

基于 FFRLS-AEKF 的动力电池 SOC 在线估计 *

潘涛涛, 王友仁, 彭晨

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏南京 210016)

摘要: 针对锂电池等效电路模型参数不准确以及复杂工况噪声不确定导致荷电状态(SOC)估计精确度较低的问题, 提出一种自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)融合带遗忘因子最小二乘法(FFRLS)的算法来解决此问题。在每一步SOC估计过程中, 首先使用FFRLS算法跟随试验工况环境变化, 实时辨识出一阶RC等效电路模型参数, 增加模型精确度, 准确描述锂电池工作时的动态特性; 再使用AEKF算法实时更新与修正系统噪声并在线估计SOC。设计搭建动力电池试验平台, 在动力动态测试(DST)和北京公交动力动态测试(BBDST)工况下, 该方法估计值最大绝对误差均低于0.15%, 平均绝对误差在0.077以下, 均方根误差在0.007以下, 相较于扩展卡尔曼滤波(EKF)算法, 所提算法的估计效果有较大提升。

关键词: 动力锂电池; 荷电状态估计; 带遗忘因子最小二乘法; 自适应扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TM912 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2023)11-0030-07

doi: 10.12177/emca.2023.130

On-Line Estimation of SOC for Power Lithium Battery Based on FFRLS-AEKF *

PAN Taotao, WANG Youren, PENG Chen

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 210016, China)

Abstract: To address the problem of inaccurate parameters in equivalent circuit models of lithium batteries and uncertainty in complex operating noise leading to the low accuracy in state-of-charge (SOC) estimation. An adaptive extended Kalman filtering (AEKF) method incorporating recursive least squares with forgetting factor (FFRLS) is proposed. In each step of the SOC estimation process, the FFRLS algorithm is first used to identify the parameters of the first-order RC equivalent circuit model in real time following the changes of the experimental working environment, which increases the model accuracy and accurately describes the dynamic characteristics of the Li-ion battery when it is in operation. Then the AEKF algorithm is used to update and correct the system noise in real time and estimate the SOC on-line. The experimental platform for power lithium batteries was designed and constructed. Under both the dynamic stress test (DST) and the beijing bus dynamic stress test (BBDST) operating conditions, the maximum absolute error of the method's estimation is lower than 0.15%, the average absolute error is below 0.077, and the root mean square error is below 0.007. Compared with the extended kalman filtering (EKF) method, the estimation effect of the proposed method is greatly improved.

Key words: power lithium battery; estimation of the state of charge; recursive Least squares with forgetting factor (FFRLS); adaptive extended Kalman filtering (AEKF)

收稿日期: 2023-06-29; 收到修改稿日期: 2023-07-27

*基金项目: 航空科学基金资助项目(20183352030)

作者简介: 潘涛涛(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为动力电池系统健康管理。

0 引言

在国家相关政策下,新能源技术及其应用得到了快速发展^[1],锂电池凭借其效率高、能量大、寿命长等优点^[2],在航空航天、储能系统以及电动汽车等领域中应用广泛^[3]。锂电池作为飞机以及电动汽车的动力来源和辅助电源,对飞机和汽车的安全运行至关重要,因此需要评估锂电池的工作状况^[4]、监测电池容量大小^[5]、进行故障提前报警以及改善电池组中各单体电池不一致性等^[6-7]。锂电池的荷电状态(SOC)是其剩余电量的衡量指标,精准的SOC估计是实现其他功能的前提^[8-9]。

锂电池SOC估计方法可分为开路电压法^[10]、安时积分法^[11]、卡尔曼滤波法^[12]以及神经网络算法^[13]等。文献[14]通过递推更新方式改进了门控循环单元(GRU)网络输出结构,减少了基于GRU估算SOC的计算复杂度,但改进后的计算复杂度依旧比卡尔曼滤波系列算法大。文献[15]使用基于多种神经网络与卡尔曼滤波算法组合而成的集成学习SOC估计方法,但该算法的高度耦合使其复杂性过高,难以在BMS系统中实际应用。文献[16]根据不同时间尺度将电池模型分为两个子模型分别使用最小二乘法,取得了较好的参数估计效果。文献[17]使用Sigma点卡尔曼滤波(SPKF)算法,在MATLAB中与扩展卡尔曼滤波(EKF)进行对比,得出SPKF算法精度更高,但该算法未对锂电池模型参数进行动态调整,其估计误差较大。文献[18]使用带遗忘因子最小二乘法(FFRLS)进行参数辨识结合自适应无迹卡尔曼滤波(AUKF)算法在线辨识SOC,取得了更高的SOC估计精度,但无迹卡尔曼滤波(UKF)算法本身存在协方差矩阵非正定的问题,在复杂工况下表现不稳定,容易导致估计结果发散。文献[19]通过使用FFRLS与EKF相结合的算法,能够减少因模型参数变化导致的SOC估计误差,但该算法未考虑到复杂工况下系统噪声变化较大对SOC估计的影响,估计精度有待进一步提高。

综上,现有的锂电池SOC估计研究中存在以下几点问题^[20]:

(1) 使用算法过于复杂时,虽然SOC估计精

度得到提高,但其计算量较大,难以在嵌入式系统中成功应用;

(2) 神经网络算法估计SOC需要庞大的数据作为支撑,当数据量不够时,SOC估计精度较低;

(3) 锂电池内部存在复杂化学反应,模型参数辨识不准确以及系统噪声变化大对SOC估计效果影响较大。

考虑现有估计方法的优缺点和嵌入式系统实现的难易程度,本文使用一种基于自适应扩展卡尔曼滤波融合带遗忘因子最小二乘法(FFRLS-AEKF)的SOC估计算法,该方法不需要庞大的数据量支撑,避免了UKF算法存在的协方差矩阵非正定导致估计结果发散和不稳定的问题,通过实时辨识更新模型参数,增加模型精确度,并且在复杂工况下通过实时修正系统噪声,从而减少噪声变化较大时对SOC估计带来的不利影响,能够进一步提高SOC估计精确度,并通过试验验证了该算法的可行性。

1 锂电池模型参数辨识

1.1 锂电池等效电路模型选取

Thevenin等效电路模型由欧姆内阻及串联的RC环节组成,根据串联的RC环节数量又可分为一阶RC模型和多阶RC模型。一阶RC模型电路简单、计算复杂度低、易于实现、并且能够有效表达锂电池工作状态,在工程中应用较多,其电路结构如图1所示。图1中,E为电动势;V为端电压;I为工作电流; R_o 为欧姆内阻; R_p 为极化内阻; C_p 为极化电容; V_p 为极化电压。

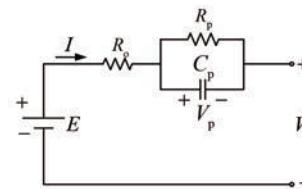


图1 一阶RC等效电路模型

1.2 OCV-SOC曲线的获取

为了得到锂电池的开路电压(OCV)-SOC曲线,需要在参数辨识以及SOC估计之前对锂电池进行脉冲充放电试验。本文中所使用的锂电池型号为三星INR18650-22FM,其参数如表1所示。

为减少误差,将多次试验中不同 SOC 值处测量的 OCV 取平均值。图 2 为锂电池在脉冲充放电试验测得的 OCV 与 SOC 数据以及经过 4 次多项式拟合的 OCV-SOC 曲线。

表 1 三星 INR18650-22F 动力锂电池参数

参数名称	参数值
标称电压/V	3.6
标称容量/mAh	2 200
最大截止电压/V	4.2
最小截止电压/V	2.75
标准充电电流/A	1.1
最大充电电流/A	2.2
最大放电电流/A	4.4

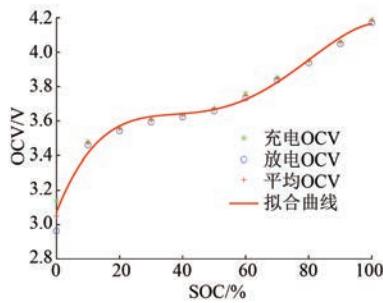


图 2 OCV-SOC 拟合曲线

1.3 基于 FFRLS 的模型参数在线辨识

结合锂电池等效电路模型和相关电路定理可得到各个参数之间有如下方程:

$$\begin{cases} V = E - V_p - IR_o \\ I = C_p \frac{dV_p}{dt} + \frac{V_p}{R_p} \end{cases} \quad (1)$$

对式(1)进行离散化:

$$\frac{E(z) - V(z)}{I(z)} = \frac{c_2 + c_3 z^{-1}}{1 + c_1 z^{-1}} \quad (2)$$

其中,方程参数 c_1, c_2, c_3 分别为

$$\begin{cases} c_1 = \frac{T - 2R_p C_p}{T + 2R_p C_p} \\ c_2 = \frac{R_o T + R_p T + 2R_o R_p C_p}{T + 2R_p C_p} \\ c_3 = \frac{R_o T + R_p T - 2R_o R_p C_p}{T + 2R_p C_p} \end{cases} \quad (3)$$

式中: T 为采样时间。

令 $y_k = (E_k - V_k)$, 则传递函数可以表示为

$$y_k = \theta_k \phi_k \quad (4)$$

式中: θ_k 为第 k 时刻的参数矩阵; ϕ_k 为第 k 时刻数据矩阵。

$$\begin{cases} \theta_k = [c_1 \ c_2 \ c_3] \\ \phi_k = [-y_{k-1} \ I_k \ I_{k-1}]^T \end{cases} \quad (5)$$

FFRLS 算法的参数计算表达式为^[21]

$$\begin{cases} \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k (y_k - \phi_k \hat{\theta}_{k-1}) \\ K_k = \frac{P_{k-1} \phi_k^T}{(\lambda + \phi_k P_{k-1} \phi_k^T)} \\ P_k = \frac{(I - K_k \phi_k) P_{k-1}}{\lambda} \end{cases} \quad (6)$$

式中: λ 为遗忘因子; $\hat{\theta}$ 为参数矩阵 θ 的估计值; K_k 为增益矩阵; P_k 为协方差矩阵; I 为单位矩阵。

则可推导出:

$$\begin{cases} R_o = \frac{c_2 - c_3}{1 - c_1} \\ R_p = \frac{c_2 + c_3}{1 + c_1} - R_o \\ C_p = \frac{T(1 - c_1)/2(1 + c_1)}{R_p} \end{cases} \quad (7)$$

至此,可完成锂电池模型参数在线辨识。

2 基于 FFRLS-AEKF 的锂电池 SOC 估计

2.1 AEKF 算法

假设某线性系统的系统方程表示为

$$\begin{cases} X_{k+1} = A_k X_k + B_k U_k + W_k \\ Y_{k+1} = C_{k+1} X_{k+1} + D_{k+1} U_{k+1} + M_{k+1} \end{cases} \quad (8)$$

式中: X_k 为状态向量; Y_k 是观测向量; U_k 是控制向量; W_k 为过程噪声; M_k 为观测噪声; A_k 和 B_k 分别为状态矩阵和控制矩阵; C_k 和 D_k 分别为观测方程中的状态矩阵和控制矩阵。

卡尔曼滤波算法的步骤为

步骤一,时间更新

$$\begin{cases} \hat{X}_{k+1}^- = A_k \hat{X}_k^+ + B_k U_k \\ \hat{P}_{k+1}^- = A_k \hat{P}_k^+ A_k^T + Q \end{cases} \quad (9)$$

式中: \hat{X}_{k+1}^- 为第 $k+1$ 时刻状态向量先验估计值; \hat{X}_k^+ 为第 k 时刻状态向量后验估计值; \hat{P}_{k+1}^- 为第 $k+1$ 时刻状态向量先验估计误差的协方差矩阵; \hat{P}_k^+

为第 k 时刻状态向量后验估计误差的协方差矩阵; \mathbf{Q} 为过程噪声协方差矩阵。

步骤二, 卡尔曼增益更新

$$\mathbf{H}_{k+1} = \hat{\mathbf{P}}_{k+1}^{-\top} \mathbf{C}_{k+1}^T (\mathbf{C}_{k+1} \hat{\mathbf{P}}_{k+1}^{-\top} \mathbf{C}_{k+1}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (10)$$

式中: \mathbf{H}_{k+1} 为 $k+1$ 时刻卡尔曼增益; \mathbf{R} 为观测噪声协方差矩阵。

步骤三, 观测更新

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^+ = \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^- + \mathbf{H}_{k+1} (\mathbf{Y}_{k+1} - \mathbf{C}_{k+1} \hat{\mathbf{X}}_{k+1}^- - \mathbf{D}_{k+1} \mathbf{U}_{k+1}) \\ \hat{\mathbf{P}}_{k+1}^+ = (\mathbf{I} - \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{C}_{k+1}) \hat{\mathbf{P}}_{k+1}^- \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\hat{\mathbf{X}}_{k+1}^+$ 为 $k+1$ 时刻状态向量后验估计值; $\hat{\mathbf{P}}_{k+1}^+$ 为第 $k+1$ 时刻状态向量后验估计误差的协方差

$$\begin{cases} V_{k+1} = f(SOC_{k+1}) - V_{p,k+1} - i_{k+1} R_o \\ V_{p,k+1} = V_{p,k} \exp(-t/R_p C_p) + i_k R_p [1 - \exp(-t/R_p C_p)] \end{cases} \quad (13)$$

可得系统方程的矩阵形式为

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} SOC_{k+1} \\ V_{p,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\Delta t/R_p C_p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} SOC_k \\ V_{p,k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\Delta t/Q \\ R_p [1 - \exp(-\Delta t/R_p C_p)] \end{bmatrix} i_k + \begin{bmatrix} W_{soc_k} \\ W_{V_{p,k}} \end{bmatrix} \\ V_{k+1} = \begin{bmatrix} \partial f(SOC_{k+1}) \\ \partial SOC_{k+1} \end{bmatrix} - 1 \begin{bmatrix} SOC_{k+1} \\ V_{p,k+1} \end{bmatrix} - R_o i_{k+1} + M_{k+1} \end{cases} \quad (14)$$

由式(14)可知, 锂电池状态空间方程的控制量输入为试验测得的锂电池电流 i_k , 输出为锂电池的端电压 V_k , 状态变量为 X_k , 系统的随机噪声为 W_k , 系统的量程噪声为 V_k , 并且有:

$$\begin{cases} \mathbf{A}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \exp(-\Delta t/R_p C_p) \end{bmatrix} \\ \mathbf{B}_k = \begin{bmatrix} -\Delta t/Q \\ R_p [1 - \exp(-\Delta t/R_p C_p)] \end{bmatrix} \\ \mathbf{C}_{k+1} = \begin{bmatrix} \partial f(SOC_{k+1}) \\ \partial SOC_{k+1} \end{bmatrix} - 1 \\ \mathbf{D}_{k+1} = -R_o \end{cases} \quad (15)$$

系统噪声根据下式进行修正:

$$\begin{cases} \mathbf{R}_k = \mathbf{H}_k - \mathbf{C}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{C}_k^T \\ \mathbf{Q}_k = \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k^T \\ \mathbf{H}_k = \frac{1}{M} \sum_{j=k-M+1}^k \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \\ \mathbf{e}_k = \mathbf{Y}_k - h(\hat{\mathbf{X}}_k, \mathbf{U}_k) \end{cases} \quad (16)$$

式中: M 为窗口大小; \mathbf{H}_k 为新息序列协方差矩阵; \mathbf{e}_k 为误差新息矩阵。

矩阵。

将锂电池系统描述为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k+1} = f(\mathbf{X}_k, \mathbf{U}_k) + \mathbf{W}_k \\ \mathbf{Y}_{k+1} = g(\mathbf{X}_{k+1}, \mathbf{U}_{k+1}) + \mathbf{M}_{k+1} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $f(\cdot), g(\cdot)$ 分别为状态方程和量测方程的非线性映射函数。

AEKF 算法通过将系数方程线性化, 从而应用到该非线性系统中, 得到线性化后的系数矩阵 $\mathbf{A}_k, \mathbf{B}_k, \mathbf{C}_k, \mathbf{D}_k$, 之后再代入标准迭代方程进行计算, 并根据测量信号的变化, 修正系统方程的过程噪声和观测噪声^[22]。

结合 OCV 与 SOC 关系, 对式(12)进行离散化:

2.2 FFRLS-AEKF 算法在线估计 SOC

在每一步 AEKF 算法过程中, 直接根据历史以及当前的锂电池电压、电流信号, 通过 FFRLS 算法对锂电池等效电路模型中的各个参数进行实时辨识, 并及时更新 AEKF 算法中各个方程所对应的系数矩阵和噪声矩阵。FFRLS-AEKF 算法具体流程如图 3 所示。

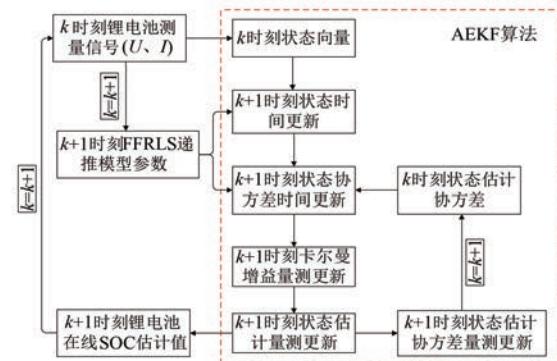


图 3 FFRLS-AEKF 算法流程图

SOC 估计具体计算步骤如下:

- 步骤一, 确定初始时刻锂电池的实际容量 Q 。
- 步骤二, 根据电池 OCV-SOC 的特性, 得到初

始时刻条件下 SOC_0 的值。

步骤三, 确定初始时刻锂电池模型的 R_o 、 R_p 和 C_p 。

步骤四, 确定初始时刻状态空间方程 A_k 、 B_k 、 C_k 、 D_k 的参数值(初始时刻 k 定义为 0)。

步骤五, 定义初始时刻的状态量为 $X_0 = [SOC_0, 0]^T$ 。

步骤六, 确定遗忘因子 λ (0.99), 根据输入的电压、电流信号, 采用 FFRLS 算法递推更新模型的各个参数。

步骤七, 根据锂电池试验平台测得的电压、电流数据使用 AEKF 算法递推估计 SOC 值。

3 试验验证与结果分析

3.1 试验平台

搭建如图 4 所示的动力锂电池试验平台, 该试验平台由充电电源、充放电控制电路、程控负载 (IT8500+)、BMS 电路板以及锂电池组成。其中充放电控制电路由 USB-4750 控制 4 个继电器组成, 通过 BMS 电路板采集锂电池的电压及电流数据, 通过上位机控制锂电池充放电模式并实时显示锂电池电压、电流以及 SOC 值, 试验在室温条件下进行。

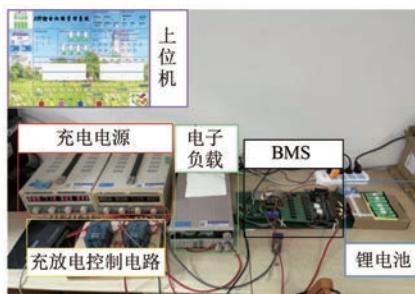


图 4 动力锂电池试验平台

该试验平台电压测量分辨率为 7.30 mV, 精度为 ± 10 mV, 电压测量量程为 0~32 V; 电流测量分辨率为 3.56 mA, 精度为 ± 73 mA, 电流测量量程为 0~15 A; 充放电控制开关响应速度为 831 ms; 与上位机串口通信速率为 115 200 bps, 满足试验所需条件。

3.2 基于 FFRLS 的参数辨识结果与分析

FFRLS 算法能够实时估计模型参数, 为了验证其在线辨识的准确性, 分别在 DST 工况和 BBDST 工况下以锂电池电流、端电压作为输入,

根据 FFRLS 算法递推步骤实时估计锂电池等效电路模型的各个参数, 图 5 为两种工况电流变化, 图 6 为各个参数的辨识结果。

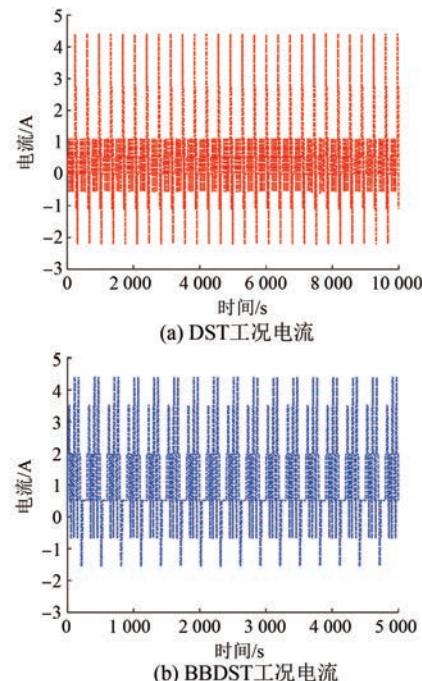


图 5 两种工况电流变化

与传统离线参数辨识方法不同, FFRLS 算法通过最新检测的电压及电流数据作为输入, 根据锂电池的动静特性得到时变的模型参数, 而非某个固定值, 从而使模型能够更准确的描述此刻锂电池工作状态。由图 6 可知, 在 DST 工况和 BBDST 工况下, 经 FFRLS 算法辨识得到的参数能随着系统状态的变化而变化, 且经过辨识的锂电池端电压值较为精确。在电流有较大突变时, 当前系统输入输出与前一时刻系统输入输出差距较大, 由于 FFRLS 算法无法完全削弱前面数据带来的影响, 故在电流存在较大突变时辨识效果有所下降, 但随着时间增加, 辨识结果会逐渐收敛。除电流有较大突变处之外, 其最大绝对误差小于 0.1 V, 能够很好地跟踪锂电池端电压实测值, 也进一步说明经过 FFRLS 算法在线辨识的锂电池模型参数能够更好地描述锂电池的工作状态。

3.3 基于 FFRLS-AEKF 的 SOC 估计结果与分析

将安时积分法所得到的 SOC 值作为真实参考值, 以 EKF 作为对比算法, 验证 FFRLS-AEKF 算法的准确性和鲁棒性。使用以上两种算法分别在 DST 工况与 BBDST 工况下进行锂电池 SOC 估

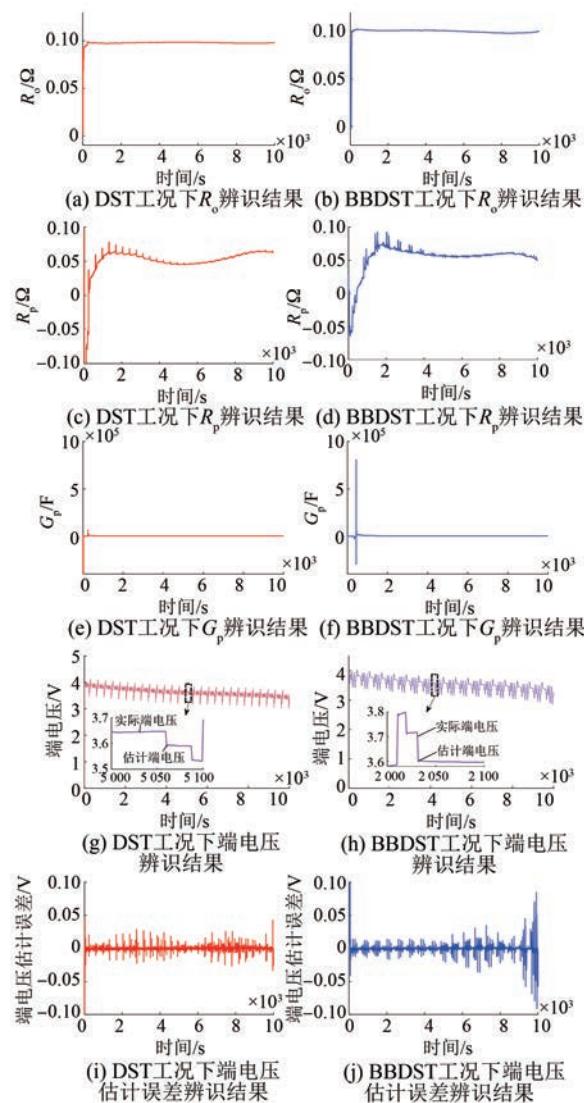


图 6 DST 和 BBDST 工况下参数辨识结果

计,并根据估计值做出误差分析。图 7 为在 DST 工况下,分别使用 EKF 算法与 FFRLS-AEKF 算法的估计结果。

由图 7 可知,将 SOC 估计初始值设置为 0.8,在 DST 工况下,FFRLS-AEKF 算法能够较好地跟踪 SOC 真实值,并且伴随一定的波动。由于 FFRLS-AEKF 算法能够不断地更新锂电池模型参数,从而使估计结果更为准确,EKF 算法的估计结果最大绝对误差小于 1.5%,而 DST 工况下 FFRLS-AEKF 算法的最大绝对误差稳定小于 0.12%。

为了进一步验证 FFRLS-AEKF 算法的准确性和鲁棒性,更改试验工况为 BBDST,基于 EKF 算法和基于 FFRLS-AEKF 算法的估计结果如图 8 所示。

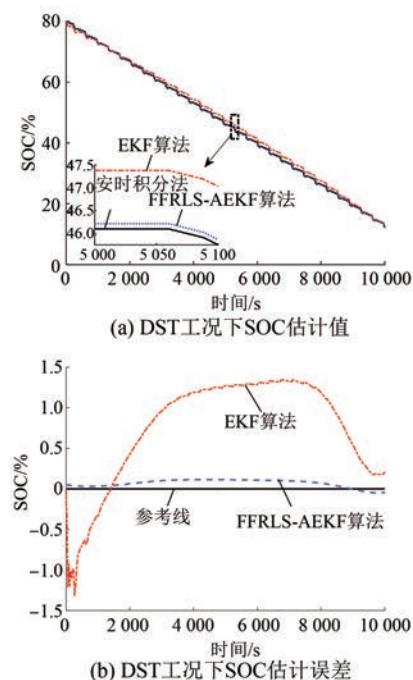


图 7 DST 工况下 SOC 估计值及估计误差

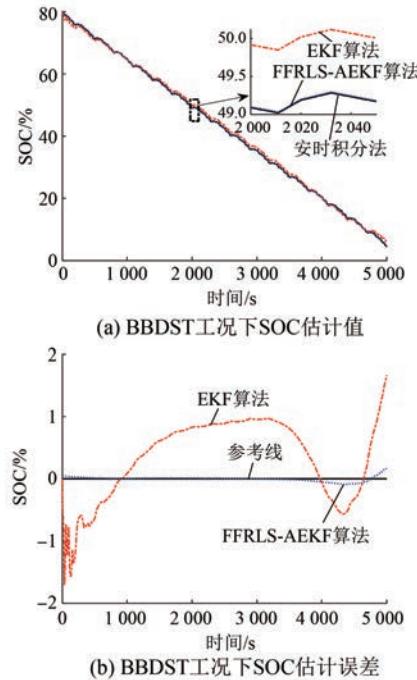


图 8 BBDST 工况下 SOC 估计值及估计误差

由图 8 可知,在 BBDST 工况下,FFRLS-AEKF 算法的表现比 EKF 更为出色,基于 EKF 算法的 SOC 估计绝对误差在 1.7% 以内,且误差上下浮动较大,而基于 FFRLS-AEKF 算法的 SOC 估计绝对误差稳定在 0.15% 以内,鲁棒性较好。

两种算法的平均绝对误差(MAE)以及均方根误差(RMSE)如表2所示。

表2 两种算法在不同工况下误差指标

工况	算法	MAE	RMSE
DST	EKF	0.9015	0.9870
	FFRLS-AEKF	0.0763	0.0069
BBDST	EKF	0.6442	0.5250
	FFRLS-AEKF	0.0248	0.0014

由表2中数据可知,在两种工况的验证下,FFRLS-AEKF算法比EKF算法的精确度更高、鲁棒性更好。

4 结语

本文在锂电池一阶RC等效电路模型的基础上,针对锂电池等效电路模型参数不准确以及系统噪声不确定导致SOC估计精确度较低的问题,使用一种FFRLS-AEKF改进算法。该算法能够在锂电池的不同工作状态下根据最新检测电压及电流数据实时辨识模型参数,使模型更加准确地描述锂电池当前的动静特性,改善了传统离线辨识参数为某一固定值而导致的模型不准确的问题,并且通过实时修正系统噪声进一步提高了算法的稳定性和SOC估计精确度。通过所设计搭建的动力锂电池试验平台,在DST以及BBDST工况下,以安时积分法所得SOC值为参考真实值,以EKF作为其对比算法,分别给出两种算法的估计结果。试验结果表明,FFRLS-AEKF算法相较于EKF算法估计误差更小,精确度更高,稳定性更好,表明该算法能够更好地为动力锂电池的安全工作提供基础保障。本文中试验均在室温条件下进行,未考虑到温度有较大变化时对锂电池SOC估计的影响。

【参考文献】

- [1] 吴志程,朱俊杰,许金,等.电磁发射用“锂电池-超级电容”混合储能技术研究综述[J].电机与控制应用,2021,48(3):1-6.
- [2] 王义军,左雪.锂离子电池荷电状态估算方法及其应用场景综述[J].电力系统自动化,2022,46(14):193-207.
- [3] 谭必蓉,杜建华,叶祥虎,等.基于模型的锂离子电池SOC估计方法综述[J].储能科学与技术,

2023, 12(6): 1995-2010.

- [4] 杨帆,和嘉睿,陆鸣,等.基于BP-UKF算法的锂离子电池SOC估计[J].储能科学与技术,2023,12(2):552-559.
- [5] 刘素贞,袁路航,张闯,等.基于超声时域特征及随机森林的磷酸铁锂电池荷电状态估计[J].电工技术学报,2022,37(22):5872-5885.
- [6] 戈斌,罗阳,李家玮,等.风光互补式电动汽车充电站储能锂电池的实时状态估计[J].西安交通大学学报,2023,57(1):55-65.
- [7] 于庆,王灿,李建明,等.多拓扑结构锂电池组外短路特性分析及模型评价[J].机械工程学报,2023,59(6):159-172.
- [8] 田元武,张诗建,周博雅,等.基于ARWLS-AEKF的锂电池SOC估计[J].电子测量技术,2022,45(17):43-50.
- [9] 达杨阳,万佑红,张帅帅.基于多新息CDKF算法的锂电池SOC估计[J].电源技术,2022,46(4):390-394.
- [10] 申彩英,左凯.基于开路电压法的磷酸铁锂电池SOC估算研究[J].电源技术,2019,43(11):1789-1791.
- [11] 黄庆祥,郭玲,刘修童,等.风-光储能系统锂离子电池SOC校准优化方法[J].电机与控制应用,2023,50(3):95-99+107.
- [12] 杜常清,吴中意,武冬梅,等.基于KF-EKF算法的动力电池SOC估计[J].武汉理工大学学报,2022,44(4):84-92.
- [13] BAO X, LIU Y, LIU B, et al. Multi-state online estimation of lithium-ion batteries based on multi-task learning[J]. Energies, 2023, 16(7): 3002.
- [14] 朱文凯,周星,刘亚杰,等.基于递推门控循环单元神经网络的锂离子电池荷电状态实时估计方法[J].储能科学与技术,2023,12(2):570-578.
- [15] KHALID A, KASHIF S A R, AIN N U, et al. Comparison of kalman filters for state estimation based on computational complexity of li-ion cells [J]. Energies, 2023, 16(6): 2710.
- [16] 朱瑞,段彬,温法政,等.基于分布式最小二乘法的锂离子电池建模及参数辨识[J].机械工程学报,2019,55(20):85-93.
- [17] YUAN H Y, LIU J A, ZHOU Y, et al. State of charge estimation of lithium battery based on integrated Kalman filter framework and machine learning algorithm [J]. Energies, 2023, 16 (5): 2155.

(下转第85页)

伺服系统厂商进行了实际检测应用。按照国家标准《交流伺服系统通用技术条件》、《永磁交流伺服电动机通用技术条件》和行业标准等进行温升测试、过载试验、负载试验,T-N 曲线测试、转速波动、转矩波动、转速和转矩变化的时间响应等测试,各项测试性能指标均满足设计目标。并与电机厂家自有的性能测试平台进行比较,在抑制转矩脉动和转矩超调方面性能表现更优。详细的加载性能量化指标,如转矩控制精度和响应时间等,依赖于加载转矩给定值和电机运行速度等,此伺服电机性能测试中心也展开了类似文献所述测试新能源汽车电机性能的测试项目^[17],记录和分析了测试结果,均满足要求。现正改进系统,采用倍福 TwinCAT3 平台与西门子 S120 变频器实现高速数据采集与通信的高性能伺服系统性能测试加载系统。

【参考文献】

- [1] 李争, 邢璇璇, 刘力博, 等. 多自由度电机的发展及关键技术综述[J]. 电机与控制应用, 2021, 48(4): 1-11.
- [2] 滕福林, 胡育文, 李宏胜, 等. 伺服系统性能测试和分析平台[J]. 电气传动, 2011, 41(1): 45-50.
- [3] 吴健, 余真, 陈秀琴, 等. 三相异步电机型式试验台电源与加载系统[J]. 电气传动, 2014, 44(5): 75-77+80.
- [4] 郑伟, 黄伟彬, 周景亮, 等. 基于可编程逻辑控制器的超声电机测试系统设计[J]. 电机与控制应用, 2018, 45(1): 123-126+130.
- [5] 王海军, 李怀珍. 伺服电机及系统特性性能测试系统设计[J]. 电机与控制应用, 2018, 45(1): 127-130.
- [6] 王传军. 交流伺服系统特性分析与测试[J]. 电机控制与应用, 2018, 45(6): 117-121.
- [7] 王传军, 李怀珍, 方栋梁. Sinamics 120 在伺服系统测试中的应用[J]. 电机与控制应用, 2018, 45(7): 93-96.
- [8] 汪蓉, 李孜, 周腾嘉, 等. 基于伺服加载技术的电机综合性能测试台研制[J]. 农业装备与车辆工程, 2019, 57(4): 51-54.
- [9] 董陟嵩, 李怀珍. 电机综合测试系统采集分析软件设计[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(5): 103-109.
- [10] 郁林聪, 吴达. 基于 Sinamics S120 的变速器实验台加载控制系统设计[J]. 制造业自动化, 2010, 32(10): 219-220.
- [11] 倪侶, 丁利锋, 童可嘉. 基于西门子 S120 变频器的叉车门实动态加载系统[J]. 装备制造技术, 2022(4): 250-253+269.
- [12] 曹俊, 郑敏仙. 两类永磁同步伺服电机性能测试平台的比较[J]. 伺服控制, 2013(5): 38-42.
- [13] 廖常初. S7-1200/1500 PLC 应用技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
- [14] 徐清书. SINAMICS S120 变频控制系统应用指南 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2014.
- [15] 崔坚. SIMATIC S-1500 与 TIA 博途软件使用指南 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2018.
- [16] 顾和祥. 运动控制系统应用及实例解析 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2022.
- [17] 严蓓兰. 新能源汽车电机发展趋势及测试评价研究[J]. 电机与控制应用, 2018, 45(6): 109-116.

(上接第 36 页)

- [18] 刘鹏, 李云伍, 梁新成. 基于遗忘递推最小二乘与自适应无迹卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计[J]. 汽车技术, 2022, 557(2): 21-27.
- [19] 孙金磊, 邹鑫, 顾浩天, 等. 基于 FFRLS-EKF 联合算法的锂离子电池荷电状态估计方法[J]. 汽车工程, 2022, 44(4): 505-513.
- [20] 高峰, 贾建芳, 元淑芳, 等. 基于 GRU-UKF 的锂离子电池 SOC 估计方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(11): 160-169.
- [21] HE Y J, YANG K, SONG Z X, et al. SOC estimation of liquid metal battery based on BC-FFRLS online parameter identification [C] // 2022 7th International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE), 2022.
- [22] 袁正峰, 郭兴众, 花晓飞. 基于改进的 AEKF 铅酸电池 SOC 在线估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(2): 228-235.