DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.9.145 **中图分类号**：TM912 **文献标志码**：A

基于 DMIAUKF 算法的锂离子电池 SOC 和 SOH 联合估算

王君瑞(中国电源学会会员)，李 进，季长江，朱旭强，王 铭
(北方民族大学电气信息工程学院，银川 750000)

摘要：准确估算锂离子电池的荷电状态 SOC(state of charge)和健康状态 SOH(state of health)对提升电池管理系统 BMS(battery management system)的性能具有重要意义。为解决无迹卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)算法估算锂离子电池 SOC 存在的精度低的问题，基于 UKF 算法提出一种考虑电池老化的双多新息自适应无迹卡尔曼滤波 DMIAUKF(double-multi-new information adaptive UKF)算法。该算法采用 2 个多新息自适应无迹卡尔曼滤波器 MIAUKF(multi-new information adaptive UKF)同时对电池的 SOC 和 SOH 进行估算。以三元锂电池为研究对象，在混合脉冲功率特性 HPPC(hybrid pulse power characteristic)实验工况下，使用离线参数辨识方法对二阶 RC 等效电路模型参数进行辨识。实验结果表明，DMIAUKF 算法在恒流放电工况和 HPPC 工况下对锂离子电池 SOC 与 SOH 的估算精度均较高。

关键词：荷电状态；健康状态；无迹卡尔曼滤波；自适应滤波；多新息辨识理论

Joint Estimation of SOC and SOH of Lithium-ion Battery Based on DMIAUKF Algorithm

WANG Junrui, *Member*, *CPSS*, LI Jin, JI Changjiang, ZHU Xuqiang, WANG Ming
(School of Electrical and Information Engineering, North Minzu University, Yinchuan 750000, China)

Abstract: Accurate estimation of state of charge (SOC) and state of health (SOH) of lithium-ion batteries is of great significance in improving the performance of battery management system (BMS). In order to solve the problem that the unscented Kalman filter (UKF) algorithm has low accuracy in estimating the SOC of lithium-ion batteries, a double-multi-new information adaptive UKF (DMIAUKF) algorithm considering battery aging is proposed based on the UKF algorithm. The algorithm uses two multi-new information adaptive unscented Kalman filters (MIAUKF) to simultaneously estimate the SOC and SOH of the battery. Taking the ternary lithium-ion battery as the experimental research object, under the hybrid pulse power characteristic (HPPC) condition, the offline parameter identification method is used to identify the parameters of the second-order RC equivalent circuit model. The experimental results show that the DMIAUKF algorithm achieves high accuracy in estimating the SOC and SOH of lithium-ion batteries under constant-current discharge and HPPC conditions.

Keywords: State of charge (SOC); state of health (SOH); unscented Kalman filter (UKF); adaptive filter; multiple information identification theory

锂离子电池因能量密度大、质量轻、使用寿命长等优点，被广泛运用于电动汽车等行业中[1]。电动汽车安全运行的关键在于电池管理系统 BMS (battery management system)能否正常工作[2]，而锂离子电池荷电状态 SOC(state of charge)和健康状态 SOH (state of health)是 BMS 中的重要参数。SOC 表示电池剩余可用电量，对其进行准确估算关系到电动汽车的电池安全管理、充放电控制、整车能量管理等功能的正常运行[3]。SOH 是表征电池老化的

收稿日期：2024-10-16；**修回日期**：2025-01-01；**录用日期**：2025-02-15；**网络首发日期**：2025-03-28
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52167004)
This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 52167004

重要参数，电池老化一般会体现在内阻变大、耗电加快、电池鼓包等方面。对 SOH 的准确估算可以使电池得到合理使用，避免老化故障对电动汽车的安全运行产生影响[4]。

目前，国内外针对电池 SOC 估算的方法逐渐增多，但总体分为 2 类：一类无需建立模型，如安时积分法、开路电压 OCV(open circuit voltage)法；另一类需要建立相对应的模型，如神经网络法、扩展卡尔曼滤波法等，但这些方法均有不足之处。OCV 法只需测量电池长时间静置的 OCV，试验方法简单，且精度较高，但无法实时估算 SOC。安时积分法虽然能够满足 SOC 估算的实时性需求，但在 SOC 初始值确定方面存在较大问题，且随着电池的不断运行，误差也会不断累积增大，导致 SOC 的估算精度下降。神经网络法在估算 SOC 方面具有较高的精度[5]，但仍具有一定的局限性。该方法虽然需要精确的训练数据来构建模型，而且在计算过程中涉及大量的数据处理，导致算法复杂度较高，在线实时估算 SOC 难度较大[6]。扩展卡尔曼滤波算法虽然可以在线实时估算 SOC[7]，还可在无法获取 SOC 初值的情况下收敛到 SOC 真实值附近，但易受系统噪声的干扰。文献[8]提出了平方根无迹卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)算法，该算法使用协方差的平方根代替协方差，解决了协方差计算中的散度问题；文献[9]提出一种基于扩展卡尔曼滤波和不同时间尺度的 UKF 在线识别锂离子电池模型参数和 SOC 估算方法，解决了时变模型参数导致 SOC 估算不准确的问题；文献[10]使用多新息 UKF 算法估算电池 SOC，充分利用多时刻新息信息减少误差积累，提高算法的追踪能力。

国内外常用的 SOH 估算方法有定义法、数据驱动法、自适应滤波法。根据定义法：文献[11]针对锂离子电池 SOH 估算问题，提出一种基于麻雀搜索算法 SSA(sparrow search algorithm)优化长短期记忆 LSTM(long short-term memory)网络的方法，该方法提取充电电压概率密度函数 PDF (probability density function)曲线峰值处的峰度作为一种新的健康指标，输入 SOH 估算模型，以实现对电池 SOH 的准确估算；文献[12]通过建立的门控循环单元−反向传播 GRU-BP (gated recurrent unit- back propagation)模型，实现了由部分充电数据得到完整的充电曲线，继而在完整曲线中提取能够有效表征电池老化程度的特征，进行 SOH 估算；文 献[13]将特征工程挖掘与容量退化相关的较高温度变化率作为时间卷积网络 TCN(temporal convo- lutional network)的输入，SOH 为输出，建立 TCN 模型，完成对 SOH 的估算。

经过上述分析可知，当前研究多为单独估算锂离子电池 SOC 或 SOH，联合估算的研究较少。因此，本文提出同时估算锂离子电池 SOC 和 SOH 的双多新息自适应无迹卡尔曼滤波 DMIAUKF(double-multi-new information adaptive UKF)算法，通过结合 2 个多新息自适应无迹卡尔曼滤波器 MIAUKF(multi-new information adaptive UKF)实时估算模型中的参数。实验验证了所提算法的精确性。

1 锂离子电池等效电路模型及参数辨识

1.1 锂离子电池等效电路模型

锂离子电池等效电路模型所含电路参数较少，有效简化了模型参数识别过程，大幅降低了参数辨识难度，且具有较高的精度。其中，二阶 RC 等效电路模型不仅能够较好地捕获电池内部电阻，还能更好地描述电池的动态行为。因此，本文使用图 1 所示的二阶 RC 等效电路模型来描述电池内部特性。图中：U_{OC} 为电池 OCV；I 为电流；R_1、R_2

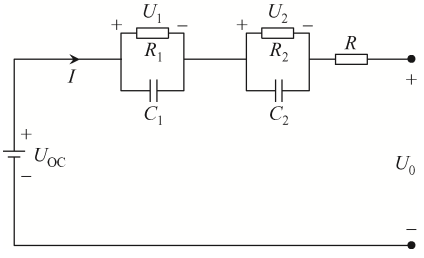


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Second-order RC equivalent circuit model

分别为电化学极化电阻、浓差极化电阻；C_1、C_2 分别为电化学极化电容、浓差极化电容；U_1 为 R_1 和 C_1 两端电压；U_2 为 R_2 和 C_2 两端电压；R 为欧姆内阻；U_0 为电池端电压。

针对图 1 的二阶 RC 等效电路模型，将电池的 SOC、U_1、U_2 作为系统的状态变量，I 为输入量，U_0 为输出量，根据电路模型中的关系，可得状态方程为

$$\begin{cases} U_0 = U_{\mathrm{OC}} - U_1 - U_2 - IR \\ U_1 = IR_1 - C_1R_1\dfrac{\mathrm{d}U_1}{\mathrm{d}t} \\ U_2 = IR_2 - C_2R_2\dfrac{\mathrm{d}U_2}{\mathrm{d}t} \end{cases} \tag{1}$$

1.2 OCV 与 SOC 对应关系

锂离子电池的 OCV 与 SOC 之间存在唯一且稳定的非线性映射关系[14]，是 SOC 估算的重要依据。本文将各 SOC 测试点静置 0.5 h 后测得的电压作为当前 SOC 的 OCV，测量 0.1 至 1.0 共 10 个 SOC 点对应的 OCV，并组成离散数据点集进行多项式拟合，拟合结果即为 OCV 与 SOC 的函数关系。拟合函数关系式为

$$\begin{aligned} U_{\mathrm{OC}} = {} & -32.142\,9S_{\mathrm{SOC}}^7 + 134.083\,3S_{\mathrm{SOC}}^6 - \\ & 220.258\,3S_{\mathrm{SOC}}^5 + 178.529\,8S_{\mathrm{SOC}}^4 - \\ & 72.176\,1S_{\mathrm{SOC}}^3 + 12.818\,9S_{\mathrm{SOC}}^2 - \\ & 0.116\,3S_{\mathrm{SOC}} + 3.447\,8 \end{aligned} \tag{2}$$

拟合 OCV-SOC 的曲线，如图 2 所示，其中，*为 0.1 至 1.0 共 10 个预设的 SOC 点对应的 OCV 数据点。

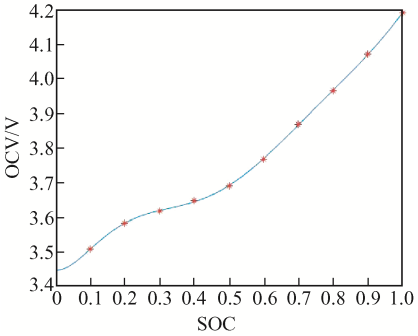


图 2　OCV-SOC 拟合曲线

Fig. 2 Fitting curve of OCV-SOC

1.3 等效电路模型参数辨识

本节主要对图 1 中的 5 个参数 R、R_1、R_2、C_1、C_2 进行不同 SOC 点的参数辨识，采用的方法为 MATLAB 中的最小二乘法[15]，辨识过程的数据来源于电池在电流脉冲作用下的端电压变化。单个周期脉冲放电过程的电压响应曲线如图 3 所示，其中 AB 段电压的突降与 CD 段电压的突升是由欧姆内阻引起的。分别求取 AB、CD 2 段电压对应的欧姆内阻，再取平均值，具体表达式为

$$R = \frac{(U_A - U_B) + (U_D - U_C)}{2I} \tag{3}$$

式中：U_A 为放电脉冲加载前的端电压；U_B 为放电脉冲加载瞬间电压突降时的瞬时端电压；U_C 为放电脉冲结束瞬间电压回升前的瞬时端电压；U_D 为放电脉冲结束后电压突升时瞬时端电压。

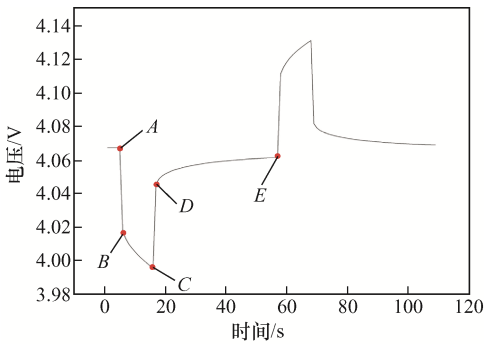


图 3　单个周期脉冲放电过程的电压响应曲线

Fig. 3 Voltage response curve of a single cycle pulse discharge process

当电池放电结束静置时，电路中的电流为 0，DE 段端电压状态表达式为

$$U_0 = U_{\mathrm{OC}} - U_1\mathrm{e}^{-t/R_1C_1} - U_2\mathrm{e}^{-t/R_2C_2} \tag{4}$$

令 τ_1=R_1C_1、τ_2=R_2C_2、U_1=IR_1、U_2=IR_2，将其代入式(4)可得

$$U_0 = U_{\mathrm{OC}} - IR_1\mathrm{e}^{-t/\tau_1} - IR_2\mathrm{e}^{-t/\tau_2} \tag{5}$$

BC 段电压状态表达式为

$$U_0 = U_{\mathrm{OC}} - IR - IR_1(1-\mathrm{e}^{-t/\tau_1}) - IR_2(1-\mathrm{e}^{-t/\tau_2}) \tag{6}$$

联立式(4)~式(6)可得 R_1、R_2、C_1、C_2。不同 SOC 点的计算方法一致，具体辨识结果见表 1。

表 1 模型参数辨识结果

Tab. 1 Identification results of model parameters

参数	SOC								
	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
R/Ω	0.026 2	0.024 8	0.024 9	0.024 5	0.024 4	0.025 4	0.024 6	0.024 8	0.025 0
R_1/Ω	0.0424 2	0.029 13	0.026 34	0.021 60	0.025 73	0.044 25	0.054 87	0.045 64	0.032 82
R_2/Ω	0.007 345	0.005 944	0.004 846	0.005 040	0.005 064	0.007 279	0.006 376	0.005 012	0.006 276
C_1/F	1 454.73	1 944.04	1 951.78	2 139.81	1 968.13	1 470.28	1 118.09	1 075.81	1 446.37
C_2/F	513.27	704.74	850.18	801.58	797.59	532.90	595.82	763.76	598.78

2 锂离子电池 SOC 和 SOH 联合估算

2.1 UKF 算法

UKF 算法将无迹变换 UT(unscented transform)与卡尔曼滤波算法相结合，首先通过 UT 对系统状态进行采样，生成一组对应权重的 Sigma 点；然后将全部 Sigma 点代入状态方程完成时间域传播，得到先验状态 Sigma 点集，再将其代入观测方程得到观测预测 Sigma 点集；最后结合各 Sigma 点的权重计算状态先验估算与观测预测值，利用实际观测值与预测值的残差对状态估算进行迭代修正，得到最优状态估算结果。具体步骤如下。

步骤 1 计算均值权值和协方差权值。计算式为

$$\begin{cases}\omega_{\mathrm{m}}^{i}=\begin{cases}\dfrac{\lambda}{n+\lambda} & i=0\\ 1/[2(n+\lambda)] & i=1\sim 2n\end{cases}\\ \omega_{\mathrm{c}}^{i}=\begin{cases}\dfrac{\lambda}{n+\lambda}+(1-\alpha^2+\beta) & i=0\\ 1/[2(n+\lambda)] & i=1\sim 2n\end{cases}\\ \lambda=\alpha^2(n+k)-n\end{cases} \tag{7}$$

式中：ω_{m}为均值权值；λ 为无迹变换的尺度因子；n 为状态向量维数；i 为采样点序号；ω_{c}为协方差权值；α 为采样点分布控制系数，用于控制采样点的分布；β 为状态分布参数；k 为离散时间步长。本文中 n=3，α=0.01，β=2，k=0。

步骤 2 设置状态变量初值 $\hat{\boldsymbol{x}}_0$ 与协方差初值 $\boldsymbol{P}_0$。计算式为

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{x}}_0=E(\boldsymbol{x}_0)\\ \boldsymbol{P}_0=E[(\boldsymbol{x}-\hat{\boldsymbol{x}}_0)(\boldsymbol{x}-\hat{\boldsymbol{x}}_0)^{\mathrm{T}}]\end{cases} \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{x}_0$为系统初始状态向量；$E(\cdot)$为数学期望算子；$\boldsymbol{x}$ 为系统真实状态向量。

步骤 3 计算 Sigma 点。计算式为

$$\boldsymbol{x}_{k-1}^{i}=\begin{cases}\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1} & i=0\\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}+(\sqrt{(n+\lambda)\boldsymbol{P}})_i & i=1\sim n\\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}-(\sqrt{(n+\lambda)\boldsymbol{P}})_i & i=n+1\sim 2n_i\end{cases} \tag{9}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{x}}_{k-1}$为 k–1 时刻的状态后验估算；$\boldsymbol{x}_{k-1}^{i}$为 k–1 时刻生成的第 i 个 Sigma 采样点；$\boldsymbol{P}$ 为状态估算的协方差矩阵；$(\sqrt{(n+\lambda)\boldsymbol{P}})_i$ 为矩阵$(n+\lambda)\boldsymbol{P}$ 经 Cholesky 分解得到的矩阵平方根的第 i 列向量。

步骤 4 Sigma 点代入非线性状态方程完成传播，得到先验 Sigma 点。具体表达式为

$$\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{i}=f(\boldsymbol{x}_{k-1}^{i},\boldsymbol{u}_{k-1}) \tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{i}$为经状态方程传播后得到的第 i 个先验 Sigma 点；$\boldsymbol{u}_{k-1}$为 k–1 时刻的系统输入向量；$f(\cdot)$为系统的非线性状态转移函数。

步骤 5 根据 UT 的统计特性传递原理，将步骤 4 中经非线性状态方程传播得到的全部先验 Sigma 点，按其对应的均值权值进行加权求和，即可得到 $\boldsymbol{x}$ 的估算值均值。具体表达式为

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}=\sum_{i=0}^{2n}\omega_{\mathrm{m}}^{i}\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{i} \tag{11}$$

式中，$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}$为 k 时刻系统状态的一步先验估算均值。

步骤 6 更新协方差矩阵 $\boldsymbol{P}$。更新式为

$$\boldsymbol{P}=\sum_{i=0}^{2n}\omega_{\mathrm{c}}^{i}(\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{i}-\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})(\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{i}-\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_k \tag{12}$$

式中，$\boldsymbol{Q}_k$为 k 时刻系统的过程噪声协方差矩阵。该步骤仅依据状态方程与过程噪声递推得到状态先

验协方差，暂未融入当前时刻的观测信息。

步骤 7 计算估算值均值 Sigma 点。计算式为

$$\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{i}=\begin{cases}\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} & i=0\\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}+(\sqrt{(n+\lambda)\boldsymbol{P}})_i & i=1\sim n\\ \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}-(\sqrt{(n+\lambda)\boldsymbol{P}})_i & i=n+1\sim 2n\end{cases} \tag{13}$$

步骤 8 将 Sigma 点代入系统观测方程，得到系统观测值。具体表达式为

$$\boldsymbol{Y}_{k|k-1}^{i}=g(\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{i},\boldsymbol{u}_{k-1})+\boldsymbol{v}_{k-1} \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{Y}_{k|k-1}^{i}$为系统观测值；$g(\cdot)$为系统的非线性观测转移函数；$\boldsymbol{v}_{k-1}$为 k–1 时刻的观测噪声向量。

步骤 9 使用加权求和得到观测变量的均值与协方差。具体表达式为

$$\overline{\boldsymbol{y}}_{k|k-1}=\sum_{i=0}^{2n}\omega_{\mathrm{m}}^{i}\boldsymbol{Y}_{k|k-1}^{i} \tag{15}$$

$$\boldsymbol{P}_{yy,k|k-1}=\sum_{i=0}^{2n}\omega_{\mathrm{c}}^{i}(\boldsymbol{Y}_{k|k-1}^{i}-\overline{\boldsymbol{y}}_{k|k-1})(\boldsymbol{Y}_{k|k-1}^{i}-\overline{\boldsymbol{y}}_{k|k-1})^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_0 \tag{16}$$

式中：$\overline{\boldsymbol{y}}_{k|k-1}$为观测变量的一步先验预测均值；$\boldsymbol{P}_{yy,k|k-1}$为观测变量的预测协方差矩阵；$\boldsymbol{R}_0$为 k 时刻系统的观测噪声协方差矩阵。

步骤 10 计算状态变量与观测变量的联合协方差 $\boldsymbol{P}_{xy,k|k-1}$。计算式为

$$\boldsymbol{P}_{xy,k|k-1}=\sum_{i=0}^{2n}\omega_{\mathrm{c}}^{i}(\boldsymbol{x}_{k|k-1}^{i}-\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1})(\boldsymbol{Y}_{k|k-1}^{i}-\overline{\boldsymbol{y}}_{k|k-1})^{\mathrm{T}} \tag{17}$$

步骤 11 更新卡尔曼增益 $\boldsymbol{K}_k$。更新式为

$$\boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_{xy,k|k-1}(\boldsymbol{P}_{yy,k|k-1})^{-1} \tag{18}$$

步骤 12 计算新息 $\boldsymbol{e}_k$。计算式为

$$\boldsymbol{e}_k=\boldsymbol{y}_k-\overline{\boldsymbol{y}}_{k|k-1} \tag{19}$$

式中，$\boldsymbol{y}_k$为 k 时刻的系统实际量测观测值。

步骤 13 更新状态变量 $\boldsymbol{x}_k$。更新式为

$$\boldsymbol{x}_k=\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}+\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{e}_k \tag{20}$$

步骤 14 更新协方差矩阵 $\boldsymbol{P}_k$。更新式为

$$\boldsymbol{P}_k=\boldsymbol{P}_{xx,k|k-1}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{P}_{yy,k|k-1}\boldsymbol{K}_k^{\mathrm{T}} \tag{21}$$

式(21)利用当前时刻的实测观测值对先验协方差进行修正，得到精度更高的状态后验协方差。

不断循环执行步骤 1~步骤 14，即可使估算值不断逼近真实值。

2.2 自适应无迹卡尔曼滤波算法

使用 UKF 算法进行估算时，通常会将测量误差与系统噪声的协方差设置为定值，随着算法的不断循环执行会使误差不断累积，甚至导致不收敛。因此，本文在 UKF 的基础上引入自适应噪声调节机制，构建自适应无迹卡尔曼滤波 AUKF(adaptive UKF)算法，通过对系统噪声协方差进行在线实时修正，提升滤波的估算精度与收敛稳定性。将自适应噪声调节模块式添加到式(21)后，可得到 AUKF 算法表达式，具体为

$$\boldsymbol{H}_k=\frac{1}{S}\sum_{i=k-S+1}^{k}\boldsymbol{e}_i(\boldsymbol{e}_i)^{\mathrm{T}} \tag{22}$$

$$\boldsymbol{Q}_k=\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k(\boldsymbol{K}_k)^{\mathrm{T}} \tag{23}$$

$$\boldsymbol{R}_k=\boldsymbol{H}_k+\sum_{i=0}^{2n}\omega_{\mathrm{c}}^{i}(\boldsymbol{Y}_{k|k-1}^{i}-\overline{\boldsymbol{y}}_{k|k-1})(\boldsymbol{Y}_{k|k-1}^{i}-\overline{\boldsymbol{y}}_{k|k-1})^{\mathrm{T}} \tag{24}$$

式中：$\boldsymbol{H}_k$为 k 时刻基于滑动窗口估算的新息协方差矩阵；$\boldsymbol{R}_k$表示 k 时刻自适应观测噪声协方差矩阵；S 为滑动窗口长度，本文 S=3。

2.3 多新息自适应无迹卡尔曼滤波算法

MIAUKF 算法充分利用多时刻新息估算状态变量，使得算法估算的结果更加精确。定义多新息矩阵 $\boldsymbol{E}_{h,k}$ 为

$$\boldsymbol{E}_{h,k}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{e}_k\\ \boldsymbol{e}_{k-1}\\ \vdots\\ \boldsymbol{e}_{k-h+1}\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{y}_k-\overline{\boldsymbol{y}}_k\\ \boldsymbol{y}_{k-1}-\overline{\boldsymbol{y}}_{k-1}\\ \vdots\\ \boldsymbol{y}_{k-h+1}-\overline{\boldsymbol{y}}_{k-h+1}\end{bmatrix} \tag{25}$$

式中，h 为新息长度。同时把卡尔曼滤波增益 $\boldsymbol{K}_k$ 扩展为增益矩阵 $\boldsymbol{K}_{h,k}$，具体为

$$\boldsymbol{K}_{h,k}=[\boldsymbol{K}_k\quad\boldsymbol{K}_{k-1}\quad\cdots\quad\boldsymbol{K}_{k-h+1}] \tag{26}$$

本算法在 AUKF 算法的基础上进行 3 处调整：在新息计算步骤(式(19))之后新增多新息矩阵的构造步骤(式(25))；在卡尔曼增益计算步骤(式(18))之后新增增益矩阵的扩展步骤(式(26))；将原状态更新方程式(20)替换为多新息状态更新方程式，具体为

$$\boldsymbol{x}_k=\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1}+\boldsymbol{K}_{h,k}\boldsymbol{E}_{p,k} \tag{27}$$

式中，$\boldsymbol{E}_{p,k}$ 为 k 时刻用于状态修正的多新息投影向量。最终实现 MIAUKF 算的状态估算更新。

2.4 DMIAUKF 算法估算锂离子电池 SOC 和 SOH

使用 DMIAUKF 算法对电池的 SOC 与 SOH 进行估算时，精确的电池参数及准确的 SOC 不可或缺。该算法使用 2 个 MIAUKF：MIAUKF1 和 MIAUKF2，分别用于 SOC 与容量的估算。MIAUKF1 计算所得的 SOC 作为已知参数，辅助 MIAUKF2 计算容量；MIAUKF2 计算出的容量同样作为已知参数，用于 MIAUKF1 计算 SOC。两者相互配合，形成迭代计算流程，持续更新状态信息。

2.4.1 锂离子电池 SOH 估算

根据定义法，SOH 可定义为最大可用容量与标称容量的比值，具体估算公式为

$$\begin{cases} C(k+1)=C(k)+\boldsymbol{r}_k \\ U(k)=U_{\mathrm{OC}}(k)-U_1(k)-U_2(k)-I(k)R_0(k)+\boldsymbol{e}_k \\ S_{\mathrm{SOH}}=\dfrac{C_{\mathrm{current,max}}}{C_{\mathrm{N}}}\times 100\% \end{cases} \tag{28}$$

式中：$\boldsymbol{r}_k$ 为容量更新的过程噪声；$C_{\mathrm{current,max}}$ 为当前可用的电池最大容量；C_{N} 为电池的标称容量；$\boldsymbol{e}_k$ 为观测噪声。根据式(28)即可实时估算锂离子电池 SOH。

2.4.2 锂离子电池 SOC 估算

电池 SOC 估算的状态方程和观测方程离散后为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} S_{\mathrm{SOC}}(k) \\ U_1(k) \\ U_2(k) \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \mathrm{e}^{\frac{t}{\tau_1(k)}} & 0 \\ 0 & 0 & \mathrm{e}^{\frac{t}{\tau_2(k)}} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} S_{\mathrm{SOC}}(k-1) \\ U_1(k-1) \\ U_2(k-1) \end{bmatrix}+ \\ \qquad \begin{bmatrix} -t/Q_{\mathrm{n}} \\ R_1(k)(1-\mathrm{e}^{\frac{t}{\tau_1(k)}}) \\ R_2(k)(1-\mathrm{e}^{\frac{t}{\tau_2(k)}}) \end{bmatrix} I(k-1)+\boldsymbol{w}_k \\ U(k)=U_{\mathrm{OC}}(k)-U_1(k)-U_2(k)-I(k)R_0(k)+\boldsymbol{v}_k \end{cases} \tag{29}$$

式中：t 为采样间隔时间，本文中 t=1 s；Q_{n} 为电池容量；$\boldsymbol{w}_k$、$\boldsymbol{v}_k$ 分别为过程高斯、测量高斯白噪声。

3 实验验证与结果分析

3.1 实验验证

为验证所建立等效电路模型与 DMIAUKF 算法的精确性，对锂离子电池进行放电实验。实验选择型号为 CT-4008T-5V6A 的锂离子电池充放电平台，型号为 INR18650-20R 的锂离子电池。图 4 为混合脉冲功率特性 HPPC(hybrid pulse power characteristic)工况下的端电压估算值与真实值对比，图 5 为端电压估算误差。

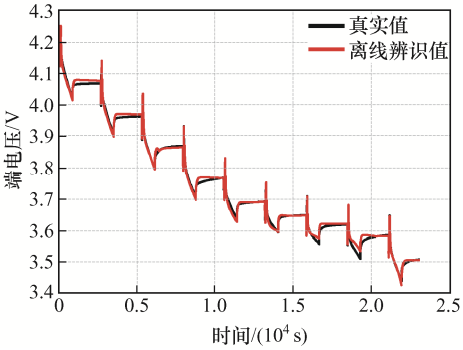


图 4 HPPC 工况下的端电压估算值与真实值对比

Fig. 4 Comparison between estimated and measured terminal voltage under HPPC condition

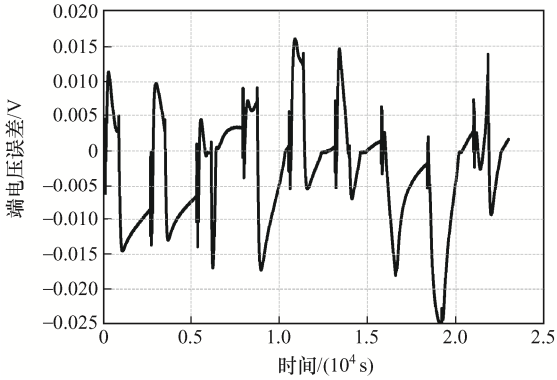


图 5 HPPC 工况下端电压估算误差曲线

Fig. 5 Terminal voltage estimation error curve under HPPC condition

由图 5 可知，端电压最大误差绝对值为 0.025 V，且误差基本维持在 0.020 V 以内，这验证了二阶 RC 等效电路模型的可行性，且能够模拟电池的内部特性，可以作为估算电池 SOC 的模型。HPPC 工况下的电流曲线如图 6 所示。

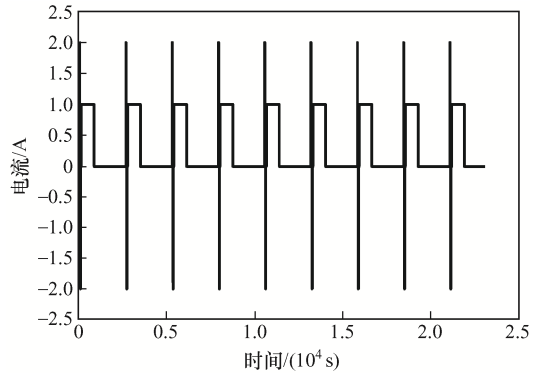


图 6　HPPC 工况下的电流曲线

Fig. 6 Current curve under HPPC condition

3.2　算法验证

分别在恒流放电工况与 HPPC 工况下对本文所提算法进行验证分析，选取参数为离线参数辨识的结果。为验证 DMIAUKF 算法估算锂离子电池 SOC 的精确性，本文同时引入 UKF 和 MIAUKF 算法作为对比组，对锂离子电池 SOC 进行估算。

3.2.1　鲁棒性验证

在实际工程应用中，由于精确的初始 SOC 难以获取，这可能会对电池 SOC 的估算精度产生不利影响。为验证 DMIAUKF 算法在初始 SOC 与真实值存在偏差时的收敛性能，分别将 SOC 初始值设定为 0.2、0.5 和 0.8，以此模拟不同情况下的初始值误差，并进行仿真测试实验。不同初始值下的 SOC 估算曲线如图 7 所示。

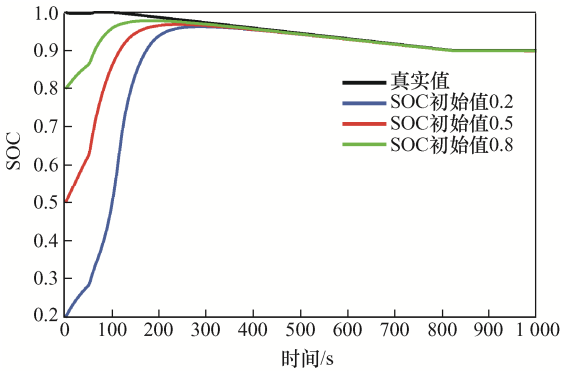


图 7　不同初始值 SOC 仿真对比

Fig. 7 Comparison of SOC simulations with different initial values

3.2.2　HPPC 工况下仿真分析

为证明 DMIAUKF 算法联合估算锂离子电池 SOC 和 SOH 的精确性，进行相关实验。SOC 估算仿真结果和误差分别如图 8、图 9 所示。

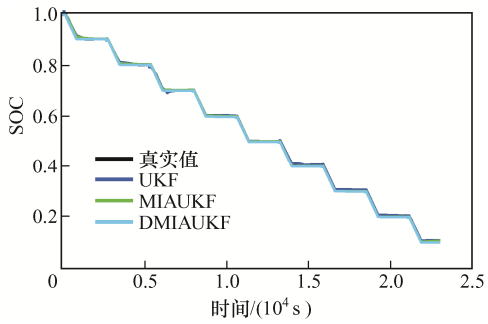


图 8　HPPC 工况下的 SOC 估算结果曲线

Fig. 8 Estimation result curves of SOC under HPPC condition

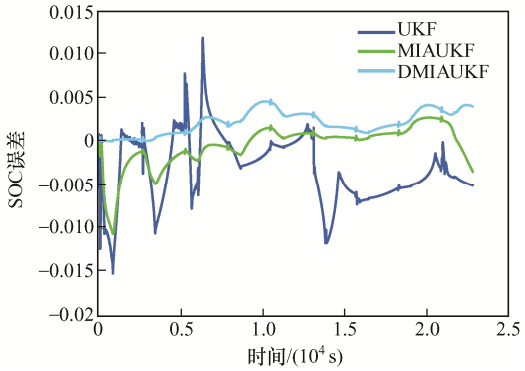


图 9　SOC 估算误差曲线

Fig. 9 Estimation error curves of SOC

从图 8 和图 9 可以看出，UKF、MIAUKF 和 DMIAUKF 3 种算法均可估算出电池 SOC。UKF 算法 SOC 估算最大误差为 1.5%，平均绝对误差 MAE(mean absolute error)为 0.42%；MIAUKF 算法 SOC 估算最大误差为 1.1%，MAE 为 0.29%；DMIA UKF 算法 SOC 估算最大误差为 0.5%，MAE 为 0.20%；验证了 DMIAUKF 对电池 SOC 的估算精度更高。

本文使用额定容量为 2 A·h 的全新电池，并将电池容量的参考值设为 2 A·h，电池 SOH 的参考值设为 1。在 HPPC 工况下，电池容量与 SOC 的估算曲线分别如图 10 和图 11 所示。可以看出，DMIAUKF 算法估算出的电池容量与参考值相比，电池最大可用容量估算最大误差为 1.5%，MAE 为 0.54%，误差较小，可以反映当前电池的容量。由式(29)可得，SOH 估算最大误差为 1.5%，MAE 为

0.54%，表明 DMIAUKF 算法能够准确估算电池的 SOH。

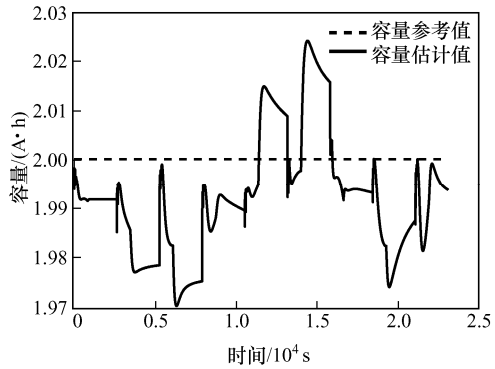


图 10 HPPC 工况下的容量估算曲线

Fig. 10 Estimation curve of capacity under HPPC condition

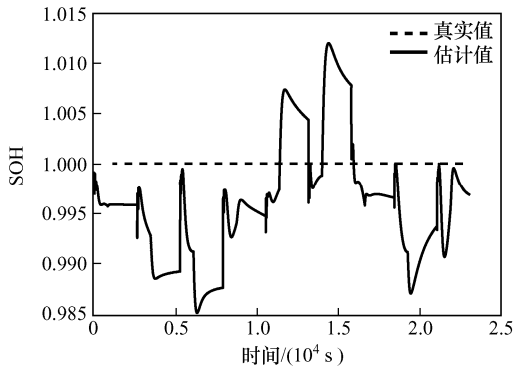


图 11 HPPC 工况下的 SOH 估算曲线

Fig. 11 Estimation curves of SOH under HPPC condition

3.2.3 恒流放电工况仿真分析

恒流放电工况下，电池以 0.5C 进行恒流放电。锂离子电池 SOC 的估算结果曲线与估算误差曲线分别如图 12 和图 13 所示，电池容量与 SOH 的估算曲线分别如图 14 和图 15 所示。

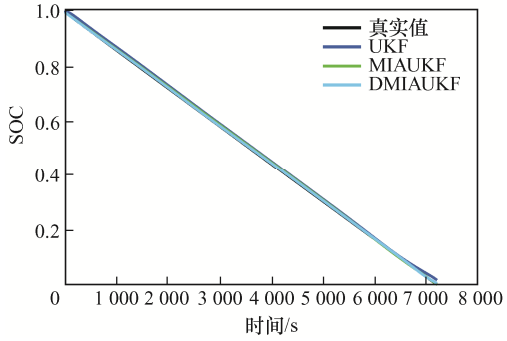


图 12 恒流放电工况下的 SOC 估算结果曲线

Fig. 12 Estimation result curves of SOC under constant-current discharge condition

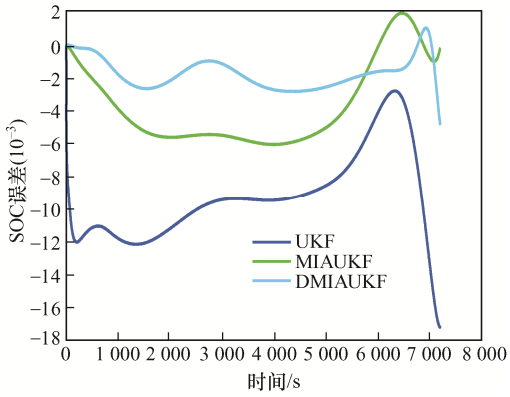


图 13 SOC 估算误差曲线

Fig. 13 Estimation error curves of SOC

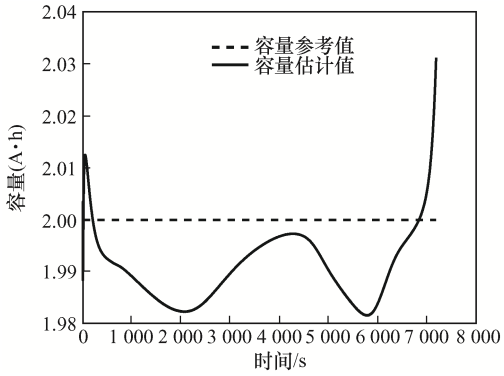


图 14 恒流放电工况下的容量估算曲线

Fig. 14 Estimation curve of capacity under constant-current discharge condition

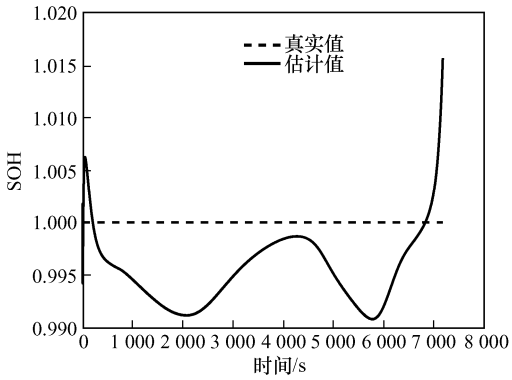


图 15 恒流放电工况下的 SOH 估算曲线

Fig. 15 Estimation curve of SOH under constant-current discharge condition

从图 12 和图 13 可以看出，在恒流放电工况下，UKF 算法 SOC 估算最大误差为 1.7%，MAE 为 0.92%；MIAUKF 算法 SOC 估算最大误差为 0.6%，MAE 为 0.18%；DMIAUKF 算法 SOC 估算最大误差为 0.5%，MAE 为 0.09%。在放电后期 SOC 误差

突然偏大的原因是，电池持续放电过程中，内部温度不断升高，使得 OCV 不满足当前温度所对应的 SOC，进而造成 SOC 估算误差偏大。

从图 14 和图 15 可以看出，DMIAUKF 算法在估算 SOH 时具有较高的精度，在恒流放电工况下，电池容量估算最大误差为 2.0%，MAE 为 1.05%。由式(29)可得，SOH 估算最大误差为 2.0%，MAE 为 1.05%，符合国家对 SOH 估算误差的规定，可以实时估算 SOH。

4　结语

本文为解决传统 UKF 算法 SOC 估算精度较低的问题，在二阶 RC 等效电路模型的基础上，提出考虑电池老化的 DMIAUKF 算法。通过 HPPC 工况对等效电路模型进行参数辨识，继而验证了算法的鲁棒性，并在 HPPC 工况和恒流放电工况下进行试验。实验结果表明，DMIAUKF 算法与 UKF 和 MIAUKF 算法相比，在初值准确的情况下，对电池 SOC 估算的精确性更高，并且可以实时估算电池 SOH。在 HPPC 工况下，DMIAUKF 算法估算电池 SOC 的最大误差为 0.5%，MAE 为 0.20%；估算电池 SOH 的最大误差为 1.5%，MAE 为 0.54%；在恒流放电工况下，DMIAUKF 算法估算电池 SOC 的最大误差为 0.6%，MAE 为 0.09%；估算电池 SOH 的最大误差为 2.0%左右，MAE 为 0.15%，符合国家规定的标准。

参考文献：

[1] Khan H, Liu Weili, Khan I, et al. Recent advances in energy usage and environmental degradation: Does quality institutions matter? A worldwide evidence [J]. Energy Reports, 2021, 7: 1091-1103.

[2] Aftab S, Ahmed A, Ali Chandio A, et al. Modeling the nexus between carbon emissions, energy consumption, and economic progress in Pakistan: Evidence from cointegration and causality analysis [J]. Energy Reports, 2021, 7: 4642-4658.

[3] 杨华磊, 杨敏. 碳达峰碳中和: 中国式现代化的能源转型之路[J]. 经济问题, 2024(3): 1-7.
Yang Hualei, Yang Min. Peak carbon emission and carbon neutrality: China’s path to energy transition in modernization [J]. On Economic Problems, 2024(3): 1-7. (in Chinese)

[4] Kumar R R, Bharatiraja C, Udhayakumar K, et al. Advances in batteries, battery modeling, battery management system, battery thermal management, SOC, SOH, and charge/discharge characteristics in EV applications [J]. IEEE Access, 2023, 11: 105761-105809.

[5] 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)

[6] 张帅涛, 蒋品群, 宋树祥, 等. 基于注意力机制和 CNN-LSTM 融合模型的锂电池 SOC 预测[J]. 电源学报, 2024, 22(5): 269-277.
Zhang Shuaitao, Jiang Pinqun, Song Shuxiang, et al. SOC prediction for lithium battery based on fusion model of attention mechanism and CNN-LSTM [J]. Journal of Power Supply, 2024, 22(5): 269-277. (in Chinese)

[7] Wang Qi, Gao Tian, Li Xingcan. SOC estimation of lithium-ion battery based on equivalent circuit model with variable parameters [J]. Energies, 2022, 15(16): 5829.

[8] Liu Qinghe, Yu Quanqing. The lithium battery SOC estimation on square root unscented Kalman filter [J]. Energy Reports, 2022, 8: 286-294.

[9] Xing Likun, Zhan Mingrui, Guo Min, et al. Parameter identification and SOC estimation for power battery based on multi-timescale double Kalman filter algorithm [J]. International Journal of Computational Science and Engineering, 2022, 25(6): 619.

[10] 邢丽坤, 詹明睿, 郭敏, 等. 基于 FFMILS-MIUKF 算法的锂电池 SOC 估计[J]. 电子测量技术, 2022, 45(16): 53-60.
Xing Likun, Zhan Mingrui, Guo Min, et al. SOC estimation of Lithium battery based on FFMILS-MIUKF

algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(16): 53-60. (in Chinese)

[11] 俞寅森, 朱涛, 位承君, 等. 基于 SSA-LSTM 网络模型的锂离子电池健康状态预测[J]. 化学工程, 2024, 52(12): 14-20, 57.
Yu Yinsen, Zhu Tao, Wei Chengjun, et al. State-of-health prediction of lithium-ion batteries based on SSA-LSTM network model [J]. Chemical Engineering, 2024, 52(12): 14-20, 57. (in Chinese)

[12] 钟耿钦, 王学梅, 康龙云. 基于 GRU-BP 的锂电池部分充电数据 SOH 估计[J]. 电源学报, 2026, 24(5): 139-148.
Zhong Gengqin, Wang Xuemei, Kang Longyun. SOH estimation of lithium battery partial charging data based on GRU-BP [J]. Journal of Power Supply, 2026, 24(5): 139-148. (in Chinese)

[13] Zhang Dan, Zhao Weihua, Wang Long, et al. Evaluation of the state of health of lithium-ion battery based on the temporal convolution network [J]. Frontiers in Energy Research, 2022, 10: 929235.

[14] Meng Jianwen, Boukhnifer M, Diallo D. Comparative study of lithium-ion battery open-circuit-voltage online estimation methods [J]. IET Electrical Systems in Transportation, 2020, 10(2): 162-169.

[15] Zhang Fujian, Ye Weidong, Lei Guoping, et al. Estimation of lithium battery state of charge by fusion algorithm of forgetting factor multi-innovation least squares and extended Kalman filter [J]. Sensors and Materials, 2022, 34(4): 1471.



王君瑞

作者简介：

王君瑞(1978—)，女，中国电源学会会员，通信作者，博士，教授。研究方向：新能源发电技术，微网控制以及电机控制技术。E-mail：jr09110111@163.com。

李进(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：锂离子电池能量管理。E-mail：l18726742621@163.com。

季长江(1997—)，男，硕士研究生。研究方向：锂离子电池安全管理。E-mail：j18831402576@163.com。

朱旭强(1998—)，男，硕士研究生。研究方向：新能源与电力电子技术。E-mail：13419705643@163.com。

王铭(20008—)，女，硕士研究生。研究方向：锂离子电池实时监测。E-mail：Wm134853@163.com。

(责任编辑：郭凯凯)