DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.5.256 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于 WPT 与 SSA 优化的数据驱动电池健康状态估计

黄杰明，黄小荣，张庆波，林 炜，吴树平，罗俊杰
(广东电网有限责任公司东莞供电局，东莞 523009)

摘要：锂电池的健康状态 SOH(state of health)会随着充放电次数增多而逐渐降低，其衰退特征隐藏在电池电流、电压等物理信息中。针对锂电池 SOH 在线估计提出了一种基于小波包变换 WPT(wavelet packet transform)和麻雀搜索算法 SSA(sparrow search algorithm)的数据驱动方法，并提取了放电电压平台时间 DVPT(discharge voltage plateau time)和恒流充电时间 CCCT(constant current charging time)的特征指标，在马里兰大学电池公开数据集进行算法验证。研究结果表明：所提出的 DVPT 特征指标与 SOH 具有强相关性，在 4 个电池中的平均皮尔逊相关系数为 98.38%；模型预测最优结果的 RMSE 为 0.019 1、MAE 为 0.012 5、R^2 为 97.78%。

关键词：锂电池；健康状态；数据驱动；麻雀搜索算法

Data-driven Battery Health State Estimation Based on WPT and SSA Optimization

Huang Jieming, Huang Xiaorong, Zhang Qingbo, Lin Wei, Wu Shuping, Luo Junjie
(Dongguan Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Dongguan 523009, China)

Abstract: The state of health (SOH) of Li-ion batteries gradually decreases with the number of charges and discharges, whose features are hidden in the physical information such as battery current and voltage. A data-driven method based on wavelet packet transform (WPT) and sparrow search algorithm (SSA) is proposed for online estimation of SOH, and the feature indices of discharge voltage plateau time (DVPT) and constant current charging time (CCCT) are proposed. The algorithm is verified on the University of Maryland battery public dataset. The results show that the proposed DVPT characteristic metric has a strong correlation with SOH, with an average Pearson correlation coefficient of 98.38% across the four batteries; the model predicted the optimal results with RMSE of 0.019 1, MAE of 0.012 5, and R^2 of 97.78%.

Keywords: Lithium battery; state of health; data-driven; sparrow search algorithm

锂离子电池具有能量密度高、循环寿命长、自放电率低和绿色环保等优点，广泛应用于交通动力、电力储能及航天军工等领域[1]。锂离子电池在服役时间、极端工况和恶劣环境等因素的影响下，内部会发生异常电化学反应，导致电池充放电性能下降、实际容量降低等后果。一般通过电池实际容量定义电池的健康状态 SOH(state of health)，SOH 降低意味着电池单次使用容量、峰值功率和电池电压等核心性能指标的下降。此外，电池内阻的增加还可能产生异常热量而引发电池热失控，给电动汽车和储能系统带来安全风险。因此，准确获得电池 SOH 有利于电池系统的合理使用，方便电池及时维修、更换和再利用，对于维持锂离子电池系统的性能、经济性与安全性都具有重要意义。

收稿日期：2023-03-07；**修回日期**：2023-06-12，2023-08-26；
录用日期：2023-11-21；**网络首发日期**：2024-05-24
基金项目：南方电网公司科技资助项目(031900KK52220011)
This work is supported by Science and Technology Program of China Southern Power Grid under the grant 031900KK52220011

电池 SOH 不能直接通过传感器测量，以往的研究主要通过建立经验模型、物理机理模型或神经网络模型进行估计[2]。电池 SOH 与其内部电化学性质有关，而不同锂电池在化学成分、生产工艺、性能参数等方面存在很大差异，经验模型与物理机理模型在实际应用中都面临预测精度不高、计算量大和通用性差等缺点，不适用于电池系统的在线部署[3]。基于数据驱动的机器学习方法作为一种新兴的电池状态估计方法，已经被证明可以准确地进行锂电池状态估计，如电池荷电状态 SOC (state of charge)、电压和温度等[4]。神经网络模型利用历史数据进行锂离子电池建模，能够有效捕捉高度非线性系统的动力学，符合锂离子电池的工作特性，且不需要求解复杂的电化学方程，具有建模简单、在线估计、计算量少和泛化性好等优点。因此，神经网络模型在电池 SOH 估计方面的应用引起了研究人员的关注和深入研究。Severson 等[5]对 124 个锂电池进行了快速充电条件下的循环充放电测试，建立了电池寿命预测数据集，通过数据驱动方法预测了电池的容量退化；针对电池内部不明确的老化机制，Guo 等[6]提出应用 Bootstrap 算法预测电池退化的不确定性。此外，电池寿命变化的特征可能隐藏在多种信息指标中，为更加准确地预测电池的老化情况，研究人员不断挖掘更为敏感的电池 SOH 指标。Liu 等[7]提出了基于能量的健康指标，该指标与电池 SOH 的皮尔逊相关性均大于 95%；Pan 等[8]采用模糊信息造粒方法，以电池在恒压充电下的等充电电流差的时间间隔作为电池寿命特征，结果显示该特征取得了较好的电池 SOH 预测结果。多种信息指标会增加神经网络模型的建模复杂性和训练时间，且多个传感器可能会带来严重的噪声，影响模型训练效果。Wu 等[9]采用粒子群优化算法选择部分电池寿命敏感性特征，提高了 SOH 估计的准确性；Greenbank 等[10]提出了新型自动特征选择方法，加快了模型训练进程并取得良好的预测效果。从上述研究可知，数据质量是电池 SOH 预测神经网络建模的重要影响因素，噪声大、相关性低的数据会使得模型规模大、运行速度慢，极大降低模型预测效果。选择合理的指标能够减少模型的开发成本，使模型更加轻量化并取得更快的计算速度。同时，开发新型算法能够使预测模型的参数更加灵活，并能显著提高电池寿命预测结果的准确性。

本文提出基于小波包变换 WPT(wavelet packet transform)降噪和麻雀搜索算法 SSA(sparrow search algorithm)优化的神经网络建模方法。首先提出放电电压平台时间 DVPT(discharge voltage platform time)特征指标；然后提取了恒流充电时间 CCCT (constant current charging time)、恒压充电时间 CVCT(constant voltage charging time)和电池内阻数据，通过计算皮尔逊相关系数 PCC(Pearson correlation coefficient)及考虑变量采集难易程度，选择 DVPT 和 CCCT 作为电池 SOH 的特征指标与模型输入，降低模型训练时间与计算时间；接着，利用 WPT 对数据进行降噪处理，减少数据干扰，WPT 降噪能够对信号进行多尺度细化分解，对环境中未知的干扰具有更好的降噪效果；最后，构建基于长短期记忆神经网络 LSTM(long short-term memory)层的神经网络模型，并采用 SSA 优化神经网络模型的建模参数，提高模型的收敛速度与预测精度。

1　数据源与预处理

本文提出的基于 WPT 和 SSA 的神经网络建模方法如图 1 所示。

1.1　数据源介绍

用于模型训练和验证的数据来自马里兰大学先进生命周期工程中心 CALCE(center for advanced life cycle engineering)的电池数据集[11]，选用电池编号 CS2-35、CS2-36、CS2-37 和 CS2-38 的老化历史数据。电池标称容量为 1 100 mA·h，正极材料为 $LiCoO_2$，负极材料为石墨碳。所有电池都经历了 800~1 000 次不等的 0.5C 的恒流恒压充电与 1.0C 的恒流放电老化测试循环，充电截止电压为 4.2 V，放电截止电压为 2.7 V。

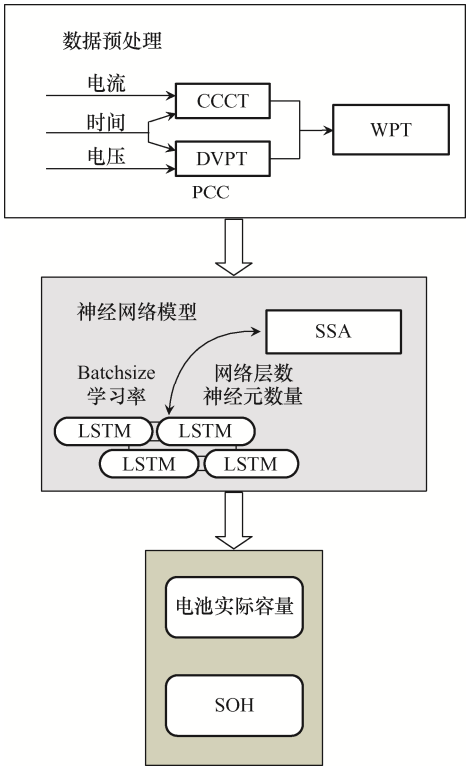


图 1 方法流程图

Fig. 1 Method flow chart

1.2 电池老化特征

为了减少模型的开发时间及提高预测精度，采用 PCC 计算不同特征指标与 SOH 的相关性。电池 SOH 的计算公式为

$$S_{\mathrm{OH}}=\frac{Q_{\mathrm{c}}}{Q_{\mathrm{r}}}\times 100\% \tag{1}$$

式中：S_{OH} 为电池的 SOH 值；Q_{c} 为电池当前容量；Q_{r} 为电池标称容量。

PCC 的取值范围为[−1, 1]，正值表示两者为正相关，负值则是负相关。PCC 的绝对值越接近 1，代表相关性越强。所选择的电池老化数据集包含了电池循环过程中的时间、电流、电压、容量、温度、内阻等数据，对这些数据进行处理和提取得到的特征指标为：恒流充电时间(CCCT)，指电池在进行标准恒流恒压充电时恒流充电阶段的时间，CCCT 的缩短提示锂离子电池极化效应时间变长，电池性能下降；恒压充电时间(CVCT)，指电池在进行标准恒流恒压充电时恒压充电阶段的时间，CVCT 的缩短表示电池更容易充满，实际容量降低[12]；放电电压平台时间(DVPT)，指电池在放电工况下，电压维持在 3.5~3.7 V 的时间，DVPT 的缩短代表电池的平均功率降低，电池内部锂离子浓度降低，电池性能下降；内阻，指电池在工作时，电流流过电池内部所受到的阻力，包括欧姆内阻和极化内阻，内阻是衡量电池性能的 1 个重要技术指标，内阻小的电池的大电流放电能力强，内阻大的电池放电能力弱。

这些指标与电池 SOH 的 PCC 的计算公式为

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}(X-\overline{X})(Y-\overline{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\overline{X})^2}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\overline{Y})^2}} \tag{2}$$

式中：X、Y 为变量参数；$\overline{X}$ 、$\overline{Y}$ 为变量均值；X_i 、Y_i 为第 i 个观测值；n 为样本数量。PCC 的绝对值在 0.8~1.0 之间，则认为两者之间具有强相关性，电池特征参数与 SOH 的 PCC 具体计算结果见表 1。可以看出，CCCT 和 DVPT 在 4 个电池样本上都和电池 SOH 有强相关性，而 CVCT 的相关性则较弱，电池内阻在电池 CS2-38 的数据上相关性很低。此外，在数据获取难易程度方面，电池内阻数据在实际应用中不易测量，而 CCCT 特征值可以方便地从充电数据中提取，DVPT 的采集时间相对于全过程的放电时间较短，在实际运行时也能较方便地采集。因此，基于 PCC，并考虑电池数据的采集难易度，选择 CCCT 与 DVPT 作为预测电池 SOH 的特征指标进行后续预测模型开发，可以提高本方法在实际应用中的实用性。

表 1 特征参数与电池 SOH 的 PCC 计算结果

Tab. 1 Calculation results of PCC between characteristic parameters and SOH

电池编号	CCCT	CVCT	DVPT	内阻
CS2-35	0.970	−0.626	0.985	−0.968
CS2-36	0.973	−0.565	0.991	−0.976
CS2-37	0.956	−0.613	0.980	−0.968
CS2-38	0.949	−0.527	0.967	−0.060

1.3 数据预处理

1.3.1 基于 WPT 的数据降噪

由于传感器误差及其他外部的干扰因素，实测

数据不可避免地存在数据噪声，对模型的训练和预测产生了负面影响。WPT 是一种有效的自适应时频信号处理方法，能自适应提取低频和高频信号。WPT 通过设置硬阈值或软阈值进行信号过滤，考虑到软阈值去噪能够保证重构信号与原始信号相同的平滑度，且不会产生额外振荡，故选用软阈值，其计算公式[13]为

$$d'_j=\begin{cases}0 & |d_j|<\lambda_j\\ \mathrm{sign}(d_j)(|d_j|-\lambda_j) & |d_j|\geqslant\lambda_j\end{cases} \tag{3}$$

式中：d_j 为原始小波包系数；d'_j 为软阈值去噪后的小波包系数；λ_j 为阈值；j 为节点数。阈值估计准则包括固定形式阈值准则、自适应阈值准则、最小最大阈值准则和启发式阈值准则。启发式阈值准则结合了固定形式阈值准则和自适应阈值准则，对全频段信号具有最佳的去噪效果，故选用它进行阈值估计，可表示为

$$\lambda_j=\begin{cases}\sigma\sqrt{2\ln N} & \alpha>\beta\\ \sigma\sqrt{Q_\mathrm{a}} & \alpha<\beta\end{cases} \tag{4}$$

式中：σ 为噪声的标准方差；N 为采样数量；Q_a 为符合无偏似然估计的 WPT 分解系数的平方和；$\alpha=(W-N)N$，$\beta=\sqrt[3]{(\log_2 N)N}$，$W$ 为 N 个分解系数的平方和。经过 WPT 降噪之后老化特征与电池 SOH 之间的 PCC 见表 2，可以看出在 4 个样本集中 CCCT 和 DVPT 的相关系数都得到了提升。

表 2　特征降噪后的 PCC

Tab. 2 PCC after feature noise reduction

电池编号	CCCT	DVPT
CS2-35	0.973	0.987
CS2-36	0.975	0.993
CS2-37	0.960	0.983
CS2-38	0.952	0.972

1.3.2　*数据标准化*

不同变量之间的量级会影响神经网络模型的拟合精度，需要对所有变量的最大值和最小值归一化至[0,1]区间，归一化过程可表示为

$$X_\mathrm{scaled}=\frac{X-X_\mathrm{min}}{X_\mathrm{max}-X_\mathrm{min}} \tag{5}$$

式中：X 为归一化的变量；X_scaled 为归一化后的值；X_max 为变量的最大值；X_min 为变量的最小值。

SOH 特征指标的最大值、最小值根据公开数据集实际值确定，即[$\mathrm{CCCT_{max}}$, $\mathrm{DVPT_{max}}$, $\mathrm{SOH_{max}}$, $\mathrm{CCCT_{min}}$, $\mathrm{DVPT_{min}}$, $\mathrm{SOH_{min}}$]=[6 694, 63, 1.14, 0, 0, 0.1]。

2　数据驱动方法建模

2.1　LSTM 神经网络

LSTM 是一种特殊的循环神经网络 RNN(recurent neural network)，通过选择遗忘、记忆和输出，解决 RNN 在长序列训练过程中的梯度消失和梯度爆炸问题，对长序列学习具有优势[14]。LSTM 神经网络结构如图 2 所示，由链式结构组成，并且展示了 1 个 LSTM 单元的内部结构。其中，特征参数 CCCT 和 DVPT 作为 LSTM 的输入，SOH 作为其输出。采用滑动窗口技术让 LSTM 模型学习数据的先验知识，其原理如图 3 所示。数据窗口随着时间步向前迭代，历史数据被输入到 LSTM 中并获得 1 个新的输出，这个输出会被包含在后续的输入中。通过这种迭代方式，可以让模型学习任意长度的历

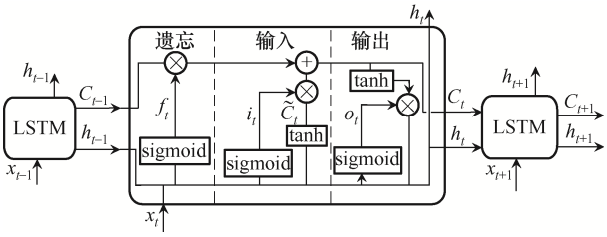


图 2　LSTM 神经网络结构图

Fig. 2 LSTM neural network structure diagram

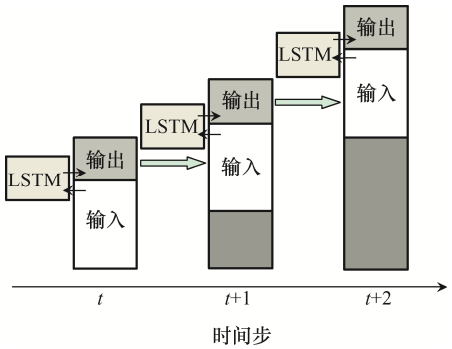


图 3　滑动窗口原理图

Fig. 3 Schematic diagram of sliding window

史先验知识，并得到一定时间范围内的预测值，从而预测未来的电池 SOH。

2.2 SSA

神经网络模型的超参数会影响模型的预测精度，往往需要根据研究人员的经验设定。为了建立最优的神经网络模型，应用 SSA 对神经网络模型的超参数进行优化。SSA 是一种新颖的智能群搜索算法，模拟自然界中麻雀寻找食物过程中的行为。SSA 的初始参数包括种群数量、迭代次数和优化维度。搜索过程由初始化种群位置开始，可表示为

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x_{1,1} & \cdots & x_{1,d} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n,1} & \cdots & x_{n,d} \end{bmatrix} \tag{6}$$

式中：$x_{n,d}$ 为麻雀个体的位置；$\boldsymbol{X}$ 为种群位置。位于食物资源丰富区域的麻雀位置价值更高，可以表示为

$$\boldsymbol{F}_{\boldsymbol{X}}=\begin{bmatrix} f([x_{1,1},x_{1,2},\cdots,x_{1,d}]) \\ f([x_{2,1},x_{2,2},\cdots,x_{2,d}]) \\ \vdots \\ f([x_{n,1},x_{n,2},\cdots,x_{n,d}]) \end{bmatrix} \tag{7}$$

式中：$f([x_{n,1},x_{n,2},\cdots,x_{n,d}])$ 为麻雀位置价值；$\boldsymbol{F}_{\boldsymbol{X}}$ 为种群位置价值。位置价值最高的前 20%的麻雀成为生产者，引领追随者寻找食物。此外，搜索区域内还存在掠食者，当生产者到达这些区域时，将会快速离开，前往别的区域觅食，可表示为

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases} X_{i,j}^{t}\cdot\exp\left(-\dfrac{i}{\beta\cdot i_{\max}}\right) & R_2>S_{\mathrm{T}} \\ X_{i,j}^{t}+\boldsymbol{Q}\cdot\boldsymbol{L} & R_2<S_{\mathrm{T}} \end{cases} \tag{8}$$

式中：$X_{i,j}^{t}$ 为第 t 次迭代时第 i 只麻雀第 j 维的坐标；$i_{\max}$ 为最大迭代次数；β 与 $\boldsymbol{Q}$ 分别为随机数与随机数矩阵；$\boldsymbol{L}$ 为单位矩阵；R_2 为预警值；S_{T} 为危险区域的安全域值。追随者跟随生产者寻找食物，当追随者的位置价值高于原有生产者时，追随者替代成为生产者。但是，生产者的数量是不变的。追随者的位置更新公式为

$$\begin{cases} X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases} \boldsymbol{Q}\cdot\exp\left(\dfrac{X_{\mathrm{worst}}^{t}-X_{\mathrm{p}}^{t+1}}{i^2}\right) & i>\dfrac{n}{2} \\ X_{\mathrm{p}}^{t+1}+\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{p}}^{t+1}\right|\cdot\boldsymbol{A}^{+}\cdot\boldsymbol{L} & i\leqslant\dfrac{n}{2} \end{cases} \\ \boldsymbol{A}^{+}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\cdot(\boldsymbol{A}\cdot\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}})^{-1} \end{cases} \tag{9}$$

式中：X_{worst} 为当前最差位置；X_{p} 为生产者的最优位置；$\boldsymbol{A}$ 为元素随机为−1 与 1 的一维向量。种群中有 20%的麻雀作为警戒者，负责发现危险区域并为种群发出警报，其位置更新公式为

$$X_{i,j}^{t+1}=\begin{cases} X_{\mathrm{best}}^{t}+\alpha\cdot\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{best}}^{t}\right| & f_{\mathrm{i}}>f_{\mathrm{g}} \\ X_{i,j}^{t}+K\cdot\dfrac{\left|X_{i,j}^{t}-X_{\mathrm{worst}}^{t+1}\right|}{(f_{\mathrm{i}}-f_{\mathrm{w}})+\varepsilon} & f_{\mathrm{i}}=f_{\mathrm{g}} \end{cases} \tag{10}$$

式中：X_{best} 为当前全局最优位置；α 和 K 分别为符合正态分布和[−1, 1]的随机量；f_{i}、f_{g} 和 f_{w} 分别为当前个体位置价值、全局最优和全局最差位置价值；ε 为 1 个无穷小的常数。

2.3 SSA 优化 LSTM 神经网络

应用 SSA 对 LSTM 神经网络模型的超参数进行优化，优化参数包括批数量、学习率、层数量、神经元数量。SSA 优化 LSTM 神经网络步骤如下。

步骤 1 初始化 SSA 麻雀种群的数量、麻雀算法迭代次数、算法寻优范围；初始化麻雀种群的位置，其初始种群位置为随机生成。

步骤 2 根据初始化的麻雀种群参数搭建 LSTM 神经网络，将电池数据输入到 LSTM 神经网络中，获得不同参数下的模型输出结果。以均方根误差为适应度函数，根据模型输出结果计算每个麻雀个体的适应度。选择适应度值最小的个体作为最优位置麻雀个体，并根据最优麻雀个体更新麻雀种群的位置。

步骤 3 重复执行步骤 2，满足终止条件后，输出 SSA 的优化结果，分别为批数量、学习率、层数量、神经元数量。

步骤 4 使用 SSA 输出的参数搭建 LSTM 神经网络，并用训练样本对网络进行训练，获得锂离子电池 SOH 预测模型。

3　结果与讨论

3.1　评价指标

采取常见的 3 种性能指标，包括均方根误差 RMSE(root mean square error)、平均绝对误差 MAE(mean absolute error)和残差平方和R^2(*R*-squared)，对建立的电池 SOH 预测模型的准确性进行评估。RMSE、MAE 和 R^2 的数学表达式分别为

$$\delta_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_{ai}-X_{esi})^2} \tag{11}$$

$$\delta_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_{ai}-X_{esi}) \tag{12}$$

$$\delta_{R^2}=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_{ai}-X_{esi})^2}{\sum_{i=1}^{n}(X_{ai}-\overline{X_{esi}})^2} \tag{13}$$

式中：X_a 为变量的实际值；X_{es} 为变量的估计值；$\overline{X_{es}}$ 为变量的平均值。

3.2　模型评价

采用留一法训练及验证模型，即将每个电池样本划分为 4 个子数据集，其中 3 个作为训练集，剩下的 1 个作为验证集。由此把 4 个电池的老化数据集构建为 12 个训练集和 4 个验证集。利用 4 个验证集对不同电池的训练结果进行交叉验证，评估模型预测结果的准确性，结果见表 3，其中 *H* 为模型一次输入的历史数据长度，*P* 为模型一次输出的预测数据长度。可以看出使用 CCCT 与 DVPT 这 2 个特征指标训练的模型都能够准确预测电池 SOH。提出的经过 WPT 与 SSA 处理的 WPT-SSA-LSTM 方法，在 4 个验证集上都取得了最优的结果，其次是 SSA-LSTM。因此，在 LSTM 的基础上引入 WPT 与 SSA 能够提高电池 SOH 神经网络建模的预测精度。

表 3　不同预测方法结果对比

Tab. 3 Comparison of results of different forecasting methods

电池编号	窗口长度	方法	RMSE	MAE	R^2/%
	$H=10, P=10$	LSTM	0.036 71	0.022 25	95.19
CS2-35	$H=10, P=10$	SSA-LSTM	0.026 00	0.016 35	97.59
	$H=10, P=10$	WPT-SSA-LSTM	0.024 90	0.016 67	97.78
	$H=10, P=10$	LSTM	0.043 90	0.031 80	93.71
CS2-36	$H=10, P=10$	SSA-LSTM	0.031 20	0.021 80	96.81
	$H=10, P=10$	WPT-SSA-LSTM	0.027 80	0.019 70	97.47
	$H=10, P=10$	LSTM	0.022 90	0.015 60	95.66
CS2-37	$H=10, P=10$	SSA-LSTM	0.021 70	0.014 20	96.10
	$H=10, P=10$	WPT-SSA-LSTM	0.019 10	0.012 50	96.97
	$H=10, P=10$	LSTM	0.034 40	0.025 00	87.65
CS2-38	$H=10, P=10$	SSA-LSTM	0.032 10	0.024 80	89.18
	$H=10, P=10$	WPT-SSA-LSTM	0.021 30	0.013 60	95.23

WPT-SSA-LSTM 预测电池寿命的实际效果如图 4 所示，4 个子数据集的实际值中都存在噪声干扰，对模型预测产生不良影响。使用 WPT 方法降噪提升了算法的鲁棒性，在不同干扰程度下都能够较好地预测电池寿命，具有较高的精度。

3.3　不同滑动窗口长度对比

将 CS2-35 与 CS2-37 作为验证集，采用留一法训练模型，对比不同滑动窗口长度的预测效果，结果见表 4。在 *H* 相同的情况下得到更大的 *P* 会损失一定的预测精度，但是可以预测更长期的电池 SOH。在 *P* 相同的情况下，增大 *H* 可以提升模型精度。因此，可以通过提升模型输入的历史数据长度来获得更长期与更精准的电池 SOH。

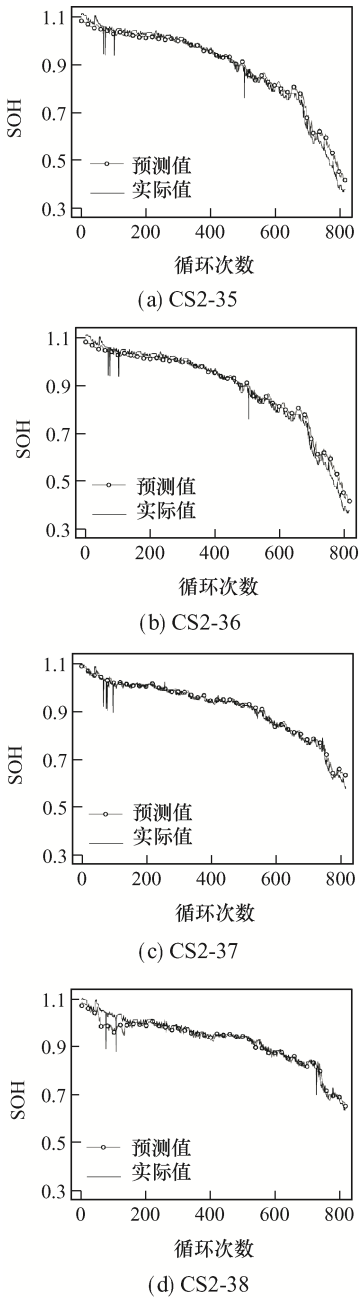


图 4 WPT-SSA-LSTM 预测电池寿命

Fig. 4 Predicted battery life of WPT-SSA-LSTM

表 4 不同滑动窗口长度预测结果对比

Tab. 4 Comparison of prediction results of different sliding window lengths

电池编号	窗口长度	RMSE	MAE	R^2/%
CS2-35	$H=10, P=10$	0.024 9	0.016 67	97.78
	$H=10, P=100$	0.031 1	0.020 60	82.93
	$H=20, P=100$	0.028 3	0.020 10	85.44
CS2-37	$H=10, P=10$	0.019 1	0.012 50	96.97
	$H=10, P=100$	0.024 0	0.016 00	83.70
	$H=20, P=100$	0.023 9	0.015 30	84.56

3.4 不同方法对比

所提出的 WPT-SSA-LSTM 方法与其他针对此数据集的研究结果进行预测的结果对比见表 5。其中，ALO-SVR(基于蚁狮优化和支持向量回归)方法采用电池容量作为电池健康因子进行 SOH 预测[15]；CNN-BiLSTM(卷积-双向长短期记忆神经网络)方法采用 CCCT 和电压变化率作为寿命特征指标进行 SOH 预测[16]；VMD-BO-LSTM(变分模态分解与贝叶斯优化的长短期记忆神经网络)方法采用模态分解后的容量序列进行 SOH 预测[17]。由表 5 可知，WPT-SSA-LSTM 方法在使用数据更少的情况下，优于 ALO-SVR 方法与 VMD-BO-LSTM 方法，与 CNN-BiLSTM 方法精度相近。WPT-SSA-LSTM 方法从数据集的部分数据中提取 CCCT 与 DVPT 作为健康特征，达到了较优的精度，且所需数据更少，能够达到更高的训练速度与预测效率,在工程应用中更具有实用性。

表 5 不同方法的预测结果对比

Tab. 5 Comparison of prediction results of different methods

方法	CS2-35		CS2-36		CS2-37		CS2-38		平均值	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
ALO-SVR[15]	0.016 00	0.026 4	0.019 6	0.033 7	0.023 8	0.036 7	0.018 8	0.029 7	0.019 6	0.031 6
CNN-BiLSTM[16]	0.018 60	0.021 9	0.013 3	0.018 1	0.009 1	0.014 5	0.011 2	0.017 1	0.013 0	0.017 9
VMD-BO-LSTM[17]	—	—	—	—	—	—	—	—	0.052 9	0.066 6
WPT-SSA-LSTM	0.016 67	0.024 9	0.019 7	0.027 8	0.012 5	0.019 1	0.013 6	0.021 3	0.015 6	0.023 3

4　结语

本研究提出一种基于 WPT 和 SSA 优化的神经网络电池 SOH 预测方法 WPT-SSA-LSTM，使用了方便采集的恒流充电时间 CCCT 和放电电压平台时间 DVPT 作为电池 SOH 的特征指标，对电池 SOH 进行了准确的估计。首先基于电池老化机理提取了电池的健康特征指标，通过计算他们的 PCC 以及考虑数据获取的便利性，最后筛选 CCCT 和 DVPT 进行模型开发。然后应用 WPT 进行数据降噪，并使用 SSA 进行 LSTM 模型结构优化。最后基于公开数据集使用交叉验证法在 4 个验证集中进行模型评估，并对比了不同窗口长度的模型预测效果。该方法可以为电动汽车、储能电站等锂能平台提供电池 SOH 预测的研究基础和技术路径。基于本文所提方法，未来可以开展使用片段充电/放电数据进行电池寿命预测的研究，以进一步提高方法的实用性。

参考文献：

[1] Rouholamini M, Wang Caisheng, Nehrir H, et al. A review of modeling, management, and applications of grid-connected Li-ion battery storage systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(6): 4505-4524.

[2] 成燕, 郑林弘, 刘江. 基于模态分解和时间序列的锂电池健康状态估计[J]. 电源学报, 2025, 23(5): 241-250.
Cheng Yan, Zheng Linhong, Liu Jiang. Estimation of state-of-health of lithium-ion batteries based on modal decomposition and time series [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(5): 241-250. (in Chinese)

[3] 徐乐, 邓忠伟, 谢翌, 等. 锂离子电池高精度机理建模、参数辨识与寿命预测研究进展[J]. 机械工程学报, 2022, 58(22): 19-36.
Xu Le, Deng Zhongwei, Xie Yi, et al. Review on research progress in high-fidelity modeling, parameter identification and lifetime prognostics of lithium-ion battery [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(22): 19-36. (in Chinese)

[4] Li Shuangqi, He Hongwen, Su Chang, et al. Data driven battery modeling and management method with aging phenomenon considered [J]. Applied Energy, 2020, 275: 115340.

[5] Severson K A, Attia P M, Jin N, et al. Data-driven prediction of battery cycle life before capacity degradation [J]. Nature Energy, 2019, 4(5): 383-391.

[6] Gou Bin, Xu Yan, Feng Xue. State-of-health estimation and remaining-useful-life prediction for lithium-ion battery using a hybrid data-driven method [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2020, 69(10): 10854-10867.

[7] Liu Wei, Xu Yan. Data-driven online health estimation of Li-ion batteries using a novel energy-based health indicator [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2020, 35(3): 1715-1718.

[8] Pan Wenjie, Chen Qi, Zhu Maotao, et al. A data-driven fuzzy information granulation approach for battery state of health forecasting [J]. Journal of Power Sources, 2020, 475: 228716.

[9] Wu Ji, Cui Xuchen, Zhang Hui, et al. Health prognosis with optimized feature selection for lithium-ion battery in electric vehicle applications [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(11): 12646-12655.

[10] Greenbank S, Howey D. Automated feature extraction and selection for data-driven models of rapid battery capacity fade and end of life [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2022, 18(5): 2965-2973.

[11] He Wei, Williard N, Osterman M, et al. Prognostics of lithium-ion batteries based on Dempster-Shafer theory and the Bayesian Monte Carlo method [J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(23): 10314-10321.

[12] 赵沁峰, 蔡艳平, 王新军. 锂离子电池全生命周期剩余使用寿命预测[J]. 电源学报, 2024, 22(2): 197-204.
Zhao Qinfeng, Cai Yanping, Wang Xinjun. Remaining useful life prediction for full life cycle of lithium-ion battery [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(2): 197-204. (in Chinese)

[13] Mei Yu, Wang Yajing, Zhang Xiangke, et al. Wavelet packet transform and improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise based

power quality disturbance detection [J]. Journal of Power Electronics, 2022, 22(8): 1334-1346.

[14] Ding Shuya, Dong Chaoyu, Zhao Tianyang, et al. A meta-learning based multimodal neural network for multistep ahead battery thermal runaway forecasting [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(7): 4503-4511.

[15] 王瀛洲, 倪裕隆, 郑宇清, 等. 基于 ALO-SVR 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(4): 1445-1457.
Wang Yingzhou, Ni Yulong, Zheng Yuqing, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on support vector regression optimized and ant lion optimizations [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(4): 1445-1457. (in Chinese)

[16] 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 Zhenyu, Gao Dexin. Lithium-ion batteries state of health detection method based on CNN-BiLSTM network [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(3): 128-133. (in Chinese)

[17] 叶鑫, 王海瑞, 李远博, 等. 基于 VMD 和优化的 LSTM 锂离子电池寿命预测方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(23): 153-158.
Ye Xin, Wang Hairui, Li Yuanbo, et al. Remaining useful life prediction method of lithium-ion battery based on variational mode decomposition and optimized LSTM [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(23): 153-158. (in Chinese)



黄杰明

作者简介：

黄杰明(1978—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：变电设备管理及技术分析。E-mail：9197585@qq.com。

黄小荣(1985—)，男，通信作者，硕士，高级工程师。研究方向：储能与低压直流。E-mail：706360854@qq.com。

张庆波(1982—)，男，本科，高级工程师。研究方向：变电一次设备管理及技术分析。E-mail：13450669000@139.com。

林炜(1982—)，男，本科，工程师。研究方向：储能与低压直流。E-mail：748887687@qq.com。

吴树平(1974—)，男，本科，高级工程师。研究方向：变电一次设备检修运维。E-mail：wushuping100@qq.com。

罗俊杰(1995—)，男，本科，工程师。研究方向：变电一次设备管理及技术分析。E-mail：whwxqqs@163.com。

(责任编辑：郭凯凯)