DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.8.246 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于 ISSA-ELM 算法的锂电池 SOC 估计

寇发荣[1,2]，杨天祥[1]，罗 希[1]，门 浩[1]
(1.西安科技大学机械工程学院，西安 710054；2.西安科技大学电气与控制工程学院，西安 710054)

摘要：为提高锂离子电池荷电状态 SOC(state-of-charge)估计精度，提出 1 种基于改进麻雀搜索算法优化极限学习机的 SOC 估计方法。针对人为给定的极限学习机隐含层神经元数量不当导致估计精度不理想的问题，选用麻雀搜索算法对极限学习机隐含层神经元数量进行寻优；为避免麻雀搜索算法随机生成种群多样性差和后期易陷入局部最优的问题，引入 Tent 混沌映射和模拟退火算法中的 Metropolis 准则对麻雀搜索算法改进，以提高麻雀搜索算法的全局搜索能力。通过常温下美国联邦城市运行 FUDS(federal urban driving schedule)工况仿真试验，验证了所提算法较传统极限学习机和长短期记忆网络在精度和效率上的优势。最后利用搭建的 dSPACE 硬件在环试验平台在 0 ℃和 25 ℃环境城市道路循环 UDDS(urban dynamometer driving schedule)工况下进行在线验证，结果表明：所提算法在 2 种环境温度下 SOC 估计误差均保持在 1.3%以内，均方根误差较传统极限学习机分别降低了 46.7%和 51.8%，验证了该算法的可行性与优越性。

关键词：荷电状态；极限学习机；麻雀搜索算法；Tent 混沌映；Metropolis 准则

SOC Estimation of Lithium-ion Battery Based on ISSA-ELM Algorithm

KOU Farong[1,2], YANG Tianxiang[1], LUO Xi[1], MEN Hao[1]
(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China; 2. School of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: To improve the accuracy of state-of-charge (SOC) estimation for lithium-ion batteries, an SOC estimation method based on an improved sparrow search algorithm optimized extreme learning machine is proposed. In response to the problem of unsatisfactory estimation accuracy caused by the improper number of neurons in the hidden layer of the extreme learning machine, the sparrow search algorithm is selected to optimize the number of neurons in the hidden layer of the extreme learning machine. To avoid the problems of poor diversity of randomly generated populations and the tendency to fall into local optima at the later stage of the sparrow search algorithm, Tent chaotic mapping and the Metropolis criterion in a simulated annealing algorithm are introduced to improve the sparrow search algorithm's global search capability. The advantages of the proposed algorithm in terms of accuracy and efficiency compared with the traditional extreme learning machine and long short-term memory networks were verified through simulation experiments under FUDS operating conditions at room temperatures. Finally, a dSPACE hardware-in-the-loop experimental platform was established and further used for online verification under UDDS conditions at 0 ℃ and 25 ℃. Results showed that the proposed algorithm maintained SOC estimation errors within 1.3% at both the environmental temperatures, and the root mean square error decreased by 46.7% and 51.8% compared with the traditional extreme learning machine, respectively, thereby verifying its feasibility and superiority.

Keywords: State-of-charge (SOC); extreme learning machine; sparrow search algorithm; Tent chaotic map; Metropolis criterion

收稿日期：2023-09-04；**修回日期**：2023-10-20；**录用日期**：2023-11-06；**网络首发日期**：2024-03-01
基金项目：国家自然科学基金资助项目(51775426)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 51775426

锂电池作为新能源汽车的动力源，为汽车提供了源源不断的动力。荷电状态 SOC(state-of-charge)

是锂电池的关键参数，能否准确估计其值直接影响锂电池的使用安全及续航能力[1-3]。常见的锂电池 SOC 估计方法可分为 3 类[4]：基于试验测量的方法、基于模型的方法和基于数据驱动的方法。基于试验测量的 SOC 估计方法包括安时积分法[5]和开路电压法[6]等。安时积分法依赖精确的 SOC 初始值和测量仪器的精度；开路电压法需要对电池长时间静置，因此基于试验测量的方法虽然操作简单易于实现，但难以实现在线应用。基于模型的 SOC 估计方法包括电化学模型[7]和等效电路模型[8]。基于模型的方法采用闭环反馈控制，虽然可实现较高精度的 SOC 在线估计，但其过于依赖模型精度，计算过程复杂且结果易受噪声干扰[9]。

随着计算机技术的发展，基于数据驱动的方法被广泛应用于锂电池 SOC 估计中[10]。该方法绕开建立复杂的电池模型，仅依靠数据训练发掘特征参数与荷电状态的映射关系就能实现 SOC 估计。基于数据驱动的方法包括神经网络 NN(neural network)[11]、长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络与极限学习机 ELM(extreme learning machine)等。ELM 因其卓越的学习性能而受到研究人员的广泛关注。文献[12]利用传统 ELM 在相同工况下与 BP 神经网络 SOC 估计进行对比，结果表明 ELM 算法估计误差在 4.0%以内，明显优于 BP 算法的 8.5%，基于 LSTM 等深度学习模型虽然预测精度较高，但其响应时间过长、效率低，不适合 SOC 在线估计。文献[13]通过分析 dQ/dV 和 dT/dV 曲线，从中筛选出关联度较高的参数并输入集成极限学习机模型，虽然整体上实现了较高的估计精度，但在估计后期误差明显偏大，这是由于 ELM 隐含层数量设置不当导致的。ELM 算法克服了传统神经网络和深度学习算法参数多、学习速度慢的缺点，具有学习速度快、泛化能力强等优点[14]，但 ELM 隐含层神经元数量设置过少将导致模型欠拟合，隐含层神经元数量过多将导致训练集中的有限信息不足以训练所有神经元而出现过拟合，因此在使用 ELM 对锂电池 SOC 进行估计时，存在人为输入隐含层神经元数量不当导致预测精度低的问题。文献[15]通过 22 个标准 CEC 测试函数从收敛速度、精度和稳定性方面对麻雀搜索算法 SSA(sparrow search algorithm)、蝙蝠算法、灰狼算法等 6 个优化算法进行对比，验证了 SSA 寻优的优越性能。

基于此，本文选用麻雀搜索算法对 ELM 隐含层神经元数量进行寻优。为了进一步提升 SSA 寻优效率，引入 Tent 混沌映射和 Metropolis 准则对 SSA 进行改进，构建 ISSA-ELM 算法。通过仿真验证算法理论上的可行性，通过硬件在环试验将所提算法在恒温 0 ℃和 25 ℃条件下与传统 ELM、BP 神经网络和 GA-ELM 算法进行多维度对比，验证了算法的实用性和在线估计精度。

1　基于改进极限学习机的 SOC 估计算法

1.1　改进麻雀搜索算法

薛建凯[16]受到麻雀群体觅食与逃跑行为的启发，提出了 SSA。在 SSA 搜寻过程中，麻雀被分为探索者、追随者、侦察者，各角色遵守相应的位置更新规则。搜索过程将种群适应度函数设置为训练集和测试集的错误率之和，适应度函数 *fitness* 为

$$fitness = E_{\mathrm{T}} + E_{\mathrm{Q}} \tag{1}$$

式中，E_{T} 和 E_{Q} 分别为训练集与测试集的错误率。

最佳适应度函数 min *fitness* 是预测结果的均方误差，其表达式为

$$\min fitness = \frac{1}{N}\sum_{i}^{N}(Y_i - \hat{Y}_i)^2 \tag{2}$$

式中：N 为样本总数；$\hat{Y}_i$ 和 Y_i 分别为第 i 次的预测值与真实值。

与其他群体智能算法相比，SSA 收敛速度快，稳定性强。但因算法随机生成初始种群的多样性较差，探索者种群后期趋于单一化，算法后期全局寻优能力较低。对此，本文对 SSA 算法进行了以下改进。

(1)Tent 混沌映射

随机生成的麻雀种群均匀性和多样性较差，对

其进行混沌映射可有效改善该问题。不同的混沌映射算子对于混沌寻优过程有较大影响，文献[17]验证了 Tent 混沌映射的均匀性与多样性均优于 Logistic 混沌映射。利用 Tent 混沌映射代替随机参数可使麻雀的初始种群具有均匀性及多样性更好的初始解。

Tent 混沌映射的数学表达为

$$M_{k+1}=\begin{cases}2M_k & 0\leqslant M_k\leqslant 0.5\\ 2(1-M_k) & 0.5\leqslant M_k\leqslant 1\end{cases} \tag{3}$$

式中，M_k 为第 k 次迭代时的映射函数。

经 Tent 混沌映射后得到的父代麻雀群体 X_{ij} 可表示为

$$X_{ij}=a+(b-a)M_k \tag{4}$$

式中，a 与 b 分别为 X_{ij} 的最小值与最大值。

(2)模拟退火操作

模拟退火 SA(simulated annealing)算法中的 Metropolis 准则[18]是以适当的概率接收新状态，即非最优解。使用该思想对麻雀中的探索者种群进行更新，可增加跳出局部最优的概率，提升 SSA 的寻优能力。

SA 迭代过程中，最优解对应适应度函数值增大，则该最优解被接收的概率 P 为

$$P=\begin{cases}1 & f(t)<f(t-1)\\ \min\left[\exp\left(-\dfrac{f(t)-f(t-1)}{T_t}\right),\ 1\right]>\eta & \\ & f(t)>f(t-1)\end{cases} \tag{5}$$

式中：$f(t)$ 为第 t 次迭代的适应度函数值；η 为(0, 1)之间的随机数；T_t 为温控系数，其表达式为

$$T_t=\delta T_{t-1} \tag{6}$$

式中，δ 为温度冷却系数，其值一般取 0.80~0.99。

改进麻雀搜索算法 ISSA(improved sparrow search algorithm)的实现步骤为：①对麻雀种群进行 Tent 混沌映射，生成多样性更强的父代麻雀种群；②计算各麻雀的适应度函数，找到最优及最差个体；③更新探索者位置并计算其位置被接受的概率 P，判断探索者位置是否进一步更新，若更新，则选取更新后的位置；④更新追随者和侦察者位置，随机生成侦察者并进行位置更新；⑤重新计算并对比种群中各麻雀的适应度函数值，寻找出最佳个体麻雀位置；⑥根据迭代条件判定是否完成优化操作，若未达到指定条件，则返回步骤③进行下一次循环，直至循环结束。

1.2 基于 ISSA-ELM 算法的 SOC 估计实现

ELM 神经网络由输入层、隐含层及输出层组成。使用 ELM 对 SOC 进行估计时，输入层和隐含层连接权值 ω 及隐含层阈值 β 会随机产生。数据拟合时，仅需输入采集到的数据 X，即可拟合得到数据 Y。ELM 的网络结构如图 1 所示。

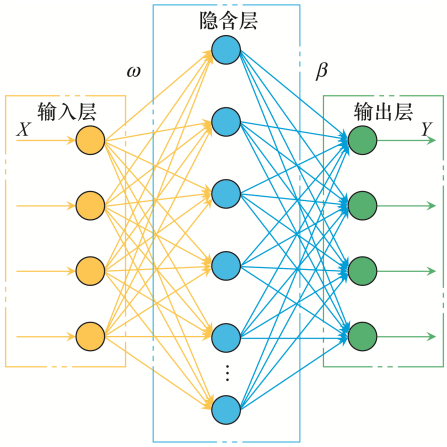


图 1 ELM 神经网络结构

Fig. 1 Structure of ELM neural network

为提升 ELM 估计精度，避免隐含层神经元数量设置不当导致估计误差增大的问题，利用 ISSA 对隐含层参数进行寻优，构建出 ISSA-ELM 算法进行 SOC 估计。基于 ISSA-ELM 算法的 SOC 估计流程如图 2 所示。

利用 NASA 公开数据集在动态应力测试 DST (dynamic stress test)工况下对 ISSA 算法进行有效性验证，并与遗传算法 GA(genetic algorithm)、粒子群优化 PSO(particle swarm optimization)算法进行对比分析。优化过程参数设置为麻雀数量 50 只，最大迭代次数 30 次，ISSA 初始温控系数为 500 ℃，温度冷却系数为 0.96。DST 工况下 SSA 与 ISSA 优化效果对比如图 3 所示。

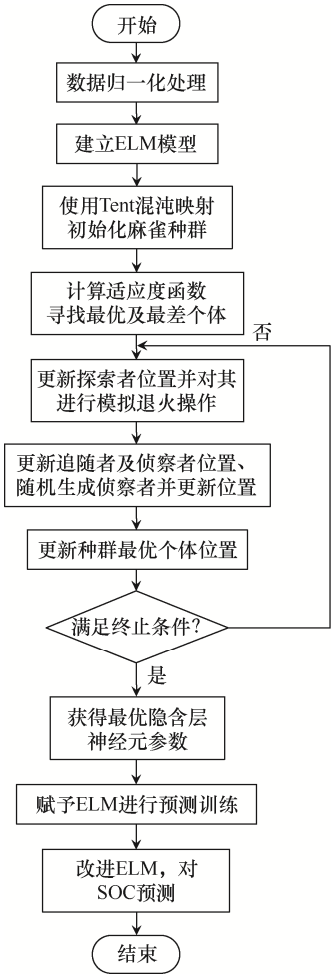


图 2　基于 ISSA-ELM 算法的 SOC 估计流程

Fig. 2 Flow chart of SOC estimation based on ISSA-ELM algorithm

分析图 3(a)可知，ISSA 随迭代次数的增加，最佳适应度减小并趋于稳定，说明此时得到的麻雀位置为最优解；ISSA 相较于 SSA、GA 和 PSO 算法趋于稳定时所需的迭代次数更少，稳定时最佳适应度函数更小、寻优速度更快，因此 ISSA 的寻优效率优于 SSA、GA 和 PSO。分析图 3(b)可知，在相同工况下，ISSA-ELM 算法的 SOC 估计误差基本保持在 1%以内，而传统 SSA-ELM 算法的 SOC 估计误差基本保持在 2%以内且最大误差达 4%。显然，引入 Tent 混沌映射及 Metropolis 准则的 SSA 优化算法搜寻最佳的 ELM 隐含层神经元参数的能力更强，寻优效果更好。

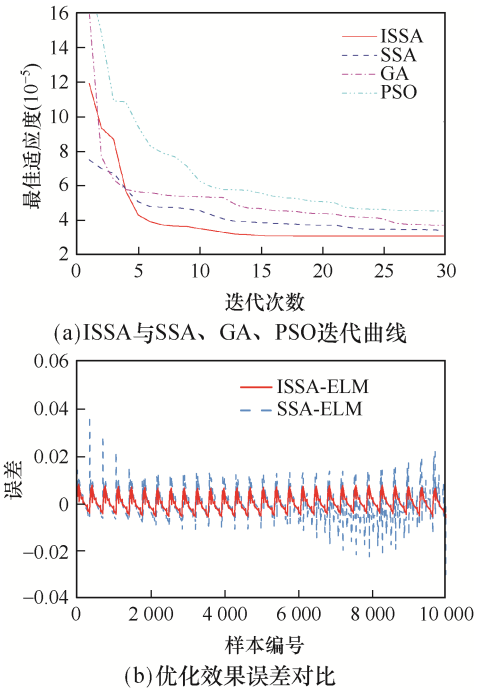


图 3　DST 工况下 SSA 与 ISSA 优化效果对比

Fig. 3 Comparison of optimization effect between SSA and ISSA under DST conditions

2　算法试验仿真验证

2.1　数据库构建

试验对象为柱状 18650 锂电池，标称容量为 2 A·h，充放电截止电压为 2.75~4.20 V。选用 TPXDF 500 A/100 V 蓄电池自动监测仪、可程控恒温恒湿箱及上位机组成的电池测试系统在 25 ℃下对锂电池进行美国联邦城市运行 FUDS(federal urban driving schedule)工况放电试验。提取 SOC 为 0~0.8 区间的试验数据，并对异常数据进行剔除。剔除后的数据库包含 10 852 组 FUDS 数据。

为验证 ISSA-ELM 算法的理论可行性和有效性，选取数据库总量的 80%作为训练集，剩余 20%数据作为测试集，对 ISSA-ELM 算法与经典 ELM 算法进行仿真试验。仿真过程选取温度、电压和电流作为训练输入，SOC 作为训练输出。电池测试系统布局如图 4 所示。



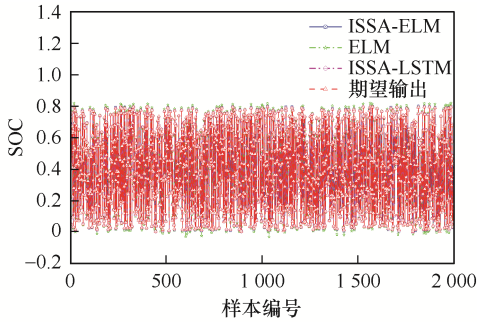
图 4 电池测试系统

Fig. 4 Battery test system

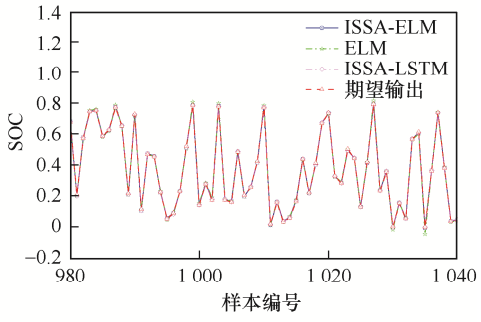
2.2 仿真结果与分析

选取相同的数据组作为 ISSA-ELM、ISSA-LSTM 和 ELM 的输入，FUDS 工况仿真结果如图 5 所示。

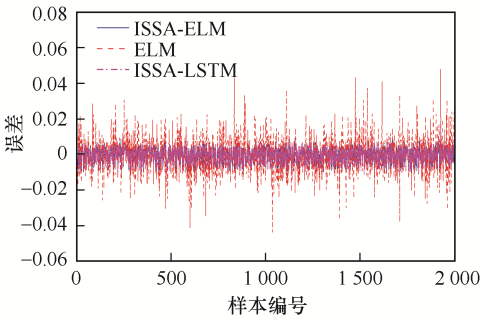
分析图 5 可知，同工况下使用 ISSA-ELM 和 ISSA-LSTM 对 SOC 进行预测时，预测输出曲线均较 ELM 更逼近于期望值，表明ISSA-ELM 和



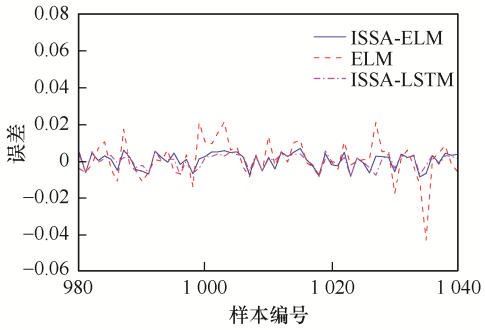
(a)SOC预测输出



(b)SOC预测输出局部放大



(c)SOC预测误差



(d)SOC预测误差局部放大

图 5 FUDS 工况下 ISSA-ELM、ISSA-LSTM 和 ELM 预测结果

Fig. 5 ISSA-ELM, ISSA-LSTM and ELM prediction results under FUDS conditions

ISSA-LSTM 的预测精度高于 ELM。由图 5(c)可知，FUDS 工况下，所提算法和 ISSA-LSTM 预测误差均基本保持在 0.01 以内，而 ELM 预测误差基本保持在 0.03 以内。训练误差表明，ISSA-ELM 和 ISSA-LSTM 的 SOC 预测结果更理想，预测误差更小。分析图 5(b)和(d)可知，样本标号为 999、1 003 和 1 010 时，ELM 预测输出明显比 ISSA-ELM 预测输出更偏离于期望输出值，误差也明显大于其余编号。这是由于 ELM 在预测过程中隐含层神经元数量设置不当，而 ISSA-ELM 算法存在对隐含层神经元数量寻优的过程，预估效果更理想，因此这些点的预测值更接近于期望输出，误差小于 ELM。

同时，分析表 1 可知，FUDS 工况下，ISSA-ELM 算法的 RMSE 较 ELM 下降了 44%，虽然 ISSA-LSTM 算法预测均方根误差为 3.8×10^{-3}，略优于 ISSA-ELM 算法的 4.6×10^{-3}，但所提算法的运行时间为 3.02 s，明显比 ISSA-LSTM 的 856.00 s 短。可见 ISSA-LSTM 算法虽在精度上较 ISSA-ELM 有微小的优势，但其响应时间过长，并不适合在线应用。

表 1 ISSA-ELM、ISSA-LSTM 和 ELM 训练误差统计

Tab. 1 Statistics of training error for ISSA-ELM, ISSA-LSTM and ELM

算法	工况	MAE	RMSE	运行时间/s
ISSA-ELM	FUDS	3.9×10^{-3}	4.6×10^{-3}	3.02
ISSA-LSTM	FUDS	3.2×10^{-3}	3.8×10^{-3}	856.00
ELM	FUDS	5.8×10^{-3}	7.2×10^{-3}	0.83

3　算法精度试验验证

3.1　试验平台搭建

为进一步验证本文所提 ISSA-ELM 算法的实用性和在线估计精度，基于 dSPACE 公司生产的 MicroAuto Box 硬件搭建硬件在环试验平台，如图 6 所示。通过搭建半实物仿真试验平台，将所设计的算法模型、MicroAuto Box 硬件、动力电池测试系统三者结合起来，运用 MicroAuto Box 的 I/O 接口技术实现电池信号的接收，完成算法的在线验证。

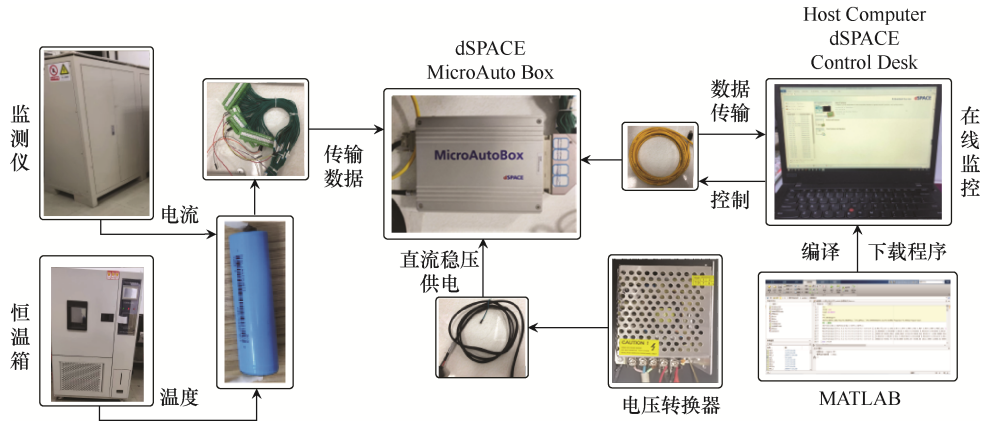
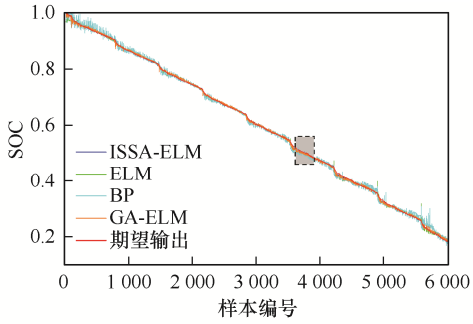


图 6　硬件在环验证平台

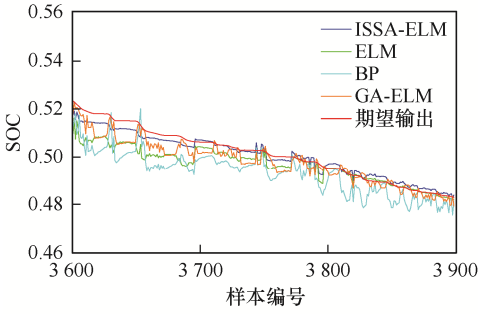
Fig. 6 Hardware-in-the-loop verification platform

3.2　硬件在环试验结果与分析

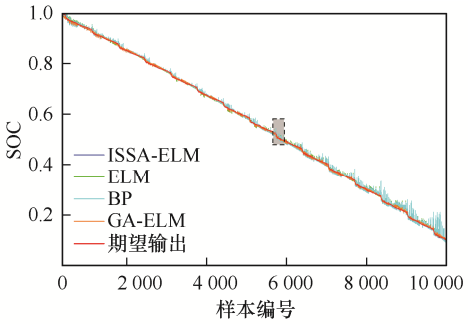
选取电池电流、电压及表面温度作为输入，SOC 作为输出，在恒温 0 ℃和 25 ℃环境下，对锂电池进行城市道路循环 UDDS(urban dynamometer driving schedule)工况试验。同时，在试验过程中将本文所设计的算法与 ELM 算法、BP 神经网络算法和 GA-ELM 算法进行对比。硬件在环试验结果如图 7 所示。



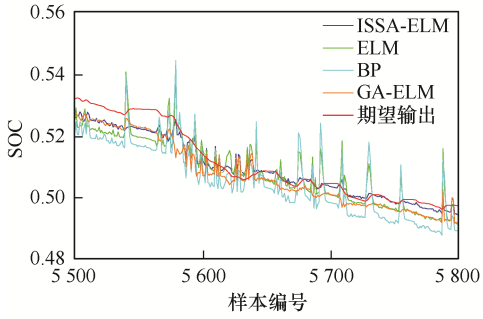
(a) 恒温0 ℃下SOC预测输出对比曲线



(b) 恒温0 ℃下SOC预测输出局部放大



(c) 恒温25 ℃下SOC预测输出对比曲线



(d) 恒温25℃下SOC预测输出局部放大

图 7　恒温 0 ℃和 25 ℃ UDDS 工况 SOC 预测结果对比

Fig. 7 Comparison of SOC prediction result under UDDS conditions at constant temperatures of 0 ℃ and 25 ℃

由图 7(a)和(c)可知，在恒温 0 ℃和 25 ℃ UDDS 工况下，ELM 算法在试验开始与结束阶段存在较大的估计误差，这是极限学习机隐含层神经元数量随机生成所致。分析图 7(b)和(d)可知，使用

ISSA-ELM 的 SOC 预测输出值在期望输出附近波动，且 ISSA-ELM 预测所得的 SOC 曲线相较 ELM、BP 和 GA-ELM 的预测曲线不仅更加平稳而且更加逼近期望输出曲线。同时，分析表 2 可得，在常温条件下各算法的预测精度高于低温条件，这是因为低温条件下传感器测量误差增大；无论是在低温还是常温条件下本文所提算法的输出平均绝对误差和均方根误差均小于 GA-ELM 算法，可见 ISSA 算法对 ELM 隐含层神经元数量的寻优精度优于 GA 算法。UDDS 工况试验表明，与 ELM 估计算法相比，在 0 ℃和 25 ℃条件下 ISSA-ELM 的 RMSE 值比 ELM 分别降低了 46.7%和 51.8%，所提算法具有较高的在线估计精度。

表 2 各算法在线试验预测误差统计

Tab. 2 Statistics of prediction errors of different algorithms for online tests

算法	温度/℃	MAE	RMSE
ISSA-ELM	0	2.4×10^{-3}	3.3×10^{-3}
	25	2.1×10^{-3}	2.6×10^{-3}
ELM	0	4.5×10^{-3}	6.2×10^{-3}
	25	4.0×10^{-3}	5.4×10^{-3}
BP	0	7.0×10^{-3}	9.5×10^{-3}
	25	5.5×10^{-3}	8.1×10^{-3}
GA-ELM	0	3.2×10^{-3}	4.2×10^{-3}
	25	2.9×10^{-3}	3.7×10^{-3}

4 结论

本文设计了 1 种基于改进麻雀搜索算法优化极限学习机的锂离子电池 SOC 估计方法。首先，为避免随机生成麻雀种群均匀性和多样性差导致的寻优精度降低，引入 Tent 混沌映射与 Metropolis 准则改进传统 SSA 算法，在 DST 工况下证实了改进算法的有效性，并利用改进后的 ISSA 算法对 ELM 隐含层神经元数量进行寻优；然后，通过 FUDS 工况仿真试验验证了 ISSA-ELM 算法的高效率 SOC 估计；最后，通过在低温和常温下的 UDDS 在线试验，验证了所提算法的在线估计精度和较强的泛化性。得出以下结论。

(1)使用 Tent 混沌映射与 Metropolis 准则改进的 ISSA 收敛速度和寻优精度高于传统 SSA、GA 和 PSO 算法。

(2)试验仿真结果表明，FUDS 工况下，ISSA-ELM 的预测误差基本保持在 1%以内，明显优于 ELM 的预测误差 3%以内，与 ISSA-LSTM 相比，所提算法具有更高的估计效率。

(3)硬件在环试验结果表明，在 0 ℃和 25 ℃环境条件 UDDS 工况下，ISSA-ELM 的 RMSE 值较 ELM 分别降低了 46.7%和 51.8%，SOC 估计误差均保持在 1.3%以内，估计误差明显小于 ELM、BP 神经网络和 GA-ELM 算法，可满足实际工况需求。

参考文献：

[1] 许傲然, 戴菁, 谷彩莲, 等. 基于 WOA 优化扩展卡尔曼算法的锂离子电池 SOC 估算研究[J]. 电源学报, 2025, 23(2): 232-239.
Xu Aoran, Dai Jing, Gu Cailian, et al. Research on SOC estimation of lithium-ion battery based on WOA optimized extended Kalman algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(2): 232-239. (in Chinese)

[2] 申江卫, 高承志, 舒星, 等. 基于迁移模型的锂离子电池宽温度全寿命 SOC 与可用容量联合估计[J]. 电工技术学报, 2023, 38(11): 3052-3063.
Shen Jiangwei, Gao Chengzhi, Shu Xing, et al. Joint estimation of SOC and usable capacity of lithium-ion battery with wide temperature and full life based on migration model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(11): 3052-3063.(in Chinese)

[3] 刘素贞, 陈云龙, 张闯, 等. 融合多维超声时频域特征的锂离子电池荷电状态估计[J]. 电工技术学报, 2023, 38(17): 4539-4550.
Liu Suzhen, Chen Yunlong, Zhang Chuang, et al. State of charge estimation of lithium-ion batteries fused with multi-dimensional ultrasonic time-frequency domain features [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(17): 4539-4550. (in Chinese)

[4] 姚芳, 张楠, 黄凯. 锂离子电池状态估算与寿命预测综述[J]. 电源学报, 2020, 18(3): 175-183.

Yao Fang, Zhang Nan, Huang Kai. Review of state estimation and life prediction for lithiumion batteries [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(3): 175-183. (in Chinese).

[5] 罗勇，祁朋伟，黄欢，等. 基于容量修正的安时积分 SOC 估算方法研究[J]. 汽车工程, 2020, 42(5): 681-687.
Luo Yong, Qi Pengwei, Huang Huan, et al. Study on battery SOC estimation by ampere-hour integral method with capacity correction [J]. Automotive Engineering, 2020, 42(5): 681-687. (in Chinese)

[6] 刘海东，周萍，周正，等. 锂离子电池开路电压快速估计研究[J]. 机械工程学报, 2022, 58(8): 227-235, 243.
Liu Haidong, Zhou Ping, Zhou Zheng, et al. Fast estimation of open circuit voltage for lithium-ion batteries [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2022, 58(8): 227-235, 243. (in Chinese)

[7] 武龙星，庞辉，晋佳敏，等. 基于电化学模型的锂离子电池荷电状态估计方法综述[J]. 电工技术学报，2022, 37(7): 1703-1725.
Wu Longxing, Pang Hui, Jin Jiamin, et al. A review of SOC estimation methods for lithium-ion batteries based on electrochemical model [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(7): 1703-1725. (in Chinese)

[8] 寇发荣，王甜甜，王思俊，等. 基于 ABC-RFEKF 算法的锂电池 SOC 估计[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50 (4): 163-171.
Kou Farong, Wang Tiantian, Wang Sijun, et al. Lithium battery SOC estimation based on an ABC-RFEKF algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(4): 163-171. (in Chinese)

[9] 史永胜，任嘉睿，李锦，等. 基于 DeepAR 与特征选择的锂离子电池在线状态估计[J]. 电源学报, 2023, 21(2): 163-171.
Shi Yongsheng, Ren Jiarui, Li Jin, et al. Online state estimation of lithium-ion batteries based on DeepAR and feature selection [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(2): 163-171. (in Chinese)

[10] Hossain Lipu M S, Hannan M A, Hussain A, et al. Data-driven state of charge estimation of lithium-ion batteries: Algorithms, implementation factors, limitations and future trends [J]. Journal of Cleaner Production, 2020, 277: 124110.

[11] 陈颖，黄凯，丁恒，等. 基于子种群自适应思维进化-BP 神经网络的锂离子电池SOC估计[J]. 电源学报, 2022, 20(4): 92-101.
Chen Ying, Huang Kai, Ding Heng, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion battery based on subpopulation adaptive mind evolutionary algorithm-BP neural network [J]. Journal of Power Supply, 2022, 20(4): 92-101. (in Chinese)

[12] 宋绍剑，王志浩，林小峰. 基于极限学习机的磷酸铁锂电池 SOC 估算研究[J]. 电源技术, 2018, 42(6): 806-808, 881.
Song Shaojian, Wang Zhihao, Lin Xiaofeng. Research on SOC estimation of $LiFePO_4$ batteries based on ELM [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2018, 42(6): 806-808, 881. (in Chinese)

[13] 屈克庆，董浩，毛玲，等. 基于融合健康因子和集成极限学习机的锂离子电池 SOH 在线估计[J]. 上海交通大学学报, 2024, 58(3): 263-272.
Qu Keqing, Dong Hao, Mao Ling, et al. SOH online estimation of lithium-ion batteries based on fusion health factor and integrated extreme learning machine [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2024, 58(3): 263-272. (in Chinese)

[14] Zhao Xiaobo, Qian Xiao, Xuan Dongji, et al. State of charge estimation of lithium-ion battery based on multi-input extreme learning machine using online model parameter identification [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 56: 105796.

[15] 李雅丽，王淑琴，陈倩茹，等. 若干新型群智能优化算法的对比研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(22): 1-12.
Li Yali, Wang Shuqin, Chen Qianru, et al. Comparative study of several new swarm intelligence optimization algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(22): 1-12. (in Chinese)

[16] 薛建凯．一种新型的群智能优化技术的研究与应用: 麻雀搜索算法[D]. 上海: 东华大学, 2020.
Xue Jiankai. Research and application of a novel swarm

(下转第 316 页)

IEEE Transactions on Magnetics, 2009, 45(8): 3187-3199.

[21] Hurley W G, Gath E, Breslin J G. Optimizing the AC resistance of multilayer transformer windings with arbitrary current waveforms [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2000, 15(2): 369-376.

[22] Sullivan C R. Computationally efficient winding loss calculation with multiple windings, arbitrary waveforms, and two-dimensional or three-dimensional field geometry [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2001, 16(1): 142-150.

[23] Nan Xi, Sullivan C R. An improved calculation of proximity-effect loss in high-frequency windings of round conductors [C]// IEEE 34th Annual Conference on Power Electronics Specialist, 2003. PESC '03. Acapulco, Mexico, 2003: 853-860.



周乐保

作者简介：

周乐保(1997—),男,硕士研究生。研究方向：高频变压器损耗测量与计算。E-mail：2112207059@e.gzhu.edu.cn

杨汝(1971—)，女，中国电源学会会员，通信作者，博士，教授。研究方向:电力电子非线性系统分析与控制。E-mail：yangru@gzhu.edu.cn

杨红(1967—),男,博士,副教授。研究方向：电机控制，人工智能，FPGA。E-mail：yanghong@gzhu.edu.cn

廖慧(1975—),男,博士,副教授。研究方向：电力电子。E-mail：liaoh-cd@gzzg.com.cn

(责任编辑：孙美菊)

(上接第 253 页)

intelligence optimization technique: Sparrow search algorithm [D]. Shanghai: Donghua University, 2020. (in Chinese)

[17] 张娜, 赵泽丹, 包晓安, 等. 基于改进的 Tent 混沌万有引力搜索算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(4): 893-900.
Zhang Na, Zhao Zedan, Bao Xiaoan, et al. Gravitational search algorithm based on improved Tent chaos [J]. Control and Decision, 2020, 35(4): 893-900. (in Chinese)

[18] Ouaar F, Boudjemaa R. Modified salp swarm algorithm for global optimisation [J]. Neural Computing and Applications, 2021, 33(14): 8709-8734.



寇发荣

作者简介：

寇发荣(1973—)，男，通信作者，博士，教授。研究方向：新能源汽车技术。E-mail：koufarong@xust.edu.cn。

杨天祥(1999—)，男，硕士研究生。研究方向：锂离子电池管理系统。E-mail：22205224053@stu.xust.edu.cn。

罗希(1994—)，男，硕士研究生。研究方向：锂离子电池管理系统。E-mail：21205224132@stu.xust.edu.cn。

门浩(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：锂离子电池管理系统。E-mail：20205224104@stu.xust.edu.cn。

(责任编辑：耿越)