**DOI**：10.13234/j.issn.2095-2805.2025.8.273 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

# 基于融合 EKF 与改进 DELM 的锂电池 SOC 实时估计

陈晓飞[1]，蒋淑霞[1]，崔祥波[1]，赵文卓[2](中国电源学会学生会员)，王思思[1]
(1.中南林业科技大学机械与智能制造学院，长沙 410004；2.电子科技大学机械与电气工程学院，成都 611731)

**摘要**：针对单一算法在估计锂电池荷电状态 SOC(state-of-charge)时估计性能低的问题，提出 1 种结合天鹰算法改进的深度极限学习机 AO-DELM(aquila optimizer-deep extreme learning machine)与扩展卡尔曼滤波 EKF(extended Kalman filter)算法优势的混合算法，用于锂电池 SOC 估计。首先，采用带遗忘因子的递推最小二乘法辨识电池模型参数；然后，基于高加速循环(US06)工况数据，将电流、电压与 EKF 算法提取到的多种电池状态特征作为输入、实际 SOC 作为输出训练 AO-DELM；最后，将训练完成的 AO-DELM 模型与 EKF 算法组成闭环的SOC实时估计系统。结果表明，在4种动态工况下，所提的AO-DELM-EKF算法较EKF算法、DELM-EKF算法显著提升了 SOC 估计精度，均方根误差不超过 0.49%。

**关键词**：锂电池；荷电状态估计；扩展卡尔曼滤波算法；天鹰算法改进的深度极限学习机；混合算法

# Real-time SOC Estimation of Lithium-ion Batteries Based on Fusion of EKF and Improved DELM

CHEN Xiaofei[1], JIANG Shuxia[1], CUI Xiangbo[1], ZHAO Wenzhuo[2], *Student Member*, *CPSS* , WANG Sisi[1]
(1. School of Mechanical and Intelligent Manufacturing, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, China; 2. School of Mechanical and Electrical Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

**Abstract:** Aimed at the poor estimation performance of single algorithms in estimating the state-of-charge (SOC) of lithium-ion batteries, a hybrid algorithm which combines the advantages of deep extreme learning machine optimized by the aquila optimizer (AO-DELM) and the extended Kalman filter (EKF) algorithm is proposed for the SOC estimation of lithium-ion batteries. First, the recursive least squares method with forgetting factor is used to identify the parameters of the battery model. Then, based on the data under a high acceleration cycle(US06) condition, the AO-DELM is trained using the current, voltage and various battery state features extracted by the EKF algorithm as input and the actual SOC as output. Finally, the trained AO-DELM model and the EKF algorithm are used to form a closed-loop real-time SOC estimation system. Results show that compared with the EKF and DELM-EKF algorithms, the proposed AO-DELM-EKF algorithm significantly improves the SOC estimation accuracy under four dynamic conditions, with the root mean square error not more than 0.49%.

**Keywords:** Lithium-ion battery; state-of-charge (SOC) estimation; extended Kalman filter (EKF) algorithm; aquila optimizer-deep extreme learning machine (AO-DELM); hybrid algorithm

**收稿日期**：2024-04-29；**修回日期**：2024-06-30；**录用日期**：2024-08-04；**网络首发日期**：2024-08-23
**基金项目**：湖南省自然科学基金资助项目(2019JJ60076)；教育部产学合作协同育人项目(230826311807159)；中南林业科技大学研究生科技创新基金项目(2023CX02077)
This work is supported by Natural Science Foundation of Hunan Province under the grant 2019JJ60076; Industry-University Cooperation Collaborative Parenting Project of Ministry of Education under the grant 230826311807159; Graduate Student Science and Technology Innovation Fund Project of Central South University of Forestry and Technology under the grant 2023CX02077

电池荷电状态SOC(state-of-charge)用来表征

电池目前剩余可用电量的多少，是电池管理系统BMS(battery management system)的核心指标之一，SOC 的准确估计对电动汽车的安全稳定运行至关重要[1-2]。

常用的 SOC 估计方法包括电流积分法、数据驱动法、卡尔曼滤波法等[3]，随着电动汽车技术的持续发展和升级，这些方法已难以满足 BMS 的高要求。为此，国内外学者对结合多个算法估计 SOC 的混合算法进行了大量研究。刘兴涛等[4]提出采用扩展卡尔曼滤波 EKF(extended Kalman filter)算法估计 SOC 时的部分参数建立支持向量机 SVM (support vector machine)算法模型，并利用其矫正 EKF 算法的估计值；该方法提高了传统 EKF 算法的 SOC 估计精度，但因 SVM 存在参数调优难等缺点，导致 SVM 的误差补偿能力有限。Zhang 等[5]利用基于数据驱动法搭建的长短期记忆 LSTM (long short-term memory)网络模型预测到的电池 SOC 作为电流积分法中的初始 SOC；该方法改善了传统电流积分法的估计性能，但该方法同样会因 LSTM 模型的不精准产生累积误差。高峰等[6]将基于门控循环单元 GRU(gated recurrent unit)建立的 SOC 与电池电流 $I$、端电压 $U$、温度 $T_c$ 之间的非线性关系作为无迹卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)算法的观测方程，电流积分法的 SOC 计算方程为状态方程；该算法无需建立电池模型，但 UKF 算法对噪声敏感且参数调优困难。Ren 等[7]利用卡尔曼滤波 KF(Kalman filter)在遗传算法优化的极限学习机 GA-ELM(genetic algorithm-extreme learning machine)估计 SOC 的过程中自适应地调整噪声，获得了优于单一使用 GA-ELM 的估计结果；但其本质上是基于数据驱动开展的，缺乏足够的泛化性。Tian 等[8]首先利用 LSTM 学习 SOC 与多种电池变量的非线性关系，然后利用自适应容积卡尔曼滤波 ACKF (adaptive cubature Kalman filter)平滑 LSTM 模型的估计值；该算法实现了稳定的 SOC 估计，但实现 LSTM 与 ACKF 的协调整合较为复杂，且 ACKF 超参数调优困难。Feng 等[9]将使用开路电压法获得的 SOC 估计值作为电流积分法估计 SOC 时的初始值；该方法降低了电流积分法因初始值不准确产生的累积误差，但需为电池提供一定的静置时间，不适用于对实时性要求高的电动汽车。Zheng 等[10]提出了 1 种由 EKF 与 UKF 组成的双滤波器估计 SOC 的方法，其中 EKF 用于辨识电池模型参数，UKF 用于 SOC 估计；该方法在提高单一滤波器 SOC 估计精度的同时，也引入了更高的计算复杂度。

综上，混合算法相较于单一的 SOC 估计方法的性能有了极大改善，但也存在一些短板。目前的研究表明，基于数据驱动与电池模型结合的混合算法有更好的性能[11-12]。基于电池模型的 EKF 算法的估计精度虽较差，但滤波出的状态参数可反映电池的内部状态特性[13]。此外，传统的数据驱动法因受可测得的电池参数较少的限制，无法建立高稳定性的估计模型[14-15]。

受上述研究动机的驱使，本文提出 1 种 EKF 算法与天鹰算法 AO(aquila optimizer)优化的深度极限学习机 DELM(deep extreme learning machine)结合的混合算法估计 SOC。拟将 EKF 算法提取到的多种特征参数连同 $I$ 和 $U$ 作为输入、实际 SOC 作为输出对 AO-DELM 进行训练，从而得到基于 AO-DELM-EKF 算法的 SOC 实时估计模型。本文旨在增加传统数据驱动模型的特征输入，增强模型的抗干扰能力，组合得到高泛化性和鲁棒性的 SOC 估计算法。

## 1 SOC 估计算法

### 1.1 EKF 算法

EKF 算法根据系统动力学方程和测量方程的估计值和观测值对系统状态进行递推估计[16-17]。首先，搭建如图 1 所示的二阶 RC 等效电路模型。图中：$U_{OCV}$ 为电池的开路电压，在下文中表述为 OCV (Open Circuit Voltage)；$R_P$ 为欧姆内阻；$C_1$ 和 $C_2$ 为极化电容；$R_1$ 和 $R_2$ 为极化电阻；$I_P$ 和 $U_t$ 分别为负载电流和端电压。其次，将带遗忘因子的递推最小二乘法 FFRLS(recursive least squares method with

forgetting factor)辨识到的等效电路模型参数引入到状态空间模型中[18]，其中遗忘因子为 0.99。然后，将 SOC 和 2 个 RC 环节的极化电压作为系统状态变量，电池负载电压为观测量，由图得到系统的状态方程和观测方程分别为

$$\boldsymbol{x}_{k+1}=\begin{bmatrix}U_{1,k+1}\\U_{2,k+1}\\\mathrm{SOC}_{k+1}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\mathrm{e}^{\frac{-\Delta T}{R_1C_1}} & 0 & 0\\0 & \mathrm{e}^{\frac{-\Delta T}{R_2C_2}} & 0\\0 & 0 & 1\end{bmatrix}\cdot\begin{bmatrix}U_{1,k}\\U_{2,k}\\\mathrm{SOC}_k\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}R_1(1-\mathrm{e}^{\frac{-\Delta T}{R_1C_1}}) & R_2(1-\mathrm{e}^{\frac{-\Delta T}{R_2C_2}}) & \frac{\Delta T}{C_n}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}\cdot I_{\mathrm{P},k}+\boldsymbol{w}_k \tag{1}$$

$$\boldsymbol{y}_k=U_{\mathrm{t},k}=\mathrm{OCV}_k-U_{1,k}-U_{2,k}-I_{\mathrm{P},k}R_{\mathrm{P},k}+\boldsymbol{v}_k \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{x}_{k+1}$为状态空间方程；$\boldsymbol{y}_k$为观测方程；$\Delta T$为采样周期；$U_{1,k}$和$U_{2,k}$分别为 $k$ 时刻 $R_1$ 和 $R_2$ 两端的电压；$\mathrm{OCV}_k$为开路电压；$C_n$为电池额定容量；$\boldsymbol{w}_k$为过程随机噪声；$\boldsymbol{v}_k$为端电压测量噪声。

最后，EKF 算法通过 $k$–1 时刻的系统状态估计值和 $k$ 时刻系统的输入值 $\boldsymbol{u}_k$、观测值 $\boldsymbol{y}_k$ 得出 $k$ 时刻的状态估计值。

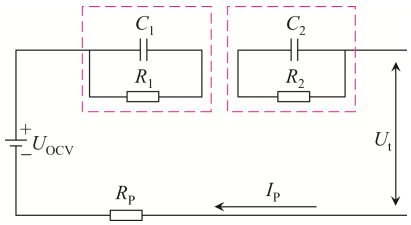



**图 1　二阶 RC 等效电路模型**

**Fig. 1 Second-order RC equivalent circuit model**

扩展卡尔曼滤波的一次迭代递推步骤为

$$\begin{cases}\boldsymbol{P}_k^-=\boldsymbol{A}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{A}_{k-1}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_{k-1}\\\boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_k^-\boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{C}_k\boldsymbol{P}_k^-\boldsymbol{C}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{J}_k)^{-1}\\\boldsymbol{e}_k=U_{\mathrm{t},k}-\boldsymbol{C}_k\boldsymbol{x}_k^-\\\hat{\boldsymbol{x}}_k=\hat{\boldsymbol{x}}_k^-+\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{e}_k\\\boldsymbol{P}_k=(\boldsymbol{E}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{C}_k)\boldsymbol{P}_k^-\end{cases} \tag{3}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{x}}_k^-$和$\hat{\boldsymbol{x}}_k$分别为 $k$ 时刻的状态向量的状态先验估计值和后验状态估计值；$\boldsymbol{P}_k^-$和$\boldsymbol{P}_k$分别为误差协方差先验估计值和后验估计值；$\boldsymbol{A}_k$为状态方程矩阵；$\boldsymbol{Q}_k$和$\boldsymbol{J}_k$分别为过程噪声误差矩阵和观测误差矩阵；$\boldsymbol{K}_k$为卡尔曼增益；$\boldsymbol{e}_k$为端电压估计误差；$\boldsymbol{C}_k$为线性化后的观测方程；$\boldsymbol{E}$为单位矩阵。

## 1.2 AO-DELM

### 1.2.1 AO 算法

AO 算法是 Abualigah 等提出的 1 种基于仿生学原理的新型智能优化算法[19]。它的灵感源于天鹰的 4 个自然狩猎行为，通过群体协作和适应度来寻找问题的最优解。提出者证明了 AO 算法在摆脱局部极值和缩短收敛时间等方面优于其他同类现有算法，相应的数学模型如下。

(1)初始化种群位置矩阵。天鹰算法的寻优规则从随机生成的种群位置矩阵 $\boldsymbol{X}$ 开始，具体为

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix}x_{1,1} & \cdots & x_{1,j} & x_{1,\mathrm{Dim}-1} & x_{1,\mathrm{Dim}}\\x_{2,1} & \cdots & x_{2,j} & \cdots & x_{2,\mathrm{Dim}}\\\cdots & \cdots & x_{i,j} & \cdots & \cdots\\\vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots\\x_{S-1,1} & \cdots & x_{S-1,j} & \cdots & x_{S-1,\mathrm{Dim}}\\x_{S,1} & \cdots & x_{S,j} & x_{S,\mathrm{Dim}-1} & x_{S,\mathrm{Dim}}\end{bmatrix} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{X}_{ij}=R\times(\boldsymbol{U}_j-\boldsymbol{L}_j)+\boldsymbol{L}_j \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{X}$为 1 个候选解；$R$ 为[0, 1]之间的随机数；Dim 为搜索空间的维度；$\boldsymbol{X}_{ij}$为第 $j$ 个种群中第 $i$ 个天鹰的位置；$\boldsymbol{U}_j$和$\boldsymbol{L}_j$分别为给定问题的第 $j$ 个上界和下界，$j\in[1, \mathrm{Dim}]$；$S$ 为种群的规模，$i\in[1, S]$。

(2)扩大勘探。当 $t\leqslant 2/3T$ 且 $R<0.5$ 时，天鹰以翱翔高空的方式来扩大勘探范围，描述这种行为的数学公式为

$$\boldsymbol{X}_1(t+1)=\boldsymbol{X}_{\mathrm{b}}(t)\times\left(1-\frac{t}{T}\right)+[\boldsymbol{X}_{\mathrm{M}}(t)-\boldsymbol{X}_{\mathrm{b}}(t)\cdot R] \tag{6}$$

式中：$t$ 和 $T$ 分别为算法的当前迭代次数和最大迭代次数；$\boldsymbol{X}_1(t+1)$为算法在扩展搜索阶段第 $t$+1 次迭代中得到的解；$\boldsymbol{X}_{\mathrm{M}}(t)$和$\boldsymbol{X}_{\mathrm{b}}(t)$分别为算法在第 $t$ 次迭代中获得的解的平均值和最优解。

(3)缩小勘探。当 $t\leqslant 2/3T$ 且 $R\geqslant 0.5$ 时，天鹰通过在存在猎物的区域上空盘旋来缩小狩猎区域，描述这种行为的数学公式为

$$\boldsymbol{X}_2(t+1)=\boldsymbol{X}_{\mathrm{b}}(t)\times\mathrm{Levy}(D)+\boldsymbol{X}_R(t)+(y-x)\cdot R \tag{7}$$

式中：Levy($D$)为飞行分布函数；$\boldsymbol{X}_R(t)$为在第 $t$ 次迭代时获得的随机解；$y$ 和 $x$ 用来描述搜索区域的形状。

(4)扩大开采。当 $t>2/3T$ 且 $R<0.5$ 时，天鹰以缓慢降落的方式攻击猎物，描述这种行为的数学公式为

$$\boldsymbol{X}_3(t+1)=[\boldsymbol{X}_{\mathrm{b}}(t)-\boldsymbol{X}_{\mathrm{M}}(t)]\times\alpha-R+[(\boldsymbol{U}-\boldsymbol{L})\times R+\boldsymbol{L}]\times\delta \tag{8}$$

式中，$\alpha$ 和 $\delta$ 均为(0, 1)范围内的随机数。

(5)缩小开采。当 $t>2/3T$ 且 $R\geqslant 0.5$ 时，天鹰随机地捕食陆地上的猎物，描述这种行为的数学公式为

$$\boldsymbol{X}_4(t+1)=Q(t)\times\boldsymbol{X}_{\mathrm{b}}(t)-F_1\times\boldsymbol{X}(t)\times R-F_2\times\mathrm{Levy}(D)+R\times F_1 \tag{9}$$

式中：$Q(t)$为在第 $t$ 次迭代时的平衡搜索策略的质量函数；$F_1$ 和 $F_2$ 分别为天鹰的飞行形式和速度。

### 1.2.2 DELM

ELM 是 1 种训练速度快的单隐层前馈神经网络，但单隐层的结构限制了其对复杂数据显著特征的捕捉能力[20]。DELM 是对 ELM 的扩展和改进，其在保留 ELM 优点的基础上，堆栈了多个 ELM 层来构建深度神经网络，并基于自编码 AE(autoencoding)的思想以无监督的方式进行特征表达学习[21]。包含 $h$ 个隐含层的 DELM 的结构如图 2 所示。

DELM 的学习目标是通过逐层训练来无限降低重构误差，进而使输出值 $\boldsymbol{X}_i$ 无限接近期望值 $P$。模型将原始输入 $\boldsymbol{X}$ 作为第一层 ELM-AE 的期望输出，并计算出第一层的输出权值矩阵 $\boldsymbol{\beta}_1$，然后将第一层隐含层的输出 $\boldsymbol{H}_1$ 作为第二层 ELM-AE 的期望输出，以此类推得到最终的输出 $\boldsymbol{Y}$。$\boldsymbol{G}$ 为最后一层 ELM-AE 的输出，$\boldsymbol{w}$ 为输入权重，且 $\boldsymbol{w}_i=\boldsymbol{\beta}_i\boldsymbol{G}$。输出权值矩阵 $\boldsymbol{\beta}$ 为

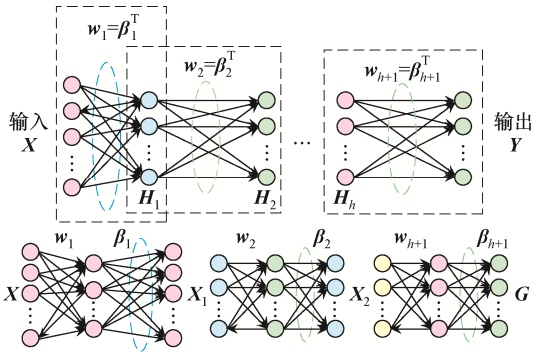



**图 2 DELM 结构**

**Fig. 2 DELM structure**

$$\boldsymbol{\beta}=\left(\frac{\boldsymbol{E}}{\boldsymbol{C}}+\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}\right)\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X} \tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{C}$ 为正则化参数；$\boldsymbol{H}$ 为隐含层输出。

但 DELM 的预测性能依赖于其由正交矩阵随机获得的初始输入层权重和阈值的合理性。因此，本文提出利用 AO 算法寻求 DELM 的最佳初始参数设置，并根据训练数据自适应地学习出隐含层神经元的数量[22]。AO 算法对 DELM 的改进流程如图 3 所示。

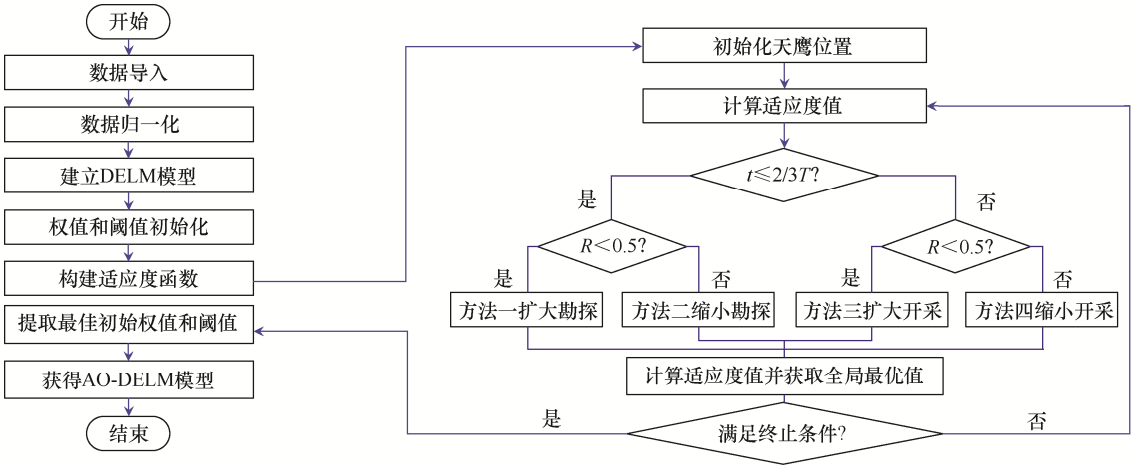



**图 3 AO 算法优化 DELM 的流程**

**Fig. 3 Flow chart of using AO algorithm to optimize DELM**

首先，AO 算法将种群位置作为 DELM 的权值和阈值，通过比较种群在迭代更新过程中的适应度值来获取全局最优解。然后，利用最小二乘法结合输入层权值和阈值求解出输出层的权重，得到 DELM 的最优初始化参数。

## 2　基于 AO-DELM-EKF 算法的锂电池 SOC 估计

### 2.1　实验设计

传统的数据驱动法在估计电池 SOC 时，不考虑电池的内部结构特征，而是将在特定条件下测得的 $I$、$U$、$T_c$ 等作为 SOC 估计的状态特征。虽然其在训练工况下的估计效果较好，但泛化性较差。基于等效电路模型的 EKF 算法有良好的泛化性和实时性，但其估计精度常受滤波发散等的干扰。本文提出的 SOC 估计混合算法由 EKF 算法和 AO-DELM 组成。考虑到电池模型和 EKF 算法的相关参数能在很大程度上反映电池的内部状态特性，因此其可增强 AO-DELM 对电池特征的学习能力，从而得到更精准的多种变量与 SOC 的映射关系。本文实验设计如下：

(1)在 MATLAB/Simulink 中搭建基于 FFRLS 算法辨识二阶 RC 等效电路模型参数的 EKF 算法 SOC 估计模型，同时将 EKF 算法估计 SOC 的初始值设为 0.8；

(2)在实验平台中对电池进行不同工况下的充放电实验，并记录时间、电流和电压等数据；

(3)利用等容量充放电实验工况下的数据提取对应的 SOC 值与 OCV 值，通过拟合得到 SOC-OCV 曲线；

(4)利用城市动力驾驶循环 UDDS(Urban Dynamometer Driving Schedule)工况下的数据对 FFRLS 算法的参数辨识精度进行验证，UDDS 工况数据包含较多的测量噪声和干扰信号，可对 FFRLS 算法的性能进行全面的测试和评估；

(5)将能深层次反映汽车实际驾驶状态的高加速循环(US06)工况下的数据导入到步骤(1)搭建的 SOC 估计模型中进行实验，并记录电池内阻 $R_p$、OCV、卡尔曼增益 $K$、端电压误差 $e$ 和估计值 $SOC_{EKF}$；

(6)把步骤(5)中的 $I$、$U$、$R_p$、OCV、$K$、$e$ 和 $SOC_{EKF}$ 作为输入、实际 SOC 作为输出，对 AO-DELM 进行训练，US06 工况具有高动态性和复杂性，可帮助模型学习到电池在不同工况下的特性；

(7)将训练好的 AO-DELM 与步骤(1)中建立的 SOC 估计模型联立，组成闭环的实时 SOC 估计模型。

### 2.2　SOC 估计实现

AO-DELM-EKF 算法 SOC 估计的流程如图 4 所示。首先，实验采集到的电池电流、电压数据被同时输送到 FFRLS 参数辨识模块和 EKF 状态估计模块。其次，FFRLS 算法在 $k$ 时刻辨识出等效电路模型中的各种参数，并将其用于更新 EKF 算法中的状态方程和测量方程，再经过一系列的计算，得到 EKF 在 $k$ 时刻估计到的 SOC 估计值 $SOC_{EKF,k}$。然后，$k$ 时刻的多种特征参数被输入到训练完成的 AO-DELM 中，得到 $k$ 时刻的 SOC 估计值 $SOC_k$。最后，结合 SOC-OCV 关系曲线获得 OCV，并将

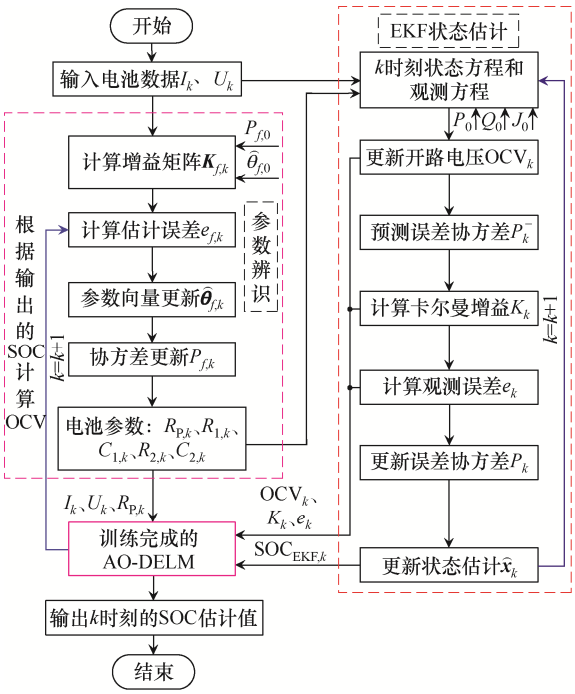



**图 4　AO-DELM-EKF 算法估计 SOC 流程**

**Fig. 4 Flow chart of using AO-DELM-EKF algorithm to estimate SOC**

其用于 FFRLS 算法在下一时刻的参数辨识，从而形成闭环的 SOC 估计系统。

## 3 实验验证

### 3.1 实验平台

本文通过如图 5 所示的实验平台来获取研究所需的电池电流、电压等数据。实验对象为型号为 INR18650-20R、标称电压/额定容量为 3.6 V/2 000 mAh 的锂电池。测试设备为 LAND-CT2001A 电池测试仪，充放电过程可通过 PC 软件控制，实现恒流、恒压、动态循环等工作模式。恒温设备为 TC-C-150 高低温试验箱，用于保证电池在恒定温度下充放电。实验在常温 25 ℃下进行。本研究主要对锂电池进行了等容量间歇充放电、UDDS、US06、联邦城市循环 FUDS(Federal Urban Driving Schedule)、北京动态应力测试 BJDST(Beijing Dynamic Stress Test)和动态应力测试 DST(Dynamic Stress Test)等 6 种不同激励电流的充放电实验。

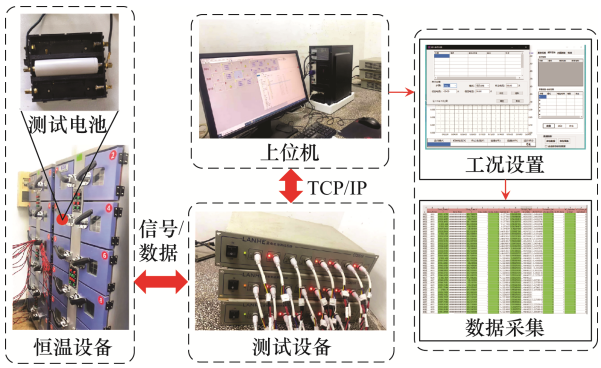



图 5 实验平台

**Fig. 5 Experimental platform**

### 3.2 SOC-OCV 关系

SOC 与 OCV 之间的映射关系是后续参数辨识和 SOC 估计的必要组成部分[23]。本实验每次以 0.5 C 的倍率充电/放电 12 min，再静置 120 min 后测量 OCV，这样每次充入/放出了 10%的电量，以此循环，直至电池充满/放空。然后将每次充/放电测得的 OCV 取平均值，在 MATLAB 中对得到的 SOC-OCV 值进行多项式拟合，拟合得到的均方根误差为 0.57%的 8 阶多项式为

$$\begin{aligned}OCV = {} & 3.264\,2 + 3.414\,3\cdot SOC - 20.309\,3\cdot SOC^2 + \\ & 102.054\,5\cdot SOC^3 - 366.512\,6\cdot SOC^4 + \\ & 805.279\,7\cdot SOC^5 - 997.792\,9\cdot SOC^6 + \\ & 640.156\,5\cdot SOC^7 - 165.374\,4\cdot SOC^8 \end{aligned} \tag{11}$$

### 3.3 参数辨识精度验证

利用实验测得的 UDDS 工况数据来验证 FFRLS 辨识电池模型参数的精度。图 6 为 FFRLS 辨识得到的端电压值与辨识误差。从图中可以看出，辨识误差主要集中在−10~10 mV 之间。在放电末期，电池内部反应不稳定，辨识的误差较大，但不超过 100 mV。由此可见，FFRLS 具有优异的参数辨识能力，可以满足后续估计 SOC 的需要。

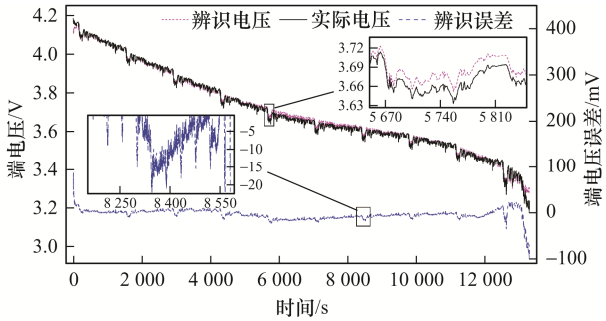



图 6 FFRLS 参数辨识结果

**Fig. 6 Parameter identification results based on FFRLS**

### 3.4 AO-DELM 与 DELM 训练

根据第 2 节中的实验设计，利用 US06 工况的相关数据对 AO-DELM 与 DELM 进行训练。经反复的参数调优测试，对 AO-DELM 的参数进行设置：将样本数据归一化处理至(0, 1)，隐含层数设为 2，每层的隐含层节点数分别设为 5 和 4，种群数量设为 40，种群规模的上限和下限分别设为 1 和−1，迭代次数设为 80，随机取 80%为训练集，20%为测试集。图 7 中展示了 2 种预测模型在测试集下的估计结果，从图中可以看出 DELM 的测试集误差主要集中在−0.002 5~0.005 0，而 AO-DELM 则主要集中在−0.002 5~0.002 5，且 AO-DELM 与 DELM 在测试集上的均方根误差分别为 0.001 7 和 0.004 2。此外，DELM 的绝大多数参数在训练过程中保持不变，训练速度快，仅耗费了 0.059 8 s。经 AO 算法在搜索空间中动态优化 DELM 的初始化参数，AO-DELM 的训练效率降低明显，耗费了

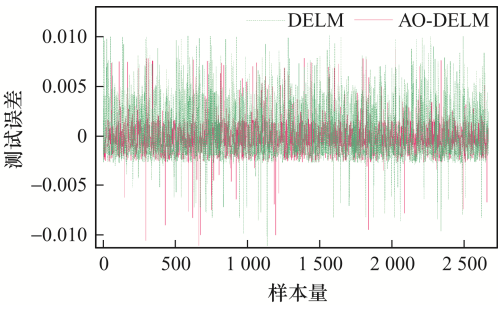


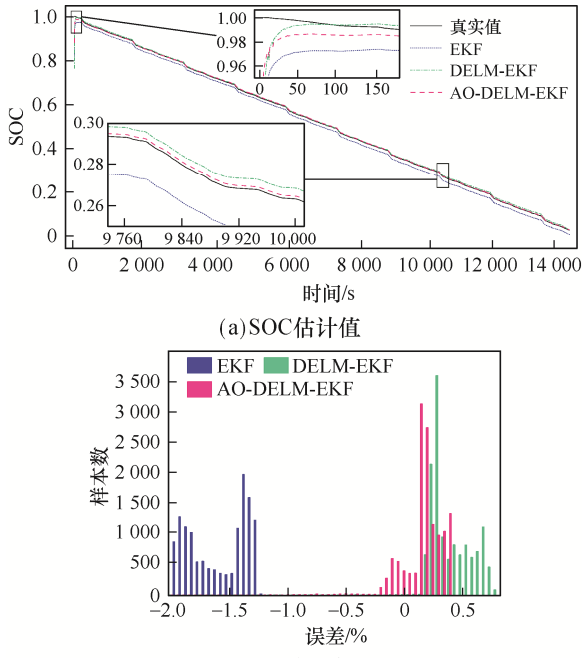

图 7　US06 工况下的测试集误差

**Fig. 7 Test set error under US06 condition**

87.904 8 s。虽然 AO-DELM 的计算复杂度有所增加，但通过上述的误差分析发现它有更优异的预测性能。

### 3.5 SOC 估计精度验证

将从上述实验平台测得的 UDDS、BJDST、DST 和 FUDS 等 4 种工况数据分别输入到前述建立的闭环 SOC 实时估计模型中，对所提方法的准确性与泛化性进行验证。同时，将 EKF 算法与 DELM-EKF 算法的估计结果作为对比。图 8~图 11 为 3 种算法在 4 种验证工况下的估计结果，表 1 中罗列了相关的估计性能对比。其中，SOC 真实值由电流积分法得到，误差分布直方图的分组大小为 0.05。

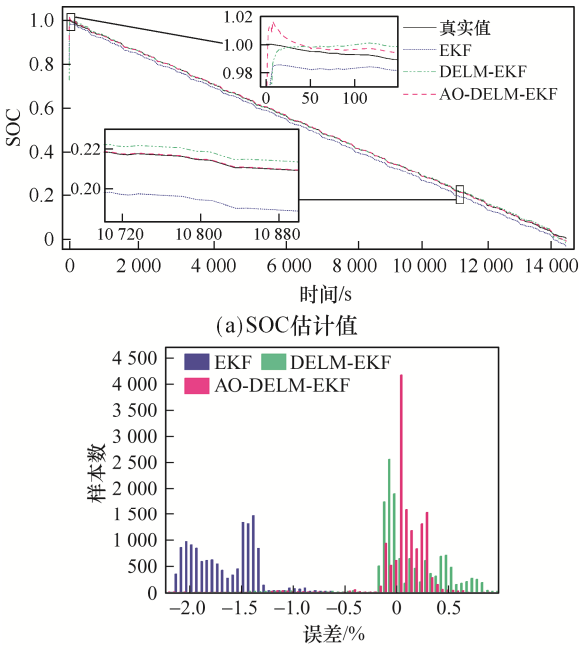



(a)SOC估计值

(b)误差分布

图 8　UDDS 工况下的估计结果

**Fig. 8 Estimation results under UDDS condition**

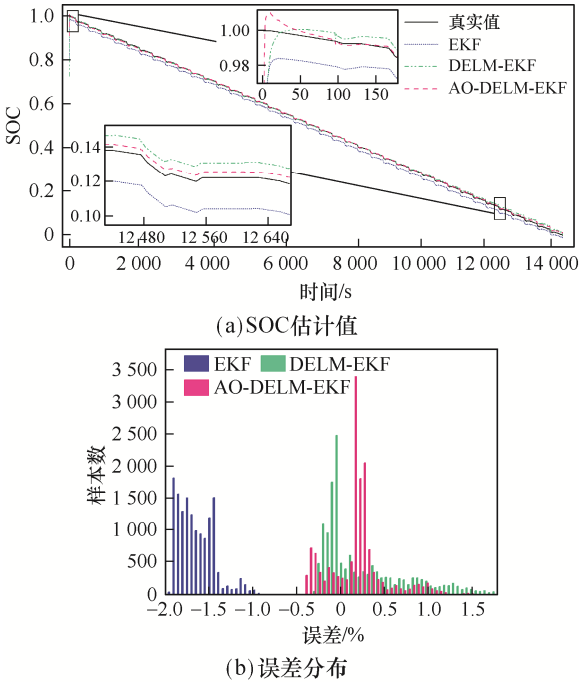



(a)SOC估计值

(b)误差分布

图 9　BJDST 工况下的估计结果

**Fig. 9 Estimation results under BJDST condition**




(a)SOC估计值

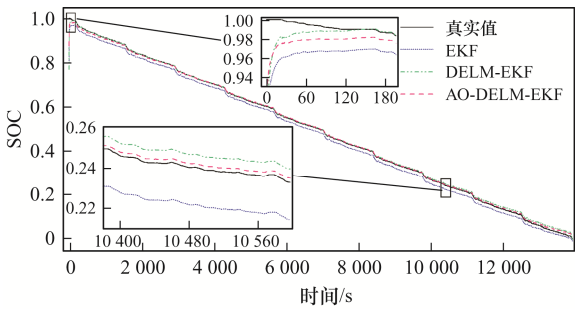
(b)误差分布

图 10　DST 工况下的估计结果

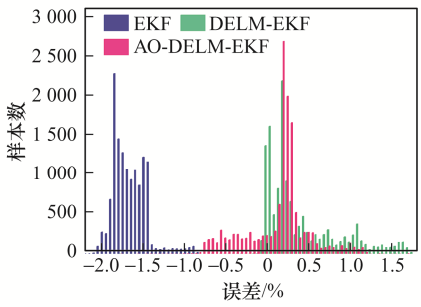
**Fig. 10 Estimation results under DST condition**

从图 8~图 11 中可以观察到传统的 EKF 算法因受滤波发散等因素的干扰，在整个放电过程中的估计值与真实值偏离较大，估计误差主要集中在 −1.5%~−2.0%，而 DELM-EKF 算法和 AO-DELM-EKF 算法在不精确初值和噪声的干扰下得到了准

确的估计值。当初值设为 0.8 时，2 个算法在 4 个动态工况下经过 100 s 的收敛计算后，最大估计误差均可降低到 1%以内，这表明混合算法在不精确初值的条件下具有良好的快速收敛能力。DELM-EKF 算法在放电开始阶段的估计结果优于 AO-DELM-EKF 算法，而在电池内部反应不稳定的放电后期，开路电压变化剧烈的情况下，AO-DELM-EKF 算法展现了更好的估计精度和鲁棒性。整体上，由于 DELM 易受随机初始化参数等的影响，估计性能不如 AO-DELM-EKF 算法。这也表明 AO 算法有效地优化了 DELM 的非线性拟合能力，且所提的 AO-DELM-EKF 算法充分结合了 EKF 算法和 AO-DELM 的优点，估计误差大都集中在 0~0.5%。




(a)SOC估计值




(b)误差分布

**图 11 FUDS 工况下的估计结果**

**Fig. 11 Estimation results under FUDS condition**

经表 1 分析，AO-DELM-EKF 算法在 UDDS、BJDST、DST 和 FUDS 工况下的均方根误差 RMSE (root mean square error)相较于 EKF 算法分别降低了 82.42%、86.71%、79.39%、70.83%，平均绝对误差 MAE(mean absolute error)相较于 EKF 算法分别降低了 86.96%、91.72%、84.05%、78.18%。此外，在 3 种算法估计 SOC 所耗费的时间方面，AO-DELM-EKF 算法所用时间最长，但它仅比 EKF 算法多了 2~3 s，表明该混合算法在显著提高 SOC 估计精度的同时并没有消耗过多的计算资源。并且，本文中所有的算法均在同一台计算机(CPU 为 i5-8265U，RAM 为 8 GB)上运行，因此执行时间的评估是有效的。通过对比评价指标，可知 AO-DELM-EKF 算法较 EKF 算法在不同工况下均有明显的精度提升，在锂电池 SOC 估计方面有更好的准确性。

**表 1 不同算法的 SOC 估计结果**

**Tab. 1 SOC estimation results of different algorithms**

| 工况 | 评价指标 | 估计结果 | | |
|---|---|---|---|---|
| | | EKF | DELM-EKF | AO-DELM-EKF |
| UDDS | RMSE | 0.016 5 | 0.005 1 | 0.002 9 |
| | MAE | 0.016 1 | 0.004 0 | 0.002 1 |
| | 执行时间/s | 9.669 1 | 11.882 2 | 11.971 6 |
| BJDST | RMSE | 0.017 3 | 0.004 6 | 0.002 3 |
| | MAE | 0.016 9 | 0.002 6 | 0.001 4 |
| | 执行时间/s | 10.554 3 | 12.855 7 | 12.869 7 |
| DST | RMSE | 0.016 5 | 0.005 8 | 0.003 4 |
| | MAE | 0.016 3 | 0.003 5 | 0.002 6 |
| | 执行时间/s | 11.037 6 | 13.451 6 | 13.501 1 |
| FUDS | RMSE | 0.016 8 | 0.006 8 | 0.004 9 |
| | MAE | 0.016 5 | 0.004 4 | 0.003 6 |
| | 执行时间/s | 10.754 6 | 13.026 8 | 13.088 4 |

### 3.6 对比其他 SOC 估计方法

为进一步展示所提算法在 SOC 估计方面的优越性，将 AO-DELM-EKF 算法与文献[24-25]中所提算法的估计结果进行对比。文献[24]基于粒子群算法优化的径向基神经网络 PSO-RBFNN(particle swarm optimization-radial basis function neural network)，将 $I$、$U$ 和 $T_c$ 作为输入，真实 SOC 作为输出，建立数据驱动模型用于 SOC 估计。文献[25]使用自适应无迹卡尔曼滤波 AUKF(adaptive unscented Kalman filter)算法估计 SOC，AUKF 算法结合了 UKF 与自适应滤波技术。PSO-RBFNN 算法与 AUKF算法分别是基于数据驱动法和卡尔曼滤波法开展的，应用较多，故选择其与本文研究的算法进行对比。表 2 中列举了相关的估计误差，通过分析表 2 可知，在相同的对比工况下，本文所提的估计

方法的误差均低于PSO-RBFNN算法与AUKF 算法。相较于 PSO-RBFNN 算法，AO-DELM-EKF 算法中的 AO-DELM 输入包含 EKF 算法输出的电池动态特征参数，可更好地理解和解释电池的行为及状态变化，且完整的 AO-DELM-EKF 算法只需 $I$ 和 $U$，无需 $T_c$ 就能实现更精准的 SOC 估计。AUKF 算法的性能优于 UKF 算法，而因其需要不断地调整噪声协方差矩阵，进一步增加了计算复杂度，高计算复杂度会导致数值计算稳定性差，从而影响 SOC 估计的实时性和精度，而 AO-DELM-EKF 算法通过 EKF 算法和 AO-DELM 分摊计算任务，在降低了计算复杂度的同时，保证了更好的估计性能。

**表 2　对比其他算法的 SOC 估计误差**

**Tab. 2 Comparison of SOC estimation error with other algorithms**

| 对比工况 | 对比算法 | MAE | RMSE |
|---|---|---|---|
| UDDS | PSO-RBFNN[24] | 0.002 3 | 0.003 1 |
| | AO-DELM-EKF | 0.002 1 | 0.002 9 |
| DST | PSO-RBFNN | 0.004 9 | 0.006 2 |
| | AO-DELM-EKF | 0.002 6 | 0.003 4 |
| BJDST | AUKF[25] | 0.006 4 | 0.006 9 |
| | AO-DELM-EKF | 0.001 4 | 0.002 3 |
| FUDS | AUKF | 0.008 1 | 0.008 2 |
| | AO-DELM-EKF | 0.003 6 | 0.004 9 |

## 4　结语

为进一步提升锂电池 SOC 的估计精度，本文提出了 1 种结合 EKF 算法与 AO-DELM 诸多优点的混合算法来估计锂电池 SOC。首先，利用 FFRLS 精准地辨识到二阶 RC 等效电路模型的参数，在 UDDS 工况下的端电压辨识误差不超过 100 mV。其次，通过 AO 算法优化 DELM 的超参数，得到了具有强大预测能力的 AO-DELM 模型。最后，将电池 $I$、$U$ 和 EKF 算法输出的能反映电池动态特性的参数作为 AO-DELM 的输入特征，建立了闭环的 SOC 实时估计模型。实验结果表明，在 SOC 初值失真的情况下，AO-DELM-EKF 算法在 4 种动态验证工况下的 MAE、RMSE 分别小于 0.36%、0.49%，相较于 EKF 算法、DELM-EKF 算法及另外 2 种主流估计算法有更好的估计精度。总之，该算法融合了 EKF 算法的滤波特性和 AO-DELM 良好的非线性拟合能力，具有广泛的工程应用价值。

**参考文献：**


[1] Pei Zhongwen, Liu Kaimin, Zhang Song, et al. Optimized EKF algorithm using TSO-BP neural network for lithium battery state of charge estimation [J]. Journal of Energy Storage, 2023, 73: 108882.

[2] 刘旖琦, 雷万钧, 刘茜, 等. 基于双自适应扩展粒子滤波器的锂离子电池状态联合估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 607-616.
Liu Yiqi, Lei Wanjun, Liu Qian, etal. Joint state estimation of lithium-ion battery based on dual adaptive extended particle filter [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(2): 607-616. (in Chinese)

[3] Zhou Wenlu, Zheng Yanping, Pan Zhengjun, et al. Review on the battery model and SOC estimation method [J]. Processes, 2021, 9(9): 1685.

[4] 刘兴涛, 李坤, 武骥, 等. 基于 EKF-SVM 算法的动力电池 SOC 估计[J]. 汽车工程, 2020, 42(11): 1522-1528, 1544.
Liu Xingtao, Li Kun, Wu Ji, et al. State of charge estimation for traction battery based on EKF-SVM algorithm [J]. Automotive Engineering, 2020, 42(11): 1522-1528, 1544. (in Chinese)

[5] Zhang Xin, Hou Jiawei, Wang Zekun, et al. Study of SOC estimation by the ampere-hour integral method with capacity correction based on LSTM [J]. Batteries, 2022, 8(10): 170.

[6] 高峰, 贾建芳, 元淑芳, 等. 基于 GRU-UKF 的锂离子电池 SOC 估计方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(11): 160-169.
Gao Feng, Jia Jianfang, Yuan Shufang, et al. Research on SOC estimation method of lithium-ion battery based on GRU-UKF [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(11): 160-169. (in Chinese)

[7] Ren Yitong, Ding Jie, Hao Tianyun. GA-ELM-based adaptive Kalman estimator for SOC of lithium-ion batteries [J]. Ionics, 2022, 28(12): 5377-5388.

[8] Tian Yong, Lai Rucong, Li Xiaoyu, et al. A combined method for state-of-charge estimation for lithium-ion batteries using a long short-term memory network and an adaptive cubature Kalman filter [J]. Applied Energy, 2020, 265: 114789.

[9] Feng Fei, Lu Rengui, Zhu Chunbo. A combined state of charge estimation method for lithium-ion batteries used in a wide ambient temperature range [J]. Energies, 2014, 7(5): 3004-3032.

[10] Zheng Yongliang, He Feng, Wang Wenliang. A method to identify lithium battery parameters and estimate SOC based on different temperatures and driving conditions [J]. Electronics, 2019, 8(12): 1391.

[11] Li Ming, Zhang Yingjie, Hu Zuolei, et al. A battery SOC estimation method based on AFFRLS-EKF [J]. Sensors, 2021, 21(17): 5698.

[12] 贠祥, 张鑫, 王超, 等. 基于联合参数辨识的粒子群优化扩展粒子滤波的锂电池荷电状态估计[J]. 电工技术学报, 2024, 39(2): 595-606.
Yun Xiang, Zhang Xin, Wang Chao, etal. State of charge estimation of Li-ion battery using particle swarm optimization extended Kalman particle filter based on joint parameter identification [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(2): 595-606. (in Chinese)

[13] Cui Zhenhua, Dai Jiyong, Sun Jianrui, et al. Hybrid methods using neural network and Kalman filter for the state of charge estimation of lithium-ion battery [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022, 2022(1): 9616124.

[14] 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.

[15] 张英达, 马鸿雁, 窦嘉铭, 等. 基于 ISSA-KELM 的锂离子电池组 SOC 预测[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 217-224.
Zhang Yingda, Ma Hongyan, Dou Jiaming, et al. SOC prediction of Li-ion battery pack based on ISSA-KELM [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 217-224. (in Chinese)

[16] Gu Tianyu, Sheng Jie, Fan Qiuhua, et al. The modified multi-innovation adaptive EKF algorithm for identifying battery SOC [J]. Ionics, 2022, 28(8): 3877-3891.

[17] 傅军栋, 陈浩杰, 孙翔, 等. 基于 EKF-Markov 的 UPS 荷电状态预测与健康管理系统[J]. 电源学报, 2024, 22(6): 225-233.
Fu Jundong, Chen Haojie, Sun Xiang, et al. SOC prediction and health management system of UPS based on EKF-Markov [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(6): 225-233. (in Chinese)

[18] 汪首坤, 鲁帅, 陈志华, 等. 基于 FFRLS-AEKF 的 6 轮足机器人电池 SOC 估计[J]. 北京理工大学学报, 2022, 42(3): 271-278.
Wang Shoukun, Lu Shuai, Chen Zhihua, et al. SOC estimation of six-wheeled-legged robot battery based on FFRLS-AEKF [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2022, 42(3): 271-278. (in Chinese)

[19] Abualigah L, Yousri D, Abd Elaziz M, et al. Aquila Optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm [J]. Computers & Industrial Engineering, 2021, 157: 107250.

[20] Liu Xiaoyue, Zhang Zeming, Meng Fanwei, et al. Fault diagnosis of wind turbine bearings based on CNN and SSA-ELM [J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2023, 11(8): 3929-3945.

[21] Dai Ye, Pang Jian, Rui Xukun, et al. Thermal error prediction model of high-speed motorized spindle based on DELM network optimized by weighted mean of vectors algorithm [J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2023, 47: 103054.

[22] AlRassas A M, Al-qaness M A A, Ewees A A, et al. Optimized ANFIS model using Aquila optimizer for oil production forecasting [J]. Processes, 2021, 9(7): 1194.

[23] 高文凯, 郑岳久, 许霜霜, 等. 基于增量误差的卡尔曼滤波算法全区间荷电状态估计[J]. 电源学报, 2019,

17(5): 162-169.

Gao Wenkai, Zheng Yuejiu, Xu Shuangshuang, et al. Entire range state-of-charge estimation based on incremental error using Kalman filtering algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2019, 17(5): 162-169. (in Chinese)

[24] Zhang Guanyong, Xia Bizhong, Wang Jiamin, et al. Intelligent state of charge estimation of battery pack based on particle swarm optimization algorithm improved radical basis function neural network [J]. Journal of Energy Storage, 2022, 50: 104211.

[25] 王萍, 弓清瑞, 程泽, 等. 基于 AUKF 的锂离子电池 SOC 估计方法[J]. 汽车工程, 2022, 44(7): 1080-1087.

Wang Ping, Gong Qingrui, Cheng Ze, et al. An AUKF-based SOC estimation method for lithium-ion battery [J]. Automotive Engineering, 2022, 44(7): 1080-1087. (in Chinese)



陈晓飞

**作者简介：**

陈晓飞(1999— )，男，硕士研究生。研究方向：电动汽车电池管理系统。E-mail：1005581953@qq.com。

蒋淑霞(1977— )，女，通信作者，博士，副教授。研究方向：汽车工程和数据挖掘与处理。E-mail：jiangshuxia_2004@126.com。

崔祥波(1989— )，男，博士，讲师。研究方向：电池状态估计及剩余寿命预测。E-mail：xiangb.c@csu.edu.cn。

赵文卓(2000— )，男，中国电源学会学生会员，硕士研究生。研究方向：双向储能 DC-DC 变换器的优化调制策略。E-mail：2717301046@qq.com。

王思思(2000— )，女，硕士研究生。研究方向：轴承故障诊断及剩余寿命预测。E-mail：w2632643960@126.com。

(责任编辑：孙美菊)