



基于分数阶模型的锂离子电池 SOC 估计

郭宝贵^{1*}, 马潇男²

(1. 龙源电力集团股份有限公司, 北京 100034; 2. 南京邮电大学自动化学院、人工智能学院, 江苏 南京 210023)

摘要:准确的荷电状态(SOC)估算,有助于延长电池寿命并确保电池安全。由于电荷转移阻抗和扩散阻抗对应的时间常数不同,电池模型参数也不同。研究基于分数阶模型自适应遗忘因子递推最小二乘法(FOM-AFFRLS)的参数辨识,以实时捕捉遗忘因子和参数的变化,并采用扩展卡尔曼滤波估计SOC。FOM-AFFRLS算法的误差为1%,小于分数阶基于遗忘因子的递推最小二乘法(FOM-FFRLS)、整数阶自适应遗忘因子递推最小二乘法(IOM-AFFRLS)和整数阶遗忘因子递推最小二乘法(IOM-FFRLS)等,验证所提方法在动态工况下正常工作时,具有较高的SOC估计精度。该方法能克服错误初始值引起的发散,SOC初值为0.7时,平均绝对误差小于0.068,鲁棒性较好。

关键词:锂离子电池; 参数辨识; 自适应遗忘因子递推最小二乘(AFFRLS)法; 荷电状态(SOC)估计

中图分类号:TM912.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-1579(2024)05-0634-06

SOC estimation of Li-ion battery based on fractional order modeling

GUO Baogui^{1*}, MA Xiaonan²

(1. China Longyuan Power Group Co., Ltd., Beijing 100034, China; 2. College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210023, China)

Abstract: Accurate state of charge (SOC) estimation helps to extend battery life and ensure battery safety. Due to the different time constants corresponding to charge transfer impedance and diffusion impedance, the battery model parameters are different. The fractional-order model-based adaptive forgetting factor recursive least squares (FOM-AFFRLS) method is investigated for parameter identification in order to capture the variation of forgetting factor and parameters in real time, and to estimate the SOC using extended Kalman filtering. The error of FOM-AFFRLS algorithm is 1%, which is smaller than that of fractional-order forgetting-factor-based recursive least squares (FOM-FFRLS), integer-order adaptive forgetting-factor recursive least squares (IOM-AFFRLS) and integer-order forgetting-factor recursive least squares (IOM-FFRLS). It verifies that the proposed method has high SOC estimation accuracy under dynamic operating conditions and normal operation. The method can overcome the dispersion caused by the wrong initial value, the average absolute error is less than 0.068 when the initial value of SOC is 0.7, the robustness is good.

Key words: Li-ion battery; parameter identification; adaptive forgetting factor recursive least squares (AFFRLS) method; state of charge (SOC) estimation

在储能系统中,为确保锂离子电池能安全、稳定地运行,电池管理系统对荷电状态(SOC)、健康状态(SOH)和内阻等参数的估计尤为重要。创建一个精确且可靠的锂离子电池

模型是研究的关键所在。该模型不仅需要能准确反映电池在不同工况下的动态行为,还需具备足够的鲁棒性。

目前,锂离子电池建模领域广泛采用的方法可归纳为3

作者简介:

郭宝贵(1979-),男,内蒙古人,龙源电力集团股份有限公司高级工程师,研究方向:新能源安全生产,通信作者。

基金项目:国家自然科学基金项目(GZ221047)

引用格式:郭宝贵,马潇男. 基于分数阶模型的锂离子电池 SOC 估计[J]. 电池,2024,54(5):634-639.

GUO B G, MA X N. SOC estimation of Li-ion battery based on fractional order modeling[J]. Dianchi (Battery Bimonthly), 2024, 54(5): 634-639.



大类:电化学模型^[1]、经验模型和等效电路模型(ECM)^[2]。电化学模型以电化学为基本原理,描述了内部带电粒子迁移,虽然精度较高,但因公式含复杂的偏微分方程,计算量较大,实时处理能力受限,更多用于实验室研究。经验模型可分为指数模型、多项式模型、指数与多项式混合模型和容量退化模型等。ECM可分为整阶模型(IOM)和分数阶模型(FOM),由物理意义明确、结构简单且电压估计精度可接受的电路元件组成。二阶RC等效电路模型因兼顾了计算复杂性和模型精度,是主流的IOM^[3]。文献[4]基于时间尺度量化创新,实现了电池内部复杂动态行为的解耦和临界状态的高精度估计。文献[5]构建了基于多ECM融合的自适应故障诊断框架,可将SOC估算误差控制在1%以内。ECM易于在车载应用中实现,如文献[6]通过硬件测试验证了ECM的有效性。由于IOM采用理想的电子元件,无法准确描述电池内部的非线性行为。鉴于电池存在的高度非线性问题,人们用恒相元件(CPE)来替代理想电容器^[7],形成FOM。在模型结构方面,CPE使电压具有记忆性和不均匀性,能更好地贴合电化学阻抗谱。在模型精度方面,FOM的电压估计误差小于IOM,如在联邦城市驾驶时间表(FUDS)和US06工况下,文献[8]建立的FOM的电压估计精度高于二阶RC模型。人们将FOM用于电池的SOC估算时,极化电压建模直接影响模型的端电压输出,因此高精度电池模型的SOC估算性能更好。文献[9]提出带有初值补偿的自适应分数阶卡尔曼滤波算法,并用实验证明该方法的优越性。在FUDS工况下,文献[10]建立的FOM的SOC估计结果的平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)分别为0.44%和0.54%。上述研究表明,FOM在电压模拟和SOC估算方面都优于IOM。

FOM解决了电池建模中ECM的非线性和记忆问题,但是未考虑极化过程中内部电荷载流子的多时间尺度效应。电池电荷的转移阻抗和扩散阻抗对应的时间常数不同,电池模型参数的频率也不同。准确的电池模型是精确估算SOC的前提,而多时效应会随着时间的推移而累积,导致模型的精度下降。针对上述问题,本文作者建立一阶分数阶等效电路模型,辨识模型参数方法采用自适应遗忘因子递推最小二乘法(AFFRLS),以捕捉电池内部的电荷转移、电双层和扩散过程。将提出的分数阶模型自适应遗忘因子递推最小二乘法(FOM-AFFRLS)与分数阶基于遗忘因子递推最小二乘法(FOM-FFRLS)、整数阶自适应遗忘因子递推最小二乘法(IOM-AFFRLS)、整数阶遗忘因子递推最小二乘法(IOM-FFRLS)对比,验证算法的可行性和有效性。

1 模型构建

1.1 分数阶理论

分数阶微积分(FOC)是建立FOM的基础。Grunwald-Letnikov(GL)方法定义以离散时间形式定义分数阶微积分,已被广泛用于数值求解。

$$D^\alpha f(t) = \lim_{T_s \rightarrow 0} \frac{1}{T_s^\alpha} \sum_{i=0}^k (-1)^i \binom{\alpha}{i} f((t-i)h) \quad (1)$$

式(1)中: D^α 为分数阶算子; h 为步长; α 为阶数; T_s 为采样时间; k 为记忆长度; i 为取值范围为 $[0, k]$ 的整数; f 为时域函数; $\binom{\alpha}{i}$ 为分数阶微积分中的牛顿二项式,见式(2)。

$$\binom{\alpha}{i} = \begin{cases} 1, i=0 \\ \frac{\alpha!}{i! (\alpha-i)!} = \frac{\Gamma(\alpha+1)}{\Gamma(i+1)\Gamma(\alpha-i+1)}, i>0 \end{cases} \quad (2)$$

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty \xi^{\alpha-1} e^{-\xi} d\xi \quad (3)$$

式(2)-(3)中: Γ 为伽马函数; e 为自然常数。

将式(1)离散为一个固定的内存长度 L ,可写成式(4)。

$$D^\alpha f(k+1) = \frac{1}{T_s^\alpha} f(k+1) + \frac{1}{T_s^\alpha} \sum_{i=1}^{L+1} (-1)^i \binom{\alpha}{i} f(k+1-i) \quad (4)$$

1.2 分数阶电路模型

实验采用带有CPE的分数阶等效电路模型。在数学上,CPE可描述为式(5)。

$$Z_{CPE} = \frac{1}{W \cdot s^\alpha}, (0 < \alpha < 1) \quad (5)$$

式(5): W 为电容的电阻; s 为复域参数变量。

根据式(5),可写出 Z_{CPE_1} 阻抗的表达式:

$$Z_{CPE_1} = \frac{1}{C_1 s^\alpha} \quad (6)$$

式(6)中: C_1 为电容值。

锂离子电池的等效电路模型见图1。

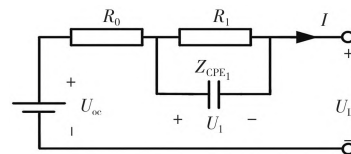


图1 锂离子电池的等效电路模型

Fig. 1 Equivalent circuit model of Li-ion battery

图1中: U_L 为电池端电压; U_{oc} 为开路电压; U_1 为极化电压; I 为充放电电流; R_0 为内部欧姆电阻; R_1 为内部电荷转移电阻。

根据图1,由基尔霍夫电流和电压定理建立数学模型方程,见式(7)。

$$\begin{cases} C_1 \cdot \frac{d^\alpha U_1}{dt^\alpha} = I(t) - \frac{U_1}{R_1} \\ U_L = U_{oc}(S_{oc}(t)) - U_1 - I(t)R_0 \end{cases} \quad (7)$$

根据安时积分法定义,SOC的模型方程如式(8)所示。

$$S_{oc}(t) = S_{oc}(t_0) - \eta \int_{t_0}^t \frac{I(t)}{Q_n} dt \quad (8)$$

式(8)中: $S_{oc}(t)$ 和 $S_{oc}(t_0)$ 分别为电池在 t 和 t_0 时刻的SOC; $I(t)$ 为电池从 t_0 至 t 的工作电流大小,放电方向为正方向; Q_n 为电池的额定容量; η 为库仑效率。

由式(4)可知,当前时刻依赖于之前时刻的历史信息累计。为平衡计算效率和模型精度,实验选取适当的记忆长度 L ,对式(7)和(8)进行离散化,可得到式(9),最终得到的FOM离散化状态空间方程见式(10)。

$$\left\{ \begin{aligned} U_1(k+1) &= \left(\alpha - \frac{T_s^\alpha}{R_1 C_1} \right) U_1(k) + \frac{T_s^\alpha}{C_1} I(k) + \\ &\quad \sum_{j=2}^L (-1)^j \binom{\alpha}{j} U_1(k-j+1) \end{aligned} \right. \quad (9)$$

$$\left\{ \begin{aligned} S_{oc}(k+1) &= S_{oc}(k) - \frac{T_s}{Q_n} I(k) \\ U_L(k) &= U_{oc}(S_{oc}(k)) - U_1(k) - R_0 I(k) \end{aligned} \right.$$

式(9)中: j 为取值范围为 $[0, k]$ 的整数。

$$\left\{ \begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(k) + \mathbf{S}_{k+1} \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{C} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{D} \cdot \mathbf{u}(k) \end{aligned} \right. \quad (10)$$

式(10)中各向量如下:

$$\left\{ \begin{aligned} \mathbf{x}(k) &= [S_{oc}(k) \quad U_1(k)]^T \\ \mathbf{y}(k) &= U_L(k) \\ \mathbf{u}(k) &= I(k) \\ \mathbf{A} &= \text{diag} \left[1, \frac{\alpha - T_s^\alpha}{\tau_1} \right] \\ \mathbf{B} &= \left[\frac{-T_s}{Q_n} \quad \frac{T_s^\alpha}{C_1} \right]^T \\ \mathbf{C} &= \left[\frac{U_{oc}(S_{oc}(k))}{S_{oc}(k)} - 1 \right] \\ \mathbf{D} &= -R_0 \\ \mathbf{S}_{k+1} &= [0 - s_{k+1}(k-1)]^T \end{aligned} \right. \quad (11)$$

式(11)中: s_{k+1} 为离散化后的余项。

2 参数在线辨识方法

2.1 基于遗忘因子递推最小二乘 (FFRLS) 算法

式(7)经过拉普拉斯变换,可以获得频域传递函数,令 $E(s) = U_L(s) - U_{oc}(s)$,可得到输入输出函数,见式(12)。

$$E(s) = U_{oc}(s) - U_L(s) = -I(s) \left(R_0 + \frac{R_1}{1 + R_1 C_1 s^\alpha} \right) \quad (12)$$

通过用双线性变换公式 $s = \frac{2}{T} \frac{1-z^{-1}}{1+z^{-1}}$,进而将式(12)转换为离散系统传递函数和相应的差分方程,如式(13)所示。

$$G(z^{-1}) = \frac{E(k)}{I(k)} = \frac{\theta_2 + \theta_3 z^{-1}}{1 - \theta_1 z^{-1}} \quad (13)$$

式(13)中: G 为传递函数; z 为离散域; θ_1 、 θ_2 、 θ_3 为对应的常数。

整理式(12),可得到式(14)。

$$E(k) = \theta_1 D^\alpha E(k) + \theta_2 I(k) + \theta_3 D^\alpha I(k) \quad (14)$$

令 $\mathbf{y}(k) = E(k)$, $\boldsymbol{\theta}(k) = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3]^T$, $\boldsymbol{\varphi}(k) = [D^\alpha E(k) \quad I(k) \quad D^\alpha I(k)]^T$,将式(12)与式(14)对应,可得:

$$\left\{ \begin{aligned} \theta_1 &= -R_1 C_1 \\ \theta_2 &= R_0 + R_1 \\ \theta_3 &= R_0 R_1 C_1 \end{aligned} \right. \quad (15)$$

反解式(15),可得到 R_0 、 R_1 、 C_1 ,见式(16)。

$$\left\{ \begin{aligned} R_0 &= -\theta_3 / \theta_1 \\ R_1 &= (\theta_2 + \theta_3) / \theta_1 \\ C_1 &= -\theta_1^2 / (\theta_1 + \theta_2 + \theta_3) \end{aligned} \right. \quad (16)$$

使用FFRLS算法,通过式(14)估计电池参数。电池模型的参数可由式(16)获得。

FFRLS算法的具体步骤如下:

①将等效电路模型写成式(17)所示的矩阵形式。

$$\mathbf{y}(k) = \boldsymbol{\varphi}(k)^T \boldsymbol{\theta}(k) \quad (17)$$

式(17)中: \mathbf{y} 为输出变量; $\boldsymbol{\theta}$ 为参数矩阵。

②计算增益矩阵。

$$\mathbf{K}_o(k+1) = \frac{\mathbf{P}_o(k) \boldsymbol{\varphi}(k+1)}{\lambda + \boldsymbol{\varphi}(k+1)^T \mathbf{P}_o(k) \boldsymbol{\varphi}(k+1)} \quad (18)$$

式(18)中: \mathbf{K}_o 为增益矩阵; \mathbf{P}_o 为协方差矩阵。

③更新参数矩阵。

$$\boldsymbol{\theta}(k+1) = \boldsymbol{\theta}(k) + \mathbf{K}_o(k+1) [\mathbf{y}(k+1) - \boldsymbol{\varphi}(k+1)^T \boldsymbol{\theta}(k+1)] \quad (19)$$

④更新协方差矩阵。

$$\mathbf{P}_o(k+1) = \frac{1}{\lambda} [I - \mathbf{K}_o(k+1) \boldsymbol{\varphi}(k+1)^T] \mathbf{P}_o(k) \quad (20)$$

2.2 AFFRLS 算法

在AFFRLS算法中,核心在于自适应调整 λ 值,以优化算法。具体来说,当模型的预测误差保持在较低水平时,算法使 λ 接近于1,来增强参数辨识过程的稳定性,确保估计结果的稳健。当预测误差较大时,算法会减小 λ 值,以加速收敛过程,更快地减小预测误差,提升预测准确值。在参数辨识结果逐渐接近稳定状态时,算法能持续微调 λ 至一个最优值,以实现稳定性与收敛速度之间的最佳平衡。为实现此目标,实验构建遗忘因子的自适应表达式,见式(21)。

$$\lambda(k) = \begin{cases} \lambda_{\max} = 0.99, 0 < |e(k)| < 0.005 \\ \lambda_{\max} - (\lambda_{\max} - \lambda_{\min}) h \left[\frac{e(k)}{e_{\max}} \right]^2, 0.005 \leq |e(k)| \leq 0.050 \\ \lambda_{\min} = 0.95, |e(k)| > 0.050 \end{cases} \quad (21)$$

式(21)中: λ_{\min} 、 λ_{\max} 分别为遗忘因子取值范围的最小、最大值,实验中 λ_{\min} 取0.95; h 为灵敏系数,可用于调节 λ 对预测误差 $e(k)$ 的敏感度(h 越接近1,意味着 λ 对误差变化的反应越迟钝,反之则更灵敏),实验中设为0.9; $e(k)$ 为 k 时刻端电压的预测误差; e_{\max} 为允许最大误差。

当 $e(k)$ 超过预设 e_{\max} 时, λ 会迅速减小,以加速算法的收敛并减少误差;相反,若 $e(k)$ 保持在 e_{\max} 以下时,视为参数辨识已进入相对稳定状态,此时, λ 的计算结果趋近于1,有助于维持参数辨识的稳定性。若 $e(k)$ 远低于 e_{\max} , λ 几乎保持为1,表明系统参数稳定;而若 $e(k)$ 相对较高但仍在 e_{\max} 内, λ 则调整至接近0.99,既保证了收敛速度也兼顾了稳定性,以此灵活应对参数辨识过程中的不同需求。

2.3 EKF 算法

EKF常被用来估计电池SOC。非线性系统的离散化状态空间方程见式(22):

$$\left\{ \begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}(k) &= g(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k)) + \mathbf{v}(k) \end{aligned} \right. \quad (22)$$

式(22)中: $\mathbf{x}(k)$ 为状态变量; $\mathbf{u}(k)$ 为输入变量; $f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))$ 和 $g(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))$ 为可微的非线性函数; $\mathbf{w}(k)$ 为过程

噪声,协方差为 Q ; $v(k)$ 为观测噪声,协方差为 R 。

在 k 时刻,采用一阶泰勒级数展开的方法来近似非线性函数 $f(x(k), u(k))$ 和 $g(x(k), u(k))$ 。此过程忽略了高于一次幂的项,从而得到简化的线性系统模型。该线性化后的系统以状态空间方程的形式表示,见式(23)、(24)。

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}(k) \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{B}(k) \cdot \mathbf{u}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}(k) \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{D}(k) \cdot \mathbf{u}(k) + \mathbf{v}(k) \end{cases} \quad (23)$$

$$\begin{cases} \mathbf{A}(k) = \frac{\partial f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))}{\partial \mathbf{x}(k)} \bigg|_{(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))} \\ \mathbf{B}(k) = \frac{\partial f(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))}{\partial \mathbf{u}(k)} \bigg|_{(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))} \\ \mathbf{C}(k) = \frac{\partial g(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))}{\partial \mathbf{x}(k)} \bigg|_{(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))} \\ \mathbf{D}(k) = \frac{\partial g(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))}{\partial \mathbf{u}(k)} \bigg|_{(\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k))} \end{cases} \quad (24)$$

对式(23)、(24)进行卡尔曼滤波,具体步骤如下:

①为系统状态变量 $\mathbf{x}(0)$ 、初始协方差矩阵 $\mathbf{P}(0)$ 、过程噪声协方差 Q 和测量噪声协方差 $R(0)$ 赋初始值。 $\mathbf{x}(0)$ 取值为先验知识的估计值,也可以是任意设定值; $\mathbf{P}(0)$ 、 Q 和 R 则通常根据实验经验或系统特性进行取值。

②利用系统的动态模型预测 $k+1$ 时刻预测值 $\hat{\mathbf{x}}(k+1)$, 其中 $\hat{\mathbf{x}}(k)$ 为 k 时刻最优估计值。

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1) = f(\hat{\mathbf{x}}(k), \mathbf{u}(k)) \quad (25)$$

③预测 $k+1$ 时刻的协方差矩阵预测值 $\hat{\mathbf{P}}(k+1)$, $\mathbf{P}(k)$ 为 k 时刻协方差矩阵的最优滤波值。

$$\hat{\mathbf{P}}(k+1) = \mathbf{A}(k+1)\mathbf{P}(k)\mathbf{A}(k+1)^T + \mathbf{Q} \quad (26)$$

④计算卡尔曼滤波增益 $\mathbf{K}(k+1)$, 该增益用于权衡预测值与实测值的权重。

$$\mathbf{K}(k+1) = \hat{\mathbf{P}}(k+1)\mathbf{C}(k+1)^T [\mathbf{C}(k+1)\hat{\mathbf{P}}(k+1)\mathbf{C}(k+1)^T + \mathbf{R}]^{-1} \quad (27)$$

⑤预测 $k+1$ 时刻输出变量 $\hat{\mathbf{y}}(k+1)$ 。

$$\hat{\mathbf{y}}(k+1) = g(\hat{\mathbf{x}}(k+1), \mathbf{u}(k)) \quad (28)$$

⑥更新 $k+1$ 时刻状态变量 $\hat{\mathbf{x}}(k+1)$, $\mathbf{y}(k+1)$ 为 $k+1$ 时刻输出变量的实际测量值。

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1) = \hat{\mathbf{x}}(k+1) + \mathbf{K}(k+1)[\mathbf{y}(k+1) - \hat{\mathbf{y}}(k+1)] \quad (29)$$

⑦更新协方差矩阵, \mathbf{I} 为单位矩阵。

$$\mathbf{P}(k+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k+1)\mathbf{C}(k+1)]\hat{\mathbf{P}}(k+1) \quad (30)$$

⑧重复步骤②至⑦,直至达到滤波结束条件。

以上过程体现了 EKF 在非线性系统线性化后的应用,即不断利用输出变量的反馈值修正状态变量的预测值,以实现最优状态估计。

参数辨识和 SOC 估计算法关系图见图 2,采集所得电流 I 和 U_L , 利用 AFFRLS 算法辨识电池模型中的阻容参数,结合 EKF 算法预测模型输出电压,并与采集电压值进行对比。

3 实验验证

实验平台为 BTS-4000 动力电池测试系统(深圳产)。实验对象为 IFP36130155-36 Ah 磷酸铁锂锂离子电池(山东产),标称容量 36 Ah,额定电压 3.2 V,工作电压 2.5~3.7 V。

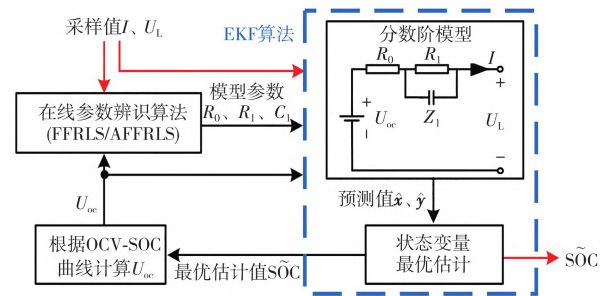


图 2 基于分数阶模型的参数辨识与 SOC 估计算法

Fig. 2 Parameter identification and state of charge (SOC) estimation algorithm based on fractional order models

3.1 开路电压与 SOC 关系测试

开路电压(OCV)-SOC 的关系,实际是确定 OCV 与 SOC 之间的函数关系。由于电压的迟滞特性,不能实时测得电池的 OCV,只有经过较长时间静置后的 OCV,才可近似认为是电池的电动势。在环境温度为 25 °C 时,通过测量每隔 10% 的 SOC 所对应的 OCV 值,分别测得充电状态和放电状态下的数据点,计算得到充放电电压数据的平均值。

间歇充放电工况可获取开路电压和 SOC 之间的静态关系。具体步骤为:①将电池放空/充满;②以 0.33 C 倍率充/放电 18 min,若 18 min 内电压高于 3.7 V/低于 2.5 V,则充/放电完成,否则进入步骤③;③静置 1 h,之后回到步骤②。

获取的数据采用 MATLAB 工具箱进行多阶拟合,当阶数为 8 阶时,拟合效果最好,得到 OCV-SOC 曲线见图 3,OCV-SOC 的对应关系见式(31)。

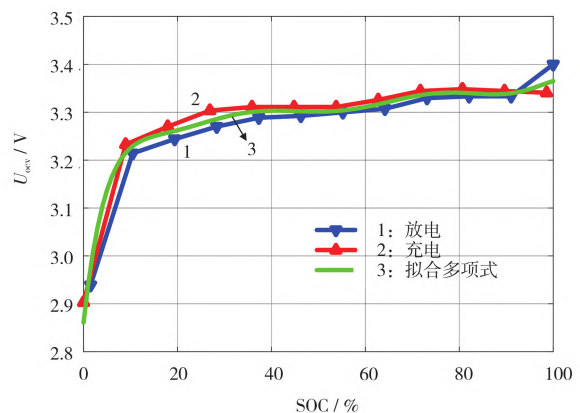


图 3 充放电静置获得的 OCV-SOC 曲线

Fig. 3 Open circuit voltage (OCV)-SOC curves obtained by charging and discharging at rest

$$\begin{aligned} U_{oc}(S_{oc}) = & -252.762 \times S_{oc}^8 + 137.2 \times S_{oc}^7 - 2117.6 \times S_{oc}^6 + \\ & 2105.8 \times S_{oc}^5 - 1214.1 \times S_{oc}^4 + 411.390 \times S_{oc}^3 - \\ & 79.890 \times S_{oc}^2 + 8.431 \times S_{oc} + 2.8689 \end{aligned} \quad (31)$$

3.2 在线辨识参数结果

不同算法的参数辨识结果见图 4。

从图 4 可知,4 种方法在前期变化不大,即当电池电量相对充足情况下,内部的电化学反应不太剧烈,参数结果波动小。当电池电量小于一半时,参数波动大,并可看出 FFRLS

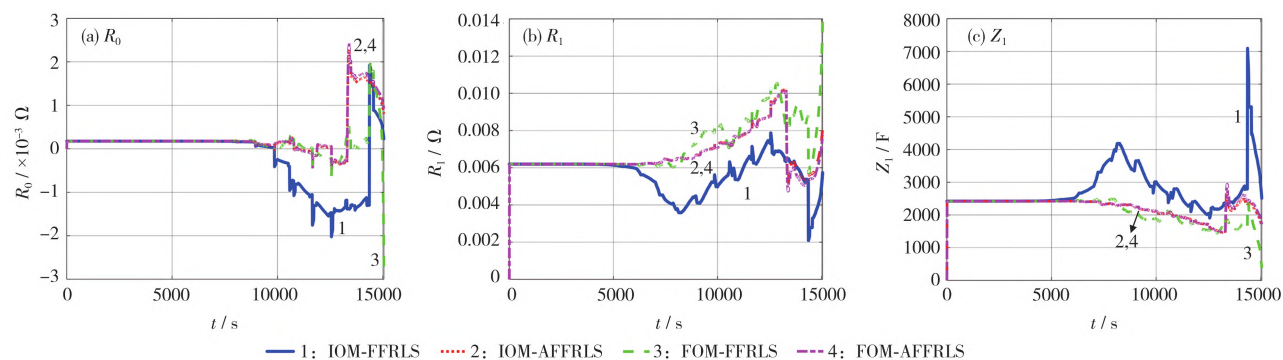


图 4 不同算法的参数辨识结果 Fig. 4 Parameter identification results of different algorithms

算法相较于 AFFRLS 算法识别的参数波动更为明显,反映了 FFRLS 算法稳定性更差,电池电流切换变化均会引起算法识别结果的改变,而 AFFRLS 算法的结果更精确。

3.3 动态工况下锂离子电池 SOC 在线估计结果及分析

实测端电压和 FFRLS 和 AFFRLS 算法预测的端电压对

比见图 5(a);4 种端电压的相对误差曲线见图 5(b);由于曲线对比不明显,将相对误差绝对值的取值范围分为 10 个区间,对每个区间内的相对误差进行计数,得到图 5(c)。

4 种算法在 DST 工况下,端电压预测值和实测值的 MAE 和 RMSE 见表 1。

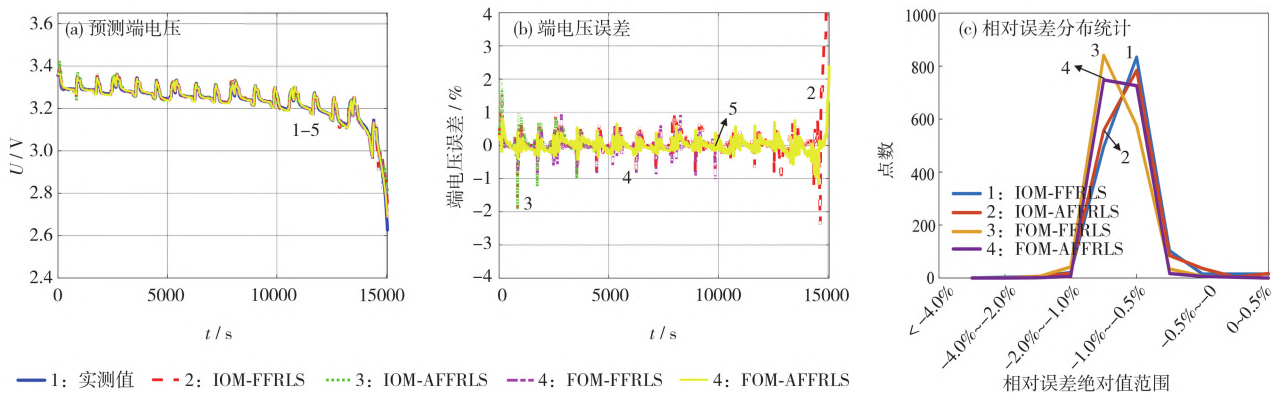


图 5 DST 实验下基于 IOM 与 FOM 的 FFRLS 和 AFFRLS 端电压预测结果

Fig. 5 Forgetting factor recursive least squares (FFRLS) and adaptive forgetting factor recursive least squares (AFFRLS) terminal voltage prediction results based on integer order model (IOM) and fractional order model (FOM) under dynamic stress test (DST) experiment

表 1 DST 实验结果比较

Table 1 Comparison of DST experiment results

算法	MAE	RMSE
IOM-FFRLS	0.021 9	0.009 3
IOM-AFFRLS	0.015 9	0.008 7
FOM-FFRLS	0.008 5	0.005 7
FOM-AFFRLS	0.006 8	0.004 6

从图 5、表 1 可知,FOM-AFFRLS 误差较多地均匀分布在 $-0.5\% \sim 0.5\%$,且其他范围内的误差低于其他 3 种方法。从表 1 还可知,FOM-AFFRLS 的 MAE 为 0.006 8, RMSE 为 0.004 6,二者均小于其他 3 种方法。

实验 DST 数据为电池满电态下,即 SOC = 100% 的实验结果。SOC 初始值与实际值不相同,4 种算法估计 SOC 的 RMSE 值见表 2。

从表 2 可知:当 SOC = 70% 时,4 种方法误差最大,即 SOC 初始值偏离准确值越大,估计误差也越大,甚至结果有可能发散;当 SOC = 100% 时,误差最小。此外,对比不同算法可知,即 SOC 相同时,IOM-FFRLS 算法误差最大,FOM-AFFRLS

表 2 不同 SOC 初始值的 RMSE

Table 2 Root mean square error (RMSE) for different initial SOC values

算法	SOC 初始值/%			
	70	80	90	100
IOM-FFRLS	1.677	0.409	0.357	0.219
IOM-AFFRLS	0.653	0.359	0.210	0.159
FOM-FFRLS	0.484	0.168	0.100	0.085
FOM-AFFRLS	0.185	0.102	0.087	0.068

最小,表明 FOM-AFFRLS 具有较好的鲁棒性。

DST 实验下基于 IOM 与 FOM 的 FFRLS 和 AFFRLS 预测结果对比见图 6(a);SOC 误差曲线见图 6(b)。

图 6(a)中,将安时积分法估计的 SOC 曲线定义为测量曲线。其余 4 种方法与测量曲线对比,发现 IOM-FFRLS 算法下精度最低,FOM-AFFRLS 算法最接近测量值,即精度最高。从图 6(b)可知,IOM-FFRLS 的误差在 8% 附近,IOM-AFFRLS 的误差为 6%,FOM-FFRLS 的误差为 2%,FOM-AFFRLS 算法的误差为 1%。此结果证明了 FOM-AFFRLS 算法的有效性。

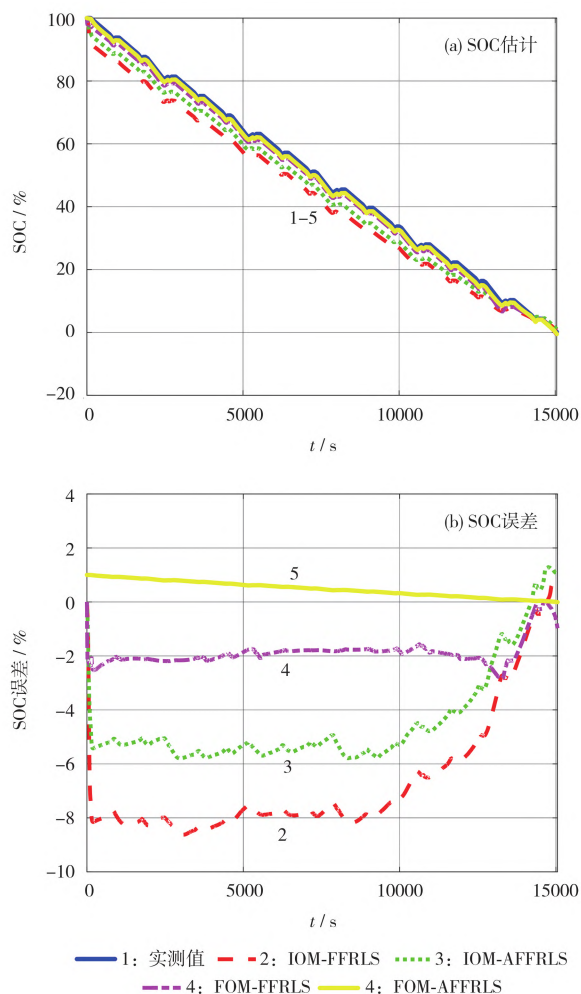


图6 DST实验下基于IOM与FOM的FFRLS和AFFRLS的SOC预测结果

Fig. 6 SOC prediction results of FFRLS and AFFRLS based on IOM and FOM under DST experiment

对比实验波形可知:相同模型下FFRLS算法和AFFRLS算法对比,IOM-FFRLS下SOC估计值小于IOM-AFFRLS估计结果,同理,FOM-FFRLS结果小于FOM-AFFRLS。这表明,AFFRLS算法自适应遗忘因子的变化,辨识所得的电池参数更贴近实际值,从而SOC估计结果也更精确。

相同算法下的不同模型对比,FOM-FFRLS结果相较于IOM-FFRLS更接近真实SOC值,FOM-AFFRLS算法比起IOM-AFFRLS算法也更精确,结果表明,相同算法下,选用分数阶模型更贴近实际电池模型的电化学变化。

不同模型、不同算法下,即IOM-AFFRLS与FOM-FFRLS对比发现,FOM-FFRLS算法下估计的SOC值更精确,表明在电池估计中,模型精度比算法精度更影响SOC结果。

4 结论

针对电池模型精度和辨识算法造成的SOC估算误差,本文作者基于锂离子电池整数和分数一阶RC等效电路模型,采用FFRLS算法和AFFRLS算法在动态工况下估计电池参数,

并结合EKF算法来估计SOC。使用分数阶模型和AFFRLS算法能较好地拟合动态特性,增强模型在线实时的跟踪能力,使参数变化更稳定,即分数阶电池模型参数辨识优于整数阶辨识。此外,FOM-AFFRLS-EKF算法在错误初始SOC值时的误差变化不大,表明该方法的鲁棒性较好。实验过程中未考虑温度对参数的影响,将在后续工作中改进。

参考文献:

- [1] 李建林,肖珩. 锂离子电池建模现状综述[J]. 储能科学与技术,2022,11(2):697-703.
LI J L, XIAO H. Review on modeling of lithium-ion battery[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(2): 697-703.
- [2] SUN X D, XU N X, CHEN Q, *et al.* State of power capability prediction of lithium-ion battery from the perspective of electrochemical mechanisms considering temperature effect[J]. IEEE Trans Transp Electr, 2023, 9(2): 2453-2463.
- [3] SHI H T, WANG S L, FERNANDEZ C, *et al.* Improved multi-time scale lumped thermoelectric coupling modeling and parameter dispersion evaluation of lithium-ion batteries[J]. Appl Energy, 2022, 324: 119789.
- [4] SHI H T, WANG S L, LIANG J H, *et al.* Multi-time scale identification of key kinetic processes for lithium-ion batteries considering variable characteristic frequency[J]. J Energy Chem, 2023, 82: 521-536.
- [5] LI J B, YE M, MA X K, *et al.* SOC estimation and fault diagnosis framework of battery based on multi-model fusion modeling[J]. J Energy Storage, 2023, 65: 107296.
- [6] TIAN J P, XIONG R, SHEN W X, *et al.* Online simultaneous identification of parameters and order of a fractional order battery model[J]. J Clean Prod, 2020, 247: 119147.
- [7] 赵靖英,胡劲,张雪辉,等. 基于锂电池模型和分数阶理论的SOC-SOH联合估计[J]. 电工技术学报, 2023, 38(17): 4551-4563.
ZHAO J Y, HU J, ZHANG X H, *et al.* Joint estimation of the SOC-SOH based on lithium battery model and fractional order theory[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(17): 4551-4563.
- [8] CHEN L, YU W T, CHENG G Y, *et al.* State-of-charge estimation of lithium-ion batteries based on fractional-order modeling and adaptive square-root cubature Kalman filter[J]. Energy, 2023, 271: 127007.
- [9] CHAI H Y, GAO Z, JIAO Z Y, *et al.* State of charge estimation for lithium-ion batteries based on an adaptive fractional-order cubature Kalman filter with initial value compensation[J]. J Energy Storage, 2023, 68: 107544.
- [10] WU S J, ZHANG S Z, LI H R, *et al.* A totally coupled multi time-scale framework containing full parameters online identification and SOC real-time estimation of lithium-ion battery based on a fractional order model[J]. J Energy Storage, 2023, 73: 109012.

收稿日期:2024-07-28

