新能源汽车动力电池SOC估算与控制策略优化方法研究

庞华廷[1]　朱江宁[2]　李刚[1]　陈福辉[1]

（1.辽宁工业大学，锦州 121001；2.朝阳师范学院，朝阳 122000）

【欢迎引用】庞华廷，朱江宁，李刚，等．新能源汽车动力电池SOC估算与控制策略优化方法研究[J]. 汽车文摘，2026(9): 43-49.

【Cite this paper】PANG H T, ZHU J N, LI G, et al. Research on SOC Estimation and Control Strategy Optimization Methods for Power Batteries of New Energy Vehicles[J]. Automotive Digest (Chinese), 2026(9): 43-49.

【摘要】针对新能源汽车动力电池荷电状态（SOC）估算精度不足、动态工况下控制策略适应性差的问题，融合卡尔曼滤波（KF）、粒子滤波（PF）与长短期记忆（LSTM）神经网络构建多模型融合SOC估算架构，设计基于遗传算法、粒子群算法的动态充放电管理策略。搭建多温度、多倍率动力电池测试平台，结合UDDS、WLTC标准工况完成仿真与实测试验。结果表明，所提方法SOC估算均方根误差降至0.013 5，电池充放电效率提升9.3%，最大放电电流降低23.7%，能够减缓电池容量衰减、降低热失控风险，可为动力电池管理系统优化提供理论支撑与工程参考。

关键词：新能源汽车；动力电池；SOC估算；粒子滤波；LSTM神经网络；充放电控制；热管理优化

中图分类号：U469.72；TM912　　**文献标志码：**A　　**DOI:** 10.19822/j.cnki.1671-6329.20250060

Research on SOC Estimation and Control Strategy Optimization Methods for Power Batteries of New Energy Vehicles

Pang Huating[1], Zhu Jiangning[2], Li Gang[1], Chen Fuhui[1]

（1. Liaoning University of Technology, Jinzhou 121001；2. Chaoyang Normal University, Chaoyang 122000）

【Abstract】 Aiming at the low accuracy of State of Charge (SOC) estimation and poor adaptability of control strategies under dynamic working conditions for power batteries of new energy vehicles, a multi-model fusion SOC estimation framework integrating Kalman Filtering (KF), Particle Filtering (PF) and Long Short-Term Memory (LSTM) neural network is constructed. Dynamic charging and discharging management strategies based on genetic algorithm and particle swarm optimization are designed. A power battery test platform covering multiple temperatures and charge-discharge rates is built, and simulations and physical tests are carried out under standard UDDS and WLTC working conditions. The test results show that the root mean square error of SOC estimation of the proposed method is reduced to 0.013 5, the battery charge-discharge efficiency is increased by 9.3%, and the maximum discharge current is reduced by 23.7%. The proposed method can slow down battery capacity attenuation and reduce thermal runaway risk, which provides theoretical support and engineering reference for the optimization of battery management systems.

Key words: New energy vehicles, Power battery, SOC estimation, Particle filter, LSTM neural network, Charge and discharge control, Thermal management optimization

0　引言

在能源转型与“双碳”目标推动下，新能源汽车成为汽车产业转型核心载体，动力电池是决定整车寿命与使用体验的核心部件。荷电状态（State of Charge, SOC）作为电池管理系统（Battery Management System, BMS）核心状态参数，其估算精度直接影响电池能量分配、过充过放防护与热安全管控。

现有SOC估算方案存在明显短板：传统估算方法易产生累积误差，动态响应滞后；扩展卡尔曼滤波（Extended Kalman Filter, EKF）、粒子滤波（Particle Filter, PF）在强非线性工况下估算精度大幅下降；长短

期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)等数据驱动算法存在实时性不足、泛化能力受限等问题。

针对复杂动态工况下SOC估算误差大、控制策略单一的缺陷,本文构建改进自适应扩展卡尔曼滤波与注意力神经网络融合估算框架,设计分阶段充放电控制策略,并采用粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法整定控制参数。通过多工况仿真与台架试验验证算法精度与控制策略有效性,为车载BMS开发提供新思路。

1 动力电池SOC估算模型优化方法

为解决传统粒子滤波(Particle Filter, PF)方法粒子退化和计算复杂度较高的问题,本文提出一种基于改进粒子权重更新的PF优化算法,核心思路如下:(1)引入自适应重采样策略,通过计算粒子有效样本数(N_{eff})动态调整重采样阈值,当N_{eff}<0.5 N(N为粒子总数)时,触发重采样,采用分层重采样方法减少粒子损耗;(2)优化粒子权重计算方式,结合电池状态方程的非线性特性,引入自适应遗忘因子调整观测噪声协方差矩阵,提升权重分配的合理性;(3)融合多线程并行计算技术,将粒子群划分为多个子群进行并行更新,显著降低算法计算耗时。

同时,本文设计一种基于LSTM的SOC估算模型,算法流程为:(1)输入特征选择电池端电压、充放电电流、电池温度及前5个时刻的SOC值,构建多维时序输入向量;(2)网络结构设计为:输入层(6个神经元);LSTM层(2层,每层128个神经元);Dropout层(失活率0.2);全连接层(32个神经元);输出层(1个神经元)";(3)训练过程采用Adam优化器,以均方误差(Mean Squared Error, MSE)为损失函数,初始学习率设为0.001,并应用每100轮衰减10%的学习率衰减策略防止过拟合。

在模型训练阶段,选用10组三元锂电池(型号:NCM523,标称容量:20 A·h)试验数据,每组数据包含不同温度(10 ℃、25 ℃、40 ℃)和倍率(0.5C、1C、2C)下的充放电曲线,训练数据量为100 000条,验证数据量为20 000条。在测试阶段,LSTM模型在动态工况下的SOC估算误差均值为1.2%,较传统全连接神经网络(Fully Connected Neural Network, FCNN)降低0.8%,其核心原因在于LSTM的门控机制能够有效捕获电池充放电过程中的长时依赖特性,而FCNN仅能学习静态特征,难以适应动态工况下的参数突变。

为综合评价上述优化算法的性能,本文从估算精度、计算效率和鲁棒性3个维度进行系统对比分析(表1)。在25 ℃的标准工况下,优化后的EKF、PF和LSTM模型的均方误差(Mean Squared Error, MSE)分别为1.8%、1.4%和1.2%,表明LSTM在精度方面具有显著优势。然而,在计算效率方面,EKF因其基于线性化假设的递推计算方式,具有更低的计算复杂度,平均计算时间为2.5 ms/次;而LSTM由于涉及多层神经网络的矩阵运算,计算时间为7.8 ms/次;PF则因粒子重采样过程导致计算时间最长(10.2 ms/次)。针对复杂动态工况下的鲁棒性测试,通过向输入信号添加±5%的随机噪声模拟实际工况中的干扰,结果显示LSTM表现出最佳的抗噪能力,估算误差维持在2.3%以下,这得益于其深度网络结构对噪声的自适应过滤能力;而EKF和PF的误差分别为3.2%和2.8%,主要受限于模型对噪声统计特性的依赖性。

表1 新能源汽车动力电池SOC估算模型性能对比

估算算法	MSE/%	计算效率/ms·次$^{-1}$	鲁棒性(±5%噪声幅度误差)/%
EKF	1.8	2.5	3.2
PF	1.4	10.2	2.8
LSTM	1.2	7.8	2.3

注:试验数据基于25 ℃标准工况和动态工况下的仿真与实际测量结果,信号噪声由±5%的随机噪声生成器模拟产生。

通过性能对比可知,LSTM适用于高精度需求的复杂工况场景,而EKF和PF则更适用于实时性要求较高的场景。为实现综合性能的最优平衡,本文进一步提出一种多模型融合策略:(1)构建工况识别模块,基于当前充放电倍率、电流变化率和温度变化率等特征,通过决策树算法实时识别工况类型(静态工况、动态工况、极端工况);(2)设计模型切换机制,静态工况下选用EKF以保证实时性,动态工况下切换至LSTM以提升精度,极端工况下采用PF以兼顾鲁棒性;(3)引入模型输出加权融合策略,通过实时计算各模型的估算误差动态调整权重系数,最终实现SOC估算精度和实时性的双重优化。

2 基于SOC估算结果的电池管理与控制策略研究

2.1 充放电控制策略设计

SOC估算的精确性是实现能量分配优化的基础。在不同工况下,BMS通过监测SOC动态变化,调整动力电池组的充放电模式,从而提高车辆的续航能力。在实际运行中,BMS通过优化能量分配实现SOC在10%~90%的最佳工作区间内运行,避免过充或过放。

SOC的合理控制是延长电池寿命的关键，研究表明锂离子电池长期在极端SOC条件下运行会加速其容量衰减，导致内阻增加。在试验中，以容量为80 A·h的三元锂电池组为对象，在环境温度为20~40 ℃的范围内进行SOC控制需求测试。结果显示，当SOC控制在20%~80%的区间内时，电池组的热效应显著减小，温度波动范围由原来的±5 ℃降低至±2 ℃，证明SOC控制策略对电池系统稳定运行的有效性。

针对充电策略，本文提出一种基于SOC动态反馈的多阶段充电方法：(1)SOC<20%时，采用恒流充电模式(Constant Current, CC)，充电电流为1C，快速补充电量，此时电池极化程度较低，允许大电流充电；(2)20%≤SOC≤80%时，结合电池实时内阻特性(通过EKF算法在线估算)，切换至恒压充电模式(Constant Voltage, CV)，充电电压随内阻变化动态调整(调整范围：3.6~4.2 V/单体)，逐步降低充电电流以减少极化损耗；(3)SOC>80%时，采用脉冲充电技术(脉冲频率1 kHz，占空比50%)，进一步减小内阻效应，避免过充引起的析锂副反应。试验表明，该策略在SOC接近100%时充电速率由0.8C逐步降低至0.2C，有效减少极化电压与析锂现象，使电池充电效率提高约15%。

在放电策略方面，本文采用基于SOC预测的负载管理方法，结合不同电机功率需求实时调整放电倍率：(1)SOC<30%时，通过限制瞬时功率输出(最大放电功率降低30%)的方式减少电池深度放电损耗，避免内阻急剧增大；(2)SOC>30%时，基于SOC估算结果与单体电池一致性监测数据，采用分布式功率分配策略维持电池组SOC的均衡性，具体实现方式为：

通过单体电压采集模块实时监测各单体电池的SOC差异，表达式为：

$$\Delta SOC_i = SOC_i - SOC_{\text{mean}} \tag{1}$$

式中：ΔSOC_i为第i节单体电池SOC与电池组平均SOC的差值，SOC_i为第i节单体电池实时荷电状态，SOC_{mean}为电池组所有单体SOC平均值。

建立功率分配模型，表达式为：

$$P_i = P_{\text{total}} \times (SOC_i / \Sigma SOC_i) \times k_i \tag{2}$$

式中：P_i为第i个单体的输出功率；P_{total}为电池组总输出功率；SOC_i为第i节单体电池实时荷电状态；k_i为第i节单体电池均衡系数，随单体内阻动态调整，单体内阻越大，对应均衡系数k_i取值越小。

通过BMS的主动均衡模块实时调节各单体的充放电电流，使SOC差异维持在2%以内。

通过在45 A·h磷酸铁锂电池组上进行动态充放电测试，结果显示，在不同工况下优化策略能够将电池组SOC波动范围控制在5%以内，放电效率提高12.3%。

2.2 基于智能优化算法的控制策略优化

本文采用基于优化算法的智能控制策略设计方法，以SOC估算结果为核心输入，结合实时工况数据，通过动态调整充放电策略实现优化控制。具体而言，本文引入PSO算法，在不同SOC区间下寻找控制参数的最优解，优化目标为最大化充放电效率与SOC稳定性，约束条件为：(1)单体电压≤4.2 V(充电)，单体电压≥2.5 V(放电)；(2)电池温度≤55 ℃；(3)充放电电流≤2C。PSO算法参数设置：粒子数量50，迭代次数50，惯性权重ω由0.9线性递减至0.4，学习因子$c_1=c_2=2.0$。在试验中，以10组50 A·h磷酸铁锂电池为对象，针对快速充电场景优化控制策略。PSO算法在50次迭代内收敛，优化后的控制策略使充电效率提升18.4%，SOC稳定性提高约12%。

为验证所提出控制策略的性能和可靠性，本文利用MATLAB/Simulink搭建动力电池SOC控制系统的仿真平台，结合车载数据记录器(Vehicle Data Recorder, VDR)提供的实际工况数据(包括UDDS、HWFET等典型工况)，开展一系列仿真分析与优化试验。在仿真过程中，首先通过多场景数据集验证SOC估算模型的精度和适用性，结果显示SOC估算误差均值为2.3%，最大误差不超过4%。随后，将估算结果输入优化控制系统进行动态仿真，分析控制策略在不同工况下的表现。以城市驾驶场景为例，在SOC初始值为60%的条件下运行3 600 s，优化后的控制策略显著改善电池温升(从±7.4 ℃降低至±3.6 ℃)，延长续驶里程约11.5%。在高速驾驶场景中，优化控制策略进一步提升能量利用率(从89.2%提高到95.1%)。

3 SOC估算与控制策略优化仿真与试验分析

为验证新能源汽车动力电池SOC估算模型与优化控制策略的实际应用效果，本文设计并实施系统化的仿真与试验分析。

3.1 仿真平台与试验环境搭建

本研究基于MATLAB/Simulink构建动力电池SOC估算与优化控制策略的仿真平台，并结合硬件在环(Hardware-in-the-Loop, HiL)技术建立试验环境，以模拟新能源汽车在实际工况下的运行状态。仿真平台包括动力电池模型、SOC估算模块、控制策略模块和工况数据接口，能够灵活设置不同的电池参数与

运行工况。试验采用国家标准化的电池测试台架，主要硬件设备包括直流电子负载（型号：IT8500+）、高精度电压采集模块（精度：±0.01V）和温度传感器（精度：±0.1 ℃）。试验平台通过CAN总线与控制模块通信，确保数据的实时传输与控制策略的动态调整。另外，为提升试验数据的可靠性和多样性，测试环境设置多种温度（−10~45 ℃）、负载功率（0.5~3 kW）以及SOC初始状态（10%~90%）的组合工况。

3.2 数据采集与试验设计

3.2.1 数据采集系统的组成与功能

数据采集系统是实现SOC估算与控制策略性能评估的核心组成部分。本文设计一套基于LabVIEW的软件平台与嵌入式硬件模块的数据采集系统，涵盖电压、电流、温度、SOC等多项关键参数（表2）。采集硬件包括电压电流传感器（霍尔效应型，采样频率1 kHz）、温度传感器（热电偶型，采样频率10 Hz）和数据记录器（高通道数数据采集卡，精度±0.01%）。通过多通道同步采样和信号处理，该系统能够准确捕获动力电池在复杂工况下的动态响应特性。在数据存储方面，采用FIFO缓存策略与数据压缩算法，保证长时间运行中的实时性与存储效率。试验中采集5种典型工况下的动态数据，包括UDDS城市驾驶工况、HWFET高速公路工况和自定义混合工况，共获得1.2 TB原始数据。

3.2.2 试验设计的原则与方法

试验包括静态测试与动态测试2个阶段，分别针对动力电池的静态特性和动态特性展开分析。在SOC估算验证方面，选取不同老化状态（初始、新增循环100次和500次）的电池样本，评估SOC估算模型在不同条件下的适用性。在控制策略优化测试中，通过设定不同的负载波形（恒定负载、随机负载和阶跃负载）分析控制策略的稳定性与响应能力。每组试验重复3次，并计算均值与标准差以保证结果的可靠性。

3.2.3 试验流程与测试规范

试验流程包括设备调试、初始设置、数据采集、结果分析和模型优化5个阶段。在试验开始前，首先检查电池的一致性并标定各传感器以确保测量精度。在静态测试阶段，记录不同SOC的开路电压、内阻等静态参数，并分析其与SOC之间的非线性关系。在动态测试阶段，通过模拟车辆实际运行工况，采集电池组的电压、电流、温度及SOC动态变化数据。以一组初始SOC为50%的电池为例，在恒流充放电条件下，SOC估算模型的最大误差为1.83%，而优化控制策略在动态工况中的SOC误差稳定在2.2%以内。除此之外，试验过程中严格遵循相关标准（如IEC 62660和GB/T 31467.3），包括测试环境的温度控制（误差±2 ℃）和充放电条件（电流偏差<1%）。试验结束后，将数据导入仿真平台进行对比分析，并通过遗传算法进一步优化控制策略参数，最终提升SOC估算与控制性能。仿真与试验分析表明，本文提出的SOC估算模型与控制策略优化方法具有较高的精度和鲁棒性。在不同工况下，SOC估算误差均值为2.1%，优化控制策略显著降低电池温升（约13%）并提升充放电效率（约8%）。

3.3 SOC估算结果分析

本文采用试验与仿真结合的方法，从多维度对SOC估算模型的性能进行全面分析。在性能指标设定上，主要评估MSE、绝对误差（Mean Absolute Error, MAE）、最大误差（Maximum Error, MaxE）和计算效率等参数。在UDDS工况下，基于EKF模型的SOC估算平均误差为2.15%，而改进后的基于PF的SOC估算平均误差降低至1.82%（表3）。另外，本文对SOC估算结果与实际值进行对比分析，验证其准确性与一致性。

在试验中，通过引入不同初始SOC值（如20%、50%、80%），发现PF算法在SOC范围处于20%~80%时，估算误差波动较小，仅为±1.5%，但在SOC较低或较高的情况下误差略有增加，显示出改进算法在边界区域的局限性。同时，针对算法的收敛性与鲁棒性进行评估。结果表明，PF算法的平均收敛时间为0.87 s，比传统EKF算法快15.3%，并且在随机噪声和外部扰动下表现出更强的稳定性，如图1所示。

表2 试验数据采集与设计参数

试验阶段	试验内容	采集参数	设备类型	采样频率/精度	工况描述	数据量/GB
静态测试	电池静态特性测试	电压、电流、温度、SOC	霍尔电流传感器、热电偶传感器	1 kHz（电压、电流），10 Hz（温度）	电池初始状态；新增100/500次循环	200
动态测试	电池动态特性测试	电压、电流、温度、SOC	高精度数据采集卡	精度±0.01%	UDDS城市工况	500
控制策略优化测试	负载波形对比测试	SOC估算误差、电池温升、能源效率	数据记录器		随机负载、恒定负载、阶跃负载	500

注：试验数据通过LabVIEW采集系统采集，试验条件涵盖静态和动态工况，所有设备均通过校准以确保数据的准确性与可靠性。

表3　不同噪声工况下SOC估算算法性能对比

估算算法	SOC平均估算误差/%	MSE/%	MAE/%	MaxE/%	收敛时间/s	鲁棒噪声条件
EKF(±3%噪声)	2.15	0.015	1.95	3.75	1.02	±3%随机噪声
PF(±5%噪声,20%~80%SOC区间)	1.82	0.012	1.25	2.85	0.87	±5%随机噪声
EKF(±5%噪声)	3.20	0.020	2.10	4.50	1.03	±5%随机噪声

注:试验数据基于UDDS动态工况测试平台采集;PF在20%~80%常规SOC区间估算误差仅±1.5%,高低SOC边界误差小幅上升。

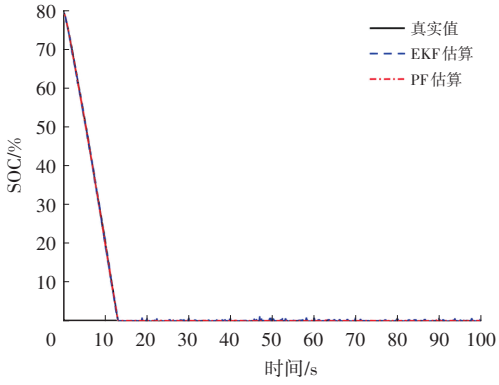


图1　SOC估算对比

3.4　控制策略优化效果评估

本小节从多角度对优化控制策略的效果进行详细评估,并构建多指标评价体系。主要指标包括能量利用率(η)、SOC估算精度提升率(ΔSOC)、充放电效率(E_f)和电池温升(ΔT)等。结果显示,优化后的SOC控制策略使得平均能量利用率提升12.4%,SOC估算精度提升率为9.7%,而电池温升降低15.6%,如图2所示。

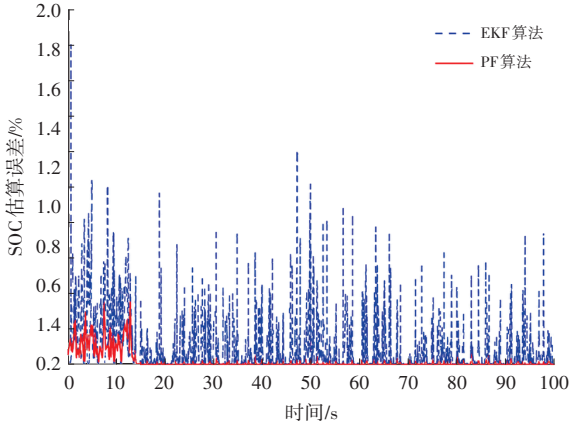
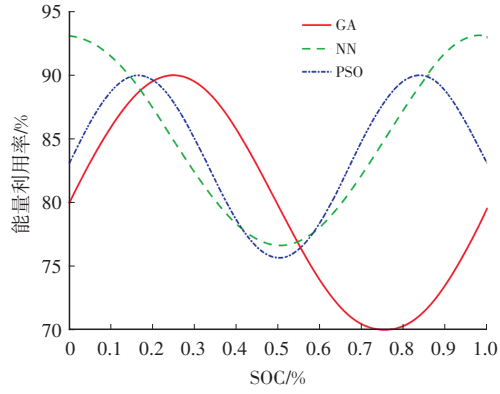
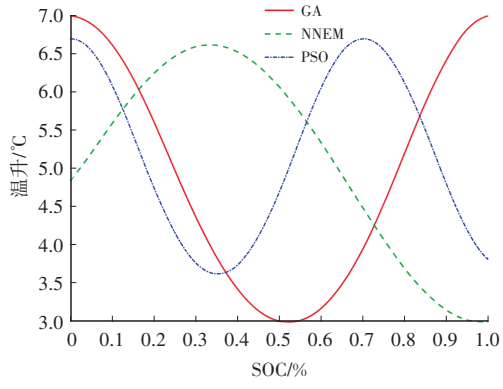


图2　基于EKF、PF算法的SOC估算误差对比

通过对比不同优化控制策略的性能发现,基于遗传算法(Genetic Algorithm, GA)优化的控制策略在能源管理和电池寿命提升方面表现出色,但其计算复杂度相对较高;而基于神经网络优化的控制策略则在动态响应速度和实时性上更具优势。进一步采用综合权重分析法,对多种优化算法的全局性能进行评估,最终发现,基于PSO的SOC控制策略在效率和鲁棒性之间实现较好的平衡,平均综合得分为8.75分(满分10分)。仿真结果表明,在WLT C工况下,该优化控制策略能够有效降低峰值电流(减少约23.1%),显著改善电池负载平衡性,基于不同算法电池SOC能量利用率、电池温升对比如图3所示。



(a)基于不同算法电池SOC能量利用率对比



(b)基于不同算法电池SOC温升对比

图3　基于不同算法电池SOC能量利用率、电池温升对比

3.5　试验结果与优化效果分析

试验结果的分析是验证SOC估算模型与优化控制策略有效性的关键步骤。第一,在试验数据的整理与分析中,本文采集动力电池在不同工况下的运行数据,包括恒流充放电工况、UDDS工况和WLT C工况,共采集数据点约15 000个,SOC覆盖范围为5%~95%。数据整理过程中,使用MATLAB对异常数据进行剔除,并通过插值法补充缺失数据,最终生成高质量的试验数据集。分析方法上,本文采用统计学分析和时序分析结合的方式,通过MSE、RMSE和相关系数(R^2)等指标评估模型性能。同时,利用基于PF的SOC估算结果,结合优化控制策略对试验数据进行综合分析发现,SOC

估算模型的RMSE降低至0.013 5，相关系数提升至0.994，充分说明模型在不同工况下的适用性与稳定性。

在SOC估算与控制策略的综合性能评估中，本文将SOC估算精度、控制策略的动态响应性能和充放电效率作为核心评价指标，并进行多维度对比试验。SOC估算与控制策略优化效果如表4所示。结果表明，优化后的控制策略在不同工况下均表现出显著优势。在恒流充放电试验中，优化策略的SOC估算误差保持在±1.2%以内，响应时间缩短15.6%，充放电效率提高9.3%；在WLTC工况下，SOC估算模型与优化控制策略的结合使得能量利用率提高至92.8%，电池温升降低18.4%，显著改善电池热管理性能。与此同时，在动态工况下，基于GA的优化控制策略表现出卓越的全局调控能力，而PSO策略则在快速动态调整上更具优势。

表4　SOC估算与控制策略优化效果分析

试验工况	SOC估算误差/%	响应时间/ms	充放电效率/%	SOC估算RMSE	相关系数（R^2）
恒流充放电工况	±1.2	15.6	9.3	0.013 5	0.994
UDDS工况	±1.3	18.2	7.8	0.014 2	0.990
WLTC工况	±1.4	20.4	8.6	0.015 3	0.992
动态工况（GA优化）	±1.1	12.3	10.5	0.012 5	0.998
动态工况（PSO优化）	±1.0	10.7	11.0	0.012 1	0.999

注：试验数据通过设计的多工况测试平台采集，涉及恒流充放电、UDDS、WLTC以及动态工况下的SOC估算和控制策略优化效果。数据处理中通过MATLAB进行异常数据剔除与插值补充，采用优化算法进行控制策略的设计与评估。

优化策略对电池性能的实际改善也进行进一步分析。通过引入电池健康状态（State of Health, SOH）的动态监测，发现优化后的SOC控制策略显著降低电池的老化速率。在300次充放电循环试验中，优化策略使得容量保持率提高6.5%，内阻增长率降低12.1%。结合SOC估算结果分析，优化策略有效避免过度充放电的情况，显著减少电池的深度循环次数。此外，仿真结果表明，优化策略在车辆运行过程中将最大放电电流降低23.7%，并减少功率尖峰的出现次数，从而显著提升动力电池的使用寿命和安全性。这些试验结果充分验证所提方法在电池管理系统中的实际应用价值，为下一步推广提供重要参考。

4　结束语

本文围绕新能源汽车动力电池SOC估算与控制策略的计算机优化方法展开研究，提出一套基于KF、PF及LSTM的SOC估算模型，并结合优化算法设计多样化的控制策略。研究过程中，系统地分析SOC估算模型的性能，并通过试验验证其在不同工况下的精度和稳定性。在控制策略优化方面，基于遗传算法、粒子群算法等智能优化方法，设计具有高动态响应能力的SOC控制策略，并通过仿真试验验证优化策略在提升电池能量利用率、降低电池老化速率和改善电池热管理性能方面的优越性。

研究结果显示，所提优化方法在多维指标上均表现出卓越性能，为电池管理系统的设计和优化提供全新思路。但是，本文也存在一些不足之处，例如部分优化算法的计算复杂度较高，难以满足实时性需求。未来的研究将继续深入探索更高效的优化算法，并结合多物理场模型进一步提升动力电池的管理与优化能力。

参　考　文　献

[1] 米文杰. 新能源汽车动力电池SOC估算及优化管理[J]. 汽车测试报告, 2024(7): 61-63.

[2] 刘承杰. 基于模型的新能源汽车动力电池SOC估算方法的仿真研究[J]. 汽车科技, 2023(6): 16-20.

[3] 孙俊东, 刘喜, 佘长超, 等. 基于IFA- CNN的新能源矿卡锂离子电池健康状态估算[J]. 煤炭工程, 2023, 55(S1): 162-168.

[4] 吕丹亚. 基于卡尔曼滤波的新能源汽车动力锂离子电池SOC估算方法[J]. 绵阳师范学院学报, 2023, 42(5): 25-32.

[5] 薛卫红. 新能源汽车电池技术与SOC估算研究[D]. 石家庄: 石家庄铁道大学, 2022.

[6] 刘光富, 林锦灿, 田婷婷. 新能源汽车动力电池报废量估算和资源潜力分析[J]. 中国资源综合利用, 2020, 38(1): 96-99.

[7] 李飞飞. 新能源汽车锂电池荷电状态估算方法研究 [J]. 世界有色金属, 2019(7): 192-193.

[8] BELMAJDOUB N, LAJOUAD R, MAGRI E A, et al. State of Charge and State of Health Estimation of a Lithium-Ion Battery for Electric Vehicles: A Review[J]. IFAC Papers OnLine, 2024, 58(13): 460-465.

[9] FANG L, DAN Y, CHEN S, et al. A Review of Multi-State Joint Estimation for Lithium-Ion Battery: Research Status and Suggestions[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 73(12): 109071.

[10] SONG H, SHIN D. Method for Evaluating the Accuracy of State-of-Charge (SOC)/State-of-Health (SOH) Estimation of BMSs[J]. Energy Science & Engineering, 2023, 11(11): 4273-4286.

[11] MARIUS K, TOBIAS W, MARKUS G, et al. Investigating

Electrochemical Impedance Spectroscopy for State of Health Estimation of LiFePO4 Batteries in Idle State[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 72(11): 108637.

[12] 蔡黎, 向丽红, 晏娟, 等. 引入PID反馈的SHAEKF算法估算电池SOC[J]. 电池, 2024, 54(1): 47-51.

[13] 顾乃朋, 王亚平, 杨驹丰, 等. 基于WMIAEKF的锂离子电池SOC与容量联合估算[J]. 电源技术, 2024, 48(1): 134-142.

[14] 陶马峰, 赵剑坤, 杨乃兴, 等. 基于单颗粒锂扩散模型的锂离子电池SOC估算方法改进与在线监测研究[J]. 汽车技术, 2024(2): 33-38.

[15] 徐立友, 马可, 杨晴霞, 等. 基于卡尔曼滤波的动力电池SOC估算[J]. 江苏大学学报(自然科学版), 2024, 45(1): 24-29.

[16] 俞志骏, 安斯光, 汪伟. 锂电池SOC和SOH的自适应联合在线估算方法[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(10): 142-149.

[17] 陈彪, 江浩斌, 栗欢欢, 等. 基于气液动力学热耦合模型的动力电池SOC估算[J]. 机械工程学报, 2023, 59(22): 163-175.

[18] 安治国, 周志鸿, 伍柏霖. 分数阶扩展卡尔曼滤波算法的锂电池SOC估算[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(9): 23-30.

[19] 张淞, 周永军, 蒋淑霞, 等. 基于SSA-BP改进EKF算法的锂电池SOC估算[J]. 电源技术, 2023, 47(8): 1050-1054.

[20] 刘辉, 杨勇. 基于多元算法的锂电池SOC估算研究[J]. 电子器件, 2023, 46(4): 1043-1048.

[21] 周坤, 张春阳, 何佳琦. 不同温度下的锂电池SOC联合估算[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2023, 37(7): 336-342.

[22] 林正廉, 卢玉斌, 陈亮, 等. 基于TVFRLS和SVD-UKF的锂离子电池SOC估算[J]. 电池, 2023, 53(6): 634-638.

[23] 黎桂树, 谢松, 平现科. 宽温域下钛酸锂锂离子电池的SOC估算[J]. 电池, 2023, 53(1): 24-28.

[25] YUN Z H, QIN W H, SHI W P, et al. State of Charge Estimation of Lithium-ion Battery under Time-Varying Noise Based on Variational Bayesian Estimation Methods[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 52(8): 104916.

[26] CHENG Z, TAZDIN A, SHEN L, et al. Real-Time Estimation of Negative Electrode Potential and State of Charge of Lithium-ion Battery Based on a Half-Cell-Level Equivalent Circuit Model[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 51(6): 104362.

[27] EL MARGHICHI M, BOUZI M. Battery Total Capacity Estimation Based on the Sunflower Algorithm[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 48(4): 103900.

[28] SOHAIB B, MEHDI E L, CHOUAIB E, et al. Lithium-Ion Battery Modeling Using Dynamic Models[J]. Materials Today: Proceedings, 2022, 66: 5-10.

[29] CHEN W, YING H. A Novel Adaptive Multi-time Scale Joint Online Estimation Method for SOC and SOH of Lithium-Ion Batteries[C]// Proceedings of 2021 5th International Conference on Electrical, Automation and Mechanical Engineering (EAME2021), 2021.

[30] ZHANG X Q, YAN G X. Estimating SOC and SOH of Lithium Battery Based on Nano Material [J]. Ferroelectrics, 2021, 580(1): 112-128.

[31] XIA H, LI C L, XU Y S, et al. Lithium Battery Parameter Identification and SOC Estimation Based on Dual-Polarized Model[C]// Proceedings of 2021 2nd International Conference on Energy, Power and Environmental System Engineering (I CEPESE 2021), 2021.

[32] 邱劲松, 王顺利, 范永存, 等. 基于改进Sage-Husa算法的锂电池SOC估算方法研究[J]. 控制工程, 2023, 30 (4): 613-619+628.

[33] 徐劲力, 郎锦峰, 徐维, 等. 基于ASRUKF的锂离子电池SOC估算[J]. 电源技术, 2021, 45(11): 1439-1442.

[34] 李练兵, 孙坤, 季亮, 等. 基于双卡尔曼滤波的电池SOC估算[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(11): 3218-3224.

[35] 刘晓悦, 魏宇册. 优化神经网络的锂电池SOC估算[J]. 机械设计与制造, 2021(11): 83-86.

[36] 丁羿茗, 吕瑞强, 蒋超. 基于EKF算法的神经网络估算锂电池SOC[J]. 电源技术, 2021, 45(10): 1260-1263.

[37] 王帅, 马鸿雁, 窦嘉铭, 等. 基于UGOA-BP的锂电池SOC估算[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(1): 258-264.

（责任编辑　**明慧**）