

采用多模模型的锂离子电池荷电状态 联合估计算法

李凌峰¹, 宫明辉¹, 乌江^{1,2}

(1. 西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安; 2. 西安工程大学电子信息学院, 710048, 西安)

摘要: 针对单一的等效电路模型难以准确描述全时段的锂离子电池、估计电池荷电状态(SOC)准确度低的问题,提出采用多模模型的锂离子电池荷电状态联合估计算法。利用电化学阻抗谱分析不同 SOC 下锂离子电池的阻抗分布,并以此构建等效电路模型来描述整个充放电过程中的锂离子电池,得到一种基于变阶 RC 模型的多模模型。利用贝叶斯定阶准则综合模型的准确度和实用性来确定具体阶数,采用带有遗忘因子的递推最小二乘法对模型参数进行在线辨识,利用扩展卡尔曼滤波算法(EKF)求得锂离子电池的实时 SOC。在恒流工况以及动态应力测试工况下,与传统基于一阶 RC 模型和二阶 RC 模型的 EKF 算法进行了多组实验对比。结果表明:采用多模模型的联合算法在不同工况下估计的 SOC 精度提高了 30% 以上,并均可在两个迭代周期内追踪到准确值。

关键词: 荷电状态估计;多模模型;电化学阻抗谱;贝叶斯定阶准则;递推最小二乘法;
扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TM912 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202101010 **文章编号:** 0253-987X(2021)01-0078-08



OSID 码

Joint Estimation Algorithm for State of Charge of Li-Ion Battery with Multi-Mode Model

LI Lingfeng¹, GONG Minghui¹, WU Jiang^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Aiming at the problem that a single equivalent circuit model is difficult to accurately describe the full-time lithium-ion battery and the low accuracy of battery state of charge (SOC) estimation, a joint estimation algorithm of lithium-ion battery state of charge with a multi-mode model is proposed. Electrochemical impedance spectroscopy is used to analyze the impedance distribution of lithium-ion batteries under different SOC, and an equivalent circuit model is constructed to describe the lithium-ion batteries during the entire charging and discharging process. A multi-mode model based on the variable-order RC model is obtained. The accuracy and practicability of the Bayesian order criterion are adopted to determine the specific order, the recursive least square method with forgetting factor is chosen to identify the model parameters online, and the extended Kalman filter algorithm (EKF) is adopted to obtain real-time SOC of Li-ion battery. Under constant current conditions and dynamic stress test conditions, a multi-group experimental comparison with the traditional EKF algorithm based on the first-order RC model

and the second-order RC model is carried out. The results show that the joint algorithm with the multi-mode model works well under different conditions. The accuracy of the estimated SOC is improved by more than 30%, and the accurate value can be tracked within two iteration cycles.

Keywords: state of charge estimation; multi-mode model; electrochemical impedance spectroscopy; Bayesian order criterion; recursive least square method; extended Kalman filter

随着全球环境恶化以及能源紧缺情况的日趋严重,电动汽车行业在近些年发展迅速^[1]。锂离子电池工作电压高、比能量大、循环寿命长、工作温度范围广,目前被大量应用于电动汽车领域^[2]。准确掌握电池荷电状态(SOC)对保证电池安全稳定地工作至关重要。但是,由于电池在充放电过程时,不仅发生氧化还原反应,还存在粒子交换与热量传递的过程,这令电池成为了一个随时间非线性变化的复杂系统^[3],因此在实际中要准确估计 SOC 难度较高。

常用安时积分法、开路电压法、神经网络法、卡尔曼滤波算法等来求得电池 SOC,其中卡尔曼滤波法应用最广泛^[4-5]。卡尔曼滤波算法利用均方误差最小的估计原则进行多次递推估计,得到最佳估计值。该算法原理简单,复杂度低,但估计精度很大程度上取决于建立的等效模型的准确性。目前,用于 SOC 估计的模型有:①电化学模型,通过研究电池化学反应机理来构建模型,虽然精确度较高,但过于复杂,难以实际应用^[6];②等效电路模型,用基本电路器件搭建来模拟电池阻容特性,简单实用,应用较广^[7]。常用的锂离子电池等效电路模型有 Rint 模型、Thevenin 模型、PNGV 模型等^[8]。

为了获得更准确的模型,许多学者进行了研究。王维强等在 Thevenin 模型的基础上提出 3 阶 RC 网络作为电池的等效物理模型^[9];商云龙等提出一种随 SOC 变化而改变阶数的 RC 电路模型来描述电池^[10];聂文亮等利用能够变化阶数的 ARX 模型来反映锂离子电池的动态非线性特性,以便更好地求得 SOC^[11];龚敏明等利用电化学阻抗谱分析电池,建立了分数阶等效电路模型^[12];戴海峰等基于电化学阻抗谱,解耦温度和阻抗与 SOC 的关系,建立线性函数来估计电池 SOC^[13]。建立多阶或变阶等效模型能更好地反映锂离子电池的动态非线性特性,但对电池内部的极化反应、电子扩散等化学过程则研究较少,而利用电化学阻抗谱分析电池内部信息后也往往难以直接获得简易实用的等效物理模型。

为了获得准确的等效电路模型,首先需要了解电池的阻抗分布等信息。本文利用电化学阻抗谱(EIS)来分析不同 SOC 下的电池。不同 SOC 下电

池 EIS 图的分析表明,随电池 SOC 的不同,电池极化过程会出现较为明显的区分。有鉴于此,本文提出一种基于多模模型的联合算法来对锂离子电池 SOC 进行实时估计。利用贝叶斯定阶(BIC)准则来切换不同模型,由带遗忘因子的递推最小二乘法得到模型中的未知参数,利用扩展卡尔曼滤波算法(EKF)估计锂离子电池 SOC。恒流工况与动态应力测试(DST)工况下与传统卡尔曼滤波算法的对比结果表明,本文算法有效且准确。

1 模型建立

1.1 电化学阻抗谱测试

利用电化学工作站分析不同 SOC 下锂离子电池的电化学阻抗谱。电化学工作站发出不同频率的小幅正弦信号对系统阻抗进行 EIS 测试,测试结果能够反映电池内部多种复杂的电化学反应和阻抗分布,对电化学能源系统的外部条件和内部因素同时具有敏感性^[14],且具有无损、原位测量的优势^[15],是近年来分析动力电池阻抗特性常见的诊断工具。

图 1 是进行电化学阻抗谱测试的实验平台框图,平台由上位机、电化学工作站、电池充放电设备和恒温箱组成。电化学工作站由 Solartron Analytical 公司生产,型号为 1470E。电池充放电设备可激活电池,并进行容量测试、充放电等操作。恒温箱可控制电池外部环境的温度,本次实验温度为 25℃。实验电池是日本松下公司生产的 NCR18650B 型三元锂离子电池,额定容量为 3.4 A·h。

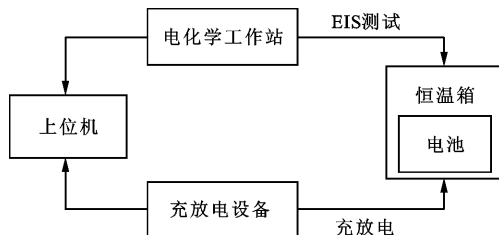


图 1 电化学阻抗谱测试实验平台框图

在恒电流模式下进行 EIS 测试。使用电流作为激励信号可以更接近电池充放电的真实状态,从而更好地反映电池内部变化^[16],选取的激励电流幅

值为 5 A。在此幅值下,阻抗谱变化光滑,具有良好的信噪比^[17]。频率范围选择 0.01 Hz~10 kHz,可保证阻抗信息完整与测试时间适宜。

为了探究锂离子电池在不同 SOC(用符号 β_{SOC} 表示)下的变化规律,本文选取了 5 个 SOC 点,即 $\beta_{\text{SOC}}=100\%, 80\%, 60\%, 40\%, 20\%$ 。实验步骤如下。

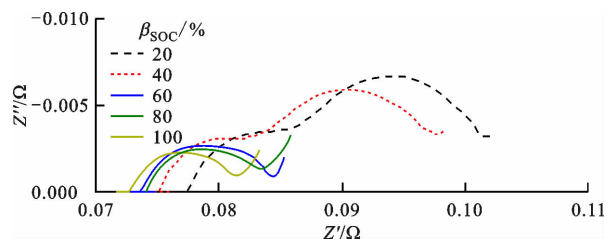
步骤 1 以 1C(C 为电池充放电倍率)大小的电流对电池恒流充电,当电池端电压到达截止电压后保持恒压进行充电,直到充电电流小于 0.1C,停止充电。

步骤 2 电池静置 3 h 后进行 EIS 测试。

步骤 3 以 0.5C 大小的电流释放电池 20% 的电量,静置 3 h 后进行 EIS 测试。

步骤 4 重复步骤 3,依次完成剩余点的 EIS 测试,实验结束。

在 $\beta_{\text{SOC}}=100\%, 80\%, 60\%, 40\%, 20\%$ 条件下测试得到的 EIS 图如图 2 所示。可以看出, β_{SOC} 在 100%~60% 范围内的 EIS 图较为相似,而 β_{SOC} 在 40%~20% 范围内的 EIS 图相似度较高。



Z' —实部阻抗; Z'' —虚部阻抗。

图 2 $\beta_{\text{SOC}}=100\%, 80\%, 60\%, 40\%, 20\%$ 条件下的 EIS 图

1.2 多模模型建立

在 EIS 图中:高频区域与 Z' 轴的交点表示阻碍带电粒子在正负极之间转移的欧姆电阻;中频区域出现的半圆结构称作容抗弧,对应电荷传递过程,可由 RC 并联的结构表示;低频段的斜线表征锂离子的扩散过程,可用扩散电阻代表^[18-19]。为保证等效模型的实用性,仅使用电阻以及电容来构建模型,因而忽略超高频段的电感以及低频段的扩散电阻。

选取 $\beta_{\text{SOC}}=80\%, 20\%$ 时的 EIS 图进行拟合分析,结果如图 3 和图 4 所示。可以看出,电池在 SOC 较高情况下,EIS 图的中频部分结构接近一个容抗弧表征的半圆形,而 SOC 较低时则需要两个容抗弧来表示。这反映了 SOC 较高时,电池工作中的极化过程在电路等效模型中可以用一个 RC 并联的结构来表示,而 SOC 较低时的等效电路则需要两个 RC 并联结构串联来表示。

目前认为,锂离子电池工作过程中存在电化学

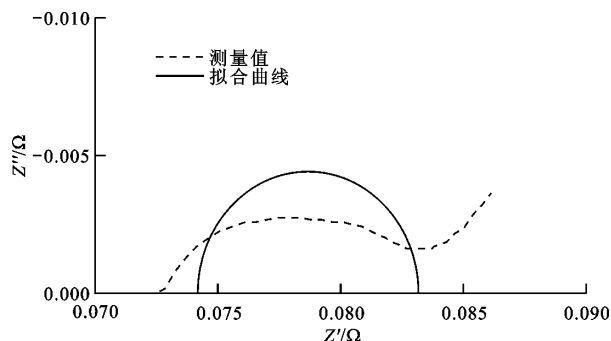


图 3 $\beta_{\text{SOC}}=80\%$ 时锂离子电池的 EIS 拟合图

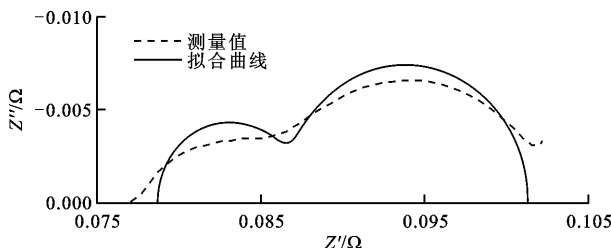
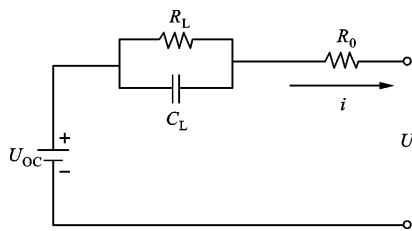


图 4 $\beta_{\text{SOC}}=20\%$ 时锂离子电池的 EIS 拟合图

极化与浓差极化两种极化过程,极化过程在 EIS 图中表现为容抗弧所表征的半圆形,但不是每一个极化过程都能在 EIS 图中以容抗弧的形式被展现。电化学理论分析表明,在 EIS 图中,不同的极化反应只有在时间常数相差较大时,才能以不同的容抗弧展现。极化反应的时间常数在本文中由电阻与电容相乘得到。因此,不同 SOC 下锂离子电池 EIS 图中出现不同数量容抗弧的现象,实质上是由于锂离子电池 SOC 的降低导致电池内部阻抗大小的改变而造成的。这种改变对不同极化过程的影响并不均等,因此两种极化过程的时间常数差距逐渐增大,直至 SOC 较低时在 EIS 图中出现两个容抗弧。

本文提出综合一阶与二阶 RC 模型来组成多模模型,以此描述不同 SOC 下的锂离子电池。图 5 和图 6 分别为多模模型中的一阶 RC 等效模型与二阶 RC 等效模型。在确定多模模型之后,需要根据实际情况选择合适阶数和确定模型参数。



U_{OC} —开路电压; R_0 —欧姆电阻; R_L —浓差极化电阻;

C_L —浓差极化电容; U —电池端电压。

图 5 一阶 RC 等效模型

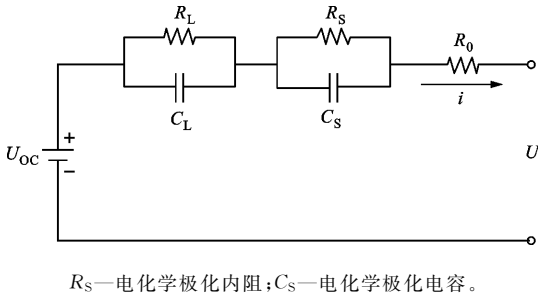


图 6 二阶 RC 等效模型

1.3 等效模型数学描述

根据 SOC 的定义,利用安时积分法可得出放电过程中 β_{SOC} 的表达式

$$\beta_{\text{SOC}}(t) = \beta_{\text{SOC}}(t_0) - \frac{1}{3600C_N} \int_{t_0}^t i(t) dt \quad (1)$$

式中: C_N 表示电池的初始容量; $i(t)$ 表示放电电流。

以图 6 的二阶 RC 等效模型为例,利用基本电路原理与基尔霍夫定理可得电池各参数之间的关系

$$\left. \begin{aligned} C_S \frac{dU_S}{dt} &= i - \frac{U_S}{R_S} \\ C_L \frac{dU_L}{dt} &= i - \frac{U_L}{R_L} \\ U &= U_{\text{OC}} - U_S - U_L - R_0 i \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中 U_S 、 U_L 分别为 R_S 、 R_L 两端电压。

令 $\tau_S = R_S C_S$, $\tau_L = R_L C_L$, 并离散化式(1)(2),得到二阶 RC 等效模型的状态空间方程

$$\begin{bmatrix} \beta_{\text{SOC}}(k) \\ U_S(k) \\ U_L(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta T}{\tau_S(k)}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{\Delta T}{\tau_L(k)}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{\text{SOC}}(k-1) \\ U_S(k-1) \\ U_L(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -\frac{\Delta T}{3600C_N} \\ R_S(k) \left(1 - e^{-\frac{\Delta T}{\tau_S(k)}}\right) \\ R_L(k) \left(1 - e^{-\frac{\Delta T}{\tau_L(k)}}\right) \end{bmatrix} i(k-1) \quad (3)$$

$$U(k) = U_{\text{OC}}(\beta_{\text{SOC}}(k)) - U_S(k) - U_L(k) - R_0(k)i(k) \quad (4)$$

式中 ΔT 为采样时间。

1.4 电池荷电状态-开路电压关系曲线测定

在估计电池 SOC 之前,要先通过实验获得开路电压与 β_{SOC} 的关系。使用 0.5C 倍率的电流进行脉冲放电实验^[14],得到锂离子电池荷电状态-开路电压曲线。实验步骤如下。

步骤 1 将电池恒流恒压充电至满电,停止充电,静置 3 h。

步骤 2 以 0.5C 的电流释放 5% 的电量,静置 3 h

后记录端电压作为当前 β_{SOC} 的开路电压。

步骤 3 重复步骤 2,直至放出所有电量,实验结束。

实验测得的电池荷电状态-开路电压关系曲线如图 7 所示。

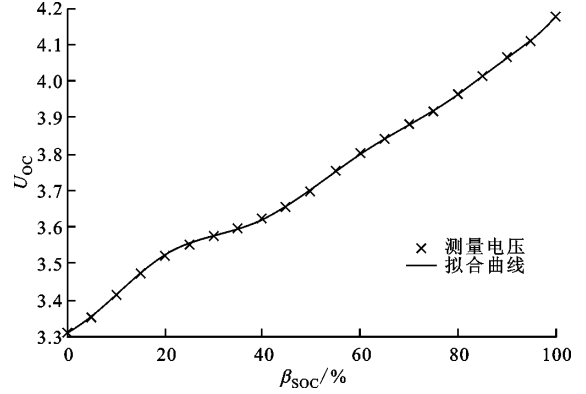


图 7 锂离子电池荷电状态-开路电压关系曲线

2 模型阶数以及估计参数确定

2.1 多模模型阶数确定

BIC 准则广泛应用于模型定阶^[20-21]。对不同模型的准确度和实用性进行比较,BIC 准则一般形式为

$$\gamma_{\text{BIC}} = M \ln \hat{\sigma}_j^2 + (k+1) \ln M \quad (5)$$

式中: $\hat{\sigma}_j^2 = \frac{1}{M-k-1} \sum_{j=1}^M (y_j - y'_j)^2$ 表示模型的均方差, y_j 和 y'_j 分别为第 j 个数据的真实值和估计值; M 为数据总量; k 为模型中未知参数的数量。 $M \ln \hat{\sigma}_j^2$ 表征模型的准确度,数值越小表示模型的准确度越高。 $(k+1) \ln M$ 是对模型实用性的评估,主要是为了避免出现模型过于复杂和过度拟合导致实用性下降的情况,同时也可以避免样本数据量 M 过大时,模型参数量对准则结果贡献过小进而导致结果失真的问题。因此,BIC 准则在设计上追求寻找一个既保证拟合准确性又尽可能简洁的模型。

根据 BIC 准则,优先选择 γ_{BIC} 小的模型。在具体使用中,采集实时的电压、电流、 β_{SOC} ,便可得到一阶和二阶 RC 模型端电压的实际值和估计值,分别代入 BIC 准则后选择结果较小的模型作为实时模型。

2.2 模型参数估计

确定模型阶数之后,还需要得到模型中未知参数的数值。由于锂离子电池具有非线性时变性,在实际使用过程中模型参数会随着电量、循环次数、充放电电流、温度等因素发生改变,使用固定的模型参数来估计实际使用时的电池 SOC 会使得误差不断增大。因此,为保证精度需实时辨识参数。

本文使用含遗忘因子的递推最小二乘法(RLS)

来实时辨识模型参数。RLS 无需储存所有的监测数据即可在线估计。加入遗忘因子可以降低旧数据对结果的影响力,提高辨识结果的实时性。文中不再详细推导 RLS,只列出 3 个核心公式

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(k) = \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{K}(k)[y(k) - \mathbf{h}^T(k)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)] \quad (6)$$

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k-1)\mathbf{h}(k)[\mathbf{h}^T(k)\mathbf{P}(k) + y(k)]^{-1} \quad (7)$$

$$\mathbf{P}(k) = \frac{1}{y(k)}[\mathbf{E} - \mathbf{K}(k)\mathbf{h}^T(k)]\mathbf{P}(k-1) \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}(k) = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_n]^T$ 为模型中需要辨识的未知参数矩阵; $\mathbf{h}(k) = [-U(k-1), -U(k-2), \dots, -U(k-n), I(k-1), \dots, I(k-n)]^T$ 为观测向量,是实时采集的信息; $\mathbf{K}$ 为增益矩阵; $\mathbf{P}$ 为协方差矩阵; $\mathbf{E}$ 为单位矩阵; $y(k)$ 为遗忘因子,其取值范围一般为 $[0.95, 1]$,本文取 0.99。

3 基于卡尔曼滤波的电池荷电状态估计

3.1 扩展卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波追求系统状态量的方差最小,按照“预测—反馈—修正”逻辑进行递推,得到最终结果。

任意非线性系统的状态空间方程可表示为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{g}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为状态变量; $\mathbf{y}_k$ 为观测变量; $\mathbf{u}_k$ 为输入变量; $\mathbf{w}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别为过程噪声和观测噪声,均服从高斯分布, $\mathbf{Q}$ 和 $\mathbf{R}$ 表示其方差。

利用 EKF 算法估计系统状态量的步骤如下。

(1) 利用泰勒公式线性化非线性系统。公式为

$$\mathbf{F}_{k-1} = \left. \frac{d\mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k)}{d\mathbf{x}_{k-1}} \right|_{\mathbf{x}_{k-1}}; \mathbf{G}_k = \left. \frac{d\mathbf{g}(\mathbf{x}_{k/k-1}, \mathbf{u}_k)}{d\mathbf{x}_{k/k-1}} \right|_{\mathbf{x}_{k/k-1}} \quad (10)$$

(2) 算法初始化。公式为

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_0 &= \text{diag}(\mathbf{x}_0) \\ \mathbf{P}_0 &= \text{diag}((\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T) \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_0$ 为状态变量估计值的初值; $\mathbf{P}_0$ 为状态变量的误差协方差初值。

(3) 更新状态变量和误差协方差。由上一时刻的状态和误差协方差,得到预测的状态变量和误差协方差

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (12)$$

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q} \quad (13)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}$ 为状态预测值; $\mathbf{P}_{k/k-1}$ 为误差协方差的预测值。

(4) 通过卡尔曼滤波增益估计状态变量,并更新误差协方差。公式为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1}\mathbf{G}_k^T(\mathbf{G}_k\mathbf{P}_{k/k-1}\mathbf{G}_k^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (14)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k(y_k - \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}, \mathbf{u}_k)) \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{E} - \mathbf{K}_k\mathbf{G}_k)\mathbf{P}_{k/k-1} \quad (16)$$

式中 $\mathbf{K}_k$ 表示卡尔曼滤波增益。

3.2 电池荷电状态估计的实现

图 8 为联合算法在线估计电池 SOC 流程。首先利用 BIC 准则综合采集值和估计值进行定阶,确定模型具体阶数;之后应用带遗忘因子的 RLS 求出模型参数,对初始值进行修正;最后利用 EKF 得到电池 SOC 的实时估计值。随着不断的迭代,便可得到全过程的锂离子电池 SOC。

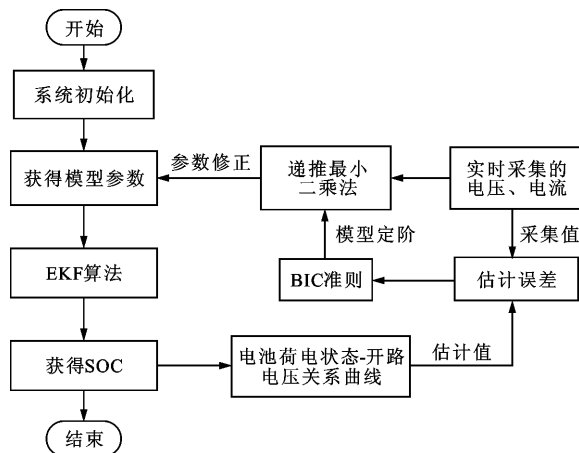


图 8 联合算法在线估计电池 SOC 流程

4 实验测试与分析

4.1 模型判定

为了验证 BIC 准则的模型定阶结果,在恒流工况下利用 BIC 准则判定多模模型的阶数。取一阶 RC 模型的 γ_{BIC} 减去二阶 RC 模型的 γ_{BIC} 为不同模型 BIC 差值。根据 BIC 准则设计原则,当 BIC 差值为正时,二阶 RC 模型为电池等效模型,当 BIC 差值为负时,一阶 RC 模型为电池等效模型。不同 β_{SOC} 下的 BIC 差值如图 9 所示。可以看出,当 SOC 较高时, BIC 差值为负,而 SOC 较低时, BIC 差值为正。根据 BIC 准则,在恒流工况下锂离子电池 $\beta_{\text{SOC}} \geq 36\%$ 左右时,使用一阶 RC 模型作为电路等效模型,而 $\beta_{\text{SOC}} < 36\%$ 左右时可使用二阶 RC 模型。

从图 2 可知, $\beta_{\text{SOC}} = 40\%$ 时的 EIS 曲线有两个容抗弧,二阶 RC 模型更加准确,但由于此时一阶与二阶 RC 模型的准确度差距很小,且二阶 RC 模型复杂度较高,因此 BIC 选择一阶 RC 模型。当 β_{SOC}

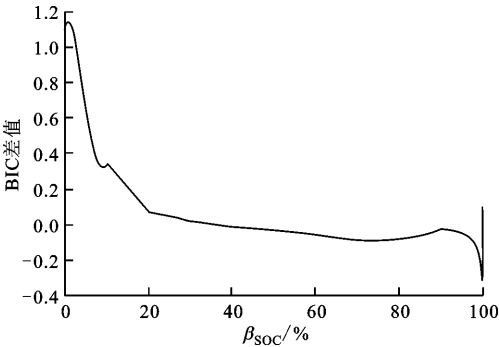


图 9 不同 β_{SOC} 下的 BIC 差值

下降到 36% 左右时,两种模型准确度的差距大于复杂度的影响,此时选择二阶 RC 模型。EIS 图的分析结果与 BIC 的判定结果互相验证了该结论的准确性。

4.2 恒流工况实验

为了验证基于多模模型联合算法估计锂离子电池 SOC 的能力,在恒流工况下模拟电池稳定工作状态的状态来进行评估,使用联合算法与两类传统 EKF 算法实时估计锂离子电池 β_{SOC} ,结果如图 10 和图 11 所示。

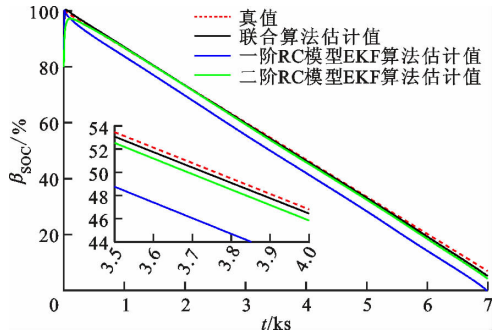


图 10 恒流工况下 β_{SOC} 估计结果对比

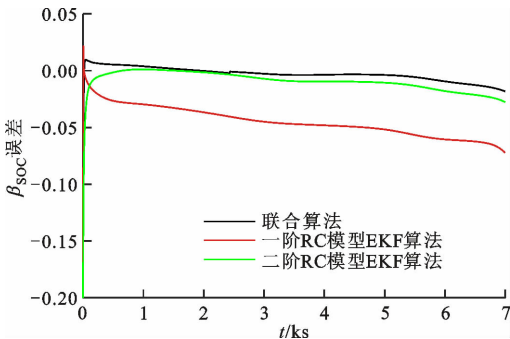


图 11 恒流工况下 β_{SOC} 估计误差曲线

从图 10 和图 11 可知,3 种算法均可以在初值不准确的前提下通过有限次的迭代接近真值。但是,联合算法和基于一阶 RC 模型的 EKF 算法均可在 5 s (经过一次采样)后追踪到准确值,而基于二阶

RC 模型的 EKF 算法需要 30 s 才可以接近准确值。所以,在估计初期,基于多模模型的联合算法与一阶 RC 模型的 EKF 算法估计结果更加准确。究其原因,首先是因为一阶 RC 模型相比二阶 RC 模型更加简洁,参数较少,使得 β_{SOC} 的计算过程更加简单快捷,通过较少的迭代次数便可接近真实值。其次,由 EIS 图分析结果可知,在锂离子电池 SOC 较高情况下,一阶 RC 模型更接近锂离子电池的真实情况。

为了定量比较估计精度,计算估计结果的均方根误差 σ_{RMSE} 、平均绝对误差 σ_{MAE} 以及收敛到真值附近后的最大误差 σ_{ME} 。 σ_{RMSE} 和 σ_{MAE} 的公式为

$$\sigma_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\beta'_{\text{SOC}}(i) - \beta_{\text{SOC}}(i))^2}$$
 (17)

$$\sigma_{\text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\beta'_{\text{SOC}}(i) - \beta_{\text{SOC}}(i)|$$
 (18)

式中: N 为估计数据总量; $\beta_{\text{SOC}}(i)$ 和 $\beta'_{\text{SOC}}(i)$ 分别为第 i 个 β_{SOC} 的真实值和估计值。

为了定量表示追踪速度,定义追踪时间为 β_{SOC} 估计值与 β_{SOC} 真值误差首次低于 5% 所需的时间。

表 1 为 3 种算法在恒流工况下估计 β_{SOC} 的结果对比。

表 1 恒流工况下估计 β_{SOC} 的结果对比				
算法	$\sigma_{\text{RMSE}}/\%$	$\sigma_{\text{MAE}}/\%$	$\sigma_{\text{ME}}/\%$	追踪时间/s
联合算法	0.87	0.52	1.83	5
一阶 RC 模型 EKF 算法	4.87	4.50	7.29	5
二阶 RC 模型 EKF 算法	1.42	0.95	2.78	30

从表 1 可知,联合算法相比两类传统的 EKF 算法估计精度更加高。二阶 RC 模型 EKF 算法的 σ_{RMSE} 、 σ_{MAE} 、 σ_{ME} 相比一阶 RC 模型 EKF 算法的都有较大的提高, σ_{RMSE} 从 4.87% 降低到 1.42%, σ_{MAE} 从 4.6% 降低到 0.95%, σ_{ME} 从 7.29% 降低到 2.78%。相比两类传统的 EKF 算法,联合算法在估计的准确性上有明显提高,3 个指标上的表现都优于 EKF 算法的, σ_{RMSE} 相比二阶 RC 模型 EKF 算法从 1.42% 降低到 0.87%, σ_{MAE} 从 0.95% 降低到 0.52%,收敛到真值附近后的 σ_{ME} 为 1.83%。

基于多模模型的联合算法在估计速度与估计精度两方面相比传统 EKF 算法都有明显的提高。这主要是由于联合算法在估计时能根据锂离子电池的实际情况,通过实时采集的电压、电流,利用 BIC 准则选择合适的模型阶数,在估计初期,即锂离子电池

SOC 较高时,选择一阶 RC 模型,大大精简了估计过程,使得算法更加快速。随着锂离子电池 SOC 的减小,等效电路模型切换到二阶 RC 模型,并随时利用 RLS 算法修正模型参数,使得相比传统 EKF 算法保持更高的估计精度。

4.3 动态应力测试工况实验

相比恒流工况,DST 工况更加接近电池实际工作情况,电流、电压的变化更剧烈和复杂。图 12 和图 13 展示了在 DST 工况下,基于多模模型联合算法与两类传统 EKF 算法估计锂离子电池 β_{SOC} 的对比结果。

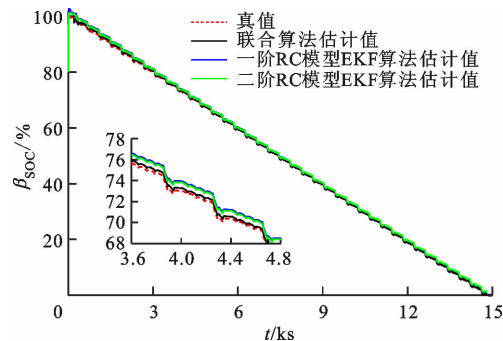


图 12 DST 工况下 β_{SOC} 估计结果对比

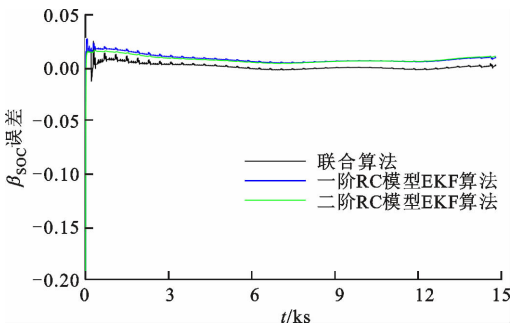


图 13 DST 工况下 β_{SOC} 估计误差曲线

表 2 为 3 类算法在 DST 工况条件下估计 β_{SOC} 的结果对比。

表 2 DST 工况下估计 β_{SOC} 的结果对比				
算法	$\sigma_{RMSE}/\%$	$\sigma_{MAE}/\%$	$\sigma_{ME}/\%$	追踪时间/s
联合算法	0.43	0.32	1.63	5
一阶 RC 模型 EKF 算法	0.98	0.87	2.52	5
二阶 RC 模型 EKF 算法	0.90	0.80	2.36	5

从图 12 和图 13 可以看出,在 DST 工况下,无论是传统 EKF 算法还是联合算法,在初值不准确情况下快速追踪到真值的能力都很强,均能够在 5 s

内接近真值。但是,从表 2 可以看出,联合算法的估计误差比传统 EKF 算法的更小,估计精度更高。二阶 RC 模型 EKF 算法比一阶 RC 模型 EKF 算法更准确, σ_{RMSE} 从 0.98% 降低到 0.90%, σ_{MAE} 从 0.8% 降低到 0.87%, σ_{ME} 从 2.52% 降低到 2.36%,但联合算法的 σ_{RMSE} 为 0.43%, σ_{MAE} 为 0.23%, σ_{ME} 为 1.63%。这都反映了基于多模模型的联合算法在 DST 工况下相比传统 EKF 算法具有更好的表现。

5 结 论

考虑到传统锂离子电池建模过程缺乏对锂离子电池阻抗分布的探索,本文利用电化学阻抗谱分析不同 SOC 下的电池,提出基于变阶 RC 模型的多模模型联合算法,以此来估计锂离子电池 SOC。通过对联合算法进行实验与测试,得出结论如下。

(1)利用电化学阻抗谱分析电池的阻抗分布,发现锂离子电池在不同 SOC 下适用不同阶数的 RC 模型,提出利用多模模型来描述锂离子电池,之后利用 BIC 准则对多模模型进行定阶,定阶的结果与 EIS 图的分析结果相互印证——在锂离子电池 β_{SOC} 为 40% 左右区分一阶 RC 模型与二阶 RC 模型。证明了多模模型有效可靠。

(2)使用联合算法与两种 EKF 算法分别在恒流与 DST 工况下对电池 SOC 进行估计,联合算法的估计精度相比二阶 RC 模型 EKF 算法的提高 30% 以上,追踪速度上达到一阶 RC 模型 EKF 算法的水平,可在两个迭代周期内追踪到准确值。证明了基于多模模型的联合算法在锂离子电池 SOC 估计中有更快的收敛速度和更高的准确性。

参考文献:

[1] XIONG R, GONG Xianzhi, MI C C, et al. A robust state-of-charge estimator for multiple types of lithium-ion batteries using adaptive extended Kalman filter [J]. Journal of Power Sources, 2013, 243: 805-816.

[2] 曹铭津, 邱钟明, 章勇. 无人机用聚合物锂离子电池的研制 [J]. 电池, 2017, 47(2): 101-104.

CAO Mingjin, QIU Zhongming, ZHANG Yong. Development of polymer Li-ion battery used for unmanned aerial vehicle [J]. Battery Bimonthly, 2017, 47(2): 101-104.

[3] 林成涛, 王军平, 陈全世. 电动汽车 SOC 估计方法原理与应用 [J]. 电池, 2004, 34(5): 376-378.

LIN Chengtao, WANG Junping, CHEN Quanshi. Methods for state of charge estimation of EV batteries

- and their application [J]. Battery Bimonthly, 2004, 34(5): 376-378.
- [4] PLETT G L. Sigma-point Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: part 1 Introduction and state estimation [J]. Journal of Power Sources, 2006, 161(2): 1356-1368.
- [5] LIM K, BASTAWROUS H A, DUONG V H, et al. Fading Kalman filter-based real-time state of charge estimation in LiFePO₄ battery-powered electric vehicles [J]. Applied Energy, 2016, 169: 40-48.
- [6] SEAMAN A, DAO T S, MCPHEE J. A survey of mathematics-based equivalent-circuit and electrochemical battery models for hybrid and electric vehicle simulation [J]. Journal of Power Sources, 2014, 256: 410-423.
- [7] 汪玉洁. 动力锂电池的建模、状态估计及管理策略研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017: 1-105.
- [8] 陈息坤, 孙冬, 陈小虎. 锂离子电池建模及其荷电状态鲁棒估计 [J]. 电工技术学报, 2015, 30(15): 141-147.
- CHEN Xikun, SUN Dong, CHEN Xiaohu. Modeling and state of charge robust estimation for lithium-ion batteries [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(15): 141-147.
- [9] 王维强, 张吉, 张力, 等. 基于三阶 RC 网络的等效电路电池模型 [J]. 电池, 2019, 49(3): 212-216.
- WANG Weiqiang, ZHANG Ji, ZHANG Li, et al. Equivalent circuit model for battery based on third-order RC network [J]. Battery Bimonthly, 2019, 49(3): 212-216.
- [10] 商云龙, 张奇, 崔纳新, 等. 基于 AIC 准则的锂离子电池变阶 RC 等效电路模型研究 [J]. 电工技术学报, 2015, 30(17): 55-62.
- SHANG Yunlong, ZHANG Qi, CUI Naxin, et al. Research on variable-order RC equivalent circuit model for lithium-ion battery based on the AIC criterion [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(17): 55-62.
- [11] 聂文亮, 谭伟杰, 邱刚, 等. 基于 ARX 模型的锂离子电池荷电状态在线估算 [J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(18): 5415-5424.
- NIE Wenliang, TAN Weijie, QIU Gang, et al. Online state-of-charge estimation for lithium-ion batteries based on the ARX model [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(18): 5415-5424.
- [12] 龚敏明, 卞景季, 孙丙香, 等. 锂离子电池分数阶等效电路模型低频参数演变规律研究 [J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2020, 34(2): 6-14.
- GONG Minming, BIAN Jingji, SUN Bingxiang, et al. Study on parameter evolution of fractional order equivalent circuit model for Li-ion batteries in low frequency area [J]. Journal of Chongqing Institute of Technology (Natural Science), 2020, 34(2): 6-14.
- [13] 戴海峰, 王冬晨, 姜波. 基于电化学阻抗谱的电池荷电状态估计 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2019, 47(z1): 95-98.
- DAI Haifeng, WANG Dongchen, JIANG Bo. Estimation of battery state of charge based on electrochemical impedance spectroscopy [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2019, 47(z1): 95-98.
- [14] 史美伦, 史美伦. 交流阻抗谱原理及应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [15] ITAGAKI M, HONDA K, HOSHI Y, et al. In-situ EIS to determine impedance spectra of lithium-ion rechargeable batteries during charge and discharge cycle [J]. Journal of Electroanalytical Chemistry, 2015, 737: 78-84.
- [16] 王志明, 耿萌萌, 徐超, 等. 磷酸铁锂电池恒流模式电化学阻抗特性实验 [J]. 科学通报, 2018, 63(13): 1245-1252.
- WANG Z M, GENG M M, XU C, et al. Experimental research on GEIS of C/LiFePO₄ battery [J]. Chinese Science Bulletin, 2018, 63(13): 1245-1252.
- [17] 马厚义, 吴晓娟, 李桂秋, 等. 电化学阻抗谱测试中的稳定性和线性问题 [J]. 山东大学学报(自然科学版), 2000, 35(1): 79-85.
- MA Houyi, WU Xiaojuan, LI Guiqu, et al. Stability and linearity problems involved into electrochemical impedance spectroscopy measurements [J]. Journal of Shandong University (Natural Science Edition), 2000, 35(1): 79-85.
- [18] 曹楚, 张鉴清. 电化学阻抗谱导论 [M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [19] BARSOUKOV E, MACDONALD J R. Impedance spectroscopy theory, experiment, and applications [M]. 2nd ed. New York, USA: John Wiley & Sons Inc., 2005.
- [20] SCHWARZ G. Estimating the dimension of a model [J]. The Annals of Statistics, 1978, 6(2): 461-464.
- [21] LEE E R, NOH H, PARK B U. Model selection via Bayesian information criterion for quantile regression models [J]. Journal of the American Statistical Association, 2014, 109(505): 216-229.

(编辑 陶晴)