different prediction starting points. Both the predicted maximum RMSE (root mean square error) and MAE (mean absolute error) are not more than 1.5%, and the maximum MAPE (mean absolute percentage error) is not more than 2%.

Keywords: Lithium-ion battery; state-of-health (SOH); capacity regeneration; ensemble empirical mode decomposition (EEMD); time series

锂离子电池作为主要的电化学储能器件，具有自放电率低、循环寿命长、能量密度高等优点[1-2]，被广泛应用于储能系统中。而电池的老化效应或使用不当将加速电池容量退化，造成漏液、局部短路等问题，严重时甚至引发爆炸事故[3-4]。因此，对锂离子电池健康状态进行准确地估计，对保证储能系统运作寿命长、运行安全具有重要意义[5]。为了保障系统安全运行，通常需要在电池失效阈值EOL(end of life)之前更换电池，一般取EOL为80%的电池额定容量[6]。对于不同的应用场景，用户也可自行定义合适的容量状态作为EOL的阈值。故对电池健康状态SOH(state-of-health)[7]的估计可以

收稿日期：2022-07-23；**修回日期**：2022-11-01；**录用日期**：2022-11-22；**网络首发日期**：2023-01-31
基金项目：湖北省自然科学基金青年资助项目(2021CFB030)
This work is supported by Hubei Natural Science Foundation Youth Project under the grant 2021CFB030

有效监测电池运行状态，判断电池退化情况，最大化利用锂离子电池。

锂电池 SOH 估算是指在锂电池达到失效阈值之前，对锂电池的容量退化趋势进行预测，而锂电池的容量呈下降趋势是因为在电池的电极和电解质之间发生副反应，在电池退化经验模型中，常将其作为锂电池的健康指标。同时，还存在 1 种常见的现象称为容量再生 CR(capacity regeneration)[8]，即电池在充放电循环过程中处于静止状态时，电池内部的化合物发生反应使容量有一定程度的回升，下一个循环的容量将立即增加[9]，这种现象会影响对锂电池 SOH 估计的准确性。近年来，对于 SOH 的估计主要有 2 种模型，即数据驱动模型[10]和基于物理失效 PoF(physical of failure)模型[11]。物理失效模型由于需要考虑电池内部的化学反应和材料特性，且受外界环境影响较大，因此很难建立准确的模型。而数据驱动模型不用考虑电池内部的退化机制，只需要通过一些统计分析或机器学习方法建立退化数据与健康状态之间的关联特性[12]。文献[13]采用了基于带动量的随机梯度下降 SGD(stochastic gradient descent)的长短期记忆网络 LSTM(long short-term memory)神经网络模型，该方法有效降低了过拟合现象，增强了模型的泛化性，但输入特征过于单一，不能完全描述锂电池的退化机理；文献[14]提出了 1 种模糊无迹卡尔曼滤波 FUKF(fuzzy unscented Kalman filter)算法，相较于无损卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)方法具有估算速度快、鲁棒性高的优点，但该模型未考虑容量再生现象，预测结果不够准确；文献[15]提出了 1 种改进的经验模型，利用对偶扩展卡尔曼滤波 EKF(extended Kalman filter)估计来处理参数与状态容量的耦合问题，但实验结果表明，再生过程中容量的突然上升并没有得到很好地估算。

为了解决以上问题，本文针对容量再生现象，提出了 1 种基于经验模态分解与深度学习相结合的方法，将电池容量退化趋势利用经验模态分解后分别使用卷积神经网络和长短期记忆神经网络进行预测，最后将各分量集成得到锂电池的 SOH，实验使用 NASA 电池数据集对所提出的方法进行了评估，验证了所提出方法的准确性和泛化性。

1 模态分解与时间序列分析建模

1.1 预测流程及方法

目前一些通过将容量退化描述为电流速率、电荷状态和温度等的方法，虽然较容易实现，但在一定程度上属于开环模型，泛化性不强[13]。因此，本文将锂离子电池容量作为锂离子电池 SOH 估算指标，在保证预测准确性的同时提高模型泛化性，其表达式为

$$S_{\mathrm{OH}}=\frac{c_t}{c_0}\times 100\% \tag{1}$$

式中，c_t、c_0 分别为锂离子电池在 t 时刻的可用容量和初始容量。

图 1 为本文所提基于模态分解与时间序列分析模型预测流程，可以看出，本文所提出的方法可以大致分为数据预处理、模型训练、模型预测 3 个阶段，具体步骤如下。

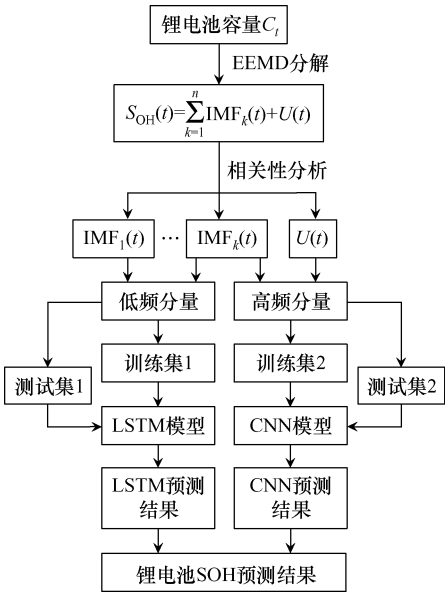


图 1 基于模态分解与时间序列分析模型预测流程

Fig. 1 Flow chart of forecasting based on modal decomposition and time series analysis model

(1)利用集合经验模态分解 EEMD(ensemble empirical mode decomposition)算法将锂电池的电池容量退化数据分解，并作为训练模型和预测的数

据，即

$$\left\{\mathrm{IMF}_1(t),\cdots,\mathrm{IMF}_N(t),R(t)\right\}=\mathrm{EEMD}(C) \tag{2}$$

式中：$\mathrm{IMF}_1(t)$、$\mathrm{IMF}_N(t)$分别为锂离子电池在初始时刻和 N 时刻的低频分量，为数据信号分解的本征模函数 IMF(intrinsic mode function)分量[16]；$R(t)$为高频分量；C 为电池容量。

(2)通过相关性分析，重构 EEMD 分解出的信号，即将相关性较强的 k 组 IMF 分量和高频分量组合成为主趋势，剩余相关性低的 IMF 分量作为低频分量。

(3)主趋势数据具有单调平稳的特性，因此选用卷积神经网络 CNN(convolutional neural network)模型进行预测，即

$$R(t+1)=\mathrm{CNN}(R(t)) \tag{3}$$

构建 LSTM 子模型反映波动剧烈的低频分量，可以输出预测值，即

$$I_k(t+1)=\mathrm{LSTM}(\mathrm{IMF}_i(1),\cdots,\mathrm{IMF}_i(t)) \tag{4}$$

(4)将 2 组预测数据进行有效集成，得到最终预测结果，即

$$S_{\mathrm{OH}}=\sum_{k=1}^{k}I_k(t+1)+R(t+1) \tag{5}$$

1.2 基于 EEMD 多尺度分解与信号重构

EEMD方法实质上是对EMD算法的一种改进，而 EEMD 算法能使复杂非平稳信号分解为有限个本征模函数 IMF，分解出来的各 IMF 分量包含了原信号的多时间尺度的局部特征信号。锂电池的容量退化趋势包含整体退化趋势和容量再生引起的局部退化趋势，因此有必要采用 EEMD 对其进行多尺度分解，极大消除模态混叠引起的噪声信号，尽量消除锂电池容量数据的非线性和非稳定性，以便在不同尺度下提取电池容量退化特征。对于容量数据的分解，分解流程如图 2 所示，容量信号进行 EEMD 多尺度分解后，得到残余分量和 IMF。

为了减少无意义的 IMF，避免真实有效的 IMF 被去除，将所有的 IMF 与原始容量信号归一化处理，归一化系数 r_j 的表达式为

$$r_j=\frac{\sum_{t=1}^{N}(y(t)-\overline{y})(c_j(t)-\overline{c}_j)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{N}(y(t)-\overline{y})^2\cdot\sum_{t=1}^{N}(c_j(t)-\overline{c}_j)^2}} \tag{6}$$

式中：$y(t)$为原始信号，t 为信号采样点，t=1, 2, …, N；$\overline{y}$为原始信号的均值；$c_j(t)$为第 j 个 IMF；$\overline{c}_j$ 为信号采样点的均值。

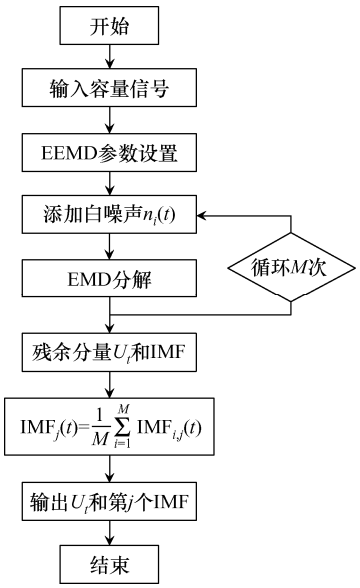


图 2　EEMD 分解流程

Fig. 2 EEMD decomposition process

设定阈值 T_{h}，由相关性系数的标准差得到

$$T_{\mathrm{h}}=\left(\frac{1}{n-1}\sum_{j=1}^{N}(r_j-\overline{r})^2\right)^{\frac{1}{2}} \tag{7}$$

式中，$\overline{r}$ 为相关性系数的均值，如 $r_j>T_{\mathrm{h}}$，则保留第 j 个 IMF，否则去除第 j 个 IMF。

将筛选后的 IMF 进行叠加，得到去噪后的噪声 $y'(t)$ 为

$$y'(t)=\sum_{j=1}^{k}\mathrm{c}_j(t) \tag{8}$$

EEMD 算法可以将容量退化趋势分离成多个 IMF 和余量，再通过信号重构将相关性较大的 IMF 和余量组合成平稳的主趋势，其余分量为波动剧烈的局部趋势。

1.3 CNN 预测模型

锂电池老化数据经 EEMD 多尺度分解和信号重构后，将残余分量输入 CNN 模型进行预测，预

测过程分为训练阶段和预测阶段。CNN 结构如图 3 所示，主要由 2 个结构组成：卷积层和池化层[17]。卷积运算的过程为

$$x_j^l = f(x_{l-1} \cdot k_j^l) \qquad j \in J \tag{9}$$

式中：x_j^l 为当前时刻的输出；k_j^l 为滤波器；l，j 为输出特征图上的某个位置(l, j)；J 为输出特征图的索引。可以将卷积层看作是 1 个滤波器，人工指定要处理的数据的节点，即过滤器尺寸。

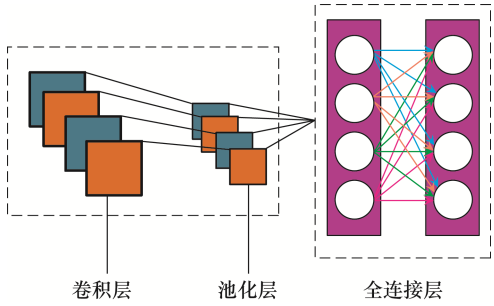


图 3 CNN 结构

Fig. 3 CNN structure

池化层在卷积层的后面，可简化卷积层的输出，降低输出数据的维数。通过池化层可进一步减少整个神经网络参数，既可以加快计算速度也可以防止过拟合。最大池化的运算过程为

$$p_j^{l+1} = \max(x_j^l(m)) \qquad j \in J \tag{10}$$

式中：p_j^{l+1} 为卷积层的输出；m 为合并大小。

CNN 模型训练流程如图 4 所示，训练阶段主要分为 2 个阶段：向前传播和向后传播。向前传播时从样本集中取 1 个样本(U, V_p)，将U 输入网络计算相应的实际输出 W_p，在此过程中数据从输入层与每层的权值矩阵点乘，经过逐层变换，传送到输出层。向后传播时计算出实际输出 W_p 与相应理想输出 V_p 的差值，然后按极小误差法反向传播以调整权值矩阵。

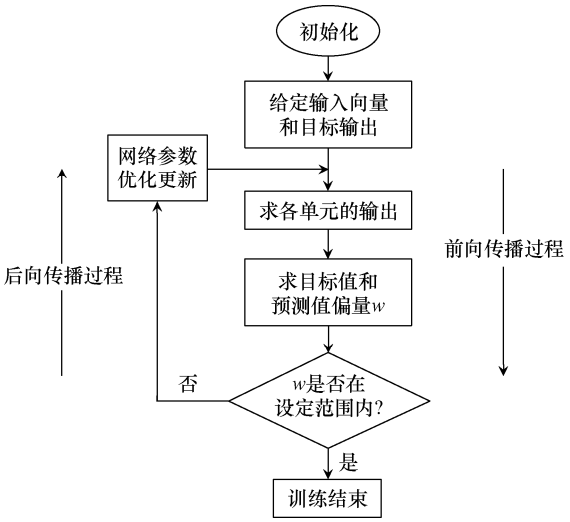


图 4 CNN 模型训练流程

Fig. 4 Flow chart of CNN model training

然后将预测数据即残差分量输入训练好的模型，CNN 中的卷积层可以很好地实现局部权值共享和相邻数据之间逐层挖掘的共同规律，因此只需要一维特征输入就可以准确预测。锂电池的全局退化趋势由于其较平稳下降的特性使用 CNN 进行预测处理，同时 CNN 中的池化层使神经网络的复杂度降低，使预测结果更精确。

1.4 LSTM 预测模型

EEMD 多尺度分解的 IMF 基于 LSTM 模型预测同样分为训练和预测 2 个阶段。LSTM 通过遗忘门、输入门和输出门来控制神经元的状态[18]，对长距离的时序数据可以有效使用，对波动剧烈的数据能够及时反应。其结构图如图 5 所示。图中：σ 为 sigmoid 激活函数[19]，输出范围(0, 1)，激活函数 tanh 用于调节流经网络的值，始终将数值的输出范围控制在(−1, 1)；h_t 为 t 时刻的输出值；x_t 为锂电池容量，是 k 时刻的输入值。遗忘门、输入门、更新细胞状态、输出门的公式分别为

$$f_t = \sigma(\boldsymbol{U}_t \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{11}$$

$$\boldsymbol{i}_t = \sigma(\boldsymbol{U}_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + \boldsymbol{b}_i) \tag{12}$$

$$\hat{\boldsymbol{C}}_t = \tanh(\boldsymbol{U}_t \cdot [h_{t-1}, x_t] + \boldsymbol{b}_c) \tag{13}$$

$$\boldsymbol{C}_t = f_t \cdot \boldsymbol{C}_{t-1} + \boldsymbol{i}_t \cdot \hat{\boldsymbol{C}}_t \tag{14}$$

$$o_t = \sigma(\boldsymbol{U}_o [h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{15}$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(\boldsymbol{C}_t) \tag{16}$$

式中：f_t 为遗忘门的输出；$\boldsymbol{U}_t$ 为遗忘门的权重矩阵；b_f 为遗忘门的偏置值；h_{t-1} 为上一时刻的输出状态；o_t 为当前的输出值；$\boldsymbol{U}_o$ 为输出门的权重矩阵；b_o 为输出门的偏置值；$\boldsymbol{i}_t$ 为输入门，决定更新细胞状态中的哪些值；$\boldsymbol{U}_i$ 为输入门的权重矩阵；$\boldsymbol{b}_i$ 为输入门的偏置向量；$\boldsymbol{C}_t$ 为更新细胞状态，将旧

的细胞状态更新为新的细胞状态；$\hat{\boldsymbol{C}}_t$ 为候选细胞状态量，即 1 个新的，候选值的向量，可能会被添加在细胞状态中；$\boldsymbol{b}_c$ 为候选细胞的偏执向量。

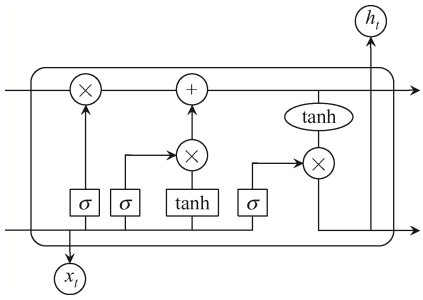


图 5　LSTM 单元结构

Fig. 5 Structure of LSTM cell

长期依赖关系代表了在电池长期退化期间，当前容量和历史容量之间的相关性。容量退化数据集一般包括数百个电池运行周期，其中的退化信息周期是高度相关的。为了准确捕捉局部趋势，需要通过有效学习长期依赖关系，考虑容量下降时间序列数据之间的关联特性，为此，局部趋势将被 LSTM 捕获，以 t–s+1,⋯,t 时刻对应的数据 $\mathrm{IMF}_{t-s+1},\cdots,\mathrm{IMF}_t$ 作为输入，对权重梯度和误差反向计算自适应更新各层网络参数，并进行 m 步预测，其表达式为

$$\mathrm{IMF}_{t+m}=\mathrm{LSTM}(\mathrm{IMF}_{t-s+1},\cdots,\mathrm{IMF}_t) \tag{17}$$

LSTM 进行局部趋势预测的同时可以保持容量下降信息不断更新，有效解决梯度消失和梯度爆炸的问题。

2　实验结果分析

2.1　实验数据来源及运行平台

本文根据 NASA PCoE 研究中心测试的 NASA 锂电池数据集(编号为 B0005、B0006、B0007、B0018)，即 18650 电池在环境温度 24 ℃下进行充电、放电、阻抗 3 种操作。设定最大截止电压为 4.2 V，以 1.5 A 电流恒流充电使电池达到最大截止电压后转为恒压充电，当充电电流下降至 20 mA 时结束充电。当容量下降到初始容量的 70%时，终止实验。B0005~B0007 均为 168 次充放电循环，B0018 为 132 次充放电循环。本文实验所使用处理器为 AMD Ryzen 7 4800H with Radeon Graphics 2.90 GHz，运行内存为 16 GB，操作系统为 Windows 10 旗舰版 64 位，实验软件为 MATLAB 2020b，实验结果如图 6 所示。可以看出，电池容量有明显的下降趋势，即全局退化，并有多个容量再生。

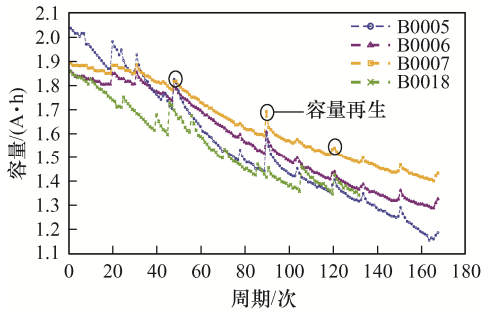


图 6　4 种电池容量退化曲线

Fig. 6 Capacity degradation curves for four types of batteries

2.2　模型评价

为了分析模型的准确性，选择均方根误差 RMSE(root mean square error)、平均绝对百分比误差 MAPE(mean absolute percentage error)和平均绝对误差 MAE(mean absolute error)3 个指标来评估模型的性能，计算公式分别为

$$M_{\mathrm{RSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(S_{\mathrm{OH}i}-S_{\mathrm{OH}i}^{*})^2} \tag{18}$$

$$M_{\mathrm{APE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{S_{\mathrm{OH}i}-S_{\mathrm{OH}i}^{*}}{S_{\mathrm{OH}i}}\right| \tag{19}$$

$$M_{\mathrm{AE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|S_{\mathrm{OH}i}-S_{\mathrm{OH}i}^{*}\right| \tag{20}$$

式中：$S_{\mathrm{OH}i}$ 为实际值；$S_{\mathrm{OH}i}^{*}$ 为预测值；n 为时间序列长度。以上各个误差值越小表明结果越接近实际值，模型拟合的精度越高。

2.3　锂电池寿命预测结果分析

训练时分别将数据集的第 90 次循环作为预测起点，将 EEMD 分解后的余量使用 CNN 预测模型进行预测，分解信号重构结果如图 7 所示。可以看出预测结果较好，再将 IMF 使用 LSTM 预测模型进行预测，最后将预测结果有效集成得到最终预测结果。

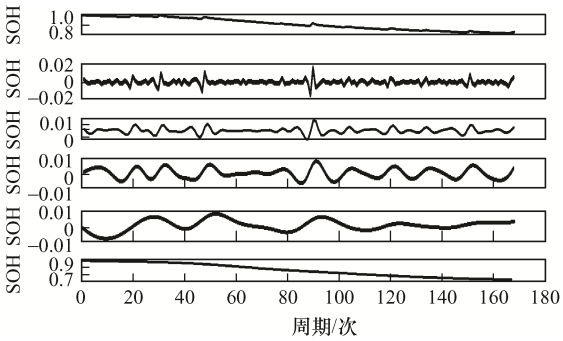


图 7 EEMD 分解信号重构结果

Fig. 7 Reconstruction results of EEMD decomposition signals

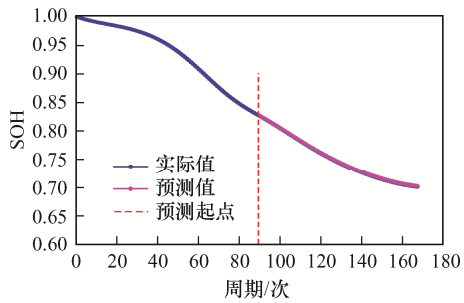
图 7 以 B0005 为例，展示了电池容量退化趋势经过 EEMD 分解并进行相关性分析后，将电池原始容量分解成 4 个局部退化趋势和 1 个主退化趋势。以数据集前 90 个样本作为训练集，后 78 个样本为测试集，利用历史数据预测下一时刻的 SOH，将主退化数据输入 CNN 模型进行训练，CNN 模型的训练参数设置见表 1。

表 1 CNN 参数设置

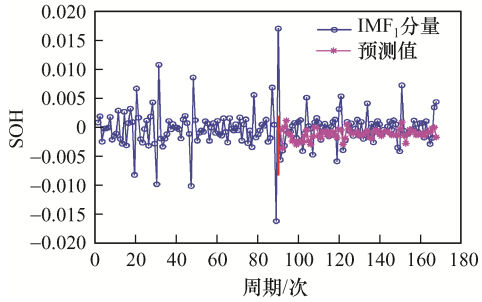
Tab. 1 Setting of CNN parameters

参数	数值/设置
输入	电池容量
输出	S_{OH}
最大轮数	15
最小批次大小	6
学习率	0.005
正阈值	1
激活函数	Relu

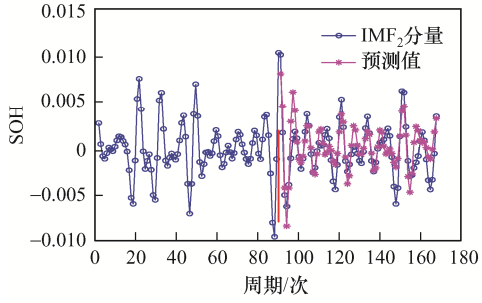
然后将训练集输入模型，预测结果如图 8(a)所示，CNN 对整体趋势预测具有较高精度。此时再将 EEMD 分解出的 4 个不同尺度的 IMF 分量分别采用 4 个不同的 LSTM 模型进行训练，利用不同的时间窗大小选取所需数据得到输出值，设置



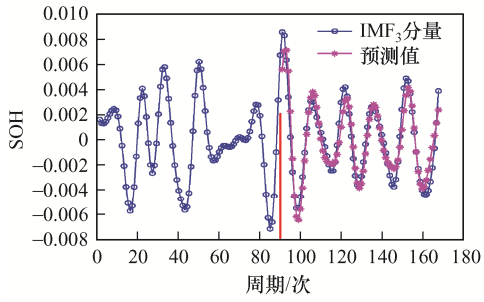
(a)主趋势预测结果



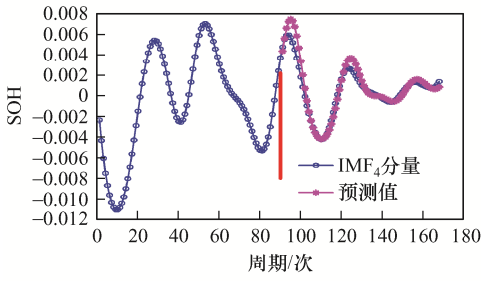
(b)IMF$_1$预测结果



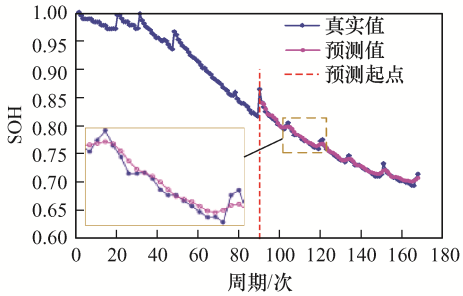
(c)IMF$_2$预测结果



(d)IMF$_3$预测结果



(e)IMF$_4$预测结果



(f)总预测结果

图 8 B0005 电池实验结果

Fig. 8 Experimental results of B0005 battery

LSTM 训练参数，计算损失值和权重，多次迭代直到完成训练。LSTM 模型参数设置见表 2。

表 2　LSTM 参数设置

Tab. 2 Setting of LSTM parameters

实验参数	数值
输入	电池容量
输出	S_{OH}
学习因子	0.1
初始学习率	0.005
迭代次数	2 500
批量大小	50
时间窗大小	1

训练完成后，将 IMF 测试集输入训练好的模型，预测结果如图 8(b)~(e)所示，可以看出该模型的预测值与真实值高度重合，LSTM 对于波动剧烈的时间序列数据依旧保持较好的预测精度。

B0005 的总预测结果如图 8(f)所示，可以看到，本文所使用的基于模态分解和时间序列模型预测的结果与真实值达到高度一致，并且及时捕捉到容量再生现象。容量作为反映锂电池 SOH 的重要指标，该模型的预测结果表明其对于锂电池 SOH 预测具有很好的适应性。电池工作温度对电池 SOH 估计的影响是实际情况中检验预测方法性能的重要因素，为了验证本文方法对不同温度下锂电池数据具有良好的稳定性，将该方法应用于 B0029 电池，在 43 ℃的高温下进行实验。该电池有 40 个循环数据，以前 20 个数据为训练集，后 20 个数据为测试集，预测模型的输出如图 9 所示。可以看出，该方法给出了有效的预测结果，说明了该方法可在不同温度下处理锂电池数据，并且能够充分捕捉到容量再生，体现了本文所提方法具有良好的适应性。

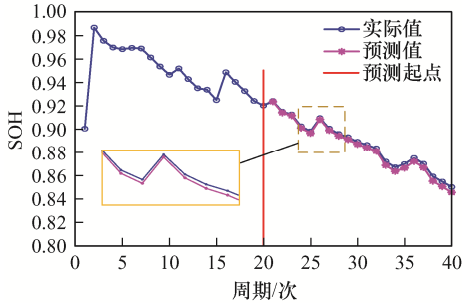


图 9　B0029 电池预测结果

Fig. 9 Prediction results of B0029 battery

为了验证本文所提方法的优越性，将常用的单一预测模型 CNN、LSTM、GPR 进行对比，每组模型预测结果均为实验 20 次求取平均值，选取 RMSE、MAE、MAPE 作为模型预测精度的评估标准，结果如图 10 所示。可以看出，本文所提方法的 RMSE 最大不超过 1.22%，MAE 最大为 1.37%，

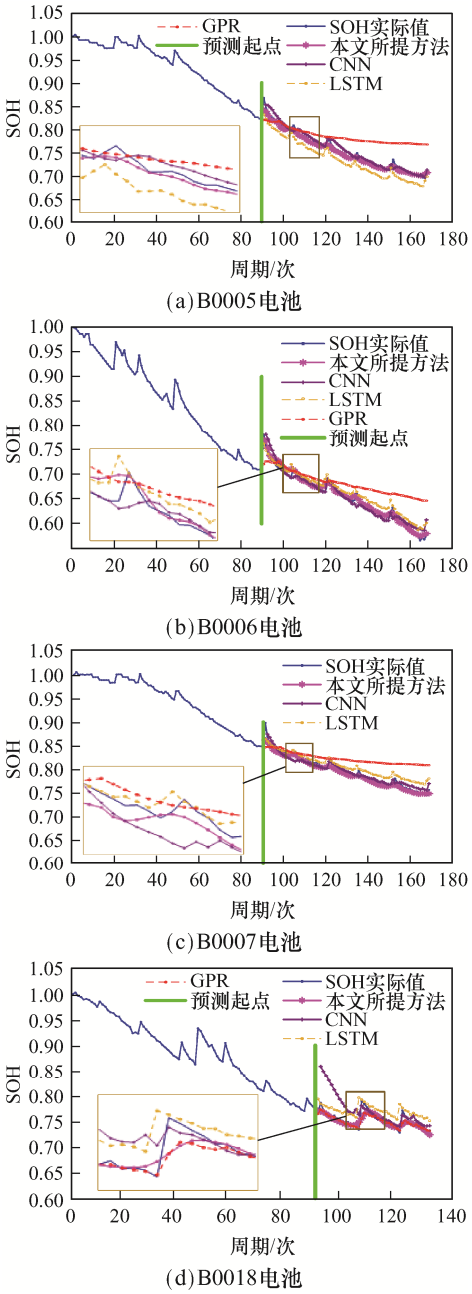


图 10　4 组电池对比实验结果

Fig. 10 Results of comparative experiment for four groups of batteries

多个预测点的误差评估指标均小于其他对比模型。说明该方法不仅能捕捉到容量再生现象，并且预测结果与 SOH 实际值高度重合。

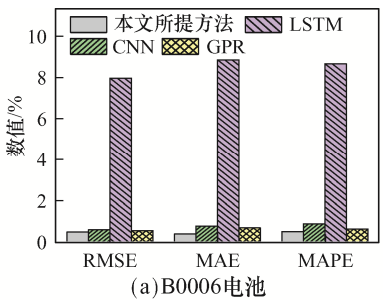
表 3 为 4 组模型的实验结果，可以看出，单一模型 CNN 稳定性较差，在第 90 次循环时 RMSE 和 MAE 值偏大。LSTM 模型受不同预测起点影响较大，在第 120 次循环作为预测起点时表现最好，RMSE 仅为 0.64%，而第 60、90 次循环 RMSE 高达 7.92%。GPR 模型虽能捕捉到容量再生，但是预测值偏离实际值，RMSE 值较大。LSTM 和 GPR 模型由于其自身局限性预测效果较差，验证了单一模型和传统组合模型难以捕捉电池容量再生现象，对于复杂信号预测不够准确。

表 3 4 组模型实验结果

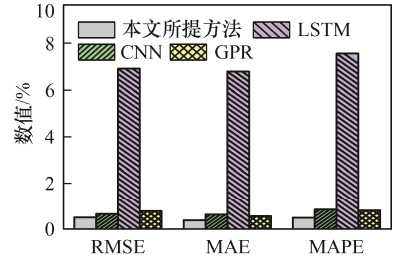
Tab. 3 Experimental results of four groups of models

模型	预测起点	M_{RSE}/%	M_{AE}/%	M_{APE}/%
本文方法	60	1.22	1.37	1.51
	90	1.10	1.29	1.42
	120	1.05	1.33	1.28
CNN	60	2.67	1.95	1.86
	90	1.60	1.77	1.87
	120	1.50	1.76	1.69
LSTM	60	6.88	6.76	7.53
	90	7.92	8.81	8.62
	120	0.64	0.52	0.72
GPR	60	1.79	1.58	1.82
	90	1.55	1.68	1.63
	120	1.63	1.81	1.59

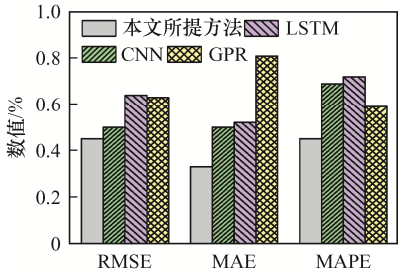
为了进一步验证本文方法的泛化性，对 B0006、B0007、B0018 电池分别进行对比实验，实验结果如图 11 所示，可以看出本文所提方法的各项误差均为最小，体现了该方法不仅具备良好的预测性能，同时对于不同电池的预测保持稳定。



(a)B0006电池



(b)B0007电池



(c)B0018电池

图 11 B0006、B0007、B0018 电池对比实验结果

Fig. 11 Results of comparative experiment for B0006, B0007 and B0018 batteries

4 结语

为了提高对于锂电池健康状态评估的准确性，以电池容量作为评估指标，提出了基于 EEMD 和信号重构的方法，对容量多尺度分解，并且避免了模态混叠对预测精度的影响，基于卷积神经网络和长短期记忆网络分别构建主退化趋势训练模型和局部退化趋势训练模型，再将预测结果并行式集成，解决了不同预测起点的预测结果误差大、单一模型泛化性较差的问题。最后通过多组实验验证了本文所提方法的优越性与良好的自适应性。

参考文献：

[1] 徐佳宁, 倪裕隆, 朱春波. 基于改进支持向量回归的锂电池剩余寿命预测[J]. 电工技术学报, 2021, 36(17): 3693-3704.

Xu Jianing, Ni Yulong, Zhu Chunbo. Remaining useful life prediction for lithium-ion batteries based on improved support vector regression [J]. Transactions of China Elec-

trotechnical Society, 2021, 36(17): 3693-3704. (in Chinese)

[2] 齐火箭, 张新瑞, 王嘉宏, 等. 动力锂离子电池组均衡策略研究[J]. 电源学报, 2024, 22(2): 205-215.
Qi Yuhuo, Zhang Xinrui, Wang Jiahong, et al. Research on equalization strategy for power lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(2): 205-215. (in Chinese)

[3] 卫志农, 原康康, 成乐祥, 等. 基于多新息最小二乘算法的锂电池参数辨识[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(15): 139-145.
Wei Zhinong, Yuan Kangkang, Cheng Lexiang, et al. Parameter identification of lithium-ion battery based on multi-innovation least squares algorithm [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(15): 139-145. (in Chinese)

[4] 石海鹏, 刁凤新, 袁浩, 等. 特殊环境下锂电池失效研究进展[J]. 电源学报, 2024, 22(5): 286-293.
Shi Haipeng, Diao Fengxin, Yuan Hao, et al. Progress in failure analysis of lithium-based batteries under harsh environmental conditions [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(5): 286-293. (in Chinese)

[5] Vichard L, Ravey A, Venet P, et al. A method to estimate battery SOH indicators based on vehicle operating data only [J]. Energy, 2021, 225: 120235.

[6] Xu Jun, Mei Xuesong, Wang Xiao, et al. Wavelet based relative state of health estimation for lithium-ion batteries [J]. Energy Procedia, 2019, 158: 3101-3106.

[7] 樊亚翔, 肖飞, 许杰, 等. 基于充电电压片段和核岭回归的锂离子电池 SOH 估计[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(16): 5661-5670.
Fan Yaxiang, Xiao Fei, Xu Jie, et al. State of health estimation of lithium-ion batteries based on the partial charging voltage segment and kernel ridge regression [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(16): 5661-5670. (in Chinese)

[8] Rawat W, Wang Zenghui. Deep convolutional neural networks for image classification: A comprehensive review [J]. Neural Computation, 2017, 29(9): 2352-2449.

[9] Liu Kailong, Shang Yunlong, Ouyang Quan, et al. A data-driven approach with uncertainty quantification for predicting future capacities and remaining useful life of lithium-ion battery [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 68(4): 3170-3180.

[10] Chen Xudong, Yang Haiyue, Wun J S, et al. Life prediction of lithium-ion battery based on a hybrid model [J]. Energy Exploration & Exploitation, 2020, 38(5): 1854-1878.

[11] Pang Xiaoqiong, Huang Rui, Wen Jie, et al. A lithium-ion battery RUL prediction method considering the capacity regeneration phenomenon [J]. Energies, 2019, 12(12): 2247.

[12] 安昌祖, 张蕊萍, 张小周, 等. 基于模糊无迹卡尔曼滤波算法的锂电池 SOC 估计[J]. 电源技术, 2020, 44(3): 333-336, 356.
An Changzu, Zhang Ruiping, Zhang Xiaozhou, et al. SOC estimation of lithium battery based on fuzzy unscented Kalman filter [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2020, 44(3): 333-336, 356. (in Chinese)

[13] Deng Liming, Hsu Y C, Li Hanxiong. An improved model for remaining useful life prediction on capacity degradation and regeneration of lithium-ion battery [J]. Annual Conference of the PHM Society, 2017, 9: 1-7.

[14] 张朝龙, 何怡刚, 袁莉芬. 基于 EEMD 和 MKRVM 的锂电池剩余寿命预测方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(7): 38-44.
Zhang Chaolong, He Yigang, Yuan Lifen. Prediction approach for remaining useful life of lithium-ion battery based on EEMD and MKRVM [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(7): 38-44. (in Chinese)

[15] 易灵芝, 张宗光, 范朝冬, 等. 基于 EEMD-GSGRU 的锂电池寿命预测[J]. 储能科学与技术, 2020, 9(5): 1566-1573.
Yi Lingzhi, Zhang Zongguang, Fan Chaodong, et al. Life prediction of lithium battery based on EEMD-GSGRU [J]. Energy Storage Science and Technology, 2020, 9(5): 1566-1573. (in Chinese)

[16] Cheng Gong, Wang Xinzhi, He Yurong. Remaining useful life and state of health prediction for lithium batteries based on empirical mode decomposition and a long and short memory neural network [J]. Energy, 2021, 232: 121022.

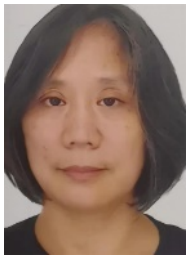
[17] Rawat W, Wang Zenghui. Deep convolutional neural

networks for image classification: A comprehensive review [J]. Neural Computation, 2017, 29(9): 2352-2449.

[18] Chemali E, Kollmeyer P J, Preindl M, et al. Long short-term memory networks for accurate state-of-charge estimation of Li-ion batteries [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(8): 6730-6739.

[19] 张立佳, 徐国宁, 赵向阳, 等. 基于神经网络的老化锂电池 SOC 估算方法的研究[J]. 电源学报, 2020, 18(1): 54-60.

Zhang Lijia, Xu Guoning, Zhao Xiangyang, et al. Research on SOC estimation method for aging lithium battery based on neural network [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(1): 54-60. (in Chinese)



成燕

作者简介：

成燕(1972—)，女，博士，副教授。研究方向：微电网运行与控制。E-mail：chengyan100@163.com。

郑林弘(1996—)，女，中国电源学会学生会员，通信作者，硕士研究生。研究方向：锂离子电池健康状态估计。E-mail:1730020494@qq.com。

刘江(1980—)，男，博士，讲师。研究方向：功率变换器控制。E-mail：447558917@qq.com。

(责任编辑：郭凯凯)