

引用格式: 李小虎, 王军. 基于改进无迹卡尔曼滤波器的锂电池荷电状态估计[J]. 中国测试, 2023, 49(1): 105-110. LI Xiaohu, WANG Jun. SOC estimation of lithium battery based on improved unscented Kalman filter[J]. China Measurement & Test, 2023, 49(1): 105-110. DOI: 10.11857/j.issn.1674-5124.2021090053



基于改进无迹卡尔曼滤波器的锂电池荷电状态估计

李小虎¹, 王军^{1,2}

(1. 苏州科技大学, 江苏 苏州 215009; 2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要: 针对无迹卡尔曼滤波算法(UKF)估算锂电池荷电状态(SOC)存在的精度低、稳定性差的问题, 在二阶模型的基础上, 提出一种基于奇异值分解(SVD)的改进无迹卡尔曼滤波算法。建立锂电池的数学模型, 通过带遗忘因子的最小二乘法(FRLS)得到电池模型参数, 将辨识出的模型参数实时导入改进 UKF 算法中, 估计锂电池的荷电状态, 并与 UKF 进行比较。在 DST 工况下, 通过仿真实验可知, 与 UKF 相比, SVD-UKF 算法的 AAE 降低 3.29%, RMSE 降低 3.78%。实验结果表明, 改进算法的 SOC 估算精度和自适应性能更高。

关键词: 锂电池; 荷电状态; 带遗忘因子的最小二乘法; 奇异值分解; 无迹卡尔曼滤波

中图分类号: TM912

文献标志码: A

文章编号: 1674-5124(2023)01-0105-06

SOC estimation of lithium battery based on improved unscented Kalman filter

LI Xiaohu¹, WANG Jun^{1,2}

(1. Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China; 2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy and poor stability of unscented Kalman filter algorithm in estimating the state of charge of lithium battery, an improved unscented Kalman filter algorithm based on singular value decomposition is proposed on the basis of the second-order model. Firstly, the mathematical model of lithium battery is established, and the battery model parameters are obtained by the least square method with forgetting factor. The identified model parameters are introduced into the improved unscented Kalman filter algorithm in real time to estimate the charge state of lithium battery and compared with the unscented Kalman filter algorithm. Under DST condition, the simulation results show that compared with UKF, the AAE of SVD-UKF algorithm is reduced by 3.29% and the RMSE is reduced by 3.78%. Experimental results show that the SOC estimation accuracy and adaptive performance of the improved algorithm are higher.

Keywords: lithium battery; state of charge; forgetting factor recursive least square; singular value decomposition; unscented Kalman filter

收稿日期: 2021-09-07; 收到修改稿日期: 2021-10-27

基金项目: “十三五”江苏省重点学科项目(20168765); 江苏省研究生科研创新项目(KYCX17_2060)

作者简介: 李小虎(1998-), 男, 安徽滁州市人, 硕士研究生, 专业方向为建筑环境中的储能设备。

通讯作者: 王军(1979-), 男, 江苏苏州市人, 教授, 硕士生导师, 研究方向为物联网技术和光电测控技术。

0 引言

随着电气时代的到来,对耐用可靠的储能装置的性能研究尤为重要,锂离子电池由于安全环保等优点得到了广泛应用。荷电状态 (state of charge, SOC) 估算成为电池管理系统 (battery management system, BMS) 的首要任务。准确估计锂电池的荷电状态对于预测电池的剩余电量、防止电池组过充过放以确保电池系统的安全具有重要意义^[1]。

常用的 SOC 估计方法主要包括 3 类: 直接测量法 (开路电压法^[2]、安时积分法^[3]等), 模型法 (扩展卡尔曼滤波法 (extended Kalman filter, EKF)^[4]、无迹卡尔曼滤波法 (unscented Kalman filter, UKF)^[5]等), 数据驱动法 (神经网络法^[6]等)。上述方法均有不足, 开路电压法通过测量开路电压与 SOC 的关系, 可以获得 SOC 的估计值, 但这种方法需要电池保持静置, 无法满足实际工况。安时积分法由于无法知道 SOC 的初始值和电流传感器的测量误差, 导致迭代误差越来越大。扩展卡尔曼滤波在用泰勒级数展开线性化非线性函数时忽略了高阶项, 在估算时会产生误差积累。UKF 采用统计线性化方法, 利用无迹变换重构采样点, 避免了使用雅可比矩阵带来的线性化误差。与 EKF 相比, 它能有效提高估计精度, 但计算不稳定, 且不能保证状态协方差的半正定性而导致计算结果发散。神经网络方法不需要了解电池的内部结构, 它可以通过电池的电压、电流等外部数据来估计电池的 SOC, 但需要大量的数据来学习, 对数据的精度要求更高。

针对以上算法的不足, 许多学者研究了不同的优化策略来提高锂电池 SOC 的估算精度。吴从秀等^[7]提出了一种安时-开路电压法, 通过对不同环境下的实验数据进行优化拟合, 提高估算精度。董祥祥等^[8]将改进的 Sage-Husa 算法与传统无迹算法结合, 在迭代过程中对系统噪声特性进行估计和修正, 从而提高 SOC 估计精度。章军辉等^[9]研究了一种基于平方根的无迹卡尔曼滤波算法, 解决了传统算法在计算过程中, 由于计算误差的积累引起滤波发散的问题。陈万等^[10]将无迹卡尔曼滤波与粒子滤波结合, 提出了一种随机扰动无迹粒子滤波算法, 将预测结果的绝对误差减小了 17 个周期。

本文建立了锂电池的二阶戴维宁模型, 并用 FFRLS 算法在线辨识模型相关参数。将改进的基于奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 的无迹卡尔曼滤波用于电池荷电状态估计, 确保即

使状态协方差矩阵出现非正定时 UKF 算法仍然有效。并通过实验验证了改进算法的可行性。

1 锂电池模型及参数辨识

1.1 SOC 的定义

SOC 是电池剩余电荷量与额定电荷量的比值^[11], 表达式如下:

$$s(t) = s(0) - \int \frac{\eta I(t) dt}{Q} \times 100\% \quad (1)$$

式中: $s(0)$ ——初始状态下 SOC 的值;

Q ——锂电池容量;

η ——库伦效率, 通常取 $\eta=1$;

$I(t)$ ——放电电流。

1.2 锂电池等效模型

估算电池荷电状态的前提是建立电池的等效模型。模型的建立主要从电池的内部的动态环境、实验的可行性以及参数辨识的复杂程度 3 个方面考虑。主要的等效电路模型有 RC 网络模型、戴维宁模型和 PNGV 模型。RC 模型和 PNGV 模型提高了模型的精度, 但也增加了参数识别的复杂度。戴维宁模型简单, 能很好地反映电池的动态特性。综合考虑后, 本文采用了二阶 RC 戴维宁模型, 如图 1 所示。

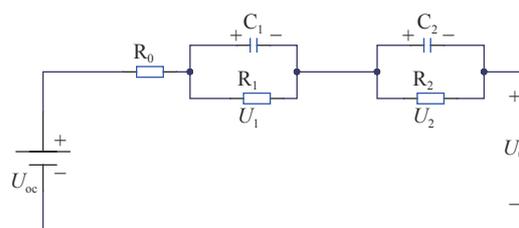


图 1 二阶戴维宁模型

其中 U_{oc} 为电池的开路电压, R_1 、 R_2 为极化电阻, C_1 、 C_2 为极化电容, U_0 为电池输出电压。模型的状态方程可表示为:

$$\begin{cases} \begin{pmatrix} SOC_{k+1} \\ U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{\tau_1}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{\Delta t}{\tau_2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -\frac{\eta \Delta t}{Q} \\ R_1 \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_1}}\right) \\ R_2 \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_2}}\right) \end{pmatrix} I_k + \omega_k \\ U_{0,k} = (0 \quad -1 \quad -1) \begin{pmatrix} SOC_k \\ U_{1,k} \\ U_{2,k} \end{pmatrix} - R_0 I_k + U_{oc} + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (2)$$

式中: Δt ——采样周期;

τ_1, τ_2 ——RC 电路的两个时间常量。

$\tau_1 = R_1 C_1, \tau_2 = R_2 C_2$, 电池的 SOC 通过 (1) 式获得, 系统噪声和观测噪声 ω_k, v_k 的均值为 0, 方差为 Q_k, R_k 。

1.3 基于 FFRLS 的参数辨识

为了提高模型的估算精度, 需要精确地对模型参数进行辨识。本文采用 FFRLS 算法在线辨识电池模型参数。FFRLS 算法基于最小二乘法 (recursive least square, RLS), 通过选择合适的参数, 使观测值与计算值之差的二次和最小。但是这种算法在参数计算之前需要得到所有的观测数据。为了实时识别参数, 对最小二乘法进行了改进, 得到了递归最小二乘法。在时变系统中, 随着递归步骤数量的增加, 数据也会增加。RLS 算法经常会经历数据饱和, 导致累积误差不断增大。为了提高 RLS 算法的精度, 引入遗忘因子来克服数据饱和的缺点。其具体过程为:

$$\mathbf{H}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k)\boldsymbol{\varphi}(k) + \mathbf{e}(k) \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\varphi}(k) = [\mathbf{H}(k-1), \dots, \mathbf{H}(k-n), \boldsymbol{\mu}(k), \dots, \boldsymbol{\mu}(k-n)] \quad (4)$$

式中: $\boldsymbol{\mu}(k), \mathbf{H}(k)$ —— k 时刻的输入、输出;

$\boldsymbol{\theta}$ ——要辨识的参数向量;

$\mathbf{e}(k)$ ——均值为 0 的噪声。

FFRLS 算法的递归公式为

$$\begin{cases} \mathbf{K}(k) = \frac{\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k)}{\lambda + \boldsymbol{\varphi}^T(k)\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k)} \\ \mathbf{e}(k) = \mathbf{y}(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k)\boldsymbol{\theta}(k-1) \\ \boldsymbol{\theta}(k) = \boldsymbol{\theta}(k-1) + \mathbf{K}(k)\mathbf{e}(k) \\ \mathbf{P}(k) = \frac{1}{\lambda}[\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\boldsymbol{\varphi}^T(k)]\mathbf{P}(k-1) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{K}(k)$ ——最小二乘增益;

$\mathbf{P}(k)$ ——协方差矩阵;

λ ——遗忘因子, 本文 λ 取 0.97。

1.4 模型参数识别

本文将电流 I 作为输入, 端电压与开路电压的差作为输出 \mathbf{H} 。对电路进行拉氏变换:

$$U_{oc} - U_0 = I \left(R_0 + \frac{R_1}{1 + \tau_1 s} + \frac{R_2}{1 + \tau_2 s} \right) \quad (6)$$

将 (6) 式整理得:

$$\tau_1 \tau_2 U_{oc} s^2 + U_{oc} s(\tau_1 + \tau_2) + U_{oc} = \tau_1 \tau_2 R_0 I s^2 + [R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_0(\tau_1 + \tau_2)] I s + (R_0 + R_1 + R_2) I + \tau_1 \tau_2 U_0 s^2 + (\tau_1 + \tau_2) U_0 s + U_0 \quad (7)$$

设: $a = \tau_1 \tau_2, b = \tau_1 + \tau_2, c = R_0 + R_1 + R_2,$

$d = R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1 + R_0(\tau_1 + \tau_2)$, 代入 (7) 式得:

$$a U_{oc} s^2 + b U_{oc} s + U_{oc} = a R_0 I s^2 + d I s + c I + a U_0 s^2 + b U_0 s + U_0 \quad (8)$$

设:

$$\begin{cases} s = \frac{x(k) - x(k-1)}{T} \\ s^2 = \frac{x(k) - 2x(k-1) + x(k-2)}{T^2} \end{cases} \quad (9)$$

将 (9) 式代入 (8) 式, 转化为差分方程:

$$U_{oc}(k) - U_0(k) = \frac{-bT - 2a}{T^2 + bT + a} [U_0(k-1) - U_{oc}(k-1)] + \frac{a}{T^2 + bT + a} [U_0(k-2) - U_{oc}(k-2)] + \frac{cT^2 + dT + aR_0}{T^2 + bT + a} I(k) + \frac{-dT - 2aR_0}{T^2 + bT + a} I(k-1) + \frac{aR_0}{T^2 + bT + a} I(k-2) \quad (10)$$

令 $\boldsymbol{\varphi}(k) = [\mathbf{H}(k-1) \ \mathbf{H}(k-2) \ \mathbf{I}(k) \ \mathbf{I}(k-1) \ \mathbf{I}(k-2)],$

$\boldsymbol{\theta} = [k_1 \ k_2 \ k_3 \ k_4 \ k_5]$, 其中:

$$\begin{cases} k_1 = \frac{-bT - 2a}{T^2 + bT + a} \\ k_2 = \frac{a}{T^2 + bT + a} \\ k_3 = \frac{cT^2 + dT + aR_0}{T^2 + bT + a} \\ k_4 = \frac{-dT - 2aR_0}{T^2 + bT + a} \\ k_5 = \frac{aR_0}{T^2 + bT + a} \end{cases} \quad (11)$$

本文的采样时间间隔为 1 s, 因此电池模型的参数为:

$$\begin{cases} R_0 = \frac{k_5}{k_2} \\ R_1 = \frac{\tau_1 c + \tau_2 R_0 - d}{\tau_1 - \tau_2} \\ R_2 = c - R_0 - R_1 \\ C_1 = \frac{\tau_1}{R_1} \\ C_2 = \frac{\tau_2}{R_2} \end{cases} \quad (12)$$

通过 (12) 式可在线辨识二阶 RC 模型的各个参数, 辨识结果如图 2 所示。由图可知, 模型各个参数在初始状态会发生较大波动, 这是由于参数设定值与实际值差距较大, 算法处于调整状态。由于引入 FFRLS 算法, 经过一段时间的辨识后, 各个参数能够快速收敛并稳定。将辨识参数结果代入电池的状态方程, 采用不同算法进行 SOC 的估算。

2 基于 AUKF 的 SOC 估算

2.1 UKF 算法

与 EKF 算法相比, UKF 根据对称采样规则, 利

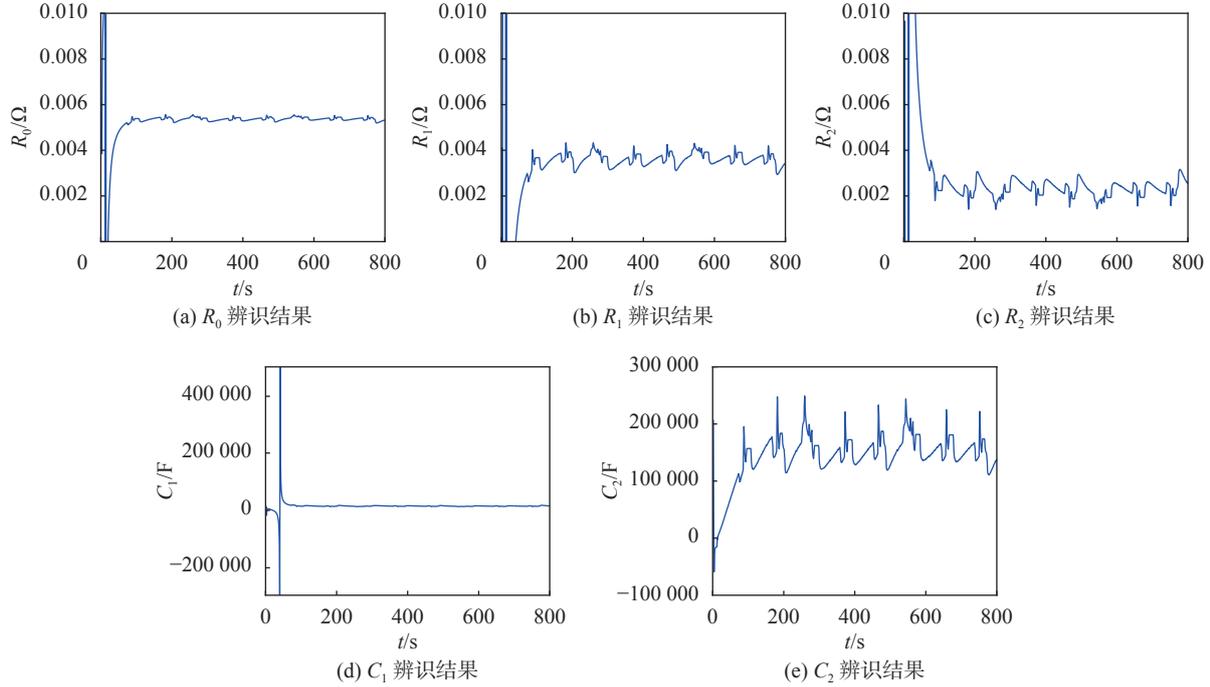


图2 FFRLS 参数在线辨识结果

用无迹变换得到一组不同权重的 Sigma 点来逼近高斯分布状态的概率密度函数。这些采样点反映了系统变换状态的概率密度分布。UKF 避免了求逆矩阵的过程,提高了估计精度,减少了计算时间。非线性系统的状态方程和测量方程为:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \boldsymbol{\omega}_k \\ \mathbf{y}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (13)$$

UKF 算法具体过程如下:

1) 设定初始误差 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 和协方差:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{E}(\mathbf{x}_0) \\ \mathbf{P}_0 = \mathbf{E}[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T] \end{cases} \quad (14)$$

2) 获取 $2n+1$ 个 Sigma 采样点:

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{(0)} = \hat{\mathbf{x}}, i = 0 \\ \mathbf{x}^{(i)} = \hat{\mathbf{x}} + (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_i, i = 1 \sim n \\ \mathbf{x}^{(i)} = \hat{\mathbf{x}} - (\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_i, i = n+1 \sim 2n \end{cases} \quad (15)$$

3) 计算这些采样点相应的权值:

$$\begin{cases} \omega_m^{(0)} = \frac{\lambda}{\lambda+n} \\ \omega_c^{(0)} = \frac{\lambda}{\lambda+n} + (1-\alpha^2 + \beta) \\ \omega_c^{(i)} = \omega_m^{(i)} = \frac{1}{2(\lambda+n)}, i = 1 \sim 2n \end{cases} \quad (16)$$

其中, ω_c, ω_m 分别表示均值和协方差; $\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$ 。 β 是用于包含随机变量的先验信息,通常取 $\beta = 2$; α 决定了采样点的分布状态,通常取 $\alpha = 1, \kappa$ 为可调参数,通常取 $\kappa = 0$ 。

4) 时间更新,计算 k 时刻系统的状态均值和协方差:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}^i = f(\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{u}_k) \\ \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^{(i)} f(\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{u}_k) \\ \bar{\mathbf{P}}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^{(i)} (\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1})(\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1})^T + \mathbf{Q}_k \end{cases} \quad (17)$$

5) 测量变量更新:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{y}}_{k,k-1}^i = h(\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{u}_k) \\ \hat{\mathbf{y}}_{k,k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^{(i)} \hat{\mathbf{y}}_{k,k-1}^i \end{cases} \quad (18)$$

6) 误差协方差与卡尔曼增益更新:

$$\begin{cases} \mathbf{L}_k = \bar{\mathbf{P}}_{xy,k} \bar{\mathbf{P}}_{yy,k}^{-1} \\ \bar{\mathbf{P}}_{xy,k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^{(i)} (\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1})(\hat{\mathbf{y}}_{k,k-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{k,k-1})^T \\ \bar{\mathbf{P}}_{yy,k} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^{(i)} (\hat{\mathbf{y}}_{k,k-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{k,k-1})(\hat{\mathbf{y}}_{k,k-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{k,k-1})^T + \mathbf{R}_k \end{cases} \quad (19)$$

7) 系统状态和协方差更新:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k,k-1} + \mathbf{L}_k(\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{k,k-1}) \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_k = \bar{\mathbf{P}}_{k,k-1} - \mathbf{L}_k \bar{\mathbf{P}}_{yy,k} \mathbf{L}_k^T \quad (21)$$

将电池模型的状态方程 (2) 式代入 (13) 式,完

成上述估算步骤之后,可以得到 UKF 下 k 时刻的 SOC 估算值。

2.2 SVD-UKF 算法

UKF 算法的第一步是在前一时刻对状态变量执行无迹变换,其中核心步骤是得到协方差矩阵 \mathbf{P} 的平方根。计算矩阵平方根的常用方法是 Cholesky 变换,但这种方法只在矩阵为半正定条件下有效。在实际工况下,协方差矩阵 \mathbf{P} 可能因为未知噪声和计算误差而出现非正定,从而导致算法发散。

为了提高算法的精确度,本文采用一种基于奇异值分解的改进无迹卡尔曼滤波器,奇异值分解是一种常用的矩阵分解方法。具体过程为:

$$\mathbf{P} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{V}^T \quad (22)$$

其中 $\mathbf{P} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $\mathbf{U} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{m \times n}$, $\mathbf{V}^T \in \mathbf{R}^{m \times n}$, \mathbf{S} 为对角矩阵:

$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} \mathbf{H} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{pmatrix} \quad (23)$$

矩阵 $\mathbf{H} = \text{diag}(a_1, a_2, \dots, a_r)$, a_1, a_2, \dots, a_r 均为正数,当矩阵 \mathbf{P} 是一个对称正定矩阵时,矩阵 \mathbf{V} 和 \mathbf{U} 相等,并成为以下形式:

$$\mathbf{P} = \mathbf{U} \cdot \mathbf{S} \cdot \mathbf{U}^T \quad (24)$$

根据上述公式,将 (15) 式改为如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}^{(0)} = \hat{\mathbf{x}}, i = 0 \\ \mathbf{x}^{(i)} = \hat{\mathbf{x}} + (\sqrt{n+\lambda})_i \mathbf{U} \sqrt{\mathbf{S}}, i = 1 \sim n \\ \mathbf{x}^{(i)} = \hat{\mathbf{x}} - (\sqrt{n+\lambda})_i \mathbf{U} \sqrt{\mathbf{S}}, i = n+1 \sim 2n \end{cases} \quad (25)$$

Cholesky 分解变换为奇异值分解后,当矩阵 \mathbf{P} 不是半正定时,无迹变换依然可以正常进行,保证了整个迭代过程的连续,提高了算法的稳定性。

3 实验分析

3.1 开路电压与 SOC

本文以标称容量为 3.2 Ah 的磷酸铁锂电池为研究对象。具体参数如表 1 所示。

表 1 锂电池参数

电池模型	电池容量	电池电压	电池电阻	最大持续放电电流
18650-3200 mAh	3200 mAh	标称 3.7 V 满电 4.2 V	$\leq 40 \text{ m}\Omega$	6 A

在室温环境下,用文献 [12] 所提出的 HPPC 实验测量电池的开路电压,将测量结果导入 Matlab,关联相应测量点的 SOC,将开路电压与 SOC 进行曲线拟合。得到开路电压与 SOC 的关系,如图 3 所示。

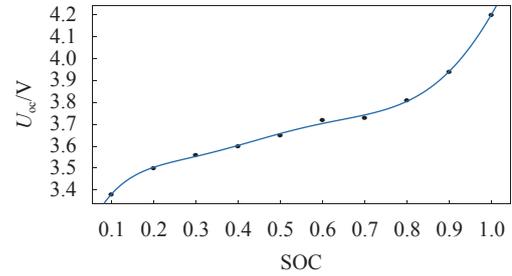


图 3 U_{oc} -SOC 曲线

3.2 SOC 精度实验

考虑到锂电池在实际应用中工况的复杂性,为了精确地验证算法的有效性,本文采用动态压力测试 (dynamic stress test, DST) 进行 SOC 估算。在模拟工况下对电池进行放电实验,采样周期 1 s。DST 工况下锂电池实测响应电压 U 和输入电流 I 如图 4、图 5 所示。图 5 正电流表示充电,负电流表示放电。

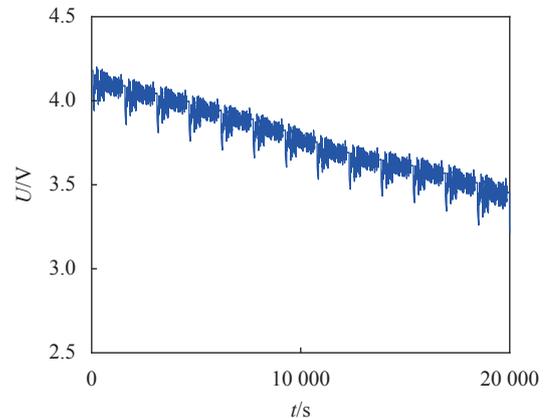


图 4 DST 下响应电压值

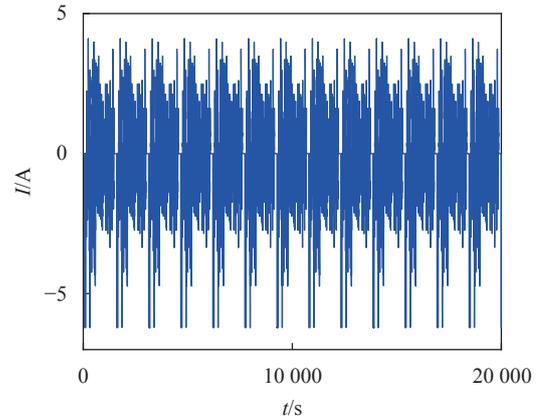


图 5 DST 下输入电流值

将 1.4 节在线辨识结果代入 UKF 和 SVD-UKF 算法,同时初始化 SOC 模型的相关参数: SOC 初始值为 0.99,初始协方差矩阵 $\mathbf{P}_0 = 10^{-3} \mathbf{E}_{3 \times 3}$,过程噪声协方差 $\mathbf{Q}_k = 10^{-6} \mathbf{E}_{3 \times 3}$,测量噪声协方差 $\mathbf{R}_0 = 0.0001$ 。

通过实验获得两种算法对 SOC 的估算结果,如图 6~图 7 所示。

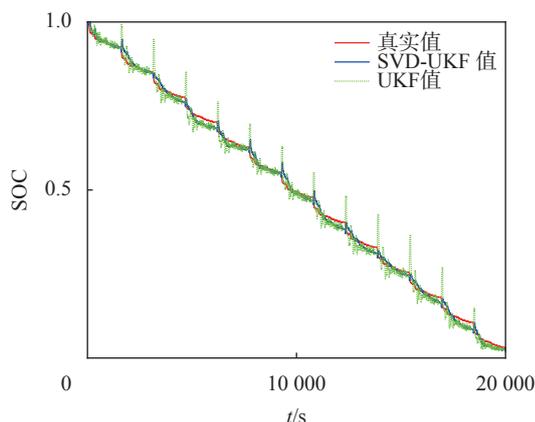


图 6 SOC 曲线

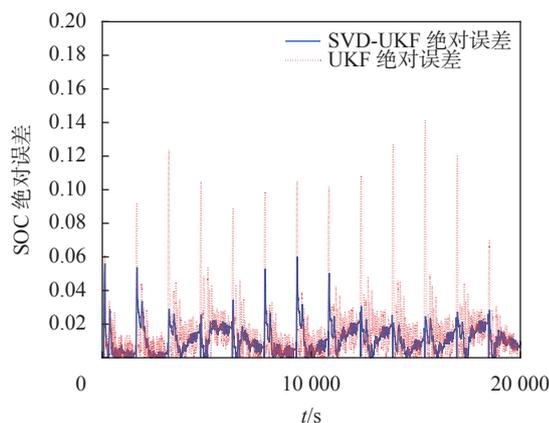


图 7 绝对误差曲线

由图 6 可以看出,在 DST 工况下,两种算法均产生较大误差,两种算法的变化趋势基本相同,但 UKF 变化的幅度更大。由于 UKF 算法不能保证矩阵 \mathbf{P} 半正定,使得滤波结果发散,进而导致算法运行一段时间后会产较大的误差峰值。由图 7 可知,UKF 的绝对误差范围在 0~14% 之间波动,而 SVD-UKF 误差在 0~7% 之间波动。在整个估算过程中,SVD-UKF 的精度更高,收敛速度快,而 UKF 精度较低且有发散的趋势。

为了更加直观地比较两种算法的估算性能,本文使用最大绝对误差 (maximum absolute error, MAE)、平均绝对误差 (average absolute error, AAE) 以及均方根误差 (root-mean square error, RMSE) 对两种算法进行评估。三者的数值越小,意味着算法的估算精度越高。MAE、AAE、RMSE 的计算方法如下:

$$\text{MAE} = \max(|S_i - \bar{S}_i|), i = 0 \sim 20\,000 \quad (26)$$

$$\text{AAE} = \frac{\sum_{i=0}^N (|S_i - \bar{S}_i|)}{N} \quad (27)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - \bar{S}_i)^2} \quad (28)$$

其中 i 为估算时间, S_i 为 SOC 真实值, \bar{S}_i 为 SOC 估算值, $N=20\,000$ 。

DST 工况下,两种算法的 MAE、AAE 以及 RMSE 的对比如表 2 所示。

表 2 UKF、SVD-UKF 算法 MAE、AAE、RMSE 对比

算法	MAE	AAE	RMSE
UKF	14.18%	7.21%	5.36%
SVD-UKF	6.39%	3.92%	1.58%

由表可知,SVD-UKF 的估算性能明显优于 UKF。与 UKF 相比,SVD-UKF 的最大绝对误差降低了 7.79%,平均绝对误差降低了 3.29%,均方根误差降低了 3.78%。

4 结束语

本文针对传统 UKF 估算锂电池 SOC 存在的精度低、计算稳定性差的问题,在二阶戴维宁模型的基础上,将带遗忘因子的最小二乘法运用到模型参数辨识中,提高了模型的精度。将 SVD-UKF 用于电池荷电状态的估计,在保证 UKF 估算精度的同时,使得协方差矩阵 \mathbf{P} 在非正定时依然可以分解,理论上保证了计算的稳定性。通过动态工况实验可知,SVD-UKF 的 AAE 降低 3.29%,RMSE 降低 3.78%。实验表明,该方法比传统 UKF 方法具有更高的估计精度,满足实际精度要求。

参考文献

- [1] WANG X, XU J, CAO B, et al. A Kalman filter SOC estimation method for lithium-ion batteries based on discrete wavelet transform de-noising[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 51(10): 71-76.
- [2] 丁镇涛,邓涛,李志飞,等.基于安时积分和无迹卡尔曼滤波的锂离子电池 SOC 估算方法研究[J].中国机械工程,2020,31(15): 1823-1830.
- [3] MENG J, RICCO M, LUO G, 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.

(下转第 130 页)

道线代表此范围中的平均流速,因此,积分方法也必然会对测量结果产生一定影响^[13],此次实验过程中未考虑积分方法的误差来源,后续的实验中,会进一步对这方面的影响进行分析。

参考文献

- [1] 马雪林,徐雅,谢代梁,等.多声道超声波流量计内部流-声耦合特性仿真分析[J].*中国测试*,2021,47(5):123-128.
- [2] 何敏,任佳,肖云萍,等.气体超声流量计国际标准制/修订进展和发展趋势[J].*天然气工业*,2007,27(5):109-112.
- [3] 陈利琼,谢虹雅,孙靖云,等.基于CFD的气体超声流量计计量准确性研究[J].*中国测试*,2019,45(7):87-91.
- [4] ASME PTC18-2011: Hydraulic Turbines and Pump-Turbines Performance Test Codes[S]. American Society of Mechanical Engineers, 2011.
- [5] ZHENG D, ZHANG P Y, XU T S. Study of acoustic transducer protrusion and recess effects on ultrasonic flowmeter measurement by numerical simulation[J]. *Flow Measurement & Instrumentation*, 2011, 22(5): 488-493.
- [6] 张朋勇,郑丹丹,徐天室,等.超声流量计探头对流场及其测量性能影响研究[J].*实验流体力学*,2011(3):60-65.
- [7] 郑丹丹,赵丹,张朋勇.超声流量测量中换能器对流场扰动机理研究[J].*机械工程学报*,2014,50(4):18-24.
- [8] 胡岳,张涛,郑丹丹,等.超声流量计探头安装入侵长度对测量影响的估算[J].*天津大学学报*,2013,46(9):776-783.
- [9] WANG B, CUI Y, LIU W, et al. Study of transducer installation effects on ultrasonic flow metering using computational fluid dynamics[J]. *Advanced Materials Research*, 2012, 629: 676-681.
- [10] CHEN D S, CAO H B, CUI B L. Study on flow field and measurement characteristics of a small-bore ultrasonic gas flow meter[J]. *Measurement and Control*, 2021(31): 002029402110075.
- [11] QIN L H, HU L, MAO K, et al. Flow profile identification with multipath transducers[J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2016, 52: 148-156.
- [12] 唐晓宇.多声道超声波气体流量检测技术仿真与实验研究[D].杭州:浙江大学,2016.
- [13] 胡鹤鸣,王池,孟涛.多声道超声流量计积分方法及其准确度分析[J].*仪器仪表学报*,2010,31(6):1218-1223.
- [14] LIU Z G, DU G S, SHAO Z F, et al. Measurement of transitional flow in pipes using ultrasonic flowmeters[J]. *Fluid Dynamics Research*, 2014, 46(5): 055501(10pp).
- [15] 张朋勇.超声流量计非理想流场适应性研究[D].天津:天津大学,2011.
- [16] 李跃忠.多声道超声波气体流量测量关键技术研究[D].武汉:华中科技大学,2010.
- [17] LYNNWORTH L C, LIU Y. Ultrasonic flowmeters: Half-century progress report, 1955-2005[J]. *Ultrasonics*, 2006, 44(4): e1371-e1378.
- [18] 刘桂雄,陈国宇,谭文胜.流量测量流动调整器结构与发展趋势分析[J].*中国测试*,2020,46(3):12-16.
- [19] 张亮,孟涛,王池,等.斜插式超声流量计探头插入深度影响实验研究[J].*仪器仪表学报*,2012(10):2307-2314.

(编辑:徐柳)

(上接第110页)

- [4] 刘新天,刘兴涛,何耀,等.基于Vmin-EKF的动力锂电池组SOC估计[J].*控制与决策*,2010,25(3):445-448.
- [5] ZHANG C, JIANG J, ZHANG L, et al. A generalized SOC-OCV model for lithium-ion batteries and the SOC estimation for LNMCO battery[J]. *Energies*, 2016, 9(11): 900.
- [6] GUO Y, ZHAO Z, HUANG L. SOC estimation of Lithium battery based on improved BP neural network[J]. *Energy Procedia*, 2017, 105: 4153-4158.
- [7] 吴从秀,耿攀,鲁东冉,等.动力锂电池荷电状态估算的改进方法[J].*科学技术与工程*,2019,19(14):201-206.
- [8] 董祥祥,武鹏,葛传久,等.基于自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池荷电状态估计[J].*电工电能技术*,2020,40(2):58-66.
- [9] 章军辉,李庆,陈大鹏,等.基于快速SR-UKF的锂离子动力电池SOC联合估计[J].*工程科学学报*,2021,43(7):976-984.
- [10] 陈万,蔡艳平,苏延召,等.基于改进粒子滤波的锂离子电池剩余寿命预测[J].*中国测试*,2021,47(7):148-153.
- [11] DONG X L, ZHANG A P, JIANG J C. Evaluation of SOC estimation method based on EKF / AEKF under noise interference[J]. *Energy Procedia*, 2018, 152: 520-525.
- [12] 陈息坤,孙冬.锂离子电池建模及其参数辨识方法研究[J].*中国电机工程学报*,2016,36(22):6254-6261.

(编辑:商丹丹)