

储能测试与评价



基于超参数自适应优化的 Transformer 锂离子电池 SOH 预测算法

杜雄春, 邓栋梁

(三峡电能有限公司, 湖北 武汉 430021)

摘要: 锂离子电池健康状态 (SOH) 的精准预测对储能系统的安全运行与运维决策至关重要。本文提出一种基于遗传算法 (GA) 自适应优化 Transformer 超参数的 SOH 预测方法。首先, 基于二阶 RC 等效电路模型提取端电压与工作电流作为输入特征, 结合 SOH 构成多维时序输入; 其次, 利用 Transformer 的自注意力机制捕捉充放电过程中的长程依赖关系; 最后, 通过 GA 对学习率、批次大小、网络深度及注意力头数等关键超参数进行全局寻优, 提升模型的泛化能力与预测精度。在 NASA 锂电池老化数据集上的实验结果表明, GA-Transformer 在 MAE、RMSE、MAPE 和 R^2 四项指标上均优于 CNN、RNN、LSTM 和 GRU 等对比模型, 验证了所提方法的有效性与优越性。

关键词: 锂离子电池; 健康状态; Transformer; 遗传算法; 超参数优化

doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2026.0474

中图分类号: TM 911

文献标志码: A

文章编号: 2095-4239 (2026) 06-2392-03

Adaptive hyperparameter-optimized transformer algorithm for lithium-ion battery SOH prediction

DU Xiongchun, DENG Dongliang

(Three Gorges Electric Energy Co., Ltd., WuHan 430021, Hubei, China)

Abstract: This paper presents an adaptive Transformer with GA-based hyperparameter tuning for battery SOH prediction in energy storage systems. First, terminal voltage and operating current are extracted as input features based on a second-order RC equivalent circuit model, combined with SOH to form multi-dimensional time-series inputs. Then, the self-attention mechanism of the Transformer is employed to capture long-range dependencies in the charging and discharging process. Finally, GA is utilized to globally optimize key hyperparameters including learning rate, batch size, network depth, and the number of attention heads, thereby enhancing the model's generalization capability and prediction accuracy. Experimental results on the NASA battery aging dataset demonstrate that the proposed GA-Transformer outperforms CNN, RNN, LSTM, and GRU in terms of MAE, RMSE, MAPE, and R^2 , validating the effectiveness and superiority of the proposed method.

Keywords: lithium-ion battery; state of health; Transformer; genetic algorithm; hyperparameter optimization

收稿日期: 2026-06-01。

基金项目: 基于云边协同的储能场站安全监测预警管控技术研究项目-设计多模型驱动的锂电池高精度状态估计算法 (4123020064)。

第一作者: 杜雄春 (1973—), 男, 高级工程师, 研究方向为电力生产安全管理, E-mail: du_xiongchun@ctg.com.cn; 通信作者: 邓栋梁, 工程师, 研究方向为储能安全管理, E-mail: deng_dongliang@ctg.com.cn。

引用本文: 杜雄春, 邓栋梁. 基于超参数自适应优化的 Transformer 锂离子电池 SOH 预测算法[J]. 储能科学与技术, 2026, 15(6): 2392-2394.

Citation: DU Xiongchun, DENG Dongliang. Adaptive hyperparameter-optimized transformer algorithm for lithium-ion battery SOH prediction[J]. Energy Storage Science and Technology, 2026, 15(6): 2392-2394.

锂离子电池因其能量密度高、循环寿命长等优势，已成为电网侧储能、电动汽车及便携式设备等领域的核心储能器件^[1]。然而，电池在长期循环使用过程中不可避免地发生容量衰退与内阻增长，其健康状态（state of health, SOH）的准确评估与预测对于保障储能系统安全运行、优化运维策略具有重要意义^[2]。

Transformer 模型凭借其自注意力机制在捕捉长程时序依赖方面具有显著优势^[3]，但其超参数空间庞大，手动调参效率低且易陷入局部最优。为此，本文提出一种基于遗传算法（genetic algorithm, GA）自适应优化 Transformer 超参数的锂离子电池 SOH 预测方法。该方法利用 GA 的全局搜索能力对学习率、批次大小、网络深度及注意力头数等关键超参数进行协同优化，同时基于二阶 RC 等效电路模型提取端电压和工作电流作为模型输入特征，充分表征电池内部电化学状态。

1 GA-Transformer SOH 预测方法

1.1 输入特征构建

单一的 SOH 历史序列仅能反映容量的宏观衰退趋势^[4-5]，可供模型学习的信息有限。为增强输入特征对电池内部电化学状态的表征能力，本文基于二阶 RC 等效电路模型^[6]提取关键参量。该模型的电路拓扑如图 1 所示，其中 R_0 为欧姆内阻， R_1 、 C_1 分别为电化学极化内阻与电容， R_2 、 C_2 分别为浓差极化电阻与电容， U_{oc} 为开路电压。二阶 RC 模型在计算复杂度与建模精度之间取得了较好的平衡，能够有效描述电池充放电过程中的动态响应特性^[7]。

基于上述模型，我们选取电池端电压 U_L 、工作电流 I 以及对应循环的 SOH 值构成三维输入特征向量。其中，端电压和工作电流直接反映电池实时工作状态与内部极化程度，能够为模型提供充放电过程中丰富的动态信息。在时序窗口设置上，采用最近 4 个充放电循环的数据预测未来 1 个循环的 SOH 值。

1.2 基于遗传算法优化的 Transformer 预测模型

Transformer 的多头自注意力机制通过计算序列中任意两个位置之间的注意力权重，有效捕捉电池充放电时序数据中的长程依赖关系。编码器层内部包含多头自注意力子层与前馈神经网络子层，并

辅以前馈神经网络和层归一化以稳定训练过程；解码器在此基础上增加掩码注意力子层，确保预测时仅依赖历史信息，防止未来信息泄露。

然而，Transformer 模型的性能高度依赖于超参数的设定，包括学习率、批次大小、网络深度和注意力头数等。传统的手动调参或网格搜索方法在高维超参数空间中效率低下，且易陷入局部最优。为此，我们引入遗传算法^[8]对 Transformer 的超参数进行全局自适应优化，具体步骤如下。

① 随机初始化种群，每个个体对应一组 Transformer 超参数配置；② 对种群中每个个体，依据其超参数构建并训练 Transformer 模型，在验证集上计算适应度值；③ 采用轮盘赌策略进行选择操作，个体被选中的概率与其适应度成正比：

$$p_i = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^N f(x_j)}$$

式中， N 为种群规模；④ 对选中个体执行单点交叉操作，在超参数向量上进行基因重组以生成新个体；⑤ 以低概率对后代个体的某一超参数施加随机扰动，实现变异操作，维持种群多样性；⑥ 采用精英保留策略，将适应度最高的个体直接保留至下一代，避免最优解丢失。重复步骤②~⑥直至达到预设迭代次数或适应度收敛。最终，以适应度最高的个体对应的超参数配置构建 Transformer 模型，用于 SOH 预测。

2 实验与结果分析

2.1 实验设置

本文采用 NASA 埃姆斯研究中心提供的锂电池老化实验数据集 BatteryAgingARC-FY08Q4 进行验证，该数据集包含 B0005、B0006、B0007 和 B0018 四组电池数据。实验工况如下：在室温 24℃ 环境下，充电阶段以 1.5 A 恒流充电至 4.2 V 后转恒压充电至电流降至 20 mA；放电阶段以 2 A 恒流放电，截止电压分别为 2.7 V、2.5 V、2.2 V 和 2.5 V；寿命终止标准为额定容量由 2 Ah 衰减至 1.4 Ah。实验中，选取 B0006、B0007、B0018 的数据作为训练集，B0005 的数据作为测试集。

2.2 实验结果分析

图 1 展示了 GA-Transformer 模型在测试集 B0005 上的 SOH 预测结果。可以看出，预测曲线与真实值吻合良好，模型能够有效跟踪容量衰减的

整体趋势及局部波动,表现出较强的非线性拟合能力。

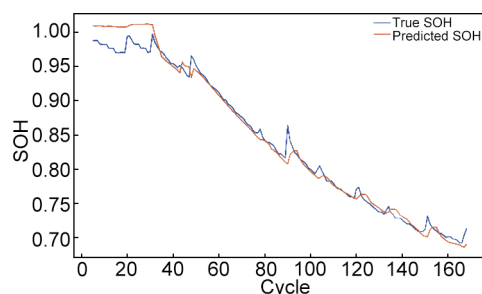


图1 GA-Transformer模型SOH预测结果
Fig. 1 SOH prediction results of the GA-Transformer model

为全面评估所提方法的性能优势,将GA-Transformer与CNN、RNN、LSTM^[9]、GRU^[10]及未经GA优化的Transformer共5种模型进行对比,采用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)和决定系数(R^2)四项指标进行定量评价,结果如表1所示。

表1 不同模型预测性能对比

Table 1 Comparison of predictive performance across different models

模型	MAE	RMSE	MAPE	R^2
CNN	0.0386	0.0446	4.81%	0.8046
RNN	0.0217	0.0267	2.58%	0.9302
LSTM	0.0212	0.0255	2.58%	0.9360
GRU	0.0324	0.0393	4.14%	0.8483
Transformer	0.0099	0.0148	1.11%	0.9784

3 结论

本文提出了一种基于遗传算法自适应优化Transformer超参数的锂离子电池SOH预测方法。该方法以二阶RC等效电路模型提取的端电压、工作电流及SOH值作为多维输入特征,利用Transformer的自注意力机制捕捉充放电时序数据中的长程依赖关系,并通过遗传算法在学习率、批次大小、网络深度和注意力头数构成的超参数空间中进行全局寻优,能准确跟踪电池容量的非线性衰退趋势及局部波动并在四项指标上均取得了优异表现,验证了超参数全局优化策略的有效性。该方法为储能电池健康管理提供了一种高效可靠的技术

方案。

参考文献

- [1] 王宁, 刘晓峰, 陈泽华. 锂离子电池寿命预测综述[J]. 电器与能效管理技术, 2018(11): 1-13.
WANG N, LIU X F, CHEN Z H. Survey on lithium-ion battery life estimation[J]. Electrical & Energy Management Technology, 2018 (11): 1-13.
- [2] 杨淇, 孙恒五, 张凤博. 锂电SOC改进无迹卡尔曼滤波估算算法研究[J]. 机械设计与制造, 2021(10): 220-224.
YANG Q, SUN H W, ZHANG F B. Research on SOC improved unscented Kalman filter estimation algorithm for lithium batteries [J]. Machinery Design & Manufacture, 2021(10): 220-224.
- [3] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Red Hook: Curran Associates, 2017: 5998-6008.
- [4] 邓涛, 罗卫兴, 李志飞, 等. 双卡尔曼滤波法估计电动汽车电池健康状况[J]. 电池, 2018, 48(2): 95-99. DOI: 10.19535/j.1001-1579.2018.02.007.
DENG T, LUO W X, LI Z F, et al. Estimation state of health of electric vehicle battery by dual Kalman filter[J]. Battery Bimonthly, 2018, 48(2): 95-99. DOI:10.19535/j.1001-1579.2018.02.007.
- [5] SHEN S Q, LIU B C, ZHANG K, et al. Toward fast and accurate SOH prediction for lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2021, 36(3): 2036-2046. DOI: 10.1109/TEC.2021.3052504.
- [6] 高铭琨, 徐海亮, 吴明铂. 基于等效电路模型的动力电池SOC估计方法综述[J]. 电气工程学报, 2021, 16(1): 90-102. DOI:10.11985/2021.01.013.
GAO M K, XU H L, WU M B. Review of SOC estimation methods for power battery based on equivalent circuit model[J]. Journal of Electrical Engineering, 2021, 16(1): 90-102. DOI: 10.11985/2021.01.013.
- [7] 吴铁洲, 刘思哲, 张晓星, 等. 基于FA-BP神经网络的锂离子电池SOH估算[J]. 电池, 2021, 51(1): 21-25. DOI: 10.19535/j.1001-1579.2021.01.006.
- [8] 李敏强. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
LI M Q. Basic theory and application of genetic algorithm[M]. Beijing: Science Press, 2002.
- [9] YAYAN U, ARSLAN A T, YUCELI H. A novel method for SoH prediction of batteries based on stacked LSTM with quick charge data[J]. Applied Artificial Intelligence, 2021, 35(6): 421-439. DOI: 10.1080/08839514.2021.1901033.
- [10] 张少宇, 伍春晖, 熊文渊. 采用门控循环神经网络估计锂离子电池健康状态[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(2): 20200339. DOI:10.3788/IRLA20200339.
ZHANG S Y, WU C H, XIONG W Y. State of health estimation for lithium-ion batteries using recurrent neural networks with gated recurrent unit[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(2): 20200339. DOI:10.3788/IRLA20200339.