

基于牛顿-拉夫森优化无迹卡尔曼滤波的锂电池荷电状态估计

张浩男 张安彩 潘广源 郑文博

临沂大学自动化与电气工程学院 山东 临沂 276000

(zhang_hn0020@163.com)

摘要 随着电动汽车和储能系统对电池管理系统精度要求的提高,如何准确估计锂电池的荷电状态成为关键。为提升锂电池荷电状态估计的精度,提出了一种基于牛顿-拉夫森优化无迹卡尔曼滤波的荷电状态估计方法。首先,基于二阶 RC 等效电路建立了锂电池的数学模型。然后,为减少噪声初值对荷电状态估计精度的影响,采用牛顿-拉夫森算法对无迹卡尔曼滤波算法的观测噪声和过程噪声的初始协方差矩阵进行优化,增强了算法对噪声影响的适应性。最后,通过增量电流实验数据对锂电池模型参数进行辨识,并在恒流-静置和动态压力测试工况下对锂电池荷电状态进行了实验验证。结果显示,与传统的无迹卡尔曼滤波算法相比,不管是平均绝对误差指标还是均方根误差指标,所提出的算法均具有较高的精确度与稳定性,这为优化电池管理和保障电池安全运行提供了重要技术支持。

关键词: 锂离子电池;荷电状态估计;无迹卡尔曼滤波;牛顿-拉夫森算法

中图分类号 TP273

Lithium Battery State of Charge Estimation Based on Newton-Raphson Optimized Unscented Kalman Filter Algorithm

ZHANG Haonan, ZHANG Ancai, PAN Guangyuan and ZHENG Wenbo

School of Automation and Electrical Engineering, Linyi University, Linyi, Shandong 276000, China

Abstract With the increasing precision requirements of battery management systems(BMS) in electric vehicles and energy storage systems, the accurate estimation for the state of charge(SOC) of lithium-ion batteries becomes critical. To enhance the SOC estimation accuracy, this paper develops a new method using the Newton-Raphson optimized unscented Kalman filter(UKF) algorithm. Firstly, the mathematical model of lithium-ion battery is constructed based on a second-order RC equivalent circuit. In order to reduce the influence of noise's initial value on SOC estimation accuracy, the Newton-Raphson algorithm is used to optimize the initial covariance matrices of process noise and observation noise in the UKF algorithm. This enhances the adaptability of the algorithm to the impact of noise. Finally, the incremental current experimental data are utilized to identify the parameters of the battery model. And the SOC estimation performance is validated through experiments conducted under constant current-rest and dynamic pressure test conditions. The experimental results show that the presented estimating algorithm has high precision and stability in both mean absolute error and root mean square error indices compared to the traditional UKF algorithm. This provides important technical support for optimizing battery management and ensuring the safe operation of lithium-ion batteries.

Keywords Lithium battery, SOC estimation, Unscented Kalman filter, Newton-Raphson algorithm

1 引言

近年来,全球能源结构正向绿色化、低碳化方向转型,电动汽车、绿色制造、新能源等领域得到了迅猛发展^[1]。锂离子电池凭借其高能量密度、长寿命和轻量化等优势在上述领域中得到了广泛应用^[2]。在锂离子电池使用过程中,电池管理系统负责监测和管理电池状态,其精确性直接影响电池的性能、寿命与安全^[3]。作为电池管理系统的核心参数,电池的荷电状态(SOC)是衡量电池剩余能量的重要指标^[4]。准确估计电池荷电状态是实现高效充放电管理、保障电池安全、延长电池寿命的关键。目前,锂电池荷电状态估计方法主要包括

直接测量法、数据驱动法和模型估算法^[5]这3种方法。

直接测量法主要包括安时积分法和开路电压法^[6]。安时积分法通过电流积分来估算荷电状态,但在实际应用中测量精度敏感,容易产生累积误差。相比之下,开路电压法利用开路电压与荷电状态的关系进行估计,但获取开路电压需长时间静置,实时性不足。

数据驱动方法主要是利用大数据、机器学习和神经网络等技术,通过历史和实时数据来预测锂电池的荷电状态。例如,文献^[7]提出了一种基于长短时记忆递归神经网络的估计方法,该方法无需电池模型或卡尔曼滤波器等推理系统,能够在不同环境温度下实现电池荷电状态的高精度估计,然而,

基金项目:山东省泰山学者人才项目(tsqn202211240);山东省自然科学基金项目(ZR2024MF041)

This work was supported by the Shandong Taishan Scholar Program(tsqn202211240) and Natural Science Foundation Program of Shandong Province(ZR2024MF041).

通信作者:张安彩(zhangancai@lyu.edu.cn)

该方法严重依赖于大规模、高质量的训练数据,模型的泛化能力在面对不同工况和电池老化时受到限制。此外,文献[8]提出了一种基于门控循环单元的递归神经网络估计方法,对未知的初始荷电状态值具有较好的鲁棒性。但该方法同样面临训练时间长、对计算能力要求较高的问题,特别是在需要低功耗和快速响应的场景中,这种方法将不再适用。

模型估算方法主要基于电池等效电路或电化学模型,并结合扩展卡尔曼滤波或无迹卡尔曼滤波等算法对电池的荷电状态进行估计。此类方法能够深入分析电池的工作特性和动态行为,与直接测量法和数据驱动法相比,它减少了对高精度传感器的依赖,避免了传感器精度不足导致的测量误差,并且能减少对数据质量的依赖,降低数据收集和处理成本,这使得在数据不足或环境变化时,该类方法仍能保持较好的稳定性和准确性。同时,模型估计法通常还具有较低的计算负担,能够在实时应用中具有良好的快速响应特性。

然而,传统的模型估算方法自身也具有一些缺点,如扩展卡尔曼滤波会存在非线性高阶项误差^[9],这导致在强非线性系统中出现估计偏差,进而影响荷电状态的精度,而无迹卡尔曼滤波则比较依赖系统噪声模型的准确性^[10],如果噪声统计特性不精确,滤波效果会明显下降。为解决这些问题,文献[11]提出了一种基于鲸鱼优化算法自适应调整无迹卡尔曼滤波噪声方差的估计方法,提高了电池荷电状态的估算精度,但该方法未考虑不同初始荷电状态值对滤波算法收敛速度和稳定性的影响。文献[12]提出了一种基于简化电化学机理模型的在线估计方法,减小了电池荷电状态估计的平均误差。但是,电化学模型相对复杂,导致计算负担增加,进而影响了算法实时应用的响应速度。此外,该模型对参数辨识的准确性依赖较大,若模型参数辨识不充分,可能会导致荷电状态估计结果精度下降。

通过以上研究现状不难发现,仍需对锂电池荷电状态估计的方法进行进一步探索,特别是在降低算法的计算复杂性,提高算法估计精度及稳定性等方面更需深入研究。基于此,本文提出了一种基于牛顿-拉夫森优化无迹卡尔曼滤波的荷电状态估计方法,解决了传统估计方法易受噪声干扰、荷电状态估计精度低和稳定性差等问题。该方法首先建立了锂电池的二阶 RC 等效电路模型。然后,设计了初始噪声优化机制,利用牛顿-拉夫森算法对无迹卡尔曼滤波的初始观测噪声和过程噪声的协方差矩阵进行了优化,降低了噪声干扰对电池荷电状态估计的影响。最后,使用曲线拟合法对锂电池模型参数进行了辨识,并在恒流-静置和动态压力测试工况下通过实验验证了所提估计方法的有效性和实用性。

2 锂电池模型建立

模型的选择对估计电池荷电状态至关重要,常见的电池模型有电化学模型、神经网络模型和等效电路模型。电化学模型的复杂性和计算难度较高,神经网络模型需要大量训练数据,计算成本较高。相比之下,等效电路模型能够有效描述电池的动态特性,且计算复杂度较低,在电池荷电状态估计中被广泛应用。

一般情况下,等效电路模型主要包括内阻模型、PNGV 模型、一阶至高阶 RC 模型。内阻模型简单但动态描述能力有限,误差较大;PNGV 模型结合了电压源、内阻及多个 RC

网络,适用于复杂工况,但计算和参数调节较为复杂。一阶 RC 模型计算量小,但难以准确反映电池动态行为;二阶和三阶 RC 模型提升了建模精度,但随着阶数的增加,计算复杂度也会随之增加。综合模型精度和计算复杂度等因素,本文最终选择了二阶 RC 等效电路来描述锂电池的模型,相应的电路结构如图 1 所示,其中 U_{ocv} 为开路电压, U_i 为输出电压, U_0 为欧姆内阻 R_0 上产生的电压, i 为回路电流, R_0 表示欧姆内阻, R_1, R_2 代表极化内阻, C_1, C_2 代表极化电容, U_1, U_2 分别为 R_1, R_2 所在并联支路上的电压。

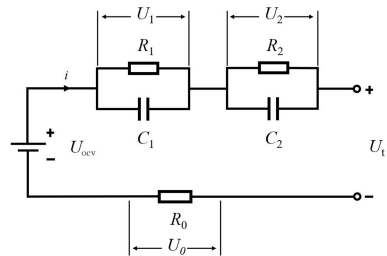


图 1 二阶 RC 等效电路模型

Fig. 1 Second-order RC equivalent circuit model

基于图 1 中的锂电池二阶等效电路模型,利用基尔霍夫定律可得到下列关系式:

$$\begin{cases} U_i = U_{ocv} - U_1 - U_2 - iR_0 \\ i = \frac{U_1}{R_1} + C_1 \frac{dU_1}{dt} \\ i = \frac{U_2}{R_2} + C_2 \frac{dU_2}{dt} \end{cases} \quad (1)$$

记 $S(t)$ 为锂电池的荷电状态量,则有:

$$S(t) = S(0) - \frac{1}{C_n} \int_0^t I(\tau) d\tau \quad (2)$$

其中, C_n 为电池的额定容量。取 S, U_1, U_2 作为锂电池系统的状态变量,并记:

$$x_k = [S(k) \ U_1(k) \ U_2(k)]^T \quad (3)$$

根据式(1)和式(2),可得下列非线性状态空间表达式:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, I_{k-1}) + \omega_{k-1} \\ y_k = h(x_{k-1}, I_{k-1}) + \nu_{k-1} \end{cases} \quad (4)$$

其中, ω_k 和 ν_k 分别表示系统的过程和观测高斯白噪声。

$$f(x_k, I_k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-T_s/R_1 C_1} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-T_s/R_2 C_2} \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} -T_s/C_n \\ R_1(1 - e^{-T_s/R_1 C_1}) \\ R_2(1 - e^{-T_s/R_2 C_2}) \end{bmatrix} I(k) \quad (5)$$

$$h(x_k, I_k) = U_{ocv}(k) - U_1(k) - U_2(k) - I(k)R_0 \quad (6)$$

其中, T_s 为系统的采样周期。

由(4)式不难发现,通过系统建模将电池的动态行为转变为系统状态变量的变化。下面章节主要基于电压、电流测量的数据,通过设计一种新型的滤波估计算法对系统的荷电状态变量 S 进行更新和预测,并对初始噪声协方差矩阵 Q 和 R 进行优化,以保证估计算法在存在噪声情形下的准确性和鲁棒性。

3 牛顿-拉夫森优化无迹卡尔曼滤波荷电状态估计

3.1 无迹卡尔曼滤波算法

无迹卡尔曼滤波基于卡尔曼滤波的基本原理,通过引入

无迹变换来完成对非线性系统的状态估计,是一种常用于非线性系统状态估计的算法。与拓展卡尔曼滤波算法相比,这种算法不需要对非线性系统进行线性化,从而避免了线性化过程中产生的非线性高阶项误差。该算法用于估计系统(4)状态的具体流程如下。

1) 状态初值与误差协方差初始化

$$\begin{cases} \hat{x}_0 = E(x_0) \\ P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)^T(x_0 - \hat{x}_0)] \end{cases} \quad (7)$$

其中, \hat{x}_0 为状态变量的初始估计值, $E(x_0)$ 是状态初值的期望值, P_0 表示状态变量初值估计误差的协方差。

2) 生成 $2n+1$ 个采样点

$$x_k^i = \begin{cases} x_{k-1}, & i=0 \\ x_k^i = x_{k-1} + [\sqrt{(n+\lambda)P_k}]_i, & i=1,2,\dots,n \\ x_k^i = x_{k-1} - [\sqrt{(n+\lambda)P_k}]_i, & i=n+1,\dots,2n \end{cases} \quad (8)$$

其中, $n=3$ 为状态变量的维数, λ 为缩放因子, 调整 Sigma 点的分布, 满足 $\lambda = n(\alpha^2 - 1)$, α 为分布参数, 控制 Sigma 点离均值的距离, 通常取值为 $\alpha \in [e^{-5}, 1]$ 。

3) 权重计算

$$\begin{cases} \omega_i^0 = \begin{cases} \frac{\lambda}{\lambda+n} \\ \frac{\lambda}{\lambda+n} + (1-\alpha^2 + \beta) \end{cases} \\ \omega_i^i = \omega_m^i = \frac{1}{2(\lambda+n)}, i=1,2,\dots,2n \end{cases} \quad (9)$$

其中, β 为验前分布因子, 通常取 $\beta=2$ 。

4) 状态预测更新

$$\begin{cases} x_{k,k-1}^i = f(x_{k-1}^i, i_k), i=1,\dots,2n \\ \hat{x}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^i x_{k,k-1}^i \\ P_{xx,k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^i (x_{k,k-1}^i - \hat{x}_{k,k-1})(x_{k,k-1}^i - \hat{x}_{k,k-1})^T + Q_{k-1} \end{cases} \quad (10)$$

5) 观测预测更新

$$\begin{cases} y_{k,k-1}^i = g(x_{k-1}^i, i_k) + v_{k-1} \\ \hat{y}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^i y_{k,k-1}^i \end{cases} \quad (11)$$

6) 计算误差协方差

$$\begin{cases} P_{xy,k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(i)} (x_{k,k-1}^i - \hat{x}_{k,k-1})(y_{k,k-1}^i - \hat{y}_{k,k-1})^T \\ P_{yy,k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^{(i)} (y_{k,k-1}^i - \hat{y}_{k,k-1})(y_{k,k-1}^i - \hat{y}_{k,k-1})^T + R_{k-1} \end{cases} \quad (12)$$

7) 卡尔曼增益计算

$$K_{x,k} = P_{xy,k,k-1} (P_{yy,k,k-1})^{-1} \quad (13)$$

8) 状态更新与协方差更新

$$\begin{cases} \hat{x}_k = \hat{x}_{k,k-1} + K_{x,k} (y_k - \hat{y}_{k,k-1}) \\ P_{xx,k} = P_{xx,k,k-1} - K_{x,k} P_{yy,k,k-1} K_{x,k}^T \end{cases} \quad (14)$$

在无迹卡尔曼滤波中, 过程噪声协方差矩阵 Q 和观察噪声协方差矩阵 R 的初始值对滤波器性能至关重要。合适的 Q 和 R 值不仅能提升状态估计的精度, 还能加快收敛速度。因此, 通过优化算法对其进行优化, 可以更好地适应系统特性和环境变化, 从而提高状态估计的准确性和滤波算法的适应能力。

3.2 牛顿-拉夫森算法

牛顿-拉夫森算法是一种融合了牛顿法和拉夫森法的混合优化算法, 具有收敛快、精度高等优点^[13]。该算法通过定义搜索路径, 并运用搜索规则和陷阱规避算子来探索搜索区域。与传统的梯度下降法相比, 这一算法不仅克服了局部收敛性问题, 还显著提升了计算效率。算法的主要步骤如下:

1) 种群初始解

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (15)$$

$$lb \leq x_j \leq ub, j=1,2,\dots,dim \quad (16)$$

$$x_j^n = lb + rand \times (ub - lb), n=1,2,\dots,N_p \quad (17)$$

$$X_n = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_2^1 & \dots & x_{dim}^1 \\ x_1^2 & x_2^2 & \dots & x_{dim}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{N_p} & x_2^{N_p} & \dots & x_{dim}^{N_p} \end{bmatrix}_{N_p \times dim} \quad (18)$$

其中, $f(x)$ 为要最小化的适应度函数, x_j 表示决策向量, dim 为问题维度, lb 代表下界, ub 代表上界, x_j^i 表示第 n 个个体在第 j 维的位置, X_n 表示初始种群。

2) 搜索规则

$$NRSR = randn \times \frac{(X_w - X_b) \times \Delta x}{2 \times (X_w + X_b - 2 \times x_n)} \quad (19)$$

其中, $randn$ 表示均值为 0、方差为 1 的正态分布随机数; X_w 表示最差位置; X_b 表示最佳位置; Δx 满足 $\Delta x = rand(1, dim) \times |X_b - X_n^{IT}|$ 。

3) 自适应系数

$$\delta = \left(1 - \left(\frac{2 \times IT}{Max_IT} \right) \right)^5 \quad (20)$$

其中, IT 表示当前迭代次数, Max_IT 表示最大迭代次数。

4) 引导参数

$$\rho = a \times (X_b - X_n^{IT}) + b \times (X_{r_1}^{IT} - X_{r_2}^{IT}) \quad (21)$$

其中, a, b 是 0 到 1 之间的随机数, r_1, r_2 是从总体中随机选择的不同整数, 且 $r_1 \neq r_2$ 。

5) 向量位置更新

$$X1_n^T = x_n^{IT} - \left(randn \times \frac{(X_w - X_b) \times \Delta x}{2 \times (X_w + X_b - 2 \times X_n)} + (a \times (X_b - X_n^{IT})) + b \times (X_{r_1}^{IT} - X_{r_2}^{IT}) \right) \quad (22)$$

其中, $X1_n^{IT}$ 是通过 X_n^{IT} 更新得到的新向量位置。

6) 改进的搜索规则

$$NRSR = randn \times \frac{(y_w - y_b) \times \Delta x}{2 \times (y_w + y_b - 2 \times x_n)} \quad (23)$$

$$y_w = r_1 \times (\text{Mean}(Z_{n+1} + x_n) + r_1 \times \Delta x) \quad (24)$$

$$y_b = r_1 \times (\text{Mean}(Z_{n+1} + x_n) - r_1 \times \Delta x) \quad (25)$$

$$Z_{n+1} = x_n - randn \times \frac{(X_w - X_b) \times \Delta x}{2 \times (X_w + X_b - 2 \times x_n)} \quad (26)$$

其中, y_w 和 y_b 是使用 Z_{n+1} 和 X_n 生成的两个向量的位置, r_1 表示 (0, 1) 的随机数。

7) 全局与局部搜索策略

$$X1_n^{IT} = x_n^{IT} - \left(randn \times \frac{(y_w - y_b) \times \Delta x}{2 \times (y_w + y_b - 2 \times x_n)} \right) (a \times (X_b - X_n^{IT})) + b \times (X_{r_1}^{IT} - X_{r_2}^{IT}) \quad (27)$$

$$X2_n^{IT} = x_n^{IT} - \left(randn \times \frac{(y_w - y_b) \times \Delta x}{2 \times (y_w + y_b - 2 \times x_n)} \right) (a \times (X_b - X_n^{IT})) + b \times (X_{r_1}^{IT} - X_{r_2}^{IT}) \quad (28)$$

8)位置向量更新

$$x_n^{IT+1} = r_2 \times (r_2 \times X1_n^{IT} + (1 - r_2) \times X2_n^{IT}) + (1 - r_2) \times X3_n^{IT} \quad (29)$$

$$X3_n^{IT} = X_n^{IT} - \delta \times (X2_n^{IT} - X1_n^{IT}) \quad (30)$$

其中, r_2 表示(0,1)的随机数。

3.3 荷电状态估计过程

本文综合运用无迹卡尔曼滤波与牛顿-拉夫森两种算法对锂电池的荷电状态进行估计。主要做法是采用牛顿-拉夫森算法来优化无迹卡尔曼滤波算法的初始噪声,以实现荷电状态估计过程中噪声方差的自适应调整^[14]。算法的适应度函数定义为:

$$fitness = \frac{\sum_{k=1}^N [U(k) - \hat{y}]^2}{N} \quad (31)$$

其中, $fitness$ 表示真实值与估计值的均方误差, $U(k)$ 表示荷电状态的真实值, \hat{y} 表示荷电状态的估计值。整个算法的流程图如图 2 所示。

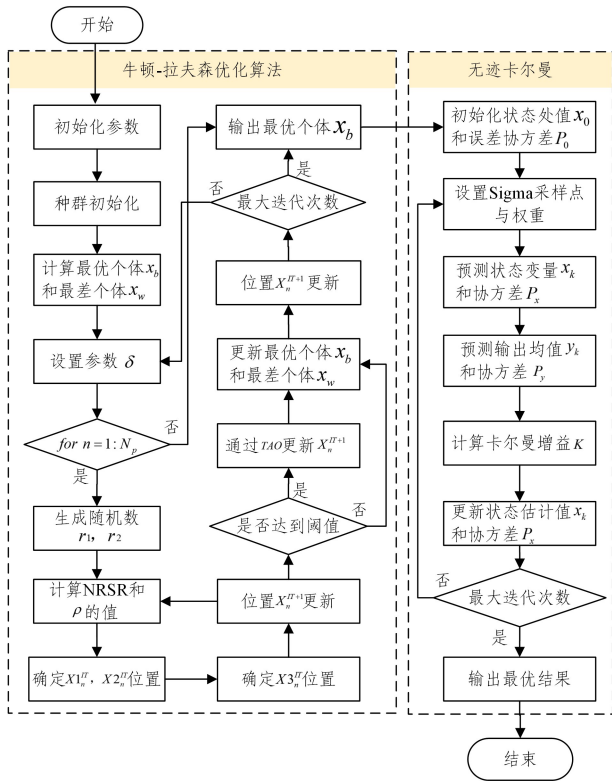


图 2 荷电状态估计算法流程图

Fig. 2 Flow diagram of SOC estimation

4 实验验证

4.1 锂电池参数辨识

为保证荷电状态估计算法的有效性,准确获得电池在不同工作状态下的模型参数十分必要^[15]。本文利用马里兰大学先进生命周期工程中心电池团队公开的 25°C 条件下增量开路电压测试数据,对不同工作状态下的锂电池模型参数进行辨识。所用数据包含多个荷电状态区间和相应的休息时间,具体的测试步骤如下。

- 1)将电池完全充电,确保达到 100%的荷电状态。
- 2)每 10% 荷电状态间隔使用 1A 负脉冲电流对电池

进行放电。放电后,电池进入弛豫阶段,在此期间监测开路电压。

3)按照相同的间隔使用正脉冲电流对电池进行反向充电,并在弛豫阶段再次记录开路电压。

基于实验数据,在 MATLAB/Curve Fitting Toolbox 中对锂电池荷电状态与开路电压之间的关系多项式曲线拟合,得到如图 3 所示的关系曲线图,相应的曲线拟合表达式为

$$U_{ocv} = -12.38 \times SOC^7 + 49.89 \times SOC^6 - 74.11 \times SOC^5 + 45.86 \times SOC^4 - 4.803 \times SOC^3 - 6.188 \times SOC^2 + 2.645 \times SOC^1 + 3.264 \quad (32)$$

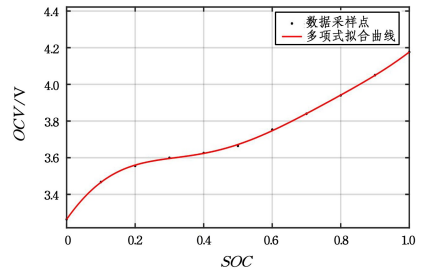


图 3 荷电状态与开路电压关系曲线

Fig. 3 Relationship diagram between state of charge and open circuit voltage

此外,锂电池放电电压特性曲线如图 4 所示。不难发现,在放电开始与结束的瞬间电压会出现阶跃式的变化,此变化是由于放电电流通过欧姆内阻 R_0 导致 A-B 阶段电压瞬间下降,充电停止时欧姆内阻 R_0 上的压降消失导致 C-D 阶段电压瞬间回升。根据欧姆定律,在任意荷电状态下欧姆内阻可由式(33)表示:

$$R_0 = \frac{(V_A - V_B) + (V_D - V_C)}{2I} \quad (33)$$

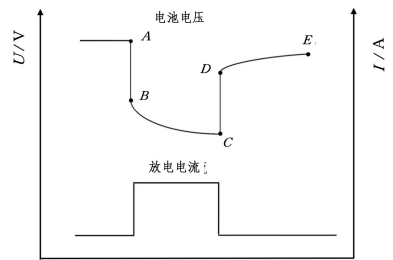


图 4 锂电池放电电压特性曲线

Fig. 4 Characteristic curve of lithium battery discharge voltage

电池进行充分静置之后,此时可视为零状态,由电路原理可得:

$$U(t) = U_{ocv} - U_1(1 - e^{-t/R_1C_1}) - U_2(1 - e^{-t/R_2C_2}) \quad (34)$$

在外部电流消失后,电池再次进入静置状态,此时电池虽然不受外部电流的影响,但是锂电池内部复杂的电化学反应依然在进行,可将这段静置状态视作零输入响应,根据电路原理可得:

$$U(t) = U_{ocv} - U_1 e^{-t/R_1C_1} - U_2 e^{-t/R_2C_2} \quad (35)$$

式(35)类似于指数函数,因此对 D-E 段电压利用式(36)进行二阶指数拟合:

$$y = a_1 + a_2 \cdot e^{-a_3/t} + a_4 \cdot e^{-a_5/t} \quad (36)$$

根据以上公式,基于锂电池充放电特性,采用曲线拟合法,得到如表 1 所列的每间隔 10% 荷电状态下二阶等效电路模型中参数 R_0, R_1, R_2, C_1, C_2 的值。

表 1 锂电池参数辨识结果

Table 1 Identification results of lithium battery parameter

SOC	R_0	R_1	R_2	C_1	C_2
1	0.2202	0.0163	0.0053	314.5	1781
0.9	0.2201	0.0188	0.00125	117.5	1776
0.8	0.2204	0.0133	0.01221	151	164
0.7	0.2201	0.0047	0.02689	805.4	103
0.6	0.2204	0.0128	0.03205	780.7	311
0.5	0.2206	0.0107	0.0099	564.3	429
0.4	0.221	0.0108	0.01089	377	360
0.3	0.2222	0.0191	0.0154	187.3	240
0.2	0.2263	0.0139	0.0211	240.5	167
0.1	0.2149	0.01835	0.0025	314.5	213
0	0.2287	0.0237	0.0025	393	154

在 MATLAB/Simulink 环境中搭建锂电池模型,并将以上参数辨识的结果输入模型中进行验证,模型输出电压与实际测量电压的误差仿真结果如图 5 所示。不难发现,电压值误差在 0.1 V 左右,说明所辨识的参数能够较好地反映电池的动态行为。

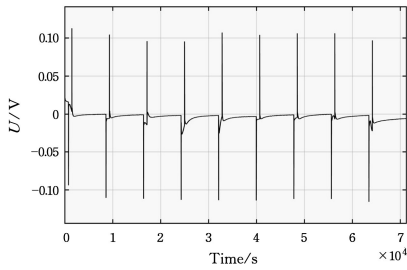


图 5 模型输出与实际测量电压误差

Fig. 5 Error between model output voltage and actual measured voltage

4.2 荷电状态估计仿真

为了验证本文所提出的牛顿-拉夫森优化无迹卡尔曼滤波(NRBO-UKF) 估计算法的精确度和稳定性,分别在恒流-静置放电工况和动态压力测试工况下进行仿真实验。此外,为了评估算法在不同荷电状态初值下的表现,分别在 $S(0)=0.5$ 和 $S(0)=0.8$ 的情形下进行实验。

这里,将安时积分法直接测量的荷电状态值视为真实值。在此基础上,通过平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)两个指标来评估估计算法的准确性和稳定性。

在恒流-静置放电和动态压力测试两种工况情形下,图 6 和图 7 分别给出了在不同荷电状态初值下 NRBO-UKF 估计算法的实验结果。同时,为体现所提估计算法的优越性,以上两图中还给出了无迹卡尔曼滤波(UKF) 估计算法的实验仿真图。

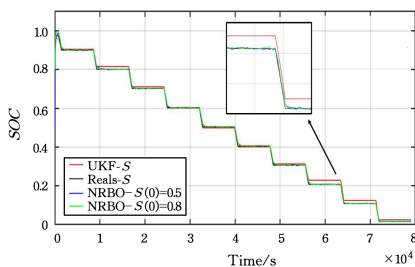


图 6 恒流-静置放电工况下的仿真结果

Fig. 6 Simulation results under constant current static discharge conditions

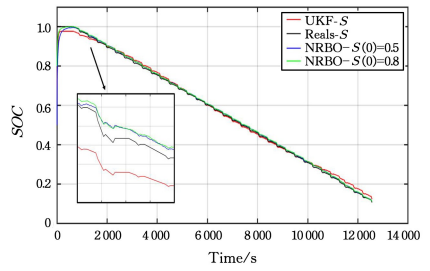


图 7 动态压力测试工况下的仿真结果

Fig. 7 Simulation results under dynamic stress testing conditions

以上实验结果的荷电状态估计误差如图 8、图 9 所示,具体的误差数据汇总情况如表 2 所列。表中数据显示,与传统的 UKF 估计算法相比,本文所提出的 NRBO-UKF 算法能更准确的预测锂电池的荷电状态,并对复杂电流波动具有更优良的适应能力。另外,在不同的 $S(0)$ 初值情况下,NRBO-UKF 算法仍能快速地估计出锂电池荷电状态的真实值,说明该算法能有效降低对荷电状态初值的敏感性。

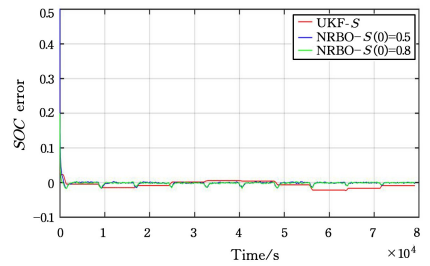


图 8 恒流-静置放电工况下的估计误差仿真结果

Fig. 8 Simulation results of estimating error under constant current-rest discharge conditions

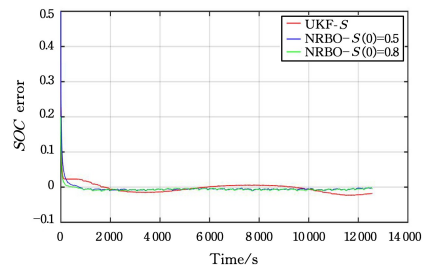


图 9 动态压力测试工况下的估计误差仿真结果

Fig. 9 Simulation results of estimating error under dynamic pressure test conditions

表 2 荷电状态估计误差汇总

Table 2 State of charge estimation errors

动态工况	$S(0)$	估计方法	MAE	RMSE
动态压力测试	0.5	UKF	0.009358	0.012043
	0.5	NRBO-UKF	0.002626	0.009276
恒流静置	0.8	NRBO-UKF	0.002316	0.005327
	0.5	UKF	0.010791	0.017355
动态压力测试	0.5	NRBO-UKF	0.007082	0.017070
	0.8	NRBO-UKF	0.006364	0.009095

结束语 为准确估计锂电池的荷电状态,本文提出了一种基于牛顿-拉夫森优化无迹卡尔曼滤波的估计方法。该方法能优化初始噪声协方差矩阵,有效降低初始噪声对荷电状态估计精度的影响,为电池管理系统的实际应用提供更可靠的技术支撑。在本文研究的基础上,未来可进一步探索如何优化算法的计算过程,提高算法的实时性和效率。此外,未来

在算法的设计过程中可将温度、负载等工况参数考虑在内,不断提升算法在多变条件下的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] MENG J H, RICCO M, LUO G Z, et al. An overview and comparison of online implementable SOC estimation methods for lithium-ion battery[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2017, 54(2): 1583-1591.
- [2] HUANG Z J, FANG Y S, XU J. Soc estimation of li-ion battery based on improved ekf algorithm[J]. International Journal of Automotive Technology, 2021, 22: 335-340.
- [3] REN H B, ZHAO Y Z, CHEN S Z, et al. Design and implementation of a battery management system with active charge balance based on the SOC and SOH online estimation[J]. Energy, 2019, 166: 908-917.
- [4] LIU Q, SUN H. Design of BMS and estimation of SOC[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2014, 38(5): 897-899, 905.
- [5] SUN D, XV S, LI C, et al. Review of state of charge estimation method for Li-ion battery[J]. Battery Bimonthly, 2018, 48(4): 284-287.
- [6] JI Y X, DU H J, SUN H. A Survey of State of Charge Estimation Methods[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2014, 51(4): 18-22.
- [7] CHEMALI E, KOLLMEYER P J, PREINDL M, et al. Long short-term memory networks for accurate state-of-charge estimation of Li-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(8): 6730-6739.
- [8] YANG F F, LI W H, LI C, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion batteries based on gated recurrent neural network [J]. Energy, 2019, 175: 66-75.
- [9] HE H W, QIN H Z, SUN X K, et al. Comparison study on the battery SOC estimation with EKF and UKF algorithms[J]. Energies, 2013, 6(10): 5088-5100.
- [10] XING J, WU P. State of charge estimation of lithium-ion battery based on improved adaptive unscented Kalman filter[J]. Sustainability, 2021, 13(9): 5046.
- [11] WU Z Q, WANG G Y, XIE Z K, et al. Joint Estimation of the Capacity and SOC of Lithium Battery Based on WOA-UKF Algorithm[J]. Acta Metrologica Sinica, 2022, 43(5): 649-656.
- [12] DENG H, YANG L, DENG Z W, et al. Lithium-Ion Battery Parameter Identification and SOC Estimation Based on Electrochemical Models[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2018, 40(6): 557-565.
- [13] SOWMYA R, PREMKUMAR M, JANGIR P. Newton-Raphson-based optimizer: A new population-based metaheuristic algorithm for continuous optimization problems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 128: 107532.
- [14] WU Z, WANG G, XIE Z, et al. Lithium battery SOC estimation based on whale optimization algorithm and unscented Kalman filter[J]. Journal of Renewable and Sustainable Energy, 2020, 12(6): 065501.
- [15] FENG T H, YANG L, ZHAO X W, et al. Online identification of lithium-ion battery parameters based on an improved equivalent-circuit model and its implementation on battery state-of-power prediction[J]. Journal of Power Sources, 2015, 281: 192-203.



ZHANG Haonan, born in 2000, post-graduate. His main research interest is intelligent algorithms and applications.



ZHANG Ancai, born in 1982, Ph.D, professor. His main research interests include control theory and applications, control of underactuated mechanical systems and intelligent system.