

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210090

基于 TVFFRLS-ACKF 的锂离子电池 SOC 估算*

华 菁 阮观强 胡 星 郁长青 袁伟光

(上海电机学院机械学院 上海 201306)

摘要: 实现电池荷电状态(SOC)的估算预测是电池管理系统(BMS)的重要任务之一。电池模型参数的辨识是实现锂离子电池 SOC 估算的前提,也是决定其估算精度的关键因素。本文以 18650 型锂离子单体电池为研究对象,采用带时变遗忘因子的递推最小二乘法(TVFFRLS)对电池参数进行在线辨识,实现遗忘因子自适应的自动寻优,提高参数在线辨识的稳定性。在此基础上,采用自适应容积卡尔曼滤波(ACKF)对锂离子电池 SOC 进行估算,对过程噪声、量测噪声的协方差实时更新,并在不同工况下进行算法验证。结果表明,该算法噪声抑制性能良好,可以提高 SOC 的估算精度,最大估算误差不超过 1.5%,且 ACKF 算法具有较强的鲁棒性。

关键词: 荷电状态;带时变遗忘因子最小二乘法;自适应容积卡尔曼滤波

中图分类号: TM912 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

SOC estimation of lithium-ion battery based on TVFFRLS-ACKF

Hua Jing Ruan Guanqiang Hu Xing Yu Changqing Yuan Weiguang

(School of Mechanical Engineering, Shanghai Dianji University, Shanghai 201306, China)

Abstract: It is one of the important tasks of battery management system (BMS) to realize battery charge state (SOC) estimation. The identification of battery model parameters is the precondition of SOC estimation for lithium-ion batteries, which is also the key factor determining the estimation accuracy of SOC. This paper took 18650 lithium-ion battery as the research object, and used the recursive least square method with time-varying forgetting factor (TVFFRLS) to identify the battery parameters online, so as to realize the automatic optimization of forgetting factor adaptation and improve the stability of parameter online identification. On this basis, the adaptive cubature Kalman filter (ACKF) was used to realize the estimation of SOC of lithium-ion batteries, and the covariance of process noise and measurement noise was updated in real time. The algorithm was verified under various working conditions. The results show that the algorithm has good noise suppression performance and can realize the estimation of SOC. The maximum estimation error of SOC is no more than 1.5%, and ACKF algorithm has strong robustness.

Keywords: SOC; TVFFRLS; ACKF

0 引 言

随着各国工业水平的快速发展,资源短缺和环境污染等问题越来越严重,发展新能源汽车已成为 21 世纪汽车工业发展的重要任务之一。锂离子电池以其能量密度大、稳定性好等优点^[1-2],得到了广泛的应用。电池的荷电状态(state of charge, SOC)是电池管理系统中一个重要的状态参数,它反映了电池当前剩余电量的一个状态^[3-4],高精度的 SOC 估计,可以有效避免电池过充或过放电,保护电池安全,延长使用寿命^[5-6]。由于 SOC 不能直接测量,需要一

定的方法去实现。

目前,国内外锂离子电池 SOC 常用的估算方法主要有直接测量法、基于数据驱动的预测和基于模型的预测。直接测量法主要有安时积分法和开路电压法。安时积分法^[7]虽然简单,但其精度依赖于 SOC 的初始值。开路电压法^[8]易操作,但受温度、老化等影响因素较大。基于数据驱动的方法类似于“Black-Box”原理,通过大量的输入、输出样本数据找出之间的潜在关系,该类方法的优点是不需要知道电池的内部反应机理,但缺点是需要依赖大量的样本数据,且对计算机处理器性能要求较高^[9]。基于模型的方法分为

收稿日期:2022-05-24

* 基金项目:上海市 2021 年度“科技创新行动计划”项目(21DZ2304600)、2021 年车载超级电容管理系统关键技术研究重点实验室开放课题(2021NUSV001)、2021 年上海电机学院研究生创新项目(B1-0225-21-011-09)资助

针对电池内部机理和外部电路特性这两种方式进行建模。针对电池内部机理建模的方式,其模型结构复杂,电化学方程求解计算量大、计算复杂。针对外部电路特性建模的主要是等效电路模型,通常与卡尔曼滤波结合使用。封居强等^[10]利用带遗忘因子的递推最小二乘法(FFRLS)完成电池参数的辨识,结合扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法对电池 SOC 进行估算,在电池参数辨识过程中视遗忘因子为恒值,没有考虑不同遗忘因子对电池参数的辨识结果产生的影响。EKF 对非线性系统是通过泰勒一阶展开进行线性化处理的,略去了二阶及以上项,会引起一定的计算误差。陈剑等^[11]通过 UT 变化原理,采用无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)估算 SOC,发现 UKF 算法比 EKF 算法的精度高,但 UKF 在高维非线性系统中容易存在滤波发散的问题。Chen 等^[12]通过三阶球面径向容积原理,采用容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)估算 SOC 时发现其估算误差可以控制在 2.3% 以内,但其过程噪声和量测噪声的协方差被视为恒值,由于噪声的协方差在实际过程中很容易受到外界影响而发生变化,因此没有考虑噪声的不确定性对电池 SOC 估算会产生一定的影响。

针对上述问题,本文采用 TVFFRLS 对电池参数进行在线辨识,实现遗忘因子自适应的自动寻优,以减小遗忘因子的不确定性而引起的误差,提高电池参数在线辨识的稳定性。考虑到噪声协方差的时变性,辨识完后采用自适应容积卡尔曼滤波(ACKF)对电池 SOC 进行估算,对噪声实时更新从而提高电池 SOC 的估算精度。

1 电池模型建立及在线参数辨识

1.1 电池模型建立

电池模型合理的选取是实现 SOC 估算的前提,考虑到电池模型的精确度以及计算量,本文选用二阶 RC 等效电路模型,如图 1 所示。

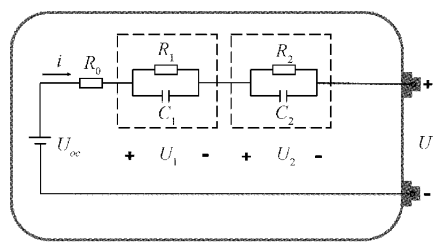


图 1 二阶 RC 等效电路模型

$$\begin{cases} C_1 \frac{dU_1}{dt} + \frac{U_1}{R_1} = i \\ C_2 \frac{dU_2}{dt} + \frac{U_2}{R_2} = i \\ U(t) = U_{oc} - U_1(t) - U_2(t) - i \times R_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: U_{oc} 表示电池的开路电压, R_0 表示欧姆内阻, R_1 、 R_2 表示电化学极化内阻和浓差极化内阻, C_1 、 C_2 表示电化学

极化电容和浓差极化电容, U 表示电池的端电压, I 表示电池的实际电流,假设放电为正,充电为负。

1.2 实验平台搭建

本文的实验对象为 3.6 V/3.0 A·h 三元锂离子电池,其实验平台如图 2 所示。为了更好地模拟出新能源汽车实际运行时的情况,本文将采用 DST 和 BJDST 工况验证本文所提出的算法。图 3 和 4 为这两种工况的每一次循环的电流曲线。

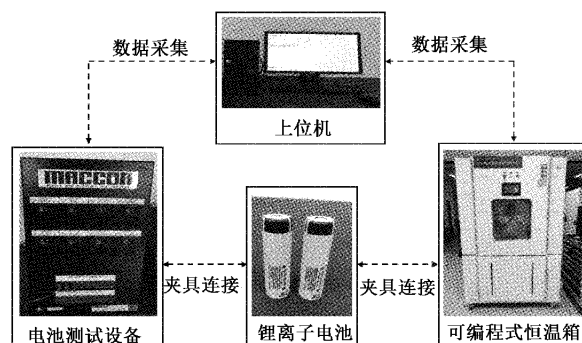


图 2 实验平台结构示意图

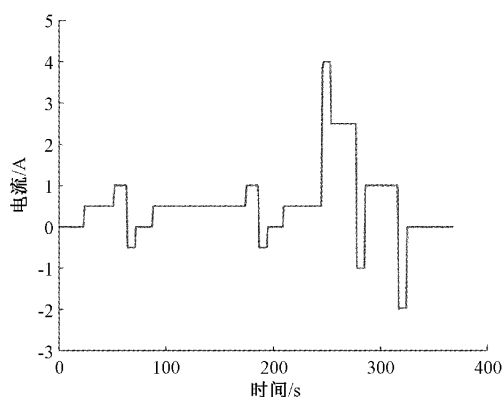


图 3 DST 工况电流

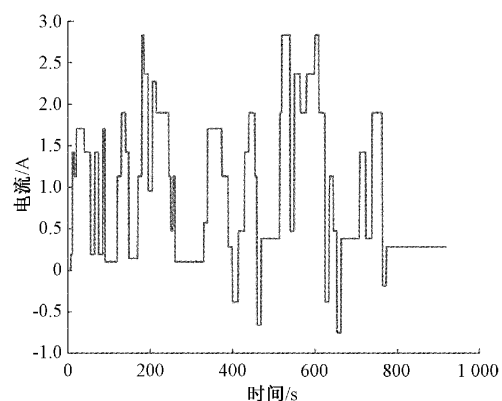


图 4 BJDST 工况电流

1.3 基于 TVFFRLS 算法的参数在线辨识

在新能源电动汽车实际运行中,锂离子电池的运行情况即复杂又多变,其内部参数都是时刻变化的,而离线辨识

并不能实时辨识,为了实现实时辨识,可采用递推最小二乘法,由式(1)中的方程可得到频域下的状态方程:

$$G(s) = \frac{U_{oc}(s) - U(s)}{I(s)} = R_0 + \frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s} + \frac{R_2}{1 + R_2 C_2 s} \quad (2)$$

令 $s = \frac{2(1-z^{-1})}{T(1+z^{-1})}$ 代入式(2),得:

$$G(s) = \frac{\frac{a_3 - a_4 + a_5}{1 + a_1 - a_2} s^2 + \frac{4(a_3 - a_5)}{T(1 + a_1 - a_2)} s + \frac{4(a_3 + a_4 + a_5)}{T^2(1 + a_1 - a_2)}}{s^2 + \frac{4(1 + a_2)}{T(1 + a_1 - a_2)} s + \frac{4(1 - a_1 - a_2)}{T^2(1 + a_1 - a_2)}} \quad (3)$$

联立式(2)和(3)可知:

$$\begin{cases} R_0 = \frac{a_3 - a_4 + a_5}{1 + a_1 - a_2} \\ \tau_1 \tau_2 = \frac{T^2(1 + a_1 - a_2)}{4(1 - a_1 - a_2)} \\ \tau_1 + \tau_2 = \frac{T(1 + a_2)}{1 - a_1 - a_2} \\ R_0 + R_1 + R_2 = \frac{a_3 + a_4 + a_5}{1 - a_1 - a_2} \\ R_0 \tau_1 + R_0 \tau_2 + R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1 = \frac{T(a_3 - a_5)}{1 - a_1 - a_2} \end{cases} \quad (4)$$

式中: a_i 表示相应的常数,离散化后可得差分方程:

$$y(k) = U_{oc}(k) - U(k) = a_1 y(k-1) + a_2 y(k-2) + a_3 I(k) + a_4 I(k-1) + a_5 I(k-2) \quad (5)$$

式中: $y(k)$ 为系统的响应, $I(k)$ 为系统激励。

$$y(k) = \varphi^T(k) \theta(k) + e(k) \quad (6)$$

式中: $\varphi(x)$ 为系统变量, $\theta(x)$ 为参数变量, $e(x)$ 为预测误差。由此可令:

$$\begin{aligned} \varphi(k) &= [y(k-1) \ y(k-2) \ I(k) \ I(k-1) \ I(k-2)] \\ \theta(k) &= [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5] \end{aligned} \quad (7)$$

FFRLS 对电池参数的估算可以用式(8)来表示:

$$\begin{cases} K(k) = \frac{P(k-1)\varphi^T(k)}{\lambda + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \\ \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)e(k) \\ P(k) = \frac{P(k-1) - K(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{\lambda} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $K(k)$ 为算法的增益, $P(k)$ 为辨识参数的协方差矩阵, λ 为遗忘因子。

在传统 FFRLS 算法中, λ 的作用是消除数据“饱和”现象,加强当前数据对算法的影响,减弱历史数据的影响。若 λ 取 1,表示该算法没有遗忘功能,所有数据运用于参数辨识中,不仅运算繁杂,而且辨识出的参数无法随着电池模型状态的变化而变化。若 λ 取 0,表示会遗忘之前所有的辨识结果,只采用当前数据辨识参数,会导致辨识结果产生很大的误差。所以 0 和 1 都不是遗忘因子的最优值。在大部

分研究中^[13-15], λ 通常采用试凑法取 0.95~1,不仅繁琐还缺乏科学严谨性。针对上述问题,本文采用 TVFFRLS 对电池参数进行在线辨识,以减小遗忘因子的不确定性而引起的误差。利用数据开窗原理,通过有限个数据点估计误差的均方差来决定遗忘因子的大小,从而提高算法的稳定性和严谨性,如式(9)所示。

$$\begin{cases} H(k) = \rho \frac{\sum_{i=k-M+1}^k e_i e_i^T}{M} \\ \lambda(k) = a + (b-a) \cdot e^{-H(k)} \end{cases} \quad (9)$$

式中: M 为窗口的大小, a 表示该算法对前一辨识结果的遗忘程度的最小值, b 表示该算法对前一辨识结果的遗忘程度的最大值。图 5 为基于 BJDST 工况下采用 TVFFRLS 算法下对电池参数进行在线辨识的结果,从图 5 中可以看出,在参数辨识的初始阶段各参数波动较大,这是由于参数初始值的设置与真实值差距较大,再加上刚开始参数辨识时数据量较小,初期阶段出现波动较大是正常现象,随着参数辨识过程的继续进行,很快各参数处于稳定状态。

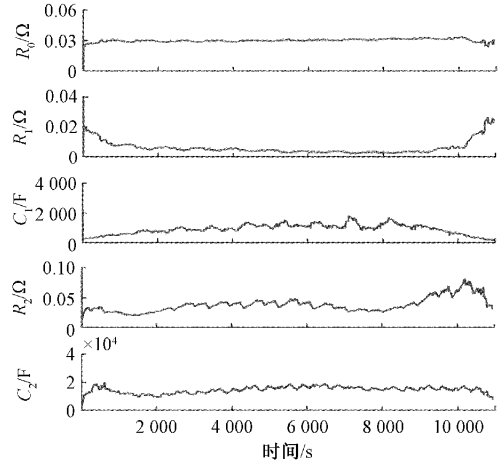


图 5 电池模型参数在线辨识结果

2 基于 TVFFRLS-ACKF 算法的 SOC 估算

通常情况下电池 SOC 的计算公式如式(10)所示。

$$SOC(t) = SOC(t_0) - \frac{\int_{t_0}^t \eta \cdot i(t)}{Q_N} \quad (10)$$

式中: $SOC(t)$ 表示电池当前的 SOC, $SOC(t_0)$ 表示电池 t_0 时刻的 SOC, η 表示电池的库伦效率, Q_N 表示电池的额定容量。

结合式(1)和(10)建立其相关的状态方程和观测方程如下:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} SOC(k) \\ U_1(k) \\ U_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 100 \\ 0e^{-\frac{T}{\tau_1}} 0 \\ 00e^{-\frac{T}{\tau_2}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC(k-1) \\ U_1(k-1) \\ U_2(k-1) \end{bmatrix} + \\ \begin{bmatrix} -\frac{\eta T}{Q_N} \\ R_1(1-e^{-\frac{T}{\tau_1}}) \\ R_2(1-e^{-\frac{T}{\tau_2}}) \end{bmatrix} \times i(k) + \omega(k) \\ U(k) = U_{oc}[SOC(k)] - U_1(k) - U_2(k) - \\ i(k) \times R_0 + v(k) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $[SOC(k) \ U_1(k) \ U_2(k)]^T$ 表示状态变量, T 表示采样时间, $U(k)$ 表示电池的端电压, $i(k)$ 表示输入电流, $\omega(k)$ 、 $v(k)$ 表示均值为 0 的白噪声, 其方差分别为 $Q(k)$ 、 $R(k)$ 。

CKF 的原理是通过三阶球面径向容积原理得到后验均值与方差。因为容积准则的无导数性, 使得缩放后的 Cubature 点数与状态向量维数 n 呈现出线性关系, 即保证了三阶及以上的精度要求, 又保证了比 UKF 更高的稳定性, 同时精度比 EKF 和 UKF 都高。ACKF 的算法步骤如下:

1) 初始化

$$\hat{x}_0 = E(x_0) \quad (12)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]$$

2) 时间更新

(1) 计算容积点

$$\begin{cases} P_k = S_k S_k^T \\ x_k^i = S_k \xi_i + \hat{x}_k \quad n = 1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (13)$$

式中: n 表示状态量的维度, ξ_i 表示容积点数, 具体如下表示:

$$\xi_i = \begin{cases} \sqrt{n}[1]_i & i = 1, 2, \dots, n \\ -\sqrt{n}[1]_i & i = n+1, n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (14)$$

式中: $[1]$ 表示单位矩阵。

(2) 传播容积点

$$x_{k+1|k}^i = f(x_k^i, u_k) \quad (15)$$

(3) 预测状态值和协方差值

$$\hat{x}_{k+1|k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} x_{k+1|k}^i \quad (16)$$

$$P_{k+1|k} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} x_{k+1|k}^i (x_{k+1|k}^i)^T - \hat{x}_{k+1|k} (\hat{x}_{k+1|k})^T + Q \quad (17)$$

3) 测量更新

(1) 计算容积点

$$P_{k+1|k} = S_{k+1|k} S_{k+1|k}^T \quad (18)$$

$$x_{k+1|k}^i = S_{k+1|k} \xi_i + \hat{x}_{k+1|k}$$

(2) 传播容积点

$$y_{k+1|k}^i = g(x_{k+1|k}^i, u_{k+1}) \quad (19)$$

(3) 计算测量值

$$\hat{y}_{k+1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} y_{k+1}^i \quad (20)$$

(4) 计算协方差和互协方差

$$P_{k+1}^y = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} y_{k+1}^i (y_{k+1}^i)^T - \hat{y}_{k+1} (\hat{y}_{k+1})^T + R \quad (21)$$

$$P_{k+1}^{xy} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} x_{k+1}^i (y_{k+1}^i)^T - \hat{x}_{k+1} (\hat{y}_{k+1})^T \quad (22)$$

(5) 计算卡尔曼增益

$$K_{k+1} = P_{k+1}^{xy} / P_{k+1}^y \quad (23)$$

(6) 计算状态量及协方差

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1} (y_{k+1} - \hat{y}_{k+1}) \quad (24)$$

$$P_{k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1} P_{k+1}^y K_{k+1}^T \quad (25)$$

由于噪声的协方差在实际过程中很容易受到外界影响而发生变化, 考虑到噪声的时变性, 本文将采用改进的 Sage-Husa 对 CKF 进行自适应的修正, 确保其估算精度, 其系统噪声和量测噪声的修正过程如下:

$$\begin{cases} d_k = (1-b)/(1-b^{k+1}) \\ Q_k = (1-d_k)Q_{k-1} + d_k(K_k e_k e_k^T K_k^T + P_k - A_k P_{k-1} A_k^T) \\ R_k = (1-d_k)R_{k-1} + d_k(e_k e_k^T - P_{k-1}^y) \end{cases} \quad (26)$$

3 实验验证及分析

3.1 TVFFRLS 算法的精度验证

图 6 为 BJDST 工况下采用 TVFFRLS 算法在线辨识的电压对比图, 可以看出, 电压真实值与电压仿真值曲线基本重合。图 7 为 BJDST 工况下在线辨识电压误差图, 可以看出电压误差波动幅度有点大, 这是由于 BJDST 工况较为复杂, 激励电流不断地变化, 使得算法还未来得及收敛, 但最大误差能控制在 0.05 V 以内。

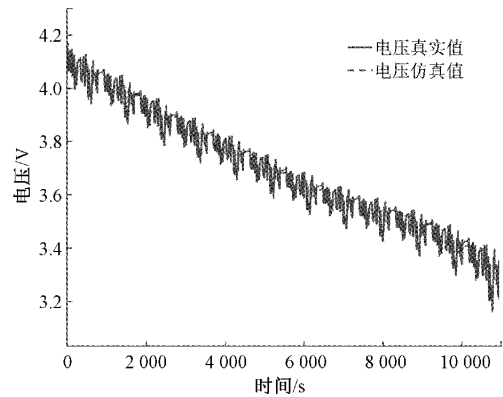


图 6 BJDST 工况下端电压对比

3.2 TVFFRLS-ACKF 算法的精度验证

由于 DST 的工况电流较为简单, 而 BJDST 的工况电流相比较而言复杂的多, 所以本文将采用这两种不同的工况来验证电池 SOC 估算的精度。图 8 为 DST 工况下采用 UKF、CKF、ACKF 3 种不同的方法估算 SOC 的对比图, 这

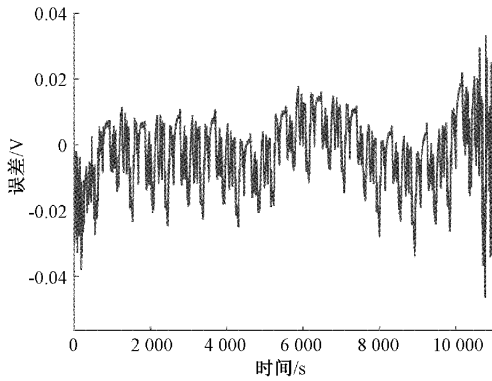


图 7 BJDST 工况下端电压误差

4 条曲线的趋势基本一致,都具有较好的收敛性,但从局部放大图可以看出,采用 ACKF 算法的精度更高点,它估算出的 SOC 曲线更贴近真实值,而采用 UKF 算法的估算精度差一点。虽然 UKF 算法在处理非线性系统的能力强于 EKF 算法,但当状态方程的维度 $n > 3$ 时,由于缩放因子 k 需要满足 $k + n = 3$,使得 $k < 0$,会导致 Sigma 点的权值系数出现负数,稳定性会下降,而 CKF 算法的 Cubature 点的权值永远大于 0,所以具有较高的稳定性。图 9 为 DST 工况下采用不同算法估算 SOC 的误差图,可以看出,UKF 算法估算 SOC 的误差幅度较大,而采用 ACKF 算法估算 SOC 的误差幅度很小,说明 ACKF 算法的鲁棒性很好。

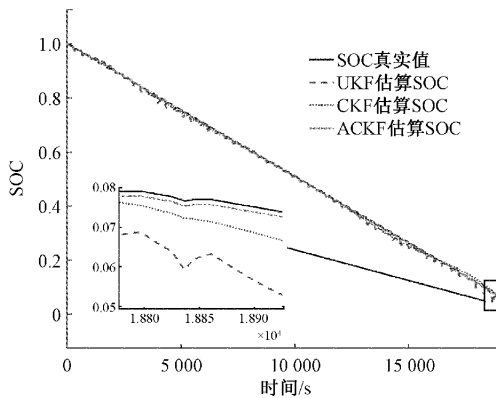


图 8 DST 工况下不同算法估算 SOC

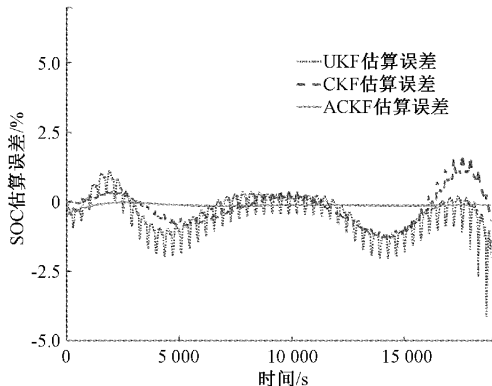


图 9 DST 工况下不同算法估算 SOC 的估算误差

图 10 为 BJDST 工况下采用 UKF、CKF、ACKF 3 种不同的方法估算 SOC 的对比图,同样可以看出,这 4 条曲线的趋势基本一致,都能很好的收敛,从局部图可以看出,UKF 算法偏离真实值最多,ACKF 算法精度最高。图 11 为 BJDST 工况下采用不同算法估算 SOC 的误差图,可以看出,UKF 算法的鲁棒性最差,ACKF 算法的鲁棒性最好。

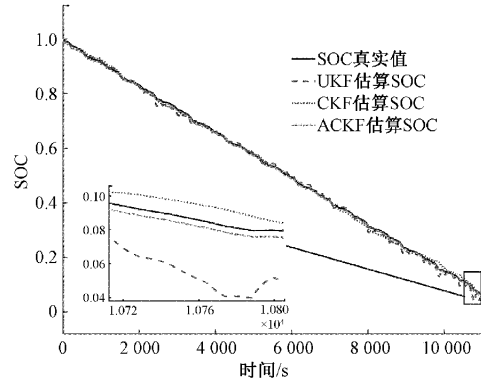


图 10 BJDST 工况下不同算法估算 SOC

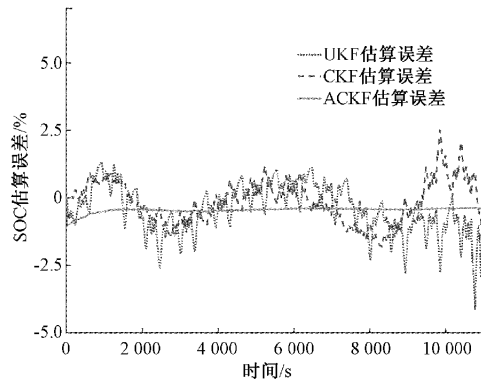


图 11 BJDST 工况下不同算法估算 SOC 的估算误差

表 1 为这 3 种算法在不同工况下的性能对比,从表 1 中可以看出无论采取哪种工况,ACKF 的最大误差是最小的,且平均绝对误差也是最小的。在 BJDST 工况下,虽然 ACKF 算法的执行时间在这 3 种算法中最长的,但它比 UKF 算法多了 0.277 s,仅比 CKF 算法多了 0.044 s,说明该算法在提高电池 SOC 估算精度的同时并没有给 SOC 估算过程带来计算压力。

表 1 SOC 不同估算算法对比

工况	算法	最大误差 MAX/%	平均绝对误差 MAE/%	执行时间 T/s
DST	UKF	4.15	0.62	1.062
	CKF	1.71	0.49	1.391
	ACKF	0.45	0.13	1.427
BJDST	UKF	4.14	0.79	0.955
	CKF	2.54	0.65	1.232
	ACKF	1.05	0.46	1.276

为了验证 SOC 在初始值失真的情况下 ACKF 算法鲁棒性能的好坏,本文将在 DST 工况人为设定不同的 SOC 初始值,将 SOC 初始值分别改为 0.9、0.8、0.7,造成 SOC 初始值有 10%、20%、30% 的偏差,其估算结果如图 12 所示,从图 12 中可以看出,在初始值失真的情况下,ACKF 依然能很快的收敛到真实值附近,表现出很强的鲁棒性。图 13 为其误差图,由于 0.7 的 SOC 初始值偏离真实值较大,所以收敛时间比 0.9 的 SOC 初始值的收敛时间略长点,经过短暂时间后能很好的收敛到真实值附近。

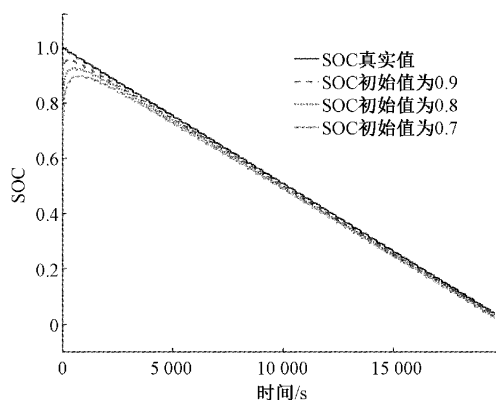


图 12 不同初始值下 SOC 估算对比

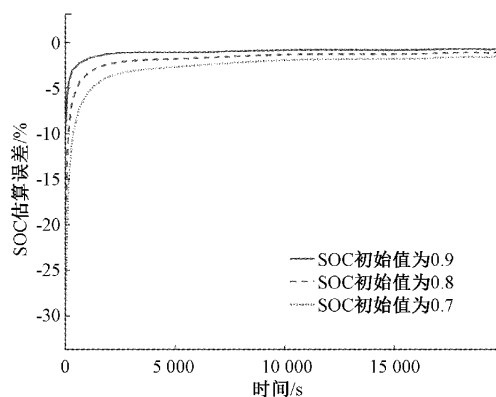


图 13 不同初始值下 SOC 估算误差

4 结 论

锂离子电池 SOC 估算是 BMS 的重要任务之一,其精度主要取决于电池参数估算模型和荷电状态估算模型。本文以 18650 型电池为实验对象,以 TVFFRLS 和 ACKF 联合算法实现了不同工况下 SOC 估算,总结如下:

1) 本文采用 TVFFRLS 算法对模型参数进行在线辨识,实现遗忘因子自适应的自动寻优,以减小遗忘因子的不确定性而引起的误差,从而提高了辨识精度。通过验证,基于该算法辨识出的电池参数代入二阶 RC 电路模型中,电压的仿真值与电压的真实值偏差可以控制在 0.05 V 以内,具有较好的准确性。

2) 由于 CKF 算法的 Cubature 点的权值永远大于 0,表

现出较高的稳定性,同时考虑到噪声协方差的时变性,本文提出了 ACKF 算法,结合 TVFFRLS 算法,实现电池参数和 SOC 联合在线估算。结果表明,在不同工况下,本文提出的算法可以提高 SOC 的估算精度,最大估算误差不超过 1.5%,且在 SOC 初始值失真的情况下也能表现出很好的鲁棒性,可以满足实际的应用需求。

参考文献

- [1] YANG S, CAO Y, ZHOU S, et al. A comprehensive evaluation on variable sampling intervals of power battery system for electric vehicles[J]. IEEE Access, 2020,8: 156232-156243.
- [2] LI S, ZHU W, TANG Q, et al. Mini review on cellulose-based composite separators for lithium-ion batteries: recent progress and perspectives[J]. Energy & Fuels, 2021,35(16): 12938-12947.
- [3] 秦鹏,王振新,康健强,等. 实时辨识锂离子电池参数并基于改进 AEKF 估算 SOC[J]. 电子测量技术, 2020,43(10): 30-35.
- [4] PANG H, GUO L, WU L, et al. An enhanced temperature-dependent model and state-of-charge estimation for a Li-Ion battery using extended Kalman filter[J]. International Journal of Energy Research, 2020,44(9):7254-7267.
- [5] 骆凡,黄海宏,王海欣. 基于电化学阻抗谱的退役动力电池荷电状态和健康状态快速预测[J]. 仪器仪表学报, 2021,42(9): 172-180.
- [6] 郝世宇,殷会飞,杨茹,等. 基于 AEKF 的锂离子电池动力电池荷电状态估计[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(9): 49-53.
- [7] 高振楠,翟荣刚,杨威,等. 基于安时积分法的改进电池 SOC 算法研究[J]. 菏泽学院学报, 2021, 44(5): 39-44.
- [8] 付浪,杜明星,刘斌,等. 基于开路电压法与卡尔曼滤波法相结合的锂离子电池 SOC 估算[J]. 天津理工大学学报, 2015,31(6): 9-13.
- [9] 任舒蕊,王琪. 基于 BAS-BP 神经网络的动力电池 SOC 估算[J]. 自动化与仪表, 2021,36(8):87-91.
- [10] 封居强,伍龙,黄凯峰,等. 基于 FFRLS 和 AEKF 的锂离子电池 SOC 在线估计研究[J]. 储能科学与技术, 2021,10(1):242-249.
- [11] 陈剑,肖振锋,李达伟,等. 基于 RLS 和 UKF 算法的锂离子电池荷电状态估计[J]. 电源技术, 2020, 44(11): 1600-1603,1657.
- [12] CHEN X K, DONG S. Modeling and state of charge estimation of lithium-ion battery [J]. Advances in Manufacturing, 2015(3): 202-211.
- [13] LONG H, ZHU C, HUANG B, et al. Model parameters online identification and SOC joint

- estimation for Lithium-Ion battery based on a composite algorithm [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2019,14(4):1485-1493.
- [14] FENG L, DING J, HAN Y. Improved sliding mode based EKF for the SOC estimation of lithium-ion batteries[J]. Ionics, 2020,26(6):2875-2882.
- [15] 乔家璐,王顺利,于春梅,等. 基于加权多新息 AEKF 的锂电池 SOC 在线估算[J]. 储能科学与技术, 2021, 10(6): 2318-2325.

作者简介

华菁,硕士研究生,主要研究方向为新能源汽车动力电池。

E-mail:444601548@qq.com

阮观强,副教授,博士,主要研究方向为新能源汽车技术。

E-mail:ruangq@sdju.edu.cn

胡星,副教授,博士,主要研究方向为汽车制造新工艺。

E-mail:40778653@qq.com

郁长青,硕士研究生,主要研究方向为新能源汽车动力电池。

E-mail:287792668@qq.com

袁伟光(通信作者),讲师,主要研究方向为汽车动力学、新能源汽车动力系统设计与仿真。

E-mail:yuanwg@sdju.edu.cn