



基于分段决策的混装电池组中磷酸铁锂电池荷电状态高精估算

陈 峥, 张 欢, 夏雪磊, 申江卫, 魏 超, 魏福星
(昆明理工大学交通工程学院, 云南 昆明 650500)

摘 要: 磷酸铁锂(LiFePO_4 , LFP)与镍钴锰酸锂($\text{LiNi}_x\text{Co}_y\text{Mn}_2\text{O}_2$, NCM)电池串联构建的混合动力电池系统, 是突破传统单一化学体系瓶颈的关键技术。然而, 混装电池包中 LFP 电池具有平坦的电压平台特性, 导致全工作区间的荷电状态(state of charge, SOC)估算精度受限, 且在多算法切换时易出现 SOC 跳变现象。为此, 本工作提出一种基于开路电压(open circuit voltage, OCV)曲线区间自适应划分的分段融合 SOC 估算方法。首先, 考虑到 LFP 电池 OCV 斜率变化特征, 设计了分段平滑策略, 在高斜率区保持电压特征, 在平台区增强平滑效果, 并根据平滑 OCV 曲线的一阶差分斜率, 设定自适应斜率阈值, 将放电区间划分为前端高斜率区、中间平台区与后端高斜率区, 为 SOC 算法选择提供明确依据; 其次, 构建分段估算框架: 在高斜率区采用改进自适应扩展卡尔曼滤波进行 SOC 动态跟踪, 在平台区则利用混合包中 NCM 电池的 SOC 进行映射估算。针对算法切换点 SOC 跳变问题, 进一步提出梯度敏感的 S 型融合算法(gradient-sensitive adaptive blending, GSAB), 该算法通过量化切换点邻域的 SOC 梯度差异, 动态调整融合函数参数以生成平滑过渡权重, 抑制切换点的 SOC 跳变。结果表明, 改进自适应扩展卡尔曼滤波算法在 NCM 电池上的均方根误差相较于传统扩展卡尔曼滤波算法降低 63.70%; GSAB 策略有效消除了算法切换时的 SOC 突变, 使过渡区波动降低 72.42%。最终, 在城市道路循环工况下, LFP 电池全区间 SOC 估算的平均绝对误差与均方根误差分别降至 1.08% 和 1.31%, 验证了所提方法能有效提升 LFP 电池 SOC 全区间估算精度。

关键词: 锂离子电池; 荷电状态估算; 自适应扩展卡尔曼滤波; 分段融合策略; 电池管理系统

doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0885

中图分类号: TM 912

文献标志码: A

文章编号: 2095-4239 (2026) 02-604-12

High-accuracy state of charge estimation for LFP batteries based in hybrid battery packs on a segmented decision strategy

CHEN Zheng, ZHANG Huan, XIA Xuelei, SHEN Jiangwei, WEI Chao, WEI Fuxing
(Faculty of Transportation Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, Yunnan, China)

Abstract: Hybrid battery systems constructed by connecting lithium iron phosphate (LiFePO_4 , LFP) and nickel cobalt manganese ($\text{LiNi}_x\text{Co}_y\text{Mn}_2\text{O}_2$, NCM) cells in series represent a key technology for overcoming the limitations of single-chemistry systems. However, the flat voltage plateau of LFP cells complicates state-of-charge (SOC) estimation, resulting in

收稿日期: 2025-10-09; 修改稿日期: 2025-10-29。

基金项目: 国家自然科学基金 (52267022); 云南省基础研究计划项目 (202401AS070118); 云南省“兴滇英才支持计划”云岭学者专项 (KKRC202402005); 云南省车路协同控制与运行安全创新团队 (202505AS350024)。

第一作者: 陈峥 (1982—), 男, 教授, 研究方向为动力电池管理与控制, E-mail: chen@kust.edu.cn; 通信作者: 魏福星, 讲师, 研究方向为动力电池管理与控制, E-mail: wfx@kust.edu.cn。

引用本文: 陈峥, 张欢, 夏雪磊, 等. 基于分段决策的混装电池组中磷酸铁锂电池荷电状态高精估算[J]. 储能科学与技术, 2026, 15(2): 604-615.

Citation: CHEN Zheng, ZHANG Huan, XIA Xuelei, et al. High-accuracy state of charge estimation for LFP batteries based in hybrid battery packs on a segmented decision strategy[J]. Energy Storage Science and Technology, 2026, 15(2): 604-615.

insufficient accuracy over the full operating range and abrupt SOC jumps during multi-algorithm switching. To address these issues, this study proposes a segmented fusion method for SOC estimation based on adaptive partitioning of the open-circuit voltage (OCV) curve. First, a piecewise smoothing strategy is designed for the LFP OCV curve according to variations in slope. This strategy preserves voltage characteristics in high-slope regions while enhancing smoothing in the plateau region. Based on the first-order derivative of the smoothed OCV curve, an adaptive slope threshold is established to divide the discharge process into a front high-slope region, a middle plateau region, and a rear high-slope region, providing a clear basis for algorithm selection. Subsequently, a segmented estimation framework was developed. An improved adaptive extended Kalman filter (AEKF) is applied for dynamic SOC tracking in the high-slope regions, while SOC in the plateau region is estimated by mapping from the SOC of the NCM battery in the hybrid pack. To mitigate SOC jumps at switching points, a gradient-sensitive adaptive blending (GSAB) algorithm was introduced. This algorithm quantifies SOC gradient differences near switching points and dynamically adjusts fusion function parameters to generate smooth transition weights, thereby suppressing SOC discontinuities. Experimental results show that the improved AEKF reduces the root mean square error (RMSE) of the NCM battery by 63.70% compared with the traditional extended Kalman filter (EKF). The GSAB strategy effectively eliminates SOC jumps during algorithm switching and reduces transition-zone fluctuations by 72.42%. Under an urban driving cycle, full-range SOC estimation for the LFP battery achieves a mean absolute error (MAE) of 1.08% and an RMSE of 1.31%, demonstrating the effectiveness of the proposed method in improving full-range SOC estimation accuracy.

Keywords: lithium-ion battery; state of charge; adaptive extended kalman filter; piecewise fusion strategy; battery management system

在全球碳达峰碳中和战略背景下, 交通领域的绿色转型势在必行^[1]。电动汽车作为更清洁、低碳且可替代传统燃油车的方案, 其推广已成为减少温室气体排放、推动产业绿色发展的重要举措^[2]。这一趋势对电动汽车关键部件锂离子电池的性能提出了更高要求^[3]。目前, 汽车应用中最常见的锂离子电池类型为镍钴锰酸锂($\text{LiNi}_x\text{Co}_y\text{Mn}_z\text{O}_2$, NCM)电池^[4]和磷酸铁锂(LiFePO_4 , LFP)电池^[5]。NCM电池具有较高的能量密度、电压平台和优异的低温性能, 但其热稳定性较弱, 存在安全性低、成本高的问题^[6]。相比之下, LFP电池因其卓越的成本效益、长循环寿命和高安全性^[7], 近年来市场份额显著增长, 已成为推动电动汽车普及的关键力量^[8]。随着LFP电池的广泛应用, 电池系统面临的运行工况也日趋复杂, 对电池管理系统(battery management system, BMS)的性能提出了更高要求, 尤其是荷电状态(state of charge, SOC)作为BMS中最重要、

最核心的参数^[9], 其准确的估计值能够有效提升电池安全性, 防止异常充放电, 增加续航里程并缓解里程焦虑, 但SOC无法直接测量, 具有强非线性, 只能通过电池的电流和电压间接估计^[10]。为获取更高精度的SOC, 研究人员提出了多种SOC估计算法。其中, 基于模型的卡尔曼滤波类算法凭借其良好的估算精度和适中的计算资源需求而被广泛应用。考虑到电池系统固有的非线性特性, 传统卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)的应用受限, 而扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)通过对当前估计状态点的非线性系统进行泰勒展开, 将非线性模型局部线性化^[11], 但其性能对噪声协方差矩阵的先验设定较为敏感^[12]。为克服EKF对噪声先验设定的依赖, 进一步发展了自适应扩展卡尔曼滤波算法^[13], 实时估计和调整协方差矩阵, 使滤波器具有更强的鲁棒性和适应性。尽管上述算法在一定程度上改善了SOC估计性能, 但它们本质上仍是一种

“被动”优化,在输入信号微弱时性能受限,难以实现全工况下的高精度估算,这一问题在LFP电池中尤为突出。具体而言,LFP电池因材料固有的特性限制,其荷电状态-开路电压(state of charge-open circuit voltage, SOC-OCV)曲线存在一个宽广且平坦的“电压平台区”^[14],在该区域内,电池电压随电量变化极其微小并伴有显著的滞后特性,这使得依赖电压信号的传统滤波类算法在此区间进行精确的SOC估计变得异常困难^[15]。因此,如何有效克服LFP电池电压平台的限制,实现全工况下的高精度、高鲁棒性SOC估计,是充分发挥LFP电池性能潜力的核心挑战。而LFP电池因材料特性限制所导致的问题难以依靠算法完全解决,为此,业界从系统结构层面出发,提出了一种新型混合动力电池组方案,即由电压曲线较陡峭的NCM电池与LFP电池串联组成。该方案旨在利用NCM电池灵敏的电压响应特性,对LFP电池的平台区进行“动态标定”,从而为高精度SOC估计创造条件。自2021年蔚来和宁德时代发布混合动力电池组方案后,因其能够协同优化成本、安全性、低温性能以及SOC估计精度等多重目标,展现出巨大的应用潜力,迅速成为行业研发热点并催生了大量相关专利。这一趋势已得到产业界的积极响应,并已在部分量产车型中得到应用:例如,蔚来率先在其75 kWh电池包中应用了三元与磷酸铁锂电芯串联的混合系统;零跑则在其旗舰SUV车型D19的增程版上亦搭载了此类混合电池包;智界S7 Max的特定批次中也采用了相似方案。尽管混合电池组方案已在产业界获得初步成功并验证了其可行性,但其核心的SOC估计算法仍处于探索阶段,现有研究尚存一定局限性。例如,王林峰等^[16]在LFP电池的5%SOC到95%SOC固定间隔内使用NCM电池的SOC对LFP电池平台期的SOC进行校正,但使用固定的校正间隔可能会失去高开路电压斜率下LFP的高SOC估计精度优势。蔡伟等^[17]提出将NCM电池的SOC上下限映射到整个电池系统的SOC上下限,并预设SOC缓冲区域以调整LFP与NCM的有效SOC范围,电池组的整体精度上限完全取决于NCM电池SOC估算子系统的精度,因此,对NCM电池的SOC估算有更高的要求。Cheng等^[18]提出基于OCV斜率区间的加权融合算法,对OCV斜率进行累计求和并划分斜率区间,

使用权重融合策略以平滑切换不同SOC估算算法,然而,电流波动累计求和使得斜率区间不稳定,可能会导致算法频繁交替切换,从而增加计算量。

为解决以上问题,本工作提出了一种在混合电池组中基于分段决策的LFP电池荷电状态高精度估算方法。首先,使用带遗忘因子的递推最小二乘法(forgetting factor recursive least squares, FFRLS)对LFP电池一阶RC等效电路模型实时在线估算OCV。随后,通过Savitzky-Golay滤波器与滑动窗口相结合,对OCV曲线进行平滑处理,并自适应地划分斜率区间;其次引入基于新息范数的权重因子,动态调整过程噪声和测量噪声的协方差矩阵,构建改进的自适应扩展卡尔曼滤波算法(adaptive extended Kalman filter, AEKF)用于LFP电池高斜率区的SOC估算和NCM电池全区间的SOC估算,并利用NCM电池的高精度SOC估算结果映射LFP电池在平台区的SOC;最后,计算两种方法在区间划分点处的SOC估算梯度差异,动态调整融合函数的陡度和偏移,构造S型混合权重函数,以实现两种算法间的平滑过渡,避免在区间划分点处出现SOC跳变现象。该研究通过滤波融合、区间自动划分、自适应扩展卡尔曼滤波、SOC映射和梯度敏感融合等手段,最终实现了混装电池组中LFP电池的SOC高精度估计。

1 电路模型搭建与参数辨识

电池等效电路模型(equivalent circuit model, ECM)是描述电池动态特性的常用方法,通过电路元件模拟电池电化学反应,具有计算效率高和实时应用的特点^[19]。本工作采用一阶RC等效电路模型(Thevenin模型)来描述电池的动态电压特性,结构兼顾了计算精度与复杂度,其离散时域表达式为:

$$\begin{aligned} U_{t,k} &= (1 - c_1)U_{oc,k} + c_1U_{t,k-1} + c_2I_k + c_3I_{k-1} \\ &= [1 \quad U_{t,k-1} \quad I_k \quad I_{k-1}] [(1 - c_1)U_{oc,k} \quad c_1 \quad c_2 \quad c_3]^T (1) \\ &= \mathbf{f}_k \boldsymbol{\theta}_k \end{aligned}$$

式中, $U_{oc,k}$ 、 $U_{t,k}$ 和 I_k 分别为电池在 k 时刻下的开路电压、端电压和端电流; c_1 、 c_2 和 c_3 是与模型参数计算相关的系数; $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ 为 k 时刻的参数矩阵; $\mathbf{f}_k$ 为 k 时刻的系统观测矩阵。为了实现在线参数辨识并跟踪电池参数时变特性,本工作采用FFRLS进行参数辨识^[20],该方法通过引入遗忘因子 λ (取值0.98)降低历史数据权重,增强算法对当前数据的

敏感性, 实时获取参数矩阵 θ_k , 计算一阶 RC 等效电路模型中开路电压和欧姆内阻等未知参数, 具体算法流程如表 1 所示。

2 SOC 估算方法

为有效提高 LFP 电池整个区间长度的 SOC 估

表 1 参数辨识流程

Table 1 Parameter identification process

FFRLS 算法	参数辨识计算
1. 参数矩阵 $\theta_k = [\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3 \ \theta_4]^T$	1. 开路电压 $U_{oc} = \theta_1 / (1 - \theta_2)$
2. 增益矩阵 $K_k = P_{k-1} f_k / [f_k^T P_{k-1} f_k + \lambda]$	2. 欧姆内阻 $R_0 = (\theta_3 - \theta_4) / (1 + \theta_2)$
3. 电池参数矩阵 $\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k [U_{t,k} - f_k^T \hat{\theta}_{k-1}]$	3. 极化电阻 $R_1 = (\theta_3 + \theta_4) / (1 - \theta_2) - R_0$
4. 协方差矩阵 $P_k = [E - K_k f_k^T] P_{k-1} / \lambda$	4. 极化电容 $C_1 = (1 + \theta_2) / (2 - 2\theta_2) R_1$

算精度, 提出在不同 OCV 斜率区间适配不同的 SOC 估算方法, 并采用融合法将不同 SOC 算法进行整合, 从而有效提高整体 SOC 估算精度。SOC 的估算流程如图 1 所示, 基于一阶 RC 等效电路模型对电池进行建模, 使用 FFRLS 进行参数辨识获取开路电压特性, 并对 OCV 曲线进行斜率划分, 以确定高斜率区间和低斜率区间。在高斜率区间内, 采用改进的自适应扩展卡尔曼滤波方法进行 SOC 估算, 以保证高斜率区的 SOC 估算精度; 在低斜率区间内, 针对 LFP 电池 OCV 平台区难以辨识的问题, 引入基于 NCM 电池的映射法实现 SOC 估算, 从而有效弥补传统方法的不足。考虑到在不同区间的算法切换时会产生 SOC 不连续的现象, 进一步引入一种梯度敏感的 S 型融合算法, 在算法切换点处对 AEKF 与映射法的估算结果进行加权融合, 实现 SOC 曲线在切换点的平滑过渡与保证 SOC 曲线连续性。

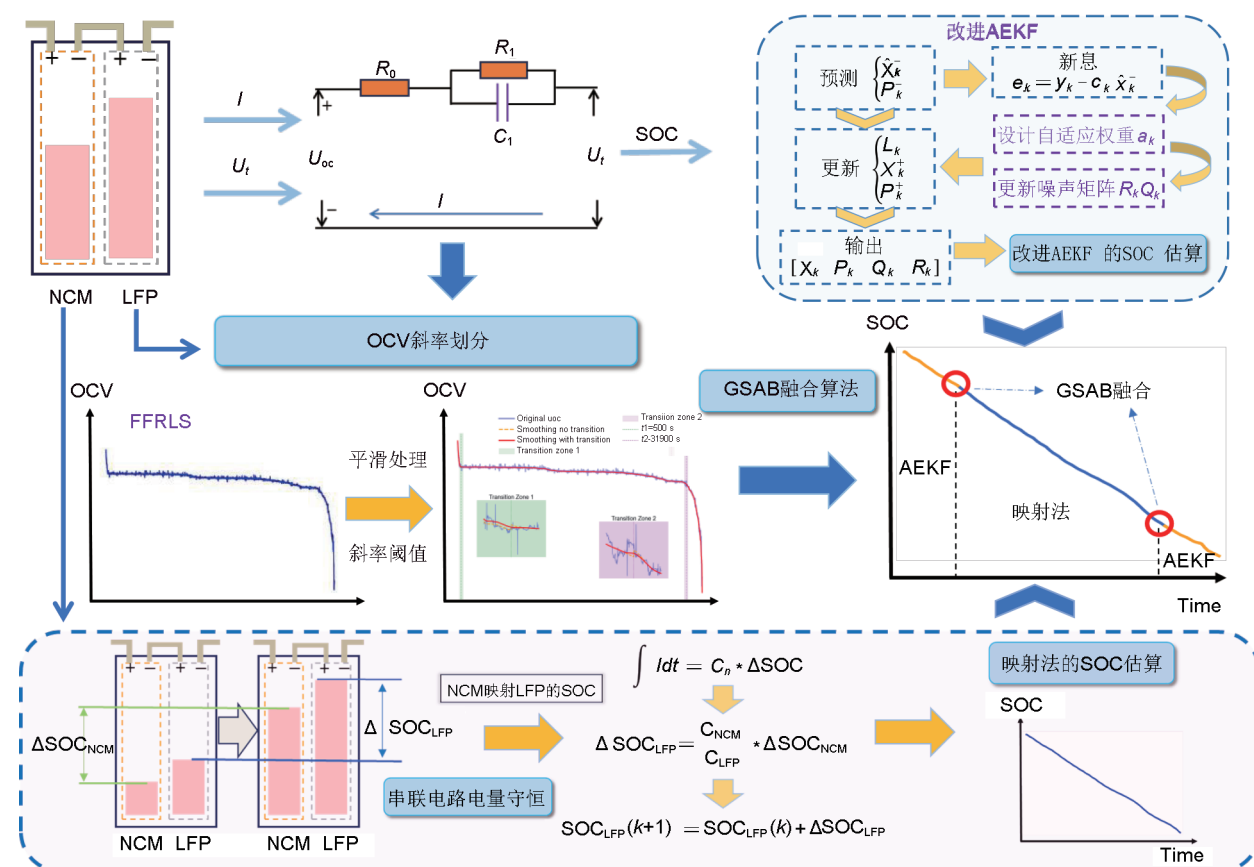


图 1 SOC 估算方法流程图

Fig. 1 Flowchart of method for SOC estimation

2.1 基于OCV斜率区间划分

LFP电池存在电压平台期, 尽管SOC不断变化, 电压仍保持相对稳定。OCV平台期累积误差使得SOC估算出现严重偏差。相反, 在非平台期, SOC与OCV相关性较好, SOC估算精度显著提高。因此, 为提高整体SOC估算精度, 需合理划分OCV区间, 在不同OCV区间使用合适的SOC估算方法。

OCV曲线受工作电流影响较大, 电流波动将导致OCV斜率区间不稳定, 故将辨识得到的实时OCV曲线进行平滑处理, 以便后续设置斜率阈值。针对LFP电池OCV曲线的特殊性质, 本工作提出一种基于sigmoid分段融合策略的OCV曲线平滑处理方法^[21]。因Savitzky-Golay滤波器可以保留OCV曲线的局部变化特征, 减小高频噪声干扰, 在斜率变化大的区间仍保持曲线陡峭特征, 故用于电压急剧变化的充放电平台起始和结束区域, 即高斜率区域; 移动平均滤波器等效于零相位低通滤波, 有强平滑作用, 可以抑制平稳数据区间的微小波动, 保持电压稳定特性, 但在变化剧烈的区域会导致过渡平滑, 丢失数据细节, 故用于OCV曲线中电压斜率变化小的平台区域。两种平滑方法的表达式分别如下:

$$y_{sg}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=-(m-1)/2}^{(m-1)/2} c_i U_{oc}(t+i) \quad (2)$$

$$y_{ma}(t) = \frac{1}{w} \sum_{i=-(w-1)/2}^{(w-1)/2} U_{oc}(t+i) \quad (3)$$

式中, $y_{sg}(t)$ 为 t 时刻 Savitzky-Golay 滤波输出值; $y_{ma}(t)$ 为 t 时刻移动平均滤波输出值; U_{oc} 为原始 OCV 值; i 为相对位置索引; N 为归一化常数, 确保权重和为 1; c_i 为最小二乘拟合系数; m 为 Savitzky-Golay 窗口长度控制滤波范围, 取奇数; w 为移动窗口长度。

LFP 电池放电过程的 OCV 曲线存在两个过渡区, 第一种情况是先从电压高斜率区过渡到电压平坦区, 第二种情况是再从平坦区过渡到高斜率区。为避免边界冲突, 在过渡区使用 sigmoid 函数实现平滑权重迁移。在两个过渡区间定义两个特征点 t_1 , t_2 和过渡带宽 δ , 构造过渡权重函数:

$$\begin{cases} \alpha(t) = \{1 + \exp[-6(t - t_1)/\delta]\}^{-1} \\ \beta(t) = \{1 + \exp[-6(t - t_2)/\delta]\}^{-1} \end{cases} \quad (4)$$

式中, 缩放系数 $6/\delta$ 确保在过渡区边界满足

$\alpha(t_1 - \delta/2) \approx 0.05$ 和 $\alpha(t_1 + \delta/2) \approx 0.95$, 定义融合平滑函数 $S(t)$ 为:

$$S(t) = \begin{cases} y_{sg}(t) & t \leq t_1 - \delta/2 \\ [1 - \alpha(t)]y_{sg}(t) + \alpha(t)y_{ma}(t) & t_1 - \delta/2 < t \leq t_1 + \delta/2 \\ y_{ma}(t) & t_1 + \delta/2 < t \leq t_2 - \delta/2 \\ [1 - \beta(t)]y_{sg}(t) + \beta(t)y_{ma}(t) & t_2 - \delta/2 < t \leq t_2 + \delta/2 \\ y_{sg}(t) & t > t_2 + \delta/2 \end{cases} \quad (5)$$

根据融合平滑函数 $S(t)$ 得到相对平滑的 OCV 曲线后进行 OCV 斜率划分, 首先对 OCV 曲线进行一阶差分计算, 获取 OCV 斜率序列; 然后设置斜率阈值, 索引中间平台区内最大斜率值作为斜率区间划分基准即斜率阈值, 前后高斜率区与阈值最相近的斜率值作为边界点; 最后将整个放电过程划分为三个特征区域: 前端高斜率区(高 SOC 区)、中间平台区(中 SOC 区)和后段高斜率区(低 SOC 区)。该方法实现了边界自动定位, 具有强抗噪声干扰能力, 为后续 SOC 差异化估算奠定基础。

2.2 LFP 电池全区间 SOC 估算方法

传统自适应扩展卡尔曼滤波仅依靠新息统计特性修正噪声协方差, 在此基础上, 本工作进一步引入基于新息范数的自适应权重因子, 协同更新噪声协方差, 实现了“误差小则保守更新、误差大则快速响应”, 保证 SOC 估算在稳态下的平滑性和动态工况下的快速性。此外, 针对 LFP 电池在 OCV 平台区难以估算的问题, 引入基于 NCM 电池估算结果的映射法, 并提出了一种基于梯度敏感的 S 型算法融合策略, 实现不同估算方法的平滑衔接, 避免 SOC 跳变。

2.2.1 AEKF 算法的自适应权重因子设计

非线性系统的状态估计是控制与信号处理领域的关键问题, 传统 KF 难以有效处理非线性系统。EKF 通过在当前估计状态点对非线性系统进行泰勒展开, 实现局部线性化, 但不确定的噪声协方差矩阵设置将引起状态估计偏差增大甚至发散。针对噪声敏感性问题, 为提升算法对噪声统计特性不确定性的鲁棒性, 一种基于协方差匹配原理的自适应扩展卡尔曼滤波算法被广泛研究。传统的 AEKF 缺乏对“更新强度”控制的量化设计, 响应过程不可控, 且多数只关注观测噪声协方差矩阵的更新, 对过程噪声协方差矩阵的调整不充分^[22]。针对上述局限, 本工作提出了一种基于新息范数的自适应权重

调节机制，实时更新过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 和观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}_k$ ，实现噪声自适应调节，其核心思想是：滤波器的更新强度不是一成不变的，而应由当前系统的“意外程度”（即新息的大小）动态决定。当系统运行平稳、新息较小时，应采用保守的更新策略以保证稳定性；当系统状态或噪声特性发生突变、新息显著增大时，则应采用激进的更新策略以实现快速跟踪。因此，在每一步迭代中，本工作所改进的AEKF除了执行传统滤波的预测和更新步骤外，还基于新息范数 $\|\mathbf{e}_k\|$ 设计了一种自适应权重因子 α_k 可实时调节噪声协方差矩阵的更新强度，它能够对比当前新息范数与近期平均噪声水平，实时地在预设的上下限内动态调整：

$$\alpha_k = \alpha_{\min} + (\alpha_{\max} - \alpha_{\min}) \frac{\|\mathbf{e}_k\|^2}{\|\mathbf{e}_k\|^2 + \sigma_k} \quad (6)$$

式中， $\alpha_{\min}$ 为最小更新强度，取值0.01，保证在稳态时有缓慢的更新； $\alpha_{\max}$ 为最大更新强度，取值0.1，在突变时能快速响应；其中 $\mathbf{e}_k$ 为新息即实际值与测量值之间的误差； σ_k 为噪声功率阈值，表示一段时间内 n 个时刻中新息范数平方的平均值，表达式如下：

$$\sigma_k = \frac{1}{n} \sum_{i=k-n+1}^k \|\mathbf{e}_i\|^2 \quad (7)$$

更新观测噪声协方差矩阵并引入偏差校正项提升估计无偏性：

$$\mathbf{R}_k = (1 - \alpha_k) \mathbf{R}_{k-1} + \alpha_k (\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T - \mathbf{C}_k \mathbf{P}_k \mathbf{C}_k^T) \quad (8)$$

协同更新过程噪声协方差：

$$\mathbf{Q}_k = (1 - \alpha_k) \mathbf{Q}_{k-1} + \alpha_k (\mathbf{L}_k \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \mathbf{L}_k^T) \quad (9)$$

式中， $\mathbf{L}_k$ 为卡尔曼增益矩阵； $\mathbf{P}_k$ 为误差协方差矩阵； $\mathbf{C}_k$ 为观测矩阵。该机制在噪声平时保持较小更新强度避免震荡，在系统突变时自动增强更新强度快速跟踪噪声变化，实现了“误差小则保守更新，误差大则激进更新”的动态调节特性，以减小估计误差。

2.2.2 基于NCM估计的映射法

本研究采用上述基于一阶RC模型的改进AEKF算法来估算单体电池NCM的全区间SOC和LFP高斜率区间的SOC。首先将安时积分法计算的SOC作为一阶RC模型的输入，估算模型端电压，计算模型端电压与观测电压的差值作为反馈信号，更新过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}_k$ 、观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R}_k$ 。最后，使用卡尔曼增益对SOC估算进行闭环反馈校正。

基于卡尔曼滤波类的算法核心是利用端电压的闭环反馈来实时校正SOC的估算值。然而，LFP电池的OCV曲线存在一个宽广的平台区。在该区域内，端电压对SOC的变化极其不敏感，这使得基于电压误差的AEKF后验校正步骤几乎失效，从而导致SOC估算产生较大偏差。而NCM电池的整个OCV曲线较为陡峭，因此使用所提的AEKF算法以实现NCM电池的高精度SOC估算，并利用串联电路电荷守恒原理^[23]，如图2所示，将NCM电池的SOC作为参考值来估算LFP的SOC，提高LFP电池在平台期的SOC估算精度。表达式如下：

$$\Delta \text{SOC}_{\text{NCM}} = \text{SOC}_{\text{NCM}}(k+1) - \text{SOC}_{\text{NCM}}(k) \quad (10)$$

$$\Delta \text{SOC}_{\text{LFP}} = \frac{C_{n,\text{NCM}}}{C_{n,\text{LFP}}} \Delta \text{SOC}_{\text{NCM}} \quad (11)$$

$$\text{SOC}_{\text{LFP}}(k+1) = \text{SOC}_{\text{LFP}}(k) + \Delta \text{SOC}_{\text{LFP}} \quad (12)$$

式中， $\Delta \text{SOC}_{\text{NCM}}$ 和 $\Delta \text{SOC}_{\text{LFP}}$ 分别表示NCM和LFP电池从 k 到 $k+1$ 期间NCM和LFP的SOC变化； $\text{SOC}_{\text{LFP}}(k+1)$ 表示由NCM电池的估计结果直接映射出LFP电池的SOC； $C_{n,\text{NCM}}$ 和 $C_{n,\text{LFP}}$ 分别表示NCM电池和LFP电池的实际容量。

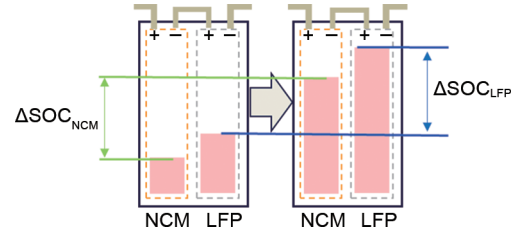


图2 串联电路电量守恒原理

Fig. 2 Flowchart of method for SOC estimation

2.3 分段式混合估算策略

LFP电池的整个放电区间划分为三个特征区域：前端高斜率区（高SOC区）、中间平台区（中SOC区）和后段高斜率区（低SOC区）。在LFP高斜率区使用改所提的AEKF算法估算SOC，中间平台区使用映射法估算SOC。在整个放电区间LFP的SOC估算方法从AEKF估算方法过渡到映射法，再从映射法过渡到AEKF估算方法。由于两种SOC估算方法存在差异，因此在算法切换点处存在SOC跳变现象。为缓解SOC因算法不同而发生突变的情况，构造了一种基于梯度敏感的S型融合方法（gradient-sensitive adaptive blending, GSAB），该方法在过渡区间内，通过动态调整双曲正切函数的陡度参数 s 和偏移参数 o ，实现算法切换点处的

平滑过渡。首先,引入梯度差异度量 Δg ,量化算法切换点 p 的梯度差异:

$$\Delta g = \frac{|\text{SOC}'_V(p) - \text{SOC}'_E(p)|}{\frac{1}{2}[|\text{SOC}'_V(p)| + |\text{SOC}'_E(p)|] + \rho} \quad (13)$$

式中, $\text{SOC}'_V(p)$ 和 $\text{SOC}'_E(p)$ 分别为使用映射法和所提AEKF算法估算的SOC在切换点 p 的一阶导数, $\rho = 10^{-6}$ 为防止除零的小常数。其次,基于梯度差异建立参数自适应机制。根据两种方法估算结果的梯度差异,动态调整混合陡度 s ,使得在梯度差异大的地方采用更陡的过渡,在梯度差异小的地方采用更平缓的过渡。并引入偏移参数 o ,根据

$$\text{SOC}_{\text{LFP}}(t) = \begin{cases} \text{SOC}_L(t) & t \leq p_1 - \varepsilon/2 \\ [1 - \omega(u)] \cdot \text{SOC}_L(t) + \omega(u) \cdot \text{SOC}_V(t) & p_1 - \varepsilon/2 < t \leq p_1 + \varepsilon/2 \\ \text{SOC}_V & p_1 + \varepsilon/2 < t \leq p_2 - \varepsilon/2 \\ \omega(u) \cdot \text{SOC}_L(t) + [1 - \omega(u)] \cdot \text{SOC}_V(t) & p_2 - \varepsilon/2 < t \leq p_2 + \varepsilon/2 \\ \text{SOC}_L(t) & p_2 + \varepsilon/2 < t \end{cases} \quad (16)$$

式中, $\text{SOC}_L(t)$ 为AEKF算法估算LFP电池的SOC; $\text{SOC}_V(t)$ 为映射法估算LFP电池的SOC; p_1 和 p_2 分别为前端高OCV斜率区到中间OCV平台区的算法切换点和中间OCV平台区到后段高OCV斜率区的算法切换点。

3 实验平台搭建及模拟工况测试

本研究通过自主搭建的电池测试平台,实现了对实际运行工况下电池电压、电流数据的精确采集,为验证本工作所提算法的有效性提供了实验基础。电池测试平台如图3所示,电池测试设备型号为CE-6002n-200V150A-H,测试误差小于1%,实验设置采样频率为1 Hz,高低温试验箱工作温度范围在 $-40 \sim 150^\circ\text{C}$ 。实验采用城市道路驾驶循环(urban dynamometer driving schedule, UDDS)标准工况进行模拟测试,实验对象为NCM电池和LFP电池,规格如表2所示。

表2 电池参数信息

Table 2 Battery parameter information

参数	三元锂电池(NCM)	磷酸铁锂电池(LFP)
额定容量/mA	2000	2000
标称电压/V	3.7	3.2
充电截止电压/V	4.2	3.65
放电截止电压/V	2.75	2.0
工作温度/ $^\circ\text{C}$	$-20 \sim 60$	$-20 \sim 60$

梯度差异自适应调整混合中心点,避免因梯度差异导致的中心偏移。表达式如下:

$$\begin{cases} s = 1 + \gamma \cdot \tanh(\Delta g) \\ o = \mu(1 - e^{-\Delta g}) \end{cases} \quad (14)$$

式中, γ 为梯度敏感系数(取0.5); μ 为最大偏移系数(取0.1)。然后,构造混合权重函数 $\omega(u)$,合理分配两种估算方法在过渡区间 ε 内的占比,表达式如下:

$$\omega(u) = 0.5 + 0.5 \tanh[s \cdot (u - o)] \quad (15)$$

式中, $u = 2(t - p)/\varepsilon$ 为过渡区间 ε 的归一化坐标, $u \in [-1, 1]$ 。最后,根据改进的S型混合函数,得到LFP电池荷电状态 SOC_{LFP} 为:

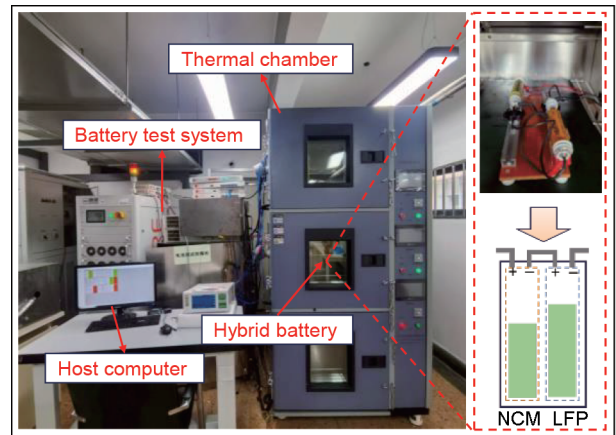


图3 电池测试系统

Fig. 3 Battery test system

4 结果验证

为系统性地验证本工作所提方法的有效性和优越性,本节将围绕数据处理与算法性能对比进行展开论述。首先,针对LFP电池OCV曲线的平台区特性,展示关键的OCV平滑处理与区间划分结果,为实现分段融合策略奠定基础;其次,评估所提AEKF算法和NCM-SOC直接映射法(direct mapping method, DMM)这两种单一算法的表现,以建立性能基准;最后,将所提GSAB融合算法用于整合AEKF算法和DMM算法在不同区间的优势,并验证分段融合策略在全工况范围内的估算精度。

4.1 OCV平滑处理与区间划分

本研究在 25℃ 恒温环境下对组合电池进行 UDDS 工况实验, 获取电流电压等电池数据, 搭建了等效电路模型, 图 4 是 LFP 电池模型的输出端电压和实际测量电压的对比结果, 模型输出端电压的绝对误差均在 30 mV 以内, 验证了模型的准确性。图 5 为 LFP 电池的 OCV 参数辨识结果, 图中对比了原始 OCV 曲线与分段滤波处理后的 OCV 曲线。从图中可以看出, 在 OCV 高斜率区, Savitzky-Golay 滤波器成功地保留了曲线的局部细节特征, 避免了过度平滑导致的电压信息损失。在 OCV 平台区, 移动平均滤波器发挥了其强大的平滑降噪能力, 有效地抑制了数据点间的随机波动, 形成了一条极为平滑的曲线。两种滤波结果在前后两个过渡区域($t_1=500$ s 所在的绿色区域和 $t_2=31900$ s 所在的紫色区域)内, 采用 sigmoid 函数进行加权平滑, 使得 OCV 曲线平滑且连续, 未出现因滤波器切换导致的阶跃或不连续现象。

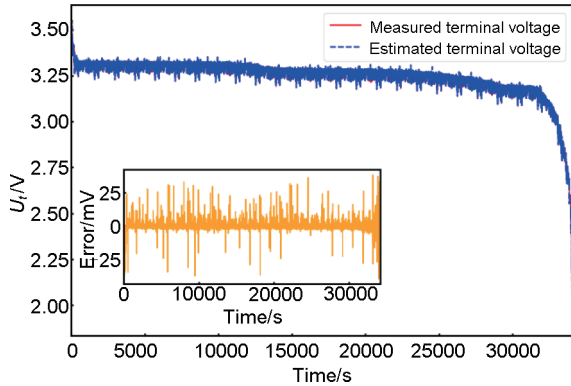


图 4 基于 ECM 模型的 LFP 端电压图

Fig. 4 LFP terminal voltage based on the ECM model

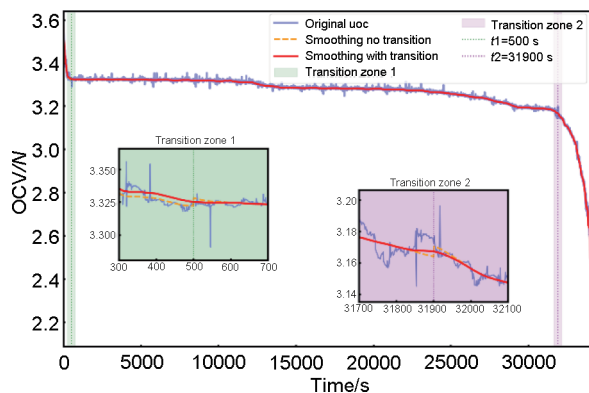


图 5 基于 ECM 模型的 LFP 端电压图

Fig. 5 LFP terminal voltage based on the ECM model

本工作进一步明确了三个典型 OCV 区间的边界划分, 如图 6 所示, 首先对平滑 OCV 曲线进行一阶差分, 得到 OCV 斜率序列, 其次在平台区 $[t_1, t_2]$ 之间识别出最大斜率值 1.08 作为斜率阈值, 以该点为基准向高 SOC 和低 SOC 索引, 定位斜率首次大于阈值的点 $p_1(1109$ s) 和点 $p_2(31496$ s) 为斜率区间划分点, $[0, 1109]$ 为高 SOC 区 OCV 斜率显著较高, $[1109, 31496]$ 为中间平台区其斜率相对较小且稳定, 在 31496 s 开始进入低 SOC 区 OCV 斜率逐渐增加。

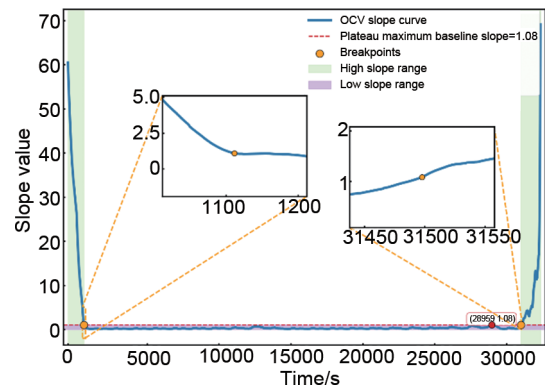


图 6 OCV 斜率划分原理图

Fig. 6 Schematic of the OCV slope-based partitioning principle

4.2 不同 SOC 估算方法对比结果

为验证本工作所采用估算算法的有效性, 首先将 AEKF 应用于 NCM 电池的 SOC 估算。图 7 展示了在 UDDS 工况下, EKF 与所提 AEKF 对 NCM 电池 SOC 的估算结果和真实值的对比情况。从图中可以看出, 传统的 EKF 算法(蓝色实线)由于其固定的过程噪声和测量噪声协方差矩阵, 在动态工况变化时存在一定的跟踪滞后和误差波动。相比之下, 所提的 AEKF 算法(红色实线)能够根据实时的残差序列自适应地调整噪声协方差, 从而实现了对于 SOC 真实值更快速、更精确地跟踪。表 3 的定量误差分析进一步证实了所提 AEKF 的优越性。其均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对误差(mean absolute error, MAE)均显著低于 EKF, 证明了所提 AEKF 算法具有更强的鲁棒性和更高的估算精度。因此, 本工作后续研究将以性能更优的所提 AEKF 算法为基础展开。

与 NCM 电池不同, LFP 电池的 OCV-SOC 曲线在中间区域存在一个宽泛且平坦的平台区, 这给

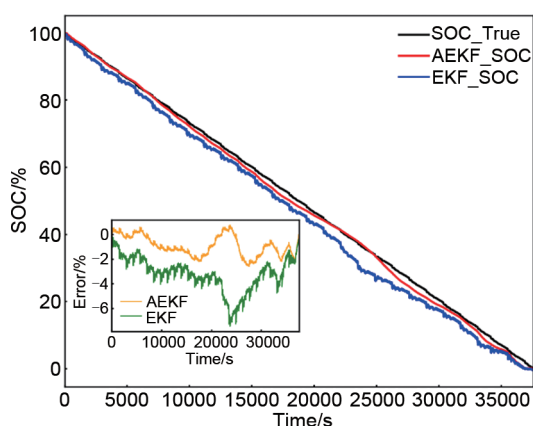


图7 不同算法的SOC对比图

Fig. 7 SOC estimation results of different algorithms

表3 不同算法的SOC估计误差

Table 3 SOC estimation error under different algorithms

参数	AEKF	EKF
MAE/%	1.04	3.22
RMSE/%	1.27	3.50

基于模型的SOC估算带来了巨大挑战。为应对这一挑战,本研究探索了两种不同的估算策略,并分析了它们在LFP电池上的适用性。方法一直接应用AEKF法,将已验证的AEKF算法应用于LFP电池;方法二NCM-SOC直接映射法,本研究的NCM电池和LFP电池的实际容量分别为2.25 Ah和2.01 Ah,故 $C_{n, \text{NCM}}/C_{n, \text{LFP}} \approx 1.12$,利用NCM电池模型输出的SOC作为“中间变量”,通过预先标定的映射关系式(11)估算LFP的SOC。图8展示了这两种方法在LFP电池上的估算结果。由图可知,AEKF法(红色虚线)在SOC高斜率的两端区域表现出优异的动态跟踪性能,估算结果与真实值高度吻合。然而,在中间的平台区,由于OCV对SOC不敏感,该方法的精度有所下降,出现较大偏差。NCM-SOC映射法(蓝色虚线)则表现出相反的特性。它在平坦的平台区能够提供非常稳定且精确的估算结果,但在动态变化的高斜率区,其精度和响应速度则不如AEKF。

4.3 分阶段融合算法验证结果

为了充分利用AEKF算法在电池充放电两端高斜率区域的动态响应优势,以及映射法在OCV平台区的稳定性和准确性,本工作提出了一种将两种方法进行分段融合的策略。具体而言,在OCV变

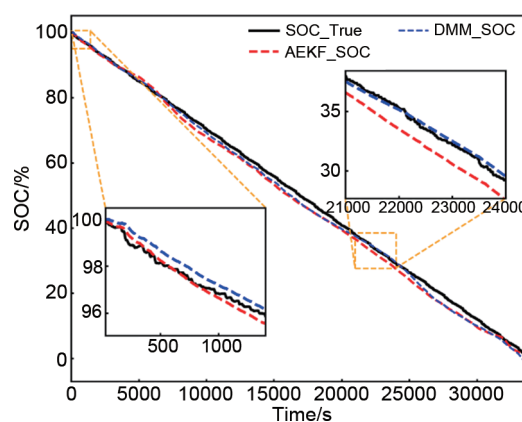


图8 LFP的SOC估计结果

Fig. 8 SOC estimation results of LFP

化剧烈的动态区域采用AEKF估算结果,在OCV变化平缓的平台区采用映射法估算结果。两种方法在切换点处直接拼接会出现SOC曲线跳变问题,因此,本工作采用了一种基于梯度敏感的S型自适应融合方法在切换点附近创建平滑过渡带,GSAB融合机制通过梯度差异量化 Δg 和动态调整双曲正切函数的陡度参数 s 和偏移参数 o ,实现自适应融合权重 ω 的计算。图9展示了两个过渡带内融合权重 ω 的变化情况。以 p_1 过渡带为例,权重 ω 从0非线性增长至1,这意味着在过渡带的起点,融合结果完全依赖AEKF($\omega \approx 0$);随着向过渡带中心移动,映射法的贡献度逐渐增加;在过渡带的终点,融合结果则完全切换为映射法($\omega \approx 1$)。

图10展示了AEKF估算、映射法估算、GSAB融合估算以及真实SOC值的完整对比曲线。从图中可以清晰地观察到,若直接进行分段拼接(Switched_SOC, 橙色虚线),在 p_1 (1109 s)切换点处,AEKF曲线与映射法曲线之间存在明显的阶跃,最大跳跃幅度达到0.59% SOC。经过GSAB方法融合处理后得到的曲线(GSAB_SOC, 红色实线),在算法切换点处实现了平滑过渡,相较于直接切换法,其过渡区SOC波动降低了55.84%。在 p_2 (31496 s)切换点处,最大跳跃幅度达到0.47% SOC,融合处理后其过渡区SOC波动降低了77.61%。而传统线性加权融合(Linear_SOC, 青色虚线),在切换区间内采用权重0~1的线性过渡方式,虽在一定程度上缓解了跳变,但由于未能自适应梯度变化,其平滑效果有限。具体而言,在两个切换点处,GSAB融合相较于线性融合,分别

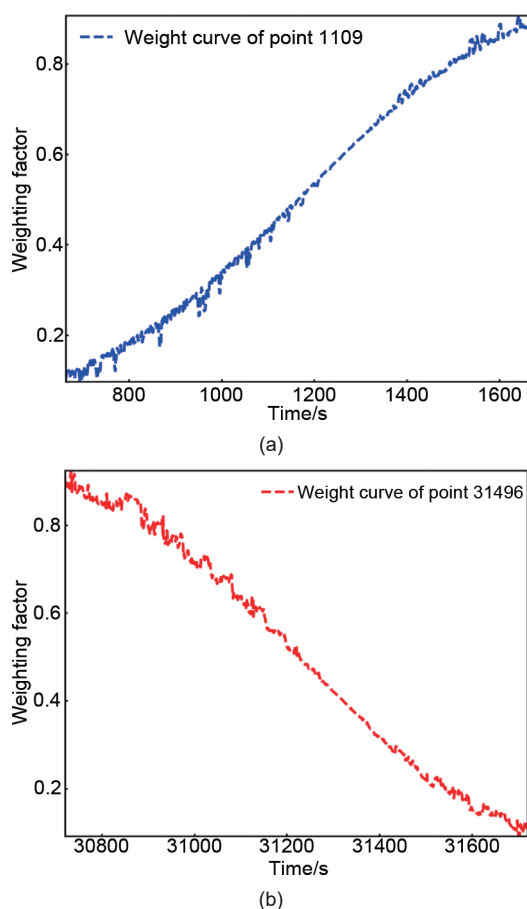


图9 融合权重曲线: (a) p_1 过渡带权重, (b) p_2 过渡带权重
Fig. 9 Fusion weight curve: (a) p_1 transition band weighting, (b) p_2 transition band weighting

将 SOC 波动进一步降低了 15.84% 和 27.61%，表现出更优的平滑性能，且其曲线更贴近真实 SOC (SOC_True, 黑色实线)。所提出的 GSAB 融合策略有效消除了切换点处的 SOC 跳变，实现了从 AEKF 到映射法，再从映射法到 AEKF 的平滑过渡。在整个工作区间内，经 GSAB 融合后的曲线综合了两种方法的优点，在两端，它紧密跟随 AEKF 的轨迹；在中间平台区，它紧密贴合了 DMM 映射法的精确估算。

与真实 SOC 值相比，融合 SOC 在全区间内均保持了较高的吻合度。为了最终量化评估本工作所提融合方法的性能，表 4 对比了各方法在 LFP 电池全工况下的估算误差。从表中数据可以得出结论：本工作提出的 GSAB 融合方法的 RMSE 为 1.31% 和 MAE 为 1.08% 均为最低。相较于单一的 AEKF 法和 DMM 映射法，融合后的精度得到了有效提升。

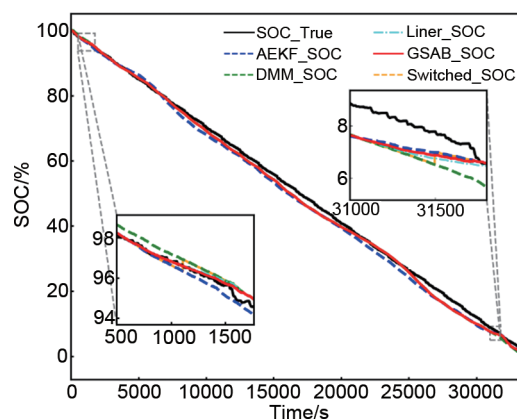


图10 GSAB 融合结果
Fig. 10 Fused result of GSAB

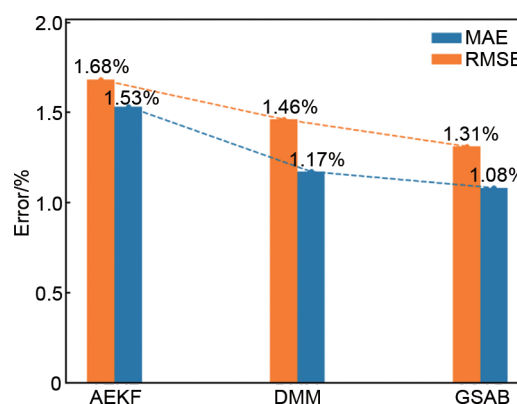


图11 结果对比
Fig. 11 Comparison of results

这一结果充分证明，通过有效地融合不同算法在特定区间的优势，可有效解决 LFP 电池全区间高精度 SOC 估算的难题，实现了稳定性和准确性的双重优化。

表4 LFP 的 SOC 估计误差
Table 4 SOC estimation error of LFP

方法	MAE/%	RMSE/%
AEKF	1.53	1.68
DMM	1.17	1.46
GSAB	1.08	1.31

5 结 论

针对 LFP-NCM 混合电池包中 LFP 电池 SOC 估算精度不足以及算法切换产生 SOC 跳变的问题，本工作提出了一种结合 OCV 平滑处理、自适应斜率区间划分以及多算法融合的改进 SOC 估算策略。通过实验与仿真验证得出：不同 SOC 估算算法的差异化使用(高斜率区采用 AEKF，平坦区采用

SOC映射法), 实现了全区间内较高精度的SOC估算。在UDDS工况下验证, 所提融合算法将LFP电池的整体SOC估算误差控制在1%左右, 误差相比传统单一算法有所降低。其次, 在估算连续性上, 所提出的梯度敏感S型融合方法(GSAB)通过实时量化切换点邻域内的SOC梯度差异, 动态调整双曲正切函数的陡度参数和偏移参数, 实现算法切换点处的平滑过渡, 将SOC跳变幅度在边界点 p_1 降低0.59%的SOC突变, 过渡区SOC波动降低了55.84%; 在边界点 p_2 降低0.47%的SOC突变, 过渡区SOC波动降低了77.61%, 实现了不同算法间的平滑过渡, 保证了SOC估算曲线的连续性和稳定性。

综上所述, 本工作提出的方法不仅有效提高了LFP电池SOC估算的整体精度与稳定性, 在混合电池包SOC估算方法的实际应用中提供了一定的参考价值, 还为更广泛的非线性系统状态估计与多算法协同问题提供了普适性的方法论参考。尽管当前研究已证实了该方法在健康态电池上的有效性, 但其并未涵盖电池老化效应与温度的影响, 未来工作将致力于电池全生命周期和宽温区下的SOC估算, 从而进一步推动该技术在工程中的应用。

参考文献

- [1] DENG J, BAE C, DENLINGER A, et al. Electric vehicles batteries: Requirements and challenges[J]. *Joule*, 2020, 4(3): 511-515. DOI:10.1016/j.joule.2020.01.013.
- [2] DARCOVICH K, LAURENT T, RIBBERINK H. Improved prospects for V2X with longer range 2nd generation electric vehicles[J]. *eTransportation*, 2020, 6: 100085. DOI: 10.1016/j.etrans.2020.100085.
- [3] 朱成, 刘頔, 滕欣余, 等. 新能源汽车综合经济性对比分析及预测研究[J]. *汽车工程*, 2023, 45(2): 333-340. DOI:10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.02.018.
ZHU C, LIU D, TENG X Y, et al. Comparative analysis and forecast research on comprehensive economy of new energy vehicles[J]. *Automotive Engineering*, 2023, 45(2): 333-340. DOI: 10.19562/j.chinasae.qcgc.2023.02.018.
- [4] 郝峻丰, 朱璟, 岑官骏, 等. 锂电池百篇论文点评(2025.04.01—2025.05.31)[J]. *储能科学与技术*, 2025, 14(7): 2884-2902. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0586.
HAO J F, ZHU J, CEN G J, et al. Reviews of selected 100 recent papers for lithium batteries(Apr. 1, 2025 to May 31 2025)[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2025, 14(7): 2884-2902. DOI:10.19799/j.cnki.2095-4239.2025.0586.
- [5] NASERI T, MOUSAVI S M. Treatment of spent lithium iron phosphate (LFP) batteries[J]. *Current Opinion in Green and Sustainable Chemistry*, 2024, 47: 100906. DOI:10.1016/j.cogsc.2024.100906.
- [6] KOVACHEV G, ELLERSDORFER C, GSTREIN G, et al. Safety assessment of electrically cycled cells at high temperatures under mechanical crush loads[J]. *eTransportation*, 2020, 6: 100087. DOI:10.1016/j.etrans.2020.100087.
- [7] ZHAO T Y, LI W L, TRAVERSY M, et al. A review on the recycling of spent lithium iron phosphate batteries[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 351: 119670. DOI:10.1016/j.jenvman.2023.119670.
- [8] YANG X G, LIU T, WANG C Y. Thermally modulated lithium iron phosphate batteries for mass-market electric vehicles[J]. *Nature Energy*, 2021, 6(2): 176-185. DOI:10.1038/s41560-020-00757-7.
- [9] HOW D N T, HANNAN M A, HOSSAIN LIPU M S, et al. State of charge estimation for lithium-ion batteries using model-based and data-driven methods: A review[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 136116-136136. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2942213.
- [10] AN F L, JIANG J C, ZHANG W G, et al. State of energy estimation for lithium-ion battery pack via prediction in electric vehicle applications[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2022, 71(1): 184-195. DOI:10.1109/TVT.2021.3125194.
- [11] 潘海鸿, 吕治强, 李君子, 等. 基于灰色扩展卡尔曼滤波的锂离子电池荷电状态估算[J]. *电工技术学报*, 2017, 32(21): 1-8. DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.160837.
PAN H H, LÜ Z Q, LI J Z, et al. Estimation of lithium-ion battery state of charge based on grey prediction model-extended Kalman filter[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2017, 32(21): 1-8. DOI:10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.160837.
- [12] 黄鹏超, 鄂加强. 基于双自适应卡尔曼滤波的锂电池状态估算[J]. *储能科学与技术*, 2022, 11(2): 660-666. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2021.0411.
HUANG P C, E J Q. State estimation of lithium-ion battery based on dual adaptive Kalman filter[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2022, 11(2): 660-666. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2021.0411.
- [13] 乔家璐, 王顺利, 于春梅, 等. 基于加权多新息AEKF的锂电池SOC在线估算[J]. *储能科学与技术*, 2021, 10(6): 2318-2325. DOI: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2021.0242.
QIAO J L, WANG S L, YU C M, et al. Novel multiple weighted-AEKF method for online state-of-charge estimation of lithium-ion batteries[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2021, 10(6): 2318-2325. DOI:10.19799/j.cnki.2095-4239.2021.0242.
- [14] CUI X D, SHEN W X, ZHENG J C. New on-line approach for lithium iron phosphate battery pack balancing based on state of charge[C]//2015 18th International Conference on Electrical Machines and Systems (ICEMS). October 25-28, 2015. Pattaya, Thailand. IEEE, 2015: 762-767. DOI:10.1109/icems.2015.7385136.
- [15] FARMANN A, SAUER D U. A study on the dependency of the open-circuit voltage on temperature and actual aging state of lithium-ion batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2017, 347: 1-13. DOI:10.1016/j.jpowsour.2017.01.098.

- [16] 王林峰, 方杰, 曾士哲, 等. 电池包、方法和车辆: CN112599932A [P]. 2021-04-02.
- [17] 蔡伟, 花睿, 曾士哲, 等. 一种电池系统、用于其 SOC 估算方法以及计算机装置和介质: CN112698223A[P]. 2021-04-23.
- [18] CHENG X Q, LIU X L, DENG H Y, et al. State of charge estimation of LiFePO_4 battery in AB hybrid battery packs[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 108: 115070. DOI: 10.1016/j.est.2024.115070.
- [19] NASERI F, SCHALTZ E, STROE D I, et al. An enhanced equivalent circuit model with real-time parameter identification for battery state-of-charge estimation[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(4): 3743-3751. DOI:10.1109/TIE.2021.3071679.
- [20] 卿崇源, 陈少华, 李瑞鹏, 等. 基于 FFRLS-DEKF 的锂电池 SOC-SOH 联合估算研究[J]. 信息技术与信息化, 2024(3): 8-12. DOI: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.03.002.
- [21] 潘豪, 王震, 康庄, 等. 光储孤岛直流微电网混合模式平滑切换策略[J/OL]. 太阳能学报, 1-10. [2025-10-21]. <https://doi.org/10.19912/j.0254-0096.tynxb.2024-1671>.
- [22] ZHANG Z Y, JIANG L, ZHANG L Z, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion battery pack by using an adaptive extended Kalman filter for electric vehicles[J]. Journal of Energy Storage, 2021, 37: 102457. DOI:10.1016/j.est.2021.102457.
- [23] WANG G, JIN B, WANG M Z, et al. State of charge estimation for " $\text{LiFePO}_4\text{-LiCo}_x\text{Ni}_y\text{Mn}_{1-x-y}\text{O}_2$ " hybrid battery pack[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 65: 107345. DOI:10.1016/j.est.2023.107345.