

DOI: 10.13234/j.issn.2095-2805.2025.2.247

中图分类号: TM912

文献标志码: A

基于阻容参数滤波优化 UKF 的锂电池 SOC 估计

胡 劲¹, 赵靖英¹, 姚帅亮², 张文煜²

(1.河北工业大学电气工程学院, 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室, 天津 300130; 2.国网冀北张家口风光储输新能源有限公司, 张家口 075000)

摘要: 锂电池荷电状态 SOC(state-of-charge)的快速精确估计, 对电池管理系统至关重要。针对卡尔曼滤波算法估计锂电池 SOC 时阻容参数缺乏合理约束的问题, 提出 1 种阻容参数滤波优化方法, 结合无迹卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)实现锂电池 SOC 估计的快速精确收敛。首先, 结合多项式建立锂电池等效电路模型; 然后, 利用带遗忘因子的递推最小二乘法获取时变和时不变的模型阻容参数, 通过设置卡尔曼增益阈值, 建立阻容参数滤波关系式, 提出阻容参数滤波优化无迹卡尔曼滤波算法, 估计锂电池 SOC; 最后, 设计混合功率脉冲特性实验、间歇恒流放电实验和动应力测试实验, 验证设计方法的收敛性和鲁棒性, SOC 最大估计误差低于 1.0%, 并给出增益阈值参考范围。

关键词: 锂电池; 荷电状态; 阻容参数; 无迹卡尔曼滤波

SOC Estimation of Lithium Battery Based on Resistance-capacitance Parameters Filtering Optimization UKF

HU Jin¹, ZHAO Jingying¹, YAO Shuailiang², ZHANG Wenyu²

(1. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, College of Electrical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; 2. State Grid Jibei Zhangjiakou Wind-PV-Storage-Transportation New Energy Co., Ltd., Zhangjiakou 075000, China)

Abstract: A fast and accurate estimation of the state-of-charge (SOC) of lithium batteries is critical for the battery management system. Aimed at the problem that the Kalman filter algorithm lacks reasonable constraints on the resistance-capacitance (RC) parameters when estimating the SOC of lithium batteries, an optimization method of RC parameters filtering is proposed, and it is combined with unscented Kalman filter (UKF) to achieve the fast and accurate convergence of lithium battery SOC estimation. First, an equivalent circuit model of lithium battery is established by combing the polynomial equation. Then, forgetting factor recursive least squares is used to obtain the time-varying and time-invariant model RC parameters. The expression of RC parameters filtering relationship is established by setting the Kalman gain threshold, and an RC optimization UKF algorithm is proposed for lithium battery SOC estimation. Finally, hybrid pulse-power characteristic experiment, intermittent constant-current discharge experiment and dynamic stress test experiment were designed to verify the convergence and robustness of the proposed algorithm. The maximum estimation error of SOC was less than 1.0%, and the reference range of gain threshold was also given.

收稿日期: 2022-06-22; 修回日期: 2022-06-29, 2022-08-27;

录用日期: 2022-09-13; 网络首发日期: 2022-12-05

基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(5137704); 河北省自然科学基金资助项目(E2019202481, E2017202284)

This work is supported by National Natural Science Foundation of China under the grant 5137704; Natural Science Foundation of Hebei Province under the grant E2019202481 and E2017202284

Keywords: Lithium battery; state-of-charge (SOC); resistance-capacitance (RC) parameters; unscented Kalman filter (UKF)

锂电池荷电状态 SOC(state-of-charge)的精确估算有助于电池管理系统制定针对电池组的均衡策略, 延长电池组寿命。国内外研究学者通过调整卡尔曼滤波算法中误差协方差初值 P_0 、噪声协方差 Q

和 R , 研究锂电池 SOC 估计方法^[1]。文献[2]利用模糊控制器调控噪声协方差, 研究扩展卡尔曼滤波 EKF(extended Kalman filter)算法, 实现 SOC 估计的快速收敛; 文献[3]利用扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波 UKF(unscented Kalman filter)循环估计电池状态量和系统参数, 实现噪声协方差 R 的迭代更新, 提高锂电池 SOC 估计精度; 文献[4]通过构建不同放电倍率下的 SOC 与电池内阻关系式, 实现变电流过程中 SOC 精确估算; 文献[5]利用 EKF 算法估计锂电池 SOC 的同时, 通过最小二乘法进行容量和误差协方差观测, 实现锂电池 SOC 的多参数联合估计; 文献[6]将神经网络和 UKF 进行结合, 设计主从滤波器分别对系统状态和噪声方差进行估计, 提升 SOC 的估计速度和精度。

同时, 文献[7-9]在锂电池模型方面进行改进, 通过提高等效电路模型精度进一步提升 SOC 估计精度; 文献[10-11]利用含遗忘因子的递推最小二乘法 FFRLS(forgetting factor recursive least squares)进行锂电池模型阻容参数在线辨识; 文献[12]利用 Huber-M 方法改进卡尔门滤波算法, 并将门控循环单元神经网络的输出量作为观测值, 提高了锂电池 SOC 估计精度和收敛速度; 文献[13]构建双扩展卡尔曼滤波方法, 并行工作估算等效模型阻容参数和进行 SOC 估计; 文献[14]提出利用循环神经网络并行工作的策略, 对电池模型容量进行实时估算, 修正模型放电倍率, 提升 SOC 估计精度; 文献[15]通过建立电池等效电路模型, 再结合神经网络的自学习能力实现老化后电池的 SOC 估计。

在 SOC 估计方法中, 阻容参数的选取影响电池状态估计。离线辨识得到的时不变阻容参数, 数值稳定, 但会降低 SOC 估计精度; 而在线辨识得到的时变阻容参数缺乏合理约束^[10], 数值受电池工况影响, 波动较大甚至发散, 影响 SOC 估计的稳定性和收敛性。

本文基于锂电池等效电路模型, 研究阻容参数的辨识方法, 通过设置增益阈值建立阻容参数的合理约束, 与 UKF 结合, 构建阻容参数滤波优化无迹卡尔曼滤波 RCO-UKF(resistance-capacitance optimization

unscented Kalman filter)算法, 实现锂电池 SOC 快速估计。首先, 进行混合功率脉冲特性 HPPC(hybrid pulse-power characteristic)实验, 根据实验数据建立电池等效模型; 然后, 进行间歇恒流放电实验和动应力测试 DST(dynamic stress test)实验, 验证 RCO-UKF 算法的收敛性及鲁棒性; 最后, 利用控制变量法, 进行不同误差协方差初值的收敛性实验, 给出增益阈值的参考区间。

1 锂电池等效电路模型建立

构建二阶 RC 模型描述锂电池充、放电特性, 如图 1 所示。其中, U_{oc} 为电池开路电压, I 为电池充、放电电流, R_L 、 C_L 分别为电化学极化电阻和极化电容, R_s 、 C_s 分别为浓差极化电阻和极化电容, U_s 、 U_L 分别为 R_s 、 R_L 端电压, U 为电池端电压, R_o 为等效内阻。

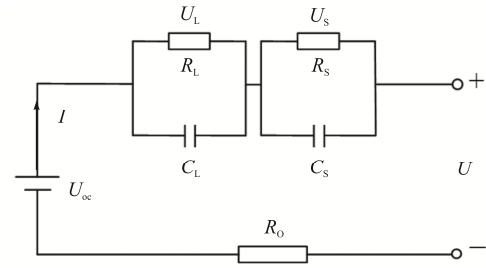


图 1 锂电池等效电路模型

Fig. 1 Equivalent circuit model of lithium battery

设置 $[\text{SOC} \ U_L \ U_s]^T$ 为锂电池性能的状态变量, 构建离散状态空间方程为

$$\begin{bmatrix} \text{SOC}_{k+1} \\ U_{S,k+1} \\ U_{L,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\Delta t/\tau_s} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\Delta t/\tau_L} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{SOC}_k \\ U_{S,k} \\ U_{L,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\Delta t/Q_c \\ R_s(1 - e^{-\Delta t/\tau_s}) \\ R_L(1 - e^{-\Delta t/\tau_L}) \end{bmatrix} I_k \quad (1)$$

$$U = U_{oc}(\text{SOC}) - U_s - U_L - R_o I(k) \quad (2)$$

式中: k 为离散时间; Δt 为采样间隔; τ_s 和 τ_L 分别为时间常数 $R_s C_s$ 和 $R_L C_L$; Q_c 为电池容量。

建立图 1 中 U_{oc} 与式(1)中 SOC 的映射关系, U_{oc} 取充电和放电阶段开路电压的均值。利用 6 阶

多项式拟合 U_{oc} -SOC 的非线性关系, 即

$$U_{oc} = a_6 \text{SOC}^6 + a_5 \text{SOC}^5 + a_4 \text{SOC}^4 + a_3 \text{SOC}^3 + a_2 \text{SOC}^2 + a_1 \text{SOC} + a_0 \quad (3)$$

式中, $a_1 \sim a_6$ 为多项式系数。

2 阻容参数辨识和滤波优化

图 1 中的阻容参数 R_o 、 R_s 、 C_s 、 R_L 、 C_L 是未知的, 在结合等效电路模型与卡尔曼滤波算法估计锂电池 SOC 之前, 需利用 FFRLS 辨识阻容参数得到具体数值, 递推式为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\theta}_k = \boldsymbol{\theta}_{k-1} + \mathbf{K}_{LS,k} (Z_k - \boldsymbol{\varphi}_{k-1}^T \boldsymbol{\theta}_{k-1}) \\ \mathbf{K}_{LS,k} = \frac{\mathbf{P}_{LS,k-1} \boldsymbol{\varphi}_{k-1}}{\lambda + \boldsymbol{\varphi}_{k-1}^T \mathbf{P}_{LS,k-1} \boldsymbol{\varphi}_{k-1}} \\ \mathbf{P}_{LS,k} = \lambda^{-1} (\mathbf{I}_e - \mathbf{K}_{LS,k} \boldsymbol{\varphi}_{k-1}^T) \mathbf{P}_{LS,k-1} \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}$ 为待定系数向量; $\mathbf{K}_{LS,k}$ 为增益矩阵; Z_k 为模型状态观测值; $\boldsymbol{\varphi}_k$ 为 $k-2$ 至 k 时刻的 I 和 U ; $\mathbf{P}_{LS,k}$ 为协方差矩阵; λ 为遗忘因子; \mathbf{I}_e 为同型单位矩阵。

FFRLS 根据输入不同, 得到时变和时不变阻容参数: 将锂电池实时工况下的电压、电流作为 FFRLS 的输入, 得到时间序列形式的时变阻容参数; 以恒定的电压、电流作为 FFRLS 的输入, 取输出时序均值, 可得到时不变阻容参数。

通常锂电池模型状态方程式(1)和式(2)由时变阻容参数或时不变阻容参数单一构成。时变阻容参数可提供较高的电池模型和 SOC 估计精度, 但数值稳定性较低; 时不变阻容参数稳定性较高, 但提供的精度较低。

综合考虑 2 种阻容参数的特性, 结合其优势设计阻容参数滤波方法, 具体实施方式如下。

(1) 定义时变阻容参数向量 $\mathbf{X}_k = [R_{o/k} \ R_{s/k} \ C_{s/k} \ R_{L/k} \ C_{L/k}]^T$ 。时变阻容参数在复杂工况下可能出现较大数值抖动、负值等情况, 为保障参数稳定性, 引入时不变阻容参数进行修正。

(2) 定义时不变阻容参数向量 $\bar{\mathbf{X}} = [R_o \ R_s \ C_s \ R_L \ C_L]^T$ 。对锂电池施加恒流激励, 以电压的零状态响应 U_{ZRS} 和零输入响应 U_{ZIR} 为依据, 通过 FFRLS 辨

识可得到 $\bar{\mathbf{X}}$ 。

$$U_{ZRS} = U_{oc} - IR_o - IR_s(1 - e^{-t/\tau_s}) - IR_L(1 - e^{-t/\tau_l}) \quad (5)$$

$$U_{ZIR} = U_{oc} - IR_s e^{-t/\tau_s} - IR_L e^{-t/\tau_l} \quad (6)$$

(3) 由于 $\bar{\mathbf{X}}$ 元素为固定数值, 受实验条件影响, 辨识结果泛化能力较低。为提高其泛化能力, 为 $\bar{\mathbf{X}}$ 添加噪声项 \mathbf{w}_g 模拟环境噪声, 定义 $\mathbf{w}_g = [w_o \ w_{rs} \ w_{cs} \ w_{rl} \ w_{cl}]^T$, 方差 $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_o \ \sigma_{rs} \ \sigma_{cs} \ \sigma_{rl} \ \sigma_{cl}]^T$ 。其中 $w_o \sim N(0, \sigma_o)$, $w_{rs} \sim N(0, \sigma_{rs})$, $w_{cs} \sim N(0, \sigma_{cs})$, $w_{rl} \sim N(0, \sigma_{rl})$, $w_{cl} \sim N(0, \sigma_{cl})$, 即 \mathbf{w}_g 各元素服从均值为 0、方差为 $\boldsymbol{\sigma}$ 对应元素的正态分布, N 表示正态分布符号。计算 $\boldsymbol{\sigma}$ 各元素值, 其表达式为

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^k (X_{k,j} - \bar{X}_j)^2}{k} \quad (7)$$

式中: σ_j 和 \bar{X}_j 分别为 $\boldsymbol{\sigma}$ 、 $\bar{\mathbf{X}}$ 的第 j 个元素; $X_{k,j}$ 为 \mathbf{X}_k 的第 j 个元素。为保证 Cholesky 分解运算的数字稳定性, 应限制向量元素 $\sigma_j \leq 0.01 \bar{X}_j$ 。

(4) 根据卡尔曼滤波算法的递推特性^[6], 卡尔曼增益 K_k 由模型状态量估计值和传感器测量值确定。当 K_k 较小时, 模型状态量估计值更接近实际值; 而 K_k 较大时, 传感器测量值更接近实际值。

本文时变阻容参数 \mathbf{X}_k 由状态量估计值获得, 因此当 K_k 较大时, \mathbf{X}_k 稳定性较差, 需利用固定的时不变阻容参数 $\bar{\mathbf{X}} + \mathbf{w}_g$ 替换 \mathbf{X}_k , 保证卡尔曼滤波算法的迭代稳定性。引入增益阈值 γ 区分 K_k 的大小, 基于采集的电池端电压和电流数据, 递推 K_k 变化趋势, 增益阈值 γ 设置与 K_k 变化趋势有关, 基于变化区间寻求 γ 的合理设置。如图 2 所示, K_k 在 45 s 附近出现第 2 峰值, 在 150 s 后趋于平稳状态, 若 K_k 第 2 峰值存在, γ 一般选取大于 K_k 平稳状态值且小于 K_k 第 2 峰值的常数; 否则 γ 取值在 K_k 平稳状态的 1.1~1.5 倍范围内, 均可保证卡尔曼滤波算法的平稳迭代。

基于阶跃函数 ε 构建阻容参数滤波关系式, 对比 K_k 和 γ 大小确定阻容参数滤波输出结果 X_a 。当 $K_k > \gamma$ 时, $X_a = \bar{\mathbf{X}} + \mathbf{w}_g$; 当 $K_k < \gamma$ 时, $X_a =$

X_k , 表达式为

$$X_a = [1 - \varepsilon(K_k - \gamma)]X_k + \varepsilon(K_k - \gamma)(\bar{X} + w_g) \quad (8)$$

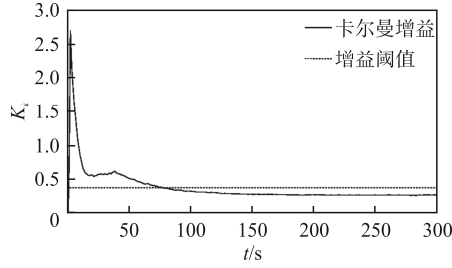


图 2 卡尔曼增益及增益阈值

Fig. 2 Kalman gain and gain threshold

(5)异常值判定。阻容参数在线辨识过程中,异常负值的出现可能导致计算结果发散,降低算法收敛性,因此设置异常值判定机制,当 X_k 输出含负数时,使 $X_a = \bar{X} + w_g$ 。

3 基于RCO-UKF的锂电池SOC估计

将上述阻容参数滤波代入UKF递推过程,构建RCO-UKF算法估计锂电池SOC。

根据锂电池输出的非线性特征,将式(1)和式(2)改写为

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, w) \quad (9)$$

$$y_k = h(x_k, u_k, v) \quad (10)$$

$$\begin{cases} w \sim N(0, Q) \\ v \sim N(0, R) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $f()$ 、 $h()$ 分别为式(1)、式(2)离散状态空间方程的函数形式; u_k 为锂电池性能的状态变量; w 和 Q 分别为系统过程噪声及其协方差; v 和 R 分别为系统测量噪声及其协方差。

根据式(9)~式(11),在UKF基础上增加阻容参数滤波模块,将递推的卡尔曼增益系数代入阻容参数滤波模块,构建卡尔曼增益闭环控制,实现阻容参数同步迭代。RCO-UKF递推过程如下。

(1)设置 $2n+1$ 个sigma点,根据式(9)中状态向量 $x_k = [\text{SOC}_k \ U_{L,k} \ U_{S,k}]^T$ 的维数, n 表示状态向量维数,取值3,则

$$\begin{cases} \chi_0 = \bar{x} \\ \chi_i = \bar{x} + \sqrt{(n + \lambda_u)P_x} & i = 1, 2, \dots, n \\ \chi_{i+n} = \bar{x} - \sqrt{(n + \lambda_u)P_x} \end{cases} \quad (12)$$

式中: \bar{x} 为SOC、 U_L 、 U_S 的均值; P_x 为状态向量的斜方差矩阵,矩阵 $\sqrt{(n + \lambda_u)P_x}$ 定义为 $(n + \lambda_u)P_x$ 经Cholesky分解后得到的平方根矩阵第 i 列; λ_u 为比例缩放因子,可表示为

$$\lambda_u = \alpha^2(n + k_i) - n \quad (13)$$

式中: α 为较小的正数; k_i 在单状态变量情况下取0,多状态变量情况下取 $3-n$,本文 $n=3$,故取 $k_i=0$ 。

(2)sigma采样点的均值权重 W_i^m 和方差权重 W_i^c 设定为

$$W_i^m = \begin{cases} \lambda_u / (n + \lambda_u) & i = 0 \\ 1 / 2(n + \lambda_u) & i \neq 0 \end{cases} \quad (14)$$

$$W_i^c = \begin{cases} \lambda_u / (n + \lambda_u) + 1 + \beta - \alpha^2 & i = 0 \\ 1 / 2(n + \lambda_u) & i \neq 0 \end{cases} \quad (15)$$

式中, β 为反应高阶状态历史信息的超参数。

(3)将 k 时刻的卡尔曼增益 K_k 输入阻容参数自适应模块,构建闭环反馈,结合式(8)计算 k 时刻的 X_a ,即

$$X_{a,k} = [1 - \varepsilon(K_k - \gamma)]X_k + \varepsilon(K_k - \gamma)(\bar{X} + w_{g,k}) \quad (16)$$

(4)优化sigma采样点的时间更新过程,将 X_a 代入式(9),得到 $k+1$ 时刻预测状态向量的均值 $x_{k+1|k}$ 和方差 $P_{k+1|k}$ 分别为

$$\begin{cases} x_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m f(\chi_i) |_{X_{a,k}} \\ P_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c \left[f(\chi_i) |_{X_{a,k}} - x_{k+1|k} \right] \cdot \left[f(\chi_i) |_{X_{a,k}} - x_{k+1|k} \right]^T + Q \end{cases} \quad (17)$$

(5)状态向量预测值的采样点更新为

$$\begin{cases} \xi_0 = x_{k+1|k} \\ \xi_i = x_{k+1|k} + \sqrt{(n + \lambda)P_{k+1|k}} & i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_{i+n} = x_{k+1|k} - \sqrt{(n + \lambda)P_{k+1|k}} \end{cases} \quad (18)$$

(6)优化sigma采样点的测量更新过程,将 X_a 代入式(10),得到 $k+1$ 时刻预测测量向量的均值

$y_{k+1|k}$ 、方差 P_{yy} 和协方差 P_{xy} 分别为

$$\begin{cases} y_{k+1|k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m h(\xi_i) |_{X_{a,k}} \\ P_{yy} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [h(\xi_i) |_{X_{a,k}} - y_{k+1|k}] \cdot [h(\xi_i) |_{X_{a,k}} - y_{k+1|k}]^T + R \\ P_{xy} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c [f(\chi_i) |_{X_{a,k}} - x_{k+1|k}] \cdot [h(\xi_i) |_{X_{a,k}} - y_{k+1|k}]^T \end{cases} \quad (19)$$

(7) 计算 $k+1$ 时刻的卡尔曼增益、状态估计和协方差矩阵, 其中 $x_{k+1} = [\text{SOC}_{k+1} \ U_{L,k+1} \ U_{S,k+1}]^T$ 。

$$\begin{cases} K_{k+1} = P_{xy} P_{yy}^{-1} \\ x_{k+1} = x_{k+1|k} + K_{k+1} (y_{k+1} - y_{k+1|k}) \\ P_{k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1} P_{yy} K_{k+1}^T \end{cases} \quad (20)$$

RCO-UKF 算法估计锂电池 SOC 的总体流程如图 3 所示。

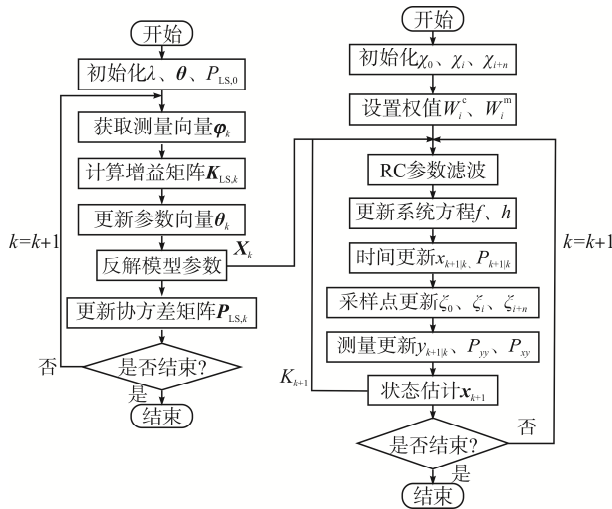


图 3 基于 RCO-UKF 的 SOC 估计

Fig. 3 SOC estimation based on RCO-UKF

4 实验设计与分析

以额定容量 $1\ 800\ \text{mA}\cdot\text{h}$ 、最高电压 $4.2\ \text{V}$ 、截止电压 $2.5\ \text{V}$ 的 18650 型三元锂电池为实验对象, 按照《Freedom CAR 电池测试手册》, 进行标准 HPPC 实验, 建立等效电路模型。设计 0.25C 倍率的间歇恒流放电实验, 按照绝对误差低于 2.0% , 验证设

计算法的收敛性; 设计 DST 实验, 验证设计算法的鲁棒性。电池测试平台如图 4 所示, 包括高性能电池检测平台(设备型号 CT-4008T-5V12A-S1)和恒温恒湿箱, 保持恒温 $26\ ^\circ\text{C}$, 采样间隔 $0.5\ \text{s}$ 。



图 4 电池测试平台

Fig. 4 Battery test platform

4.1 锂电池模型建立和数据预处理

将电池充电至最高电压 $4.2\ \text{V}$, 放电至截止电压 $2.5\ \text{V}$, 进行 HPPC 实验。分别得到放电和充电时对应的 U_{oc} -SOC 离散值, 见表 1。

表 1 U_{oc} -SOC 数据

Tab. 1 U_{oc} -SOC data

SOC/%	充电 U_{oc}/V	放电 U_{oc}/V	U_{oc} 均值/V
100	4.187 1	4.184 6	4.185 9
90	4.091 3	4.053 5	4.072 4
80	3.993 3	3.937 5	3.965 4
70	3.885 7	3.825 0	3.855 4
60	3.784 7	3.726 1	3.755 4
50	3.706 9	3.659 4	3.683 2
40	3.656 0	3.615 4	3.635 7
30	3.617 6	3.568 6	3.593 1
20	3.567 7	3.508 1	3.537 9
10	3.491 4	3.430 3	3.460 9
0	3.244 0	3.244 0	3.244 0

取 U_{oc} 均值, 利用 6 阶多项式拟合 U_{oc} -SOC 的非线性关系。根据间歇恒流放电实验数据, SOC 从 100% 至 0 以每 10% 为步长辨识得到 10 组时不变阻容参数向量, 取均值作为电池的时不变参数, 见表 2。

表 2 时不变阻容参数

Tab. 2 Time-invariant RC parameters

参数	数值
$R_o / \text{m}\Omega$	2.00
$R_s / \text{m}\Omega$	25.12
$R_L / \text{m}\Omega$	77.51
C_s / kF	0.171
C_L / kF	0.356

4.2 算法收敛性实验及分析

在 SOC 估计实验中,设置对照组与 RCO-UKF 算法进行对比,其中:对照组 1 利用时变阻容参数的 UKF 算法估计锂电池 SOC;对照组 2 利用时不变阻容参数的 UKF 算法估计锂电池 SOC。

设置锂电池放电起始 SOC 为 0.9,终止放电 SOC 为 0.6,电池端电压由实验设备内置高精度传感器测量。放电间歇静置 1 h,保证电池内部温度充分散发,降低温度噪声对实验结果的影响。

通过状态变量向真实值的逼近过程观测 SOC 估计的收敛性,对照组 1、对照组 2、RCO-UKF 算法选用相同的 P_0 、 Q 、 R 值,结果如图 5 所示。

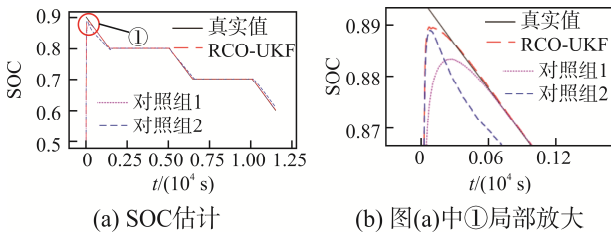


图 5 间歇恒流放电工况下 SOC 估计

Fig. 5 SOC estimation in intermittent constant-current discharge state

可见,对照组 1 在进行 SOC 估计时,300 s 后收敛,收敛速度较低,收敛后最大误差小于 1.0%;对照组 2 在[0 s, 50 s]区间内快速接近真实值,但在[50 s, 1 250 s]区间内 SOC 的最大误差大于 2.0%,收敛性能较差;RCO-UKF 算法的 SOC 估计结果,可在 50 s 内收敛,收敛后最大误差小于 1.0%。结果表明, RCO-UKF 算法估计 SOC,综合收敛性能强于对照组 1 和 2。

RCO-UKF 算法可提高 SOC 收敛过程中的卡尔曼增益均值,提升 SOC 收敛速度。如图 6 所示,截取对照组 1、2 和 RCO-UKF 算法在[0 s, 300 s]区间的卡尔曼增益变化,其中 $\gamma=0.2$ 。根据卡尔曼滤波算法原理,卡尔曼增益越大,收敛速度越快。[0 s, 50 s]内,RCO-UKF 算法、对照组 2、对照组 1 的卡尔曼增益均值分别为 0.51、0.50、0.42,在 SOC 收敛初期,时不变阻容参数构成了稳定的状态方程,增大了卡尔曼增益,使 RCO-UKF 算法具有更快收敛速度;50 s 后,SOC 收敛至真实值附近,卡

尔曼增益趋于稳定,时变阻容参数提升了 SOC 估计精度,使 RCO-UKF 算法具有更高精度。结果表明,RCO-UKF 算法可在 SOC 收敛过程中利用时不变阻容参数提升收敛速度,在 SOC 收敛后,利用时变阻容参数保持较高的 SOC 估计精度。

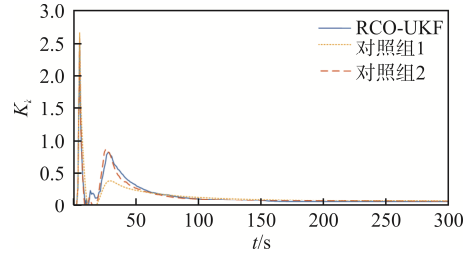


图 6 卡尔曼增益变化趋势

Fig. 6 Trend of Kalman gain

4.3 算法鲁棒性实验及分析

通过 DST 实验模拟锂电池复杂工况,验证 RCO-UKF 算法估计 SOC 的鲁棒性。如图 7 所示,对照组 2 估计 SOC 能快速逼近真实值,在 100 s 内完成收敛,但存在过冲,且收敛后平均误差大于 1.5%,最大误差大于 2.0%;对照组 1 在 150 s 内完成收敛,收敛后 SOC 最大误差小于 1.0%;RCO-UKF 算法则在 100 s 内完成收敛,最大误差小于 1.0%,以高于对照组 1 的收敛速度和对照组 2 的精度进行 SOC 估计,能在复杂工况下实现 SOC 快速精确收敛。

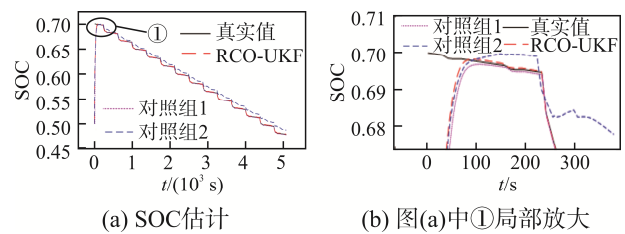


图 7 DST 实验下的 SOC 估计

Fig. 7 SOC estimation under DST experiment

在 SOC 收敛过程中, SOC 实际值和估计值偏差较大,导致在线辨识得到的部分时变阻容参数抖动严重,出现异常负值。抖动和异常值可能导致 RC 环节发散及 Cholesky 分解无法处理的非半正定矩阵,影响算法稳定性,并降低 SOC 估计的收敛速度。如图 8 所示,时变阻容参数 R_s 和 C_s 数值时间序列在[0 s, 200 s]内数值出现较大抖动,幅度分别超过 500 F、0.05 Ω ,且 R_s 和 C_s 在第 10 s 左右

出现异常负值。

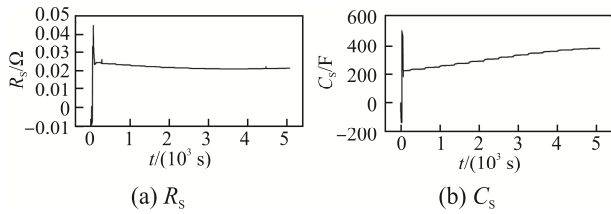


图 8 C_s 和 R_s 的异常值
Fig. 8 Outliers of C_s and R_s

RCO-UKF 算法估计 SOC 收敛过程具有较强的参数数值稳定性, 如图 9 所示, 当抖动和异常值出现时, 阻容参数滤波方法根据卡尔曼增益阈值的判定, 规避了参数异常抖动和负值。 R_s 在[0 s, 100 s]内振幅小于 0.035 Ω , C_s 在[0 s, 100 s]内振幅小于 100 F, 且 R_s 和 C_s 无异常负值, 保证了 SOC 估计过程的稳定快速收敛。

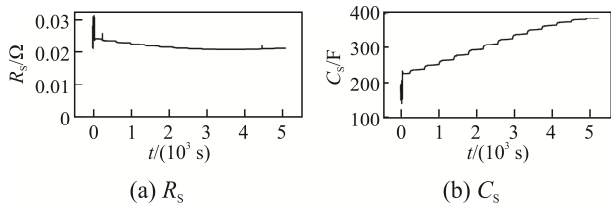


图 9 C_s 和 R_s 的时间序列
Fig. 9 Time series of C_s and R_s

4.4 增益阈值参考范围分析

P_0 、 Q 、 R 会影响算法的收敛速度和精度, 为排除 P_0 、 Q 、 R 对 SOC 估计结果的影响, 分别改变 P_0 、 Q 、 R 值估计 SOC, 通过分析卡尔曼增益的收敛特性, 确定增益阈值参考范围, 如图 10~图 12 所示。

由图 10(a)和(b)可见, 增大 P_0 可提升 SOC 估计的收敛速度, 对照组 2 存在过冲, 且收敛后最大误差大于 2.0%; 对照组 1 收敛后最大误差小于 1.0%, 但收敛速度慢; RCO-UKF 算法收敛速度高于对照组 1, 收敛后最大误差小于 1.0%。由图 11(a)、(b)和图 12(a)、(b)可见, 减小 Q 、 R 可提升 SOC 估计的收敛速度, RCO-UKF 算法估计 SOC, 高于对照组 1 收敛速度和对照组 2 估计精度, 收敛后最大误差小于 1.0%。由图 10(c)、(d), 图 11(c)、(d)和图 12(c)、(d)可见, 改变 P_0 、 Q 、 R 不会影响 RCO-UKF 算法卡尔曼增益最终的收敛区间, 200 s 后卡尔曼增益均收敛至[0, 0.2]范围内。

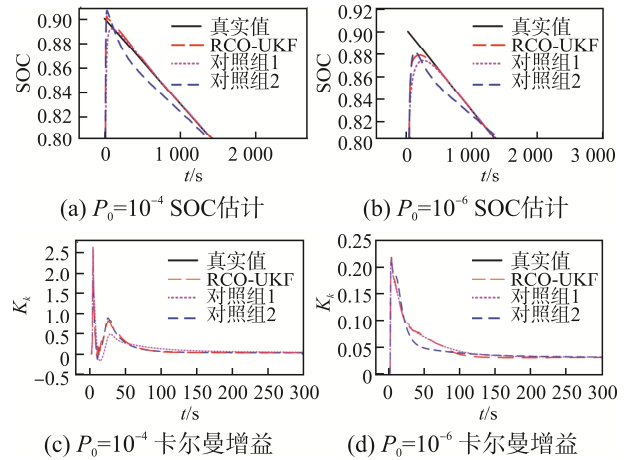


图 10 P_0 变量收敛性实验

Fig. 10 Test of P_0 convergence

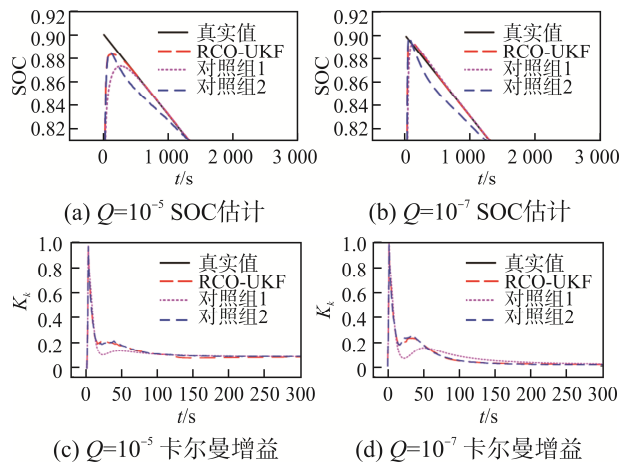


图 11 Q 变量收敛性实验

Fig. 11 Test of Q convergence

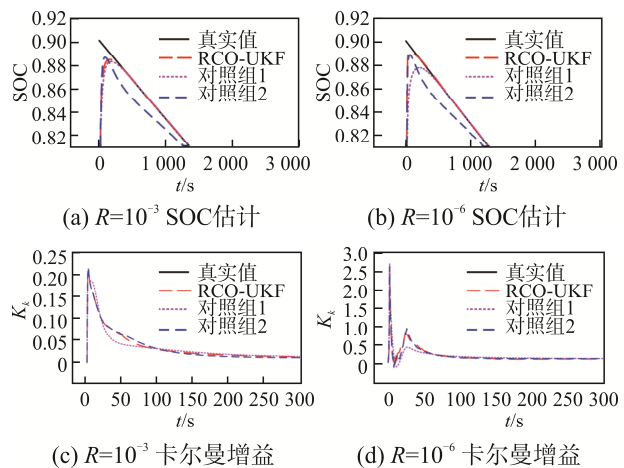
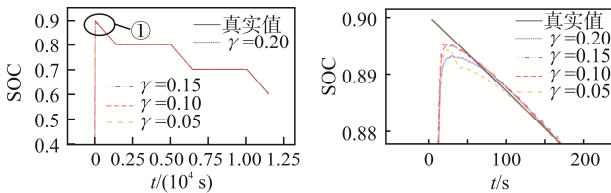


图 12 R 变量收敛性实验

Fig. 12 Test of R convergence

图 13 为 γ 值分别为 0.05、0.10、0.15、0.20 时 SOC 估计值的收敛曲线, 收敛后最大误差均低于 1.0%。

其中, $\gamma=0.10$ 或 $\gamma=0.15$ 时可在 100 s 内完成收敛; $\gamma=0.20$ 时可在 130 s 内完成收敛; $\gamma=0.05$ 时可在 160 s 内完成收敛。改变 γ 值, 可调节 RCO-UKF 算法估计 SOC 的收敛性能, 增益阈值 γ 的参考区间可选择 [0.05, 0.20]。



(a) SOC估计值收敛曲线

(b) 图(a)中①局部放大

图 13 γ 变量收敛性实验Fig. 13 Test of γ convergence

5 结语

本文构建锂电池等效电路模型状态方程, 引入增益阈值, 提出 1 种阻容参数滤波优化的无迹卡尔曼滤波算法。通过卡尔曼增益递推特性, 选取增益阈值最优设置区间, 基于阶跃函数建立阻容参数滤波关系式, 给出 SOC 估计方法, 提升电池 SOC 收敛速度和估计稳定性。设计实验平台和实验方案, 间歇恒流放电实验结果表明, 利用所提方法估计锂电池 SOC 可在 50 s 内收敛, 收敛后最大误差小于 1.0%; DST 实验结果显示参数 R_s 在 [0 s, 100 s] 内振幅小于 0.035Ω 、 C_s 在 [0 s, 100 s] 内振幅小于 100 F; 控制变量实验结果表明, 保证 SOC 估计具有较强收敛性, 增益阈值范围可选取 [0.05, 0.20]。实验结果验证了 SOC 估计方法的有效性。

参考文献:

- [1] Ramadan H S, Becherif M, Claude F. Extended Kalman filter for accurate state of charge estimation of lithium-based batteries: A comparative analysis [J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(48): 29033-29046.
- [2] 宫明辉, 乌江, 焦朝勇. 基于模糊自适应扩展卡尔曼滤波器的锂电池 SOC 估算方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(18): 3972-3978.
Gong Minghui, Wu Jiang, Jiao Chaoyong. SOC estimation method of lithium battery based on fuzzy adaptive extended Kalman filter [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(18): 3972-3978. (in Chinese)
- [3] 颜湘武, 邓浩然, 郭琪, 等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的动力电池健康状态检测及梯次利用研究[J]. 电工技术学报, 2019, 34(18): 3937-3948.
Yan Xiangwu, Deng Haoran, Guo Qi, et al. Study on the state of health detection of power batteries based on adaptive unscented Kalman filters and the battery echelon utilization [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(18): 3937-3948. (in Chinese)
- [4] 张方亮. 基于改进 EKF 算法的锂离子电池 SOC 估算方法[J]. 电源学报, 2018, 16(5): 124-129.
Zhang Fangliang. SOC estimation method for lithium ion battery based on improved EKF algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2018, 16(5): 124-129. (in Chinese)
- [5] Wei Zhongbao, Zhao Jiyun, Ji Dongxu, et al. A multi-timescale estimator for battery state of charge and capacity dual estimation based on an online identified model [J]. Applied Energy, 2017, 204: 1264-1274.
- [6] 吴忠强, 尚梦瑶, 申丹丹, 等. 基于神经网络和 MS-AUKF 算法的蓄电池荷电状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(21): 6336-6344.
Wu Zhongqiang, Shang Mengyao, Shen Dandan, et al. SOC estimation of battery by MS-AUKF algorithm and BPNN [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(21): 6336-6344. (in Chinese)
- [7] 刘璇, 王立欣, 吕超, 等. 锂离子电池建模与参数识别[J]. 电源学报, 2018, 16(1): 145-150.
Liu Xuan, Wang Lixin, Lü Chao, et al. Modeling and parameter identification for lithium-ion battery [J]. Journal of Power Supply, 2018, 16(1): 145-150. (in Chinese)
- [8] 程泽, 李智, 孙幸勉. 考虑松弛和滞回的锂离子电池建模及 SOC 估计[J]. 电源学报, 2019, 17(1): 87-94.
Cheng Ze, Li Zhi, Sun Xingmian. Modeling of lithium-ion battery considering relaxation and hysteresis and state of charge estimation [J]. Journal of Power Supply, 2019, 17(1): 87-94. (in Chinese)
- [9] 庞辉, 郭龙, 武龙星, 等. 考虑环境温度影响的锂离子电池改进双极化模型及其荷电状态估算[J]. 电工技术学报, 2021, 36(10): 2178-2189.

- Pang Hui, Guo Long, Wu Longxing, et al. An improved dual polarization model of Li-ion battery and its state of charge estimation considering ambient temperature [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(10): 2178-2189. (in Chinese)
- [10] 虞杨, 郑燕萍. 基于改进递推最小二乘法的锂电池 SOC 估算[J]. 控制工程, 2021, 28(9): 1759-1764.
Yu Yang, Zheng Yanping. SOC estimation of lithium batteries based on improved recursive least squares method [J]. Control Engineering of China, 2021, 28(9): 1759-1764. (in Chinese)
- [11] 廖根兴, 赵盈盈, 高雁凤, 等. 锂离子电池模型参数辨识与荷电状态估算[J]. 电源技术, 2021, 45(9): 1136-1139.
Liao Genxing, Zhao Yingying, Gao Yanfeng, et al. Parameter identification and SOC estimation of lithium-ion battery model [J]. Chinese Journal of Power Sources, 2021, 45(9): 1136-1139. (in Chinese)
- [12] 李超然, 肖飞, 樊亚翔, 等. 基于门控循环单元神经网络和 Huber-M 估计鲁棒卡尔曼滤波融合方法的锂离子电池荷电状态估算方法[J]. 电工技术学报, 2020, 35(9): 2051-2062.
Li Chaoran, Xiao Fei, Fan Yaxiang, et al. A hybrid approach to lithium-ion battery SOC estimation based on recurrent neural network with gated recurrent unit and Huber-M robust Kalman filter [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(9): 2051-2062. (in Chinese)
- [13] 郝文美, 张立伟, 彭博, 等. 动车组钛酸锂电池荷电状态估计[J]. 电工技术学报, 2021, 36(S1): 362-371.
Hao Wenmei, Zhang Liwei, Peng Bo, et al. State of charge estimation of lithium titanate battery for EMU [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(S1): 362-371. (in Chinese)
- [14] Chaoui H, Ibe-Ekeocha C C. State of charge and state of health estimation for lithium batteries using recurrent neural networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(10): 8773-8783.
- [15] 张立佳, 徐国宁, 赵向阳, 等. 基于神经网络的老化锂电池 SOC 估算方法的研究[J]. 电源学报, 2020, 18(1): 54-60.
Zhang Lijia, Xu Guoning, Zhao Xiangyang, et al. Research on SOC estimation method for aging lithium battery based on neural network [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(1): 54-60. (in Chinese)



胡劲

作者简介:

胡劲(1997—), 男, 硕士研究生。研究方向: 锂电池状态估计研究。E-mail: 1139161665@qq.com。

赵靖英(1974—), 女, 通信作者, 博士, 教授。研究方向: 电气可靠性评估。E-mail: zhao_team@163.com。

姚帅亮(1994—), 男, 硕士, 工程师。研究方向: 储能控制技术研究。E-mail: 1556445299@qq.com。

张文煜(1994—), 男, 硕士, 工程师。研究方向: 新能源发电。E-mail: zhang.wyu@hotmail.com。

(责任编辑: 耿越)