DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.6.177 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

结合特征分析和 V-PSA-LSTM 的锂离子电池 SOH 预估

高治军，戴 瑞，宁 一，郭喜峰
(沈阳建筑大学电气与控制工程学院，沈阳 110168)

摘要：针对锂离子电池循环使用中的容量回升现象及其精准预估问题，提出了一种整合特征分析与创新变分金字塔切分注意力长短期记忆 V-PSA-LSTM(variational pyramid split attention long short-term memory)网络模型的方法。该方法对锂离子电池进行特征分析，通过 Pearson 相关系数筛选出与电池健康状态 SOH(state of health)密切相关的健康特征，以揭示电池容量动态恢复等关键特性。提出的创新 V-PSA-LSTM 网络模型方案，将周期变异激活机制融入金字塔切分注意力 PSA(pyramid split attention)算法中优化长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络，旨在强化 LSTM 模型对锂离子电池 SOH 的演化规律，特别是循环过程中容量起伏变化的精准捕获能力。经验证，V-PSA-LSTM 模型在预估锂离子电池 SOH 时，显著减小了预估误差，均方根误差 RMSE(root mean square error)和平均绝对误差 MAE(mean absolute error)分别为 0.002 2 和 0.001 8，展示了在解决电池容量回升问题和其精准预估问题上的优越性能。

关键词：锂离子电池；PSA 算法；周期变异激活；长短期记忆算法；健康特征提取

SOH Prediction for Lithium-ion Batteries Based on Feature Analysis and V-PSA-LSTM

GAO Zhijun, DAI Rui, NING Yi, GUO Xifeng
(School of Electrical and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China)

Abstract: Aimed at the phenomenon of capacity recovery and the problem of accurate prediction during the cyclic usage of lithium-ion batteries, an approach integrating feature analysis with an innovative variational pyramid split attention long short-term memory (V-PSA-LSTM) network model is proposed. This method performs the feature analysis of lithium-ion batteries, and Pearson correlation coefficients are employed to screen out the health features that are closely associated with the battery's state of health (SOH), thereby revealing the key characteristics such as dynamic capacity restoration. Then, a novel V-PSA-LSTM network model is put forward, in which a periodic variation activation mechanism is incorporated into the pyramid split attention (PSA) algorithm to optimize the long short-term memory (LSTM) network for the first time. This design aims at enhancing the LSTM model's capability to precisely capture the evolution patterns of SOH in lithium-ion batteries, particularly the fluctuating changes in capacity during the cyclic process. It is verified that the V-PSA-LSTM model significantly reduces prediction errors during the SOH prediction for lithium-ion batteries, e.g., the root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) are 0.002 2 and 0.001 8, respectively, indicating the exceptional performance in solving the problems of capacity recovery and accurate prediction.

Keywords: Lithium-ion battery; pyramid split attention (PSA) algorithm; cyclical variational activation; long short-term memory (LSTM) algorithm; health feature extraction

收稿日期：2024-05-22；**修回日期**：2024-06-20；**录用日期**：2024-07-24；**网络首发日期**：2024-08-08
基金项目：沈阳市科技计划资助项目(22-322-3-36)
This work is supported by the Shenyang Science and Technology Program Project under the grant 22-322-3-36

锂离子电池广泛应用于众多领域，其稳定的性能对确保设备安全运行与延长使用寿命至关重要[1]。然而，随着时间推移，电池内部经历的复杂物理、化学变化(包括非典型容量回升等非线性现象)为准确判断电池健康状态 SOH(state of health)

造成了重重障碍[2]。SOH 预估的准确度是保障电池管理系统 BMS(battery management system)功能健全、提升系统安全防护能力及实现能源高效配置的先决条件。因此，理解并解决电池老化带来的评估难题是提升电池技术应用效果的关键。

鉴于对 SOH 预估的紧迫性，现有研究主要采用 2 类方法开展：基于模型的方法和基于数据驱动的方法。基于模型的方法能够直观反映电池内部的工作机制和老化过程，有较强的可解释性。例如，Amir 等[3]使用动态的等效电路模型对电池的 SOH 进行预估；Khodadati Sadabadi 等[4]使用电化学模型来对锂离子电池进行预估。但电池老化过程涉及复杂的化学和物理变化，对其建立精确的模型往往需要大量的参数和复杂的计算，实施难度较大。借助机器学习算法构建的数据驱动模型可以在不深入探索电池内部微观结构演变细节的前提下，完成对锂离子电池 SOH 的准确预测[5]。但在构建锂离子电池 SOH 预估的数据驱动模型时，需要注重高质量数据集的收集与整理，且必须选取恰当的电池健康特征来充分表征电池内部状态变化[6]。Pearson 作为相关系数的一种统计工具，被普遍用来衡量并排列不同电池健康特征与电池 SOH 之间的关联强度[7]。

此外，科研人员不断探索新方法以提升预估精度。莫易敏等[8]采用了一种集成多健康因子与长短期记忆 LSTM(long short-term memory)模型的策略，以此来更准确地预估锂离子电池的 SOH。但单一算法难以完美适用于所有的应用场景，尤其是手动调节超参数这一耗时且可能缺乏普适性的过程，故采用智能优化算法对机器学习的超参数进行优化显得尤为必要。张永等[9]利用粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法对 LSTM 模型参数进行了优化调整，有效提高了电池寿命预测的准确度，但智能优化算法面临局部最优的问题。针对该问题，一方面，邹红波等[10]通过混沌映射随机初始化麻雀搜索算法 SSA(sparrow search algorithm)的种群位置，增加探索多样性，有效缓解了该难题，并据此改进了 SSA 以优化 LSTM 模型。虽然混沌映射增加了种群随机性，但可能造成解空间出现循环行为，影响全局探索。另一方面，徐佳宁等[11]运用 Levy 飞行算法调整蚁狮优化算法，利用其步长策略促进种群逃离局部最优，然而，这种大步长策略可能减缓收敛速度，尤其是在种群接近最优解时，过大的随机移动可能不利于精确调整。

虽然各研究通过不同策略有效应对了智能优化算法的挑战，但同时也暴露了算法设计中的权衡问题，如全局与局部探索的平衡、收敛速度与精度的取舍。在此背景下，本文选用了金字塔切分注意力 PSA(pyramid split attention)算法[12]。与传统比例积分微分 PID(proportional integral derivative)算法相比，PSA 算法引入了零输出因子来避免陷入局部最优。但对于复杂问题，尤其是在高维搜索空间中，该算法仍然存在陷入局部最优的风险。因此，本文通过结合周期变异激活机制构成变分金字塔切分注意力 V-PSA(variational-PSA)模型[13]，该模型通过调节变异频率和幅度来应对不同类型的问题。对于复杂问题，采用较高的变异频率和较大的幅度，以增强全局搜索能力；而对于简单问题，采用较低的变异频率和较小的幅度，以加快收敛速度。在电池老化预估中，电池的退化是一个随时间累积、多因素交织的过程，简单的特征提取可能无法完全捕获这些复杂的动态变化。LSTM 模型因其在序列数据分析、长期依赖捕捉、非线性关系解析及多维信息整合方面的卓越效能，成为了评估电池 SOH 预估任务中的一个高效且灵活的解决方案。本文将 PSA 算法与 LSTM 模型相结合，并通过周期变异激活机制来优化 PSA-LSTM 模型，解决了智能优化算法的常见问题，同时通过精准的 SOH 评估促进了资源的高效利用，优化了电池管理，为推动绿色能源转型和可持续发展提供了切实的技术支撑。

1 电池数据集

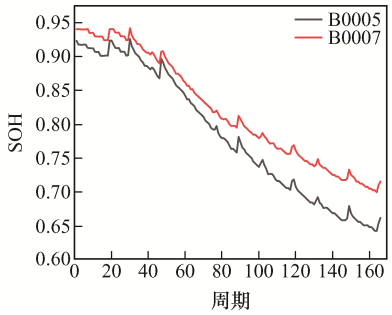
1.1 电池选择

选择 NASA 数据集中的电池 B0005、B0007 和

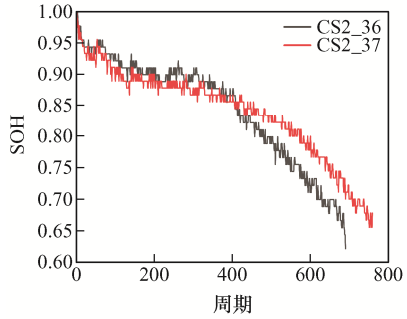
CALCE 数据集中的 CS2_36、CS2_37(统称为 CS2)作为实验验证对象。在环境温度为 24 ℃的条件下，采用充电和放电的不同模式对电池进行处理，操作如下。

充电阶段：使用 1.5 A 恒定电流 CC (constant current)模式，将电池充电至 4.2 V；然后切换到恒定电压 CV (constant voltage)模式，继续以 4.2 V 的电压对电池进行充电，直至电流降至 20 mA，以确保电池的稳定性和可靠性。

放电阶段：使用 CC 模式，以 2 A 的电流对电池进行放电，直到电池 B0005 与 CS2 的电压均降至 2.7 V、电池 B0007 的电压降至 2.5 V。电池的 SOH 退化曲线如图 1 所示。



(a) NASA



(b) CALCE

图 1　电池 SOH 的退化曲线

Fig. 1 Degradation curves for SOH of batteries

1.2　电池健康特征提取

在针对锂离子电池 SOH 预估的任务中，特别是在解决电池容量回升这一复杂现象时，精选出与 SOH 高度相关的健康特征尤为关键。通过深入分析电池在实际工作循环中的充、放电过程，本文共归纳提取出 20 项与电池 SOH 密切关联的关键性能参数作为健康特征指标。这些特征包括但不限于电池内阻、CC 与 CV 充电时间、电流与电压的平均值、标准差及峰值，见表 1。每项健康特征均有其对应的物理含义，能够细致体现电池在不同层面的 SOH 表现。

表 1　电池健康特征提取

Tab. 1 Extraction of health characteristics of battery

健康特征	含义
HF1	电池内阻
HF2	CC 充电时间
HF3	CV 充电时间
HF4	充电平均电流
HF5	充电平均电压
HF6	充电电流标准差
HF7	充电峰值电流
HF8	充电电压标准差
HF9	充电峰值电压
HF10	放电平均电流
HF11	放电平均电压
HF12	放电电流标准差
HF13	放电峰值电流
HF14	放电电压标准差
HF15	放电峰值电压
HF16	充电时间比例
HF17	放电时间比例
HF18	电压下降比例
HF19	内阻变化速率
HF20	放电电压斜率

Pearson 相关性系数因具有简单易懂、易于计算、应用广泛及适用于线性关系分析等方面的优点，可有效揭示各个健康特征与 SOH 之间的线性关系强度，帮助识别与 SOH 变化密切相关的核心健康特征。Pearson 相关系数的计算公式为

$$P_{\text{pearson}}=\frac{E(XY)-E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2)-E^2(X)}\sqrt{E(Y^2)-E^2(Y)}} \tag{1}$$

式中：X、Y 分别为健康特征变量和 SOH 变量；$E(\cdot)$为数学期望；$E^2(\cdot)$为期望的平方。健康特征和 SOH 的相关性排序如图 2 所示，具体相关系数见表 2。

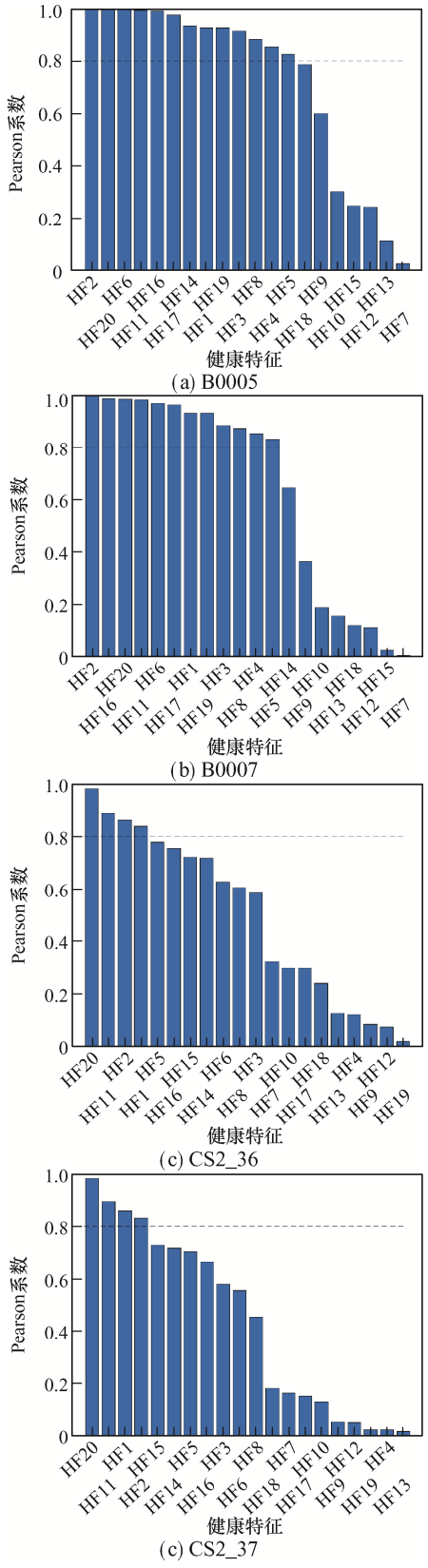


图 2 健康特征与 SOH 的 Pearson 系数排序

Fig. 2 Ranking of Pearson coefficients between health characteristics and SOH

表 2 健康特征的 Pearson 相关系数

Tab. 2 Pearson correlation coefficients of health characteristics

健康特征	电池类型			
	B0005	B0007	CS2_36	CS2_37
HF1	−0. 92	−0. 93	−0. 83	−0. 85
HF2	0. 99	0. 99	0. 86	0. 83
HF3	−0. 91	−0. 88	−0. 58	−0. 58
HF4	0. 85	0. 85	−0. 12	−0. 02
HF5	−0. 82	−0. 83	−0. 77	−0. 70
HF6	0. 99	0. 96	−0. 62	−0. 55
HF7	−0. 02	−0. 01	−0. 32	−0. 16
HF8	0. 88	0. 87	0. 60	0. 45
HF9	0. 59	0. 36	0. 08	0. 05
HF10	0. 30	0. 18	−0. 29	−0. 12
HF11	0. 99	0. 98	0. 88	0. 89
HF12	0. 24	0. 11	−0. 07	−0. 04
HF13	0. 11	−0. 15	−0. 12	−0. 01
HF14	−0. 93	−0. 64	−0. 71	−0. 71
HF15	−0. 24	0. 02	0. 72	0. 72
HF16	0. 99	0. 98	0. 75	0. 66
HF17	0. 97	0. 96	0. 29	0. 15
HF18	−0. 78	0. 11	0. 23	0. 17
HF19	−0. 92	−0. 93	−0. 01	−0. 02
HF20	0. 99	0. 98	0. 98	0. 98

通过计算，不同电池类型的健康特征与 SOH 的相关性差异较大。根据 Pearson 系数的大小对健康特征进行重要性排序。当 Pearson 系数越接近−1.0 或 1.0 时，表示该特征与 SOH 的相关性越强，其重要性越高。因此，本文选取 Pearson 系数绝对值大于 0.80 的健康特征。这些健康特征的优点在于不仅能够保留关键数据，还可有效剔除冗余或含有噪声的信息。该筛选方式不仅显著提升了预估模型的稳健性和准确性，还有助于深入理解电池老化过程，从而更好地应对电池容量回升等挑战。

2 构建数据驱动的原理

2.1 周期变异激活

在群体智能算法中，当检测到群体多样性水平低于预设阈值时，为了激发群体成员生成更丰富的解空间分布，系统会启动变异算子以增加群体的多

样性。相反，若群体多样性水平高于设定的阈值，为了聚焦搜索并加速收敛于全局最优解，系统会选择抑制变异算子，引导群体向更集中的搜索方向发展。Pehlivanoglu[13]在其研究中巧妙运用小波分析方法，有力证实了群体多样性在优化过程中呈现的周期性波动现象。基于这一理论基础，本文提出一种多频率振动算法的创新方案。不同于以往依赖固定多样性阈值的传统方法，该算法创新性地将周期性变异策略直接融入优化进程，允许群体在不同频率下自然地经历多样性增加和减少的交替阶段。通常情况下，变异操作可用数学表达式简洁概括，通过数学表达式动态调控群体的多样性水平，从而平衡探索与开发，有效提升算法在复杂优化问题上的求解能力和效率。群体中的粒子在整个设计空间中传播，其更新公式为

$$x_{i,j}(t+1)=x_{i,j}(t)[1+A(0.5-r_{\text{rand}})\delta] \tag{2}$$

式中：$x_{i,j}(t)$ 为第 t 次迭代时第 i 个粒子在第 j 维上的位置，i、j 分别为粒子索引和维度索引，$i=1,2,\cdots,s$，$j=1,2,\cdots,d$，s、d 分别为种群规模和搜索空间维度；A 为变异幅度；r_{rand} 为[0,1]区间内分布的随机数；δ 为变异触发标志，取 0 或 1，决定是否在当前迭代执行变异，其表达式为 $\delta=\begin{cases}1 & t=nf_{\text{r}}\\ 0 & t\neq nf_{\text{r}}\end{cases}$ n=1, 2, ⋯, f_{r}为变异频率，n 为触发变异的次序。受这种周期性变异方法的启发，本文通过式(2)周期性地调整种群中个体的变异程度，实现了对搜索空间的有效探索与收敛优化的平衡。

2.2 PSA 算法

PID 算法是一种由比例积分微分控制的递归算法。PSA 算法灵感来自于 PID 算法，该算法主要从 2 个方面进行优化，具体如下。

(1)计算系统偏差的差异。

在 PID 算法中，系统偏差指的是目标值与真实值之间的差值。在 PSA 算法中，系统偏差被重新定义为每个个体与其历史最佳个体 $x^*(t)$之间的差值。由于最佳值可能会发生变化，因此前一次迭代的偏差并非简单地等于前一次迭代的系统偏差。为了解决这个问题，PSA 算法计算第 t 次迭代时，前一次迭代的系统偏差的表达式为

$$e_{k-1}(t)=e_k(t-1)+x^*(t)-x^*(t-1) \tag{3}$$

式中：k 为当前迭代的步数索引；$e_k(t-1)$ 为迭代 t–1 次时第 k 次的系统偏差。

(2)对 PID 进行调节。

在增量 PID 控制中，控制量的变化量定义为当前时刻与前一时刻控制量之差，并以此变化量作为新的控制量。设 $\Delta u(t)$为第 t 次迭代时控制量的变化量，传统 PID 算法与 PSA 算法计算 $\Delta u(t)$的表达式分别为

$$\begin{aligned}\Delta u_{\text{PID}}(t)=&K_{\text{p}}[e_k(t)-e_{k-1}(t-1)]+K_{\text{i}}e_k(t)+\\&K_{\text{d}}[e_k(t)-2e_{k-1}(t-1)+e_{k-2}(t-2)]\end{aligned} \tag{4}$$

$$\begin{aligned}\Delta u_{\text{PSA}}(t)=&K_{\text{p}}\cdot\boldsymbol{r}_2\cdot[e_k(t)-e_{k-1}(t-1)]+\\&K_{\text{i}}\cdot\boldsymbol{r}_3\cdot e_k(t)+K_{\text{d}}\cdot\boldsymbol{r}_4\cdot[e_k(t)-\\&2e_{k-1}(t-1)+e_{k-2}(t-2)]\end{aligned} \tag{5}$$

式中：K_{p}、K_{i}、K_{d} 分别为比例、积分、微分调整系数，分别设为 1.0、0.5、1.2；$\boldsymbol{r}_2$、$\boldsymbol{r}_3$、$\boldsymbol{r}_4$ 均为 n 行 1 列 0~1 的随机向量。在传统的 PID 算法中，PID 控制器的输出值为 0 表示真实值已达目标值。然而，如果所有解都接近最优解，特别是在迭代初期，算法可能陷入局部最优而无法找到全局最优解。为避免此情况发生，PSA 算法引入零输出调节因子 $o(t)$。该因子会根据迭代次数动态调整，较大的因子初值有助于广泛搜索；随着迭代次数的增加，$o(t)$逐渐减小，使算法更专注于寻找当前最佳解，该因子的表达式为

$$\begin{cases}o(t)=[\cos(1-t/T)+\lambda\boldsymbol{r}_5\cdot L]\cdot e_k(t)\\ \lambda=[\ln(T-t+2)/\ln(T)]^2\\ L=\dfrac{\boldsymbol{u}\sigma}{|\boldsymbol{v}|^{1/\beta}}\sigma=\left[\dfrac{\Gamma(1+\beta)\times\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma(1+\beta/2)\times\beta\times2^{(\beta-1)/2}}\right]\end{cases} \tag{6}$$

式中：λ 为调整系数；$\boldsymbol{r}_5$ 为 n 行 d 列 0~1 的随机向量；L 为 Levy 飞行步长因子；$\boldsymbol{u}$、$\boldsymbol{v}$ 分别为服从标准正态分布的 n 行和 d 列随机数的矩阵；β 为值为 1.5 的因子。由于所有个体的更新都与 $\Delta u(t)$和 $o(t)$相关，故新的种群更新公式为

$$\begin{cases}\boldsymbol{x}(t+1)=\boldsymbol{x}(t)+\eta\cdot\Delta u(t)+(1-\eta)\cdot o(t)\\ \eta=\boldsymbol{r}_6\cos(t/T)\end{cases} \tag{7}$$

式中：$\boldsymbol{x}(t)$ 为第 t 次迭代时的种群位置矩阵；η 为动态权重系数；$\boldsymbol{r}_6$ 为 0~1 的随机向量。

将周期变异与 PSA 算法结合，可以得到 V-PSA 算法。该算法凭借其独特的系统偏差处理方式与创新的周期变异激活策略，既可在广泛的搜索空间中探寻潜在的最优解，又能适时地精细化优化已有的最优解，显著提升了对锂离子电池 SOH 预估的准确性和优化效率。V-PSA 算法的具体流程如图 3 所示。

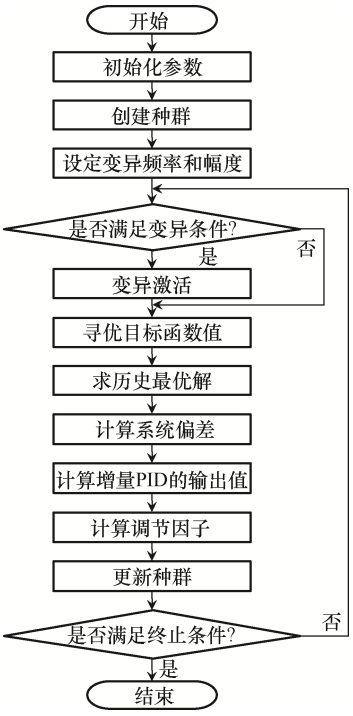


图 3 V-PSA 算法流程

Fig. 3 Flow chart of V-PSA

2.3 LSTM 神经网络

LSTM 网络是一种特殊的循环神经网络，其基本结构如图 4 所示。图中：C_{t-1} 为上一时刻的细胞状态；h_{t-1} 为上一时刻的隐藏状态；$\boldsymbol{W}_\mathrm{f}$ 为遗忘门的权重矩阵。该网络能够有效处理长序列数据，并学习长期依赖关系。LSTM 网络包括遗忘门 f、输入门 i、输出门 o 3 个关键门。其中，遗忘门决定是保留还是遗忘之前的记忆，其表达式为

$$f_t=\sigma[\boldsymbol{W}_\mathrm{f}*(h_{t-1},\boldsymbol{X}_t)+b_\mathrm{f}] \tag{8}$$

式中：f_t 为遗忘门的输出；$\boldsymbol{X}_t$ 为当前时刻的输入向量；b_f 为遗忘门的偏置项。

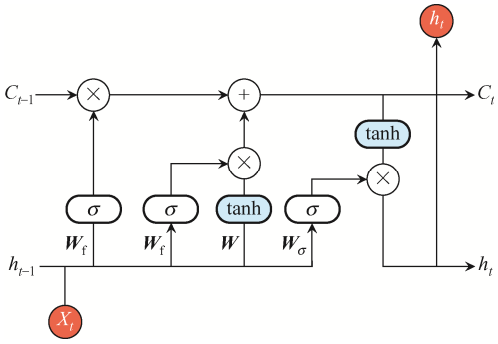


图 4 LSTM 网络基本结构

Fig. 4 Basic structure of LSTM network

输入门决定更新到细胞状态中的信息；输出门根据当前输入和记忆状态决定输出的信息。每个门控单元均由 1 个 sigmoid(σ) 层和 1 个 tanh 层组成，通过这些层的计算，LSTM 模型网络能够实现信息的选择性存储和传递。此外，循环权重和偏置也在网络中起着重要作用。LSTM 模型网络中的输入门、候选细胞状态和输出门的计算表达式分别为

$$I_t=\sigma(\boldsymbol{W}_\mathrm{i}*[h_{t-1},\boldsymbol{X}_t]+b_\mathrm{i}) \tag{9}$$

$$C_t=\tanh(\boldsymbol{W}_\mathrm{c}*[h_{t-1},\boldsymbol{X}_t]+b_\mathrm{c}) \tag{10}$$

$$O_t=\sigma(\boldsymbol{W}_\mathrm{c}*[h_{t-1},\boldsymbol{X}_t]+b_\mathrm{o})\tanh(C_t) \tag{11}$$

式中：I_t 为输入门的输出，取值范围为 0~1，控制是否更新细胞状态；C_t 为候选细胞状态，通过 tanh 函数生成新信息；O_t 为输出门的输出，取值范围为 0~1，控制当前隐藏状态的输出；$\boldsymbol{W}_\mathrm{i}$、$\boldsymbol{W}_\mathrm{c}$、$\boldsymbol{W}_\mathrm{o}$ 分别为输入门、候选细胞状态、输出门的权重矩阵；b_i、b_c、b_o 分别为输入门、候选细胞状态、输出门的偏置项；$\sigma(\cdot)$ 函数通常用于将输入数据映射至[0, 1]区间；tanh(·) 函数可将数据缩放至[−1, 1]区间，进而获得更好的效果。

3 实验结果与分析

3.1 模型参数选择

A 决定了变异的程度，较大的 A 促进群体探索更广阔的解空间，有助于避免陷入局部最优；较小的 A 有助于群体在已发现的良好解附近进行精细搜索，加速收敛。f_r 控制着这种探索行为的转换频

率，该值过高可能导致算法无法深入优化某个区域；过低则可能错过全局最优解。

贝叶斯优化算法是一种全局优化方法，它使用概率框架寻找目标函数的全局最优解。在电池 SOH 预估模型优化中，该算法发挥着关键作用，如在 V-PSA 算法中动态调整 A 和 f_r。该算法可基于历史的优化过程信息智能地决定这些参数，进而平衡探索与开发过程。同时，该算法既可避免自身陷入局部最优，又不牺牲全局搜索效率。此外，该算法通过动态调整 V-PSA-LSTM 模型的参数，展示学习过程中的观察结果，不断迭代更新搜索空间分布，以逼近最优的 A 和 f_r，从而在每一步均更有效地平衡探索和开发过程，最终获得更精确的 SOH 预估值，确保电池管理系统的稳定性和能源的可持续性。图 5 为贝叶斯优化算法的搜索过程，该过程通过找出最小可行点来选择合适的 A 和 f_r。

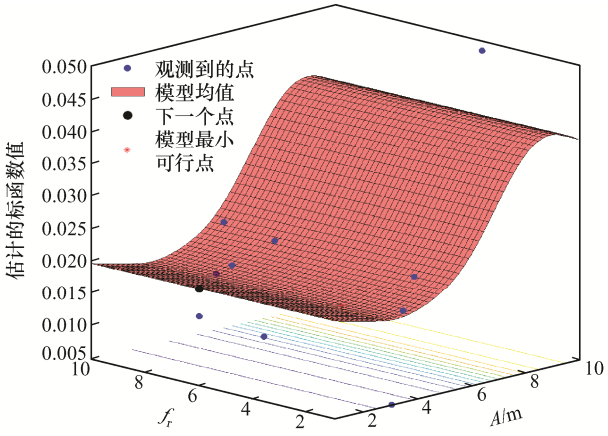


图 5　贝叶斯优化算法选择变异幅度和频率的过程

Fig. 5 Process of variation amplitude and frequency selected by Bayesian algorithm

3.2　构建实验模型

本文通过特征分析确定了关键健康特征，并结合 V-PSA-LSTM 模型成功实现了对锂离子电池 SOH 的高精度预估，特别是在面对电池循环过程中复杂的容量回升和动态变化时，表现出色。其具体流程如图 6 所示，具体步骤如下。

(1)通过特征分析，从锂离子电池的充放电过程中挑选了 20 项关键健康特征，利用 Pearson 相关系数分析这些特征与 SOH 的关系，进而选择与 SOH 高度相关的特征作为模型输入。

(2)对输入数据进行归一化处理，并将归一化数据划分为训练集和测试集。

(3)通过贝叶斯优化算法对周期变异激活机制的 A 和 f_r 进行离线优化，并在优化完成后获得最佳参数 A 和 f_r。V-PSA 算法通过动态调整群体多样性和聚焦搜索，优化了 LSTM 模型网络的参数，尤其对 LSTM 模型的隐藏层结构、学习率及训练迭代次数进行了优化设置。

(4)通过计算预估值与真实 SOH 之间的均方根误差 RMSE(root mean square error)与平均绝对误差 MAE(mean absolute error)等指标，评估模型的预估性能。其中，RMSE 和 MAE 的表达式分别为

$$\Delta_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2} \tag{12}$$

$$\Delta_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i}^{n}|\hat{y}_i-y_i| \tag{13}$$

式中：n 为测试样本数量；y_i 为第 i 个样本的 SOH 预估值；$\hat{y}_i$ 为第 i 个样本的 SOH 真实值。

3.3　实验结果与分析

为了全面验证 V-PSA-LSTM 模型在预估锂离子电池 SOH 的优越性能，本文选取了 3 种具有代表性的对比算法进行对照实验。其中，作为基准模型的是未经额外优化的 LSTM 模型，它直接应用于 SOH 预估任务；PSO-LSTM 模型是将 PSO 算法与 LSTM 模型结合，通过优化 LSTM 模型的关键参数来增强 SOH 预估的准确性；剩余对比算法是 PSA-LSTM 模型。本文对不同类型的锂离子电池 SOH 预估进行了可视化对比，实验结果如图 7 所示，图清晰显示了各算法在预估精确度方面的差距。同时，通过表 3 详细列出了在预估不同锂离子电池 SOH 时，每种方法对应的 RMSE 和 MAE。这 2 个关键指标能够直接量化各种算法的预估误差，进而为 V-PSA-LSTM 模型的优越性提供客观的定量评估依据。

为了保证实验的普适性与有效性，本文对实验数据集的配置做了安排。针对 NASA 电池和 CALCE 电池数据集，分别选取 38%、48%、58% 循环周期的数据作为训练集。该选取方法既考虑了不同来源数据的特点，也保障了数据样本的充足，使得到的结论更具说服力。

根据表 3 中可知，无论是针对 NASA 电池数据集还是 CALCE，V-PSA-LSTM 模型均表现出最佳的预估性能。本文计算了各方法在所有电池(B0005、B0007、CS2_36、CS2_36)及所有训练集比例(38%、48%、58%)下的整体平均值(共 12 个值的平均)，具体表现为：在未经优化的标准 LSTM 模型中，所有电池的平均 RMSE 都达到了 0.028 4，而平均 MAE 则为 0.021 0；采用 PSO-LSTM 模型后，平均 RMSE 减小至 0.010 0，平均 MAE 相应地减小为 0.008 2，表明 PSO 的引入显著改善了预估精度；采用 PSA-LSTM 模型后，平均 RMSE 进一步减小至 0.006 7，平均 MAE 减小至 0.005 4，验证了 PSA 算法相对于 PSO 在优化 LSTM 模型性能上的优势，其误差降低幅度约为 33%；最具创新性的 V-PSA-LSTM 模型更是实现了显著的性能飞跃，所有电池的平均 RMSE 仅为 0.003 6，平均 MAE 小至 0.002 7。与 PSA-LSTM 模型相比，V-PSA-LSTM 模型在 RMSE 上的降幅高达约 50%，这凸显了将周期变异激活机制整合进 PSA 算法后，对 LSTM 模型优化所产生的显著影响，有力证明了周期变异优化种群策略在提升锂离子电池 SOH 预估精度上的卓越成效。

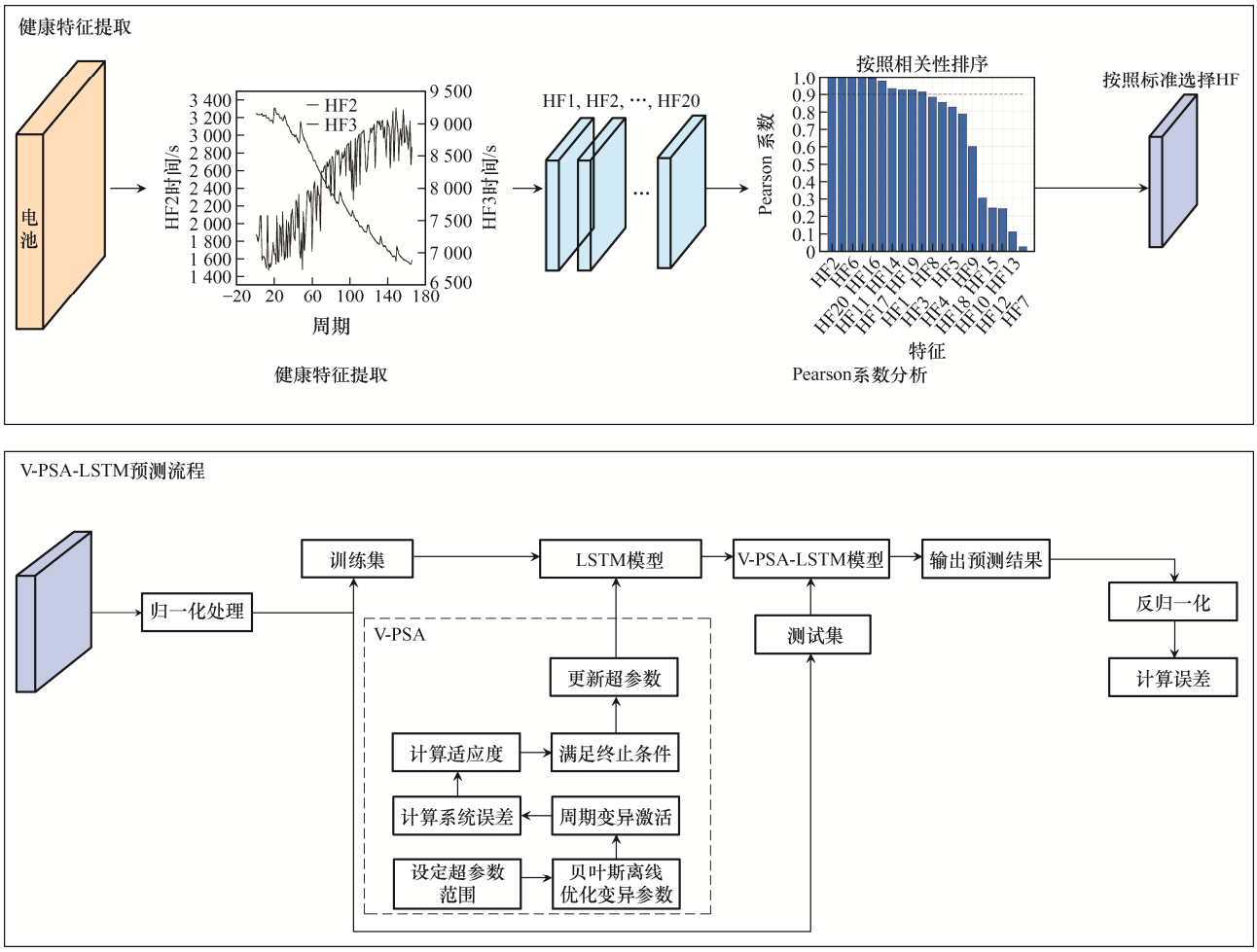
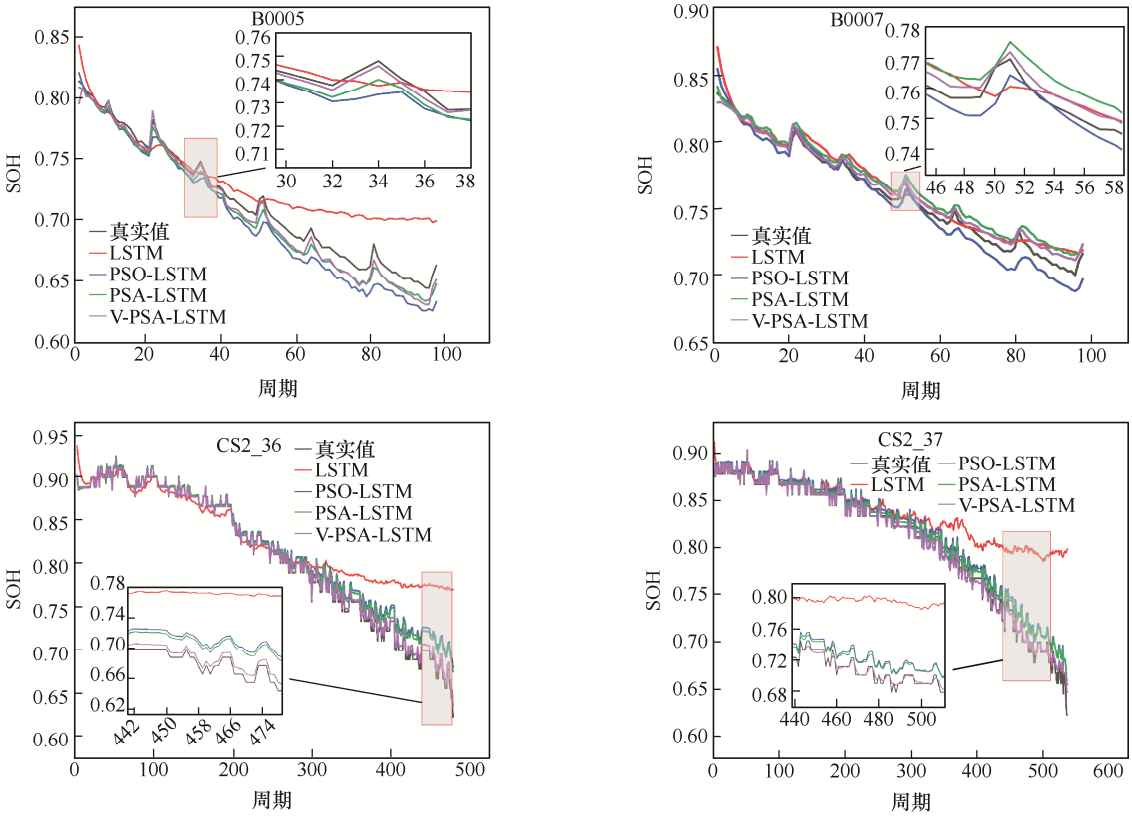
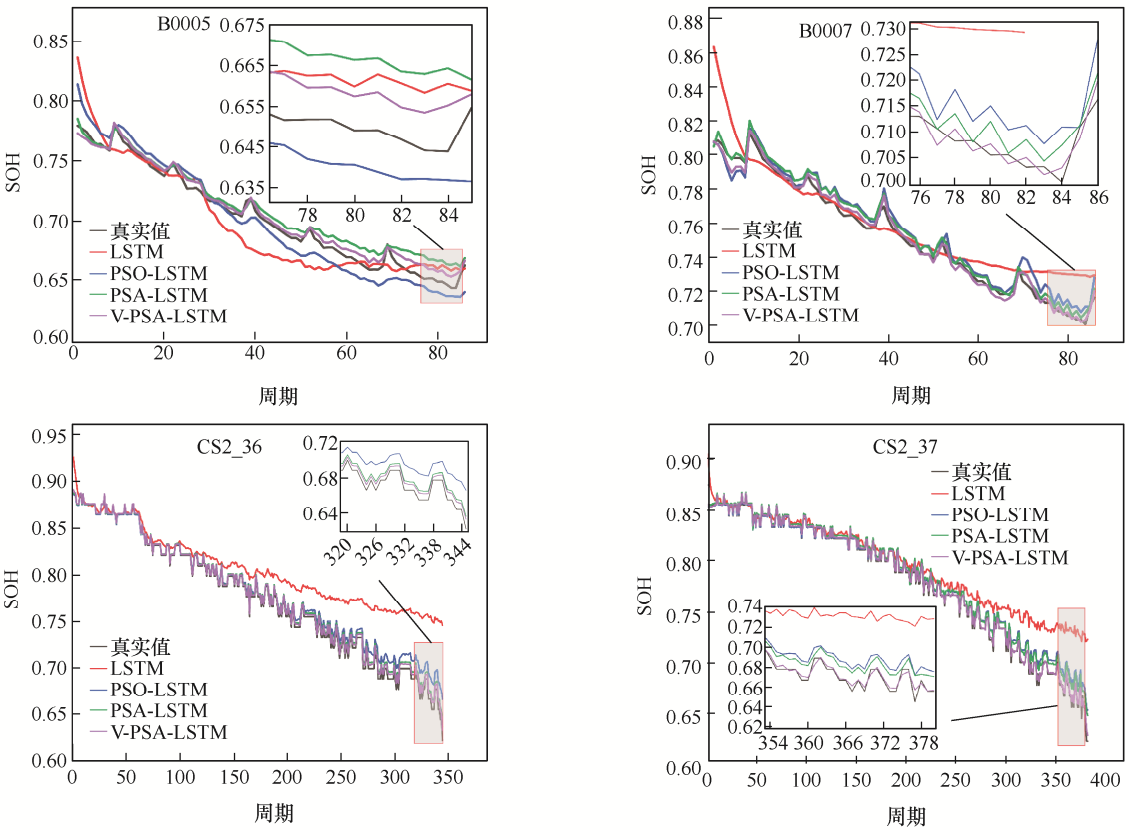


图 6 结合特征分析与 V-PSA-LSTM 的 SOH 预估流程

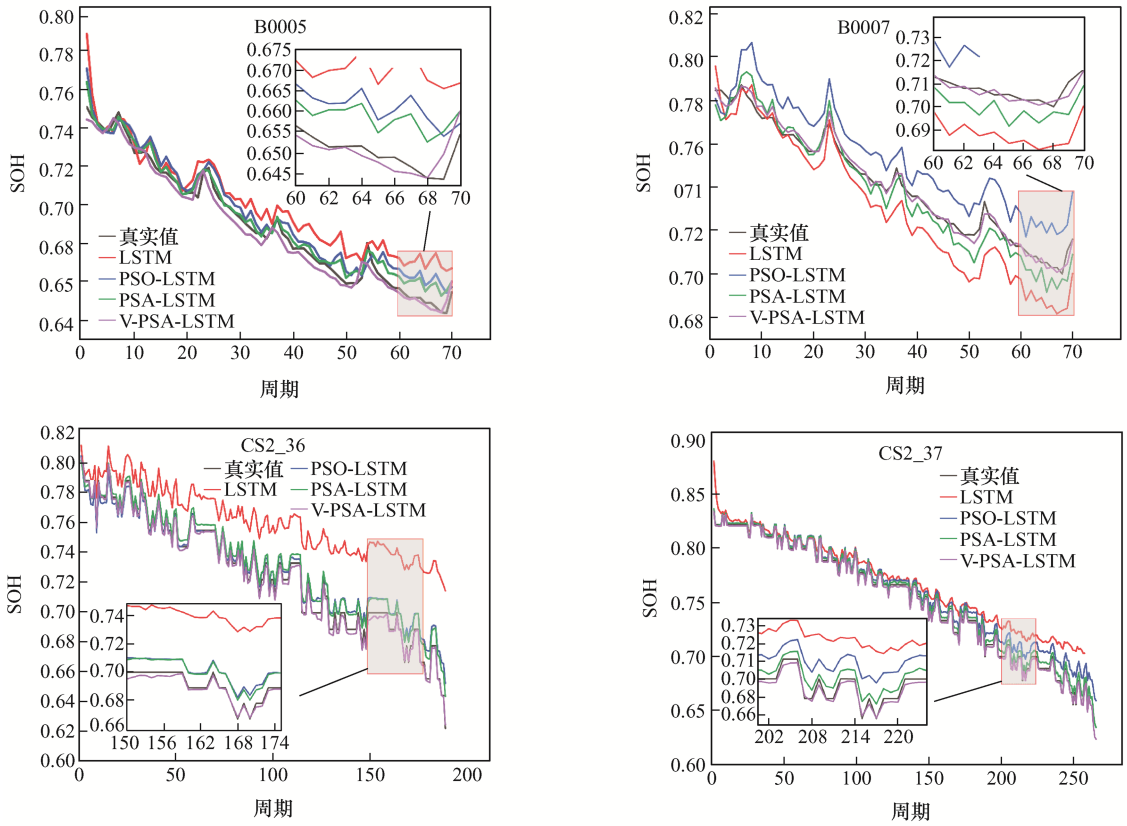
Fig. 6 SOH estimation process combining feature analysis and V-PSA-LSTM



(a) 38%循环周期作为训练集



(b) 48%循环周期作为训练集



(c) 58%循环周期作为训练集

图 7 电池的 SOH 预估结果

Fig. 7 Results of SOH prediction for batteries

表 3 电池 SOH 的预估误差

Tab. 3 SOH prediction errors of batteries

电池型号	预估模型	38%循环周期		48%循环周期		58%循环周期	
		RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE
B0005	LSTM	0.025 9	0.019 5	0.016 2	0.012 1	0.013 3	0.011 1
	PSO-LSTM	0.015 0	0.013 1	0.011 7	0.010 3	0.007 7	0.006 3
	PSA-LSTM	0.009 1	0.008 4	0.009 5	0.007 9	0.004 6	0.003 9
	V-PSA-LSTM	0.008 3	0.007 0	0.005 3	0.004 6	0.002 4	0.001 8
B0007	LSTM	0.058 6	0.052 9	0.014 1	0.011 6	0.013 4	0.012 3
	PSO-LSTM	0.008 3	0.006 6	0.009 0	0.007 9	0.006 5	0.005 5
	PSA-LSTM	0.007 7	0.006 7	0.006 7	0.005 4	0.005 2	0.004 0
	V-PSA-LSTM	0.004 6	0.003 8	0.003 1	0.002 6	0.002 7	0.002 2
CS2_36	LSTM	0.039 7	0.025 5	0.038 5	0.024 9	0.033 3	0.024 7
	PSO-LSTM	0.014 1	0.012 3	0.012 6	0.009 9	0.008 2	0.006 3
	PSA-LSTM	0.012 6	0.009 2	0.004 5	0.003 5	0.004 2	0.003 3
	V-PSA-LSTM	0.004 7	0.002 0	0.003 1	0.002 4	0.002 2	0.001 8
CS2_37	LSTM	0.049 1	0.031 2	0.027 4	0.017 6	0.012 4	0.009 4
	PSO-LSTM	0.011 1	0.009 5	0.009 6	0.006 9	0.007 6	0.004 7
	PSA-LSTM	0.006 7	0.005 0	0.006 3	0.005 3	0.004 1	0.003 1
	V-PSA-LSTM	0.003 7	0.002 2	0.002 1	0.001 4	0.001 8	0.001 6

3.4 V-PSA-LSTM 模型与其他论文模型进行对比

为了验证 V-PSA-LSTM 模型的优越性，将其与其他文献中的 IGBA-BP[14]、Bi-LSTM-TT[15]及 VMD-DBO-SVR[16]模型进行比较，评估其在 NASA 电池数据集下预估锂离子电池 SOH 时的 RMSE 表现。其中，58%循环周期之前的数据指定为训练集，用于训练模型学习电池容量变化的复杂模式；之后的数据作为测试集，以此来评估模型对未见数据的预估能力。具体对比结果见表 4。

表 4　电池 SOH 预估模型的 RMSE 对比结果

Tab. 4 Comparison results of RMSE among SOH prediction models for batteries

电池型号	预估模型	RMSE
B0005	IGBA-BP	0.003 7
	Bi-LSTM-TT	0.004 5
	VMD-DBO-SVR	0.004 7
	V-PSA-LSTM	0.002 4
B0007	IGBA-BP	0.003 5
	Bi-LSTM-TT	0.003 8
	VMD-DBO-SVR	0.004 8
	V-PSA-LSTM	0.002 7

从表 4 中可以看出，V-PSA-LSTM 模型的平均 RMSE 最小，仅约为 0.002 5，明显小于其他 3 种算法，这表明 V-PSA-LSTM 模型的预估精度优于其他算法。

4　结论

本文通过实验分析得出以下结论。

(1)在数据预处理阶段，对 20 个关键电池健康特征进行深入分析，利用 Pearson 相关系数鉴别并筛选出与 SOH 高度相关的特征，将精选的健康特征作为数据驱动模型的多元输入，从而增强了对电池容量回升和整体 SOH 的精确预估能力。

(2)在构建数据驱动模型的过程中，创新性地采用了周期变异激活机制，通过调控种群多样性的方式优化了 PSA 算法，进而优化了 LSTM 模型。V-PSA 算法的运用显著提升了 LSTM 在预估锂离子电池 SOH 时的准确性与稳定性。

(3)通过设计优化的算法，成功增强了 LSTM 模型对锂离子电池老化特征的学习能力，验证了其在 SOH 评估上的精确性。实践证明，专注于算法层面的优化是对现有电池健康管理技术的重要补充，展现了巨大的应用潜力和环境经济效益。结果显示，本文所提方法能显著促进电池资源的高效管理与维护、延长使用寿命、降低经济成本，为实现绿色能源转型与可持续性目标提供了切实可行的策略。

参考文献：

[1] Chen Weidong, Liang Jun, Yang Zhaohua, et al. A review of lithium-ion battery for electric vehicle applications and beyond [J]. Energy Procedia, 2019, 158: 4363-4368.

[2] Cui Yuxuan, Chen Yunxia. Prognostics of lithium-ion batteries based on capacity regeneration analysis and long short-term memory network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 2511613.

[3] Amir S, Gulzar M, Tarar M O, et al. Dynamic equivalent circuit model to estimate state-of-health of lithium-ion batteries [J]. IEEE Access, 2022, 10: 18279-18288.

[4] Khodadadi Sadabadi K, Jin Xin, Rizzoni G. Prediction of remaining useful life for a composite electrode lithium-ion battery cell using an electrochemical model to estimate the state of health [J]. Journal of Power Sources, 2021, 481: 228861.

[5] 李银, 王建峰, 莫伟权, 等. 基于数据驱动的锂离子电池剩余寿命预测综述[J]. 电源学报, 2025, 23(7): 253-265.
Li Yin, Wang Jianfeng, Mo Weiquan, et al. Review of data-driven remaining useful life prediction for lithium-ion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(7): 253-265. (in Chinese)

[6] Li Yuanyuan, Stroe D I, Cheng Yuhua, et al. On the feature selection for battery state of health estimation based on charging-discharging profiles [J]. Journal of Energy Storage, 2021, 33: 102122.

[7] Hu Xiaosong, Che Yunhong, Lin Xianke, et al. Battery health prediction using fusion-based feature selection and machine learning [J]. IEEE Transactions on Transpor-

tation Electrification, 2021, 7(2): 382-398.

[8] 莫易敏, 陈佳浩, 叶鹏, 等. 基于多健康因子 LSTM 的电池容量估计方法[J]. 电源学报, 2026, 24(1): 207-216.
Mo Yimin, Chen Jiahao, Ye Peng, et al. Estimation method for battery capacity based on multi-health factor LSTM [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(1): 207-216. (in Chinese)

[9] 张永, 辛宇琪, 钱启政, 等. PSO 优化的 BiLSTM-Attention 网络的锂电池健康状态评估[J]. 控制工程, 2022, 29(2): 287-293.
Zhang Yong, Xin Yuqi, Qian Qizheng, et al. Estimation on sate of health for lithium-ion battery with PSO-optimized BiLSTM-attention network [J]. Control Engineering of China, 2022, 29(2): 287-293. (in Chinese)

[10] 邹红波, 柴延辉, 杨钦贺, 等. 基于混合 ISSA-LSTM 的锂离子电池剩余使用寿命预测[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(19): 21-31.
Zou Hongbo, Chai Yanhui, Yang Qinhe, et al. Remaining useful life prediction of lithium-ion batteries based on hybrid ISSA-LSTM [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(19): 21-31. (in Chinese)

[11] 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 Electrotechnical Society, 2021, 36(17): 3693-3704. (in Chinese)

[12] Gao Yuansheng. PID-based search algorithm: A novel metaheuristic algorithm based on PID algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 232: 120886.

[13] Pehlivanoglu Y V. A new particle swarm optimization method enhanced with a periodic mutation strategy and neural networks [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(3): 436-452.

[14] 何浩然, 丁稳房, 吴铁洲, 等. 基于 IGA-BP 神经网络的锂电池健康状态估算[J]. 电源技术, 2022, 46(1): 73-77.
He Haoran, Ding Wenfang, Wu Tiezhou, et al. SOH estimation of lithium battery based on IGA-BP neural network [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(1): 73-77. (in Chinese)

[15] 李苏阳, 陈富安. 基于注意力机制的双向 LSTM 锂电池 SOH 估算模型[J]. 电源技术, 2022, 46(7): 739-742.
Li Suyang, Chen Fuan. Lithium battery SOH prediction based on Bi-LSTM attention mechanism [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2022, 46(7): 739-742. (in Chinese)

[16] Wu Chunling, Fu Juncheng, Huang Xinrong, et al. Lithium-ion battery health state prediction based on VMD and DBO-SVR [J]. Energies, 2023, 16(10): 3993.



高治军

作者简介：

高治军(1978—)，男，博士，教授。研究方向：智能信息感知与故障诊断，智慧建筑技术与应用。E-mail：gzj@sjzu.edu.cn。

戴瑞(1999—)，男，通信作者，硕士研究生。研究方向：储能科学。E-mail:dairui@stu.sjzu.edu.cn。

宁一(1988—)，女，博士，讲师。研究方向：新能源技术，人工智能在综合能源系统中的应用。E-mail：vipningyi@sjzu.edu.cn。

郭喜峰(1981—)，男，博士后，教授。研究方向：建筑能源管控，清洁能源高效利用，区域能源优化。E-mail：guoxifeng@sjzu.edu.cn。

(责任编辑：孙美菊)