

DOI: 10.7652/xjtuxb202001021

锂离子电池健康状态多因子在线估计方法

陈猛¹, 乌江¹, 焦朝勇¹, 陈继忠², 张在平³
(1. 西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安; 2. 中国电力科学研究院有限公司新能源与
储能运行控制国家重点实验室, 100192, 北京; 3. 国家电网有限公司, 100192, 北京)

摘要: 针对传统的锂离子电池健康状态估计方法仅用电池欧姆内阻作为单因子评估指标时存在较大误差的问题,提出了一种利用电池欧姆内阻、极化内阻与极化电容共 3 个模型参数构建的多因子评估模型。选用一阶 RC 等效电路模型作为基础电路模型,并通过仿真实验验证了所选择电路模型的准确性。对同一型号的多组三元锂离子电池进行循环老化实验,得到离线辨识的模型参数,发现等效电路模型中的欧姆内阻、极化内阻、极化电容与健康状态存在确定的关系。通过带约束的最小二乘算法求解对应模型参数的权重,并以卡尔曼滤波算法在线辨识模型参数,实时获得基于多因子模型的综合电池健康状态。将所提方法与仅用欧姆内阻评估的方法进行了对比,结果表明:所提方法评估锂离子电池真实健康状态的误差变化范围较小,基本在 1% 左右,精度更高。

关键词: 锂离子电池;健康状态;卡尔曼滤波;带约束的最小二乘;多因子

中图分类号: TM912 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2020)01-0169-07

Multi-Factor Online Estimation Method for Health Status of Lithium-Ion Battery

CHEN Meng¹, WU Jiang¹, JIAO Chaoyong¹, CHEN Jizhong², ZHANG Zaiping³
(1. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. State Key Laboratory of Operation and Control of Renewable Energy & Storage Systems, China Electric Power
Research Institute, Beijing 100192, China; 3. State Grid Corporation of China, Beijing 100192, China)

Abstract: The traditional lithium-ion battery health state estimation method only uses the battery ohmic internal resistance as a single-factor evaluation index which leads to a big error. Therefore, it is necessary to construct a multi-factor evaluation model with three parameters including battery ohmic internal resistance, polarization internal resistance and polarization capacitance. The first-order RC equivalent circuit model serves as the basic circuit model. The accuracy of the selected circuit model is verified by a simulation. The equivalent circuit model parameters, namely the ohmic internal resistance, polarization internal resistance, and polarization capacitance are obtained via the cyclic aging experiment for the offline identification. The offline identification results verify the certain relationship of the above three model parameters with health state. The weight coefficients of the corresponding model parameters are solved with constrained least squares algorithm, and the Kalman filter algorithm is used to identify the model parameters online. The comprehensive health state based on multi-factor model is obtained in real time. A comparison between the proposed method and the method evaluating only the ohmic internal

resistance shows that the online multi-factor evaluation health state method has a smaller variation range, and the error gets about 1%, more accurate than the traditional ohmic internal resistance evaluation.

Keywords: lithium-ion battery; state of health; Kalman filter; constrained least squares; multifactor

锂离子电池凭借较长的循环寿命以及较好的安全性能,在电动汽车、储能电站等领域获得了广泛的应用。为了保证电池的安全可靠运行,需要采用电池管理系统对电池组进行有效管理。一套优良的电池管理系统需要实时监测电池健康状态和及时向用户传递电池老化信息,合理规划其使用计划^[1]。

电池本身是一个非线性时变系统,要准确在线估算电池健康状态具有较大的难度。目前,估算电池健康状态的方法主要有传统离线法和在线法两类。传统离线法主要包括容量衰减法^[2]和阻抗分析法^[3]等。容量衰减法以容量来衡量电池的健康状态,该方法准确度很高,缺点是需要对电池进行反复充放电实验,测试时间长且需要在离线状态进行。阻抗分析法是通过实验得到电池的电化学阻抗谱,采用专业的阻抗谱分析仪器得到对应的阻抗数据,不同老化程度的电池阻抗模型参数不同,该方法的缺点是对测试设备要求较高,投入成本较大。在线估算方法主要包括支持向量机^[4]、神经网络法^[5]、卡尔曼滤波法(KF)^[6]等。支持向量机和神经网络法是机器学习类算法,这类方法不考虑电池内部特性,直接找出测量数据与健康状态的关系,估算精度取决于训练数据的针对性与全面性,实现起来较为复杂。KF法是基于电池等效模型的方法,通过等效电路模型中的特征参量与电池健康状态建立关系。KF法功能强大,原理较简单,复杂度低,但这种方法的估算精度很大程度取决于所建立模型的准确度。

在锂离子电池健康状态研究中,大量研究人员采用电池的欧姆内阻作为特征量来表征电池健康状态,依据欧姆内阻与电池健康状态之间的近似线性关系,将欧姆内阻作为估算的关键技术指标^[7-10],但由于仅选取单一特征参量,该方法的估算精度较低。通过前期大量实验发现,电池一阶RC等效电路模型中的多个模型参数随电池健康状态呈特定变化趋势。为进一步提高在线估算精度,本文在特征参量方法的基础上,结合KF法对模型参数进行在线估算,由此建立多因子电池健康状态评估系统,可为锂离子电池健康状态的评估提供一种有效途径。

1 电池健康状态的定义与建模

1.1 电池健康状态的定义

电池健康状态主要用来描述电池储存电能的能力,是以数字的形式直观地反映电池所处的寿命状态。目前,文献中有很多对电池健康状态定义,但还缺乏统一的标准,使用最多的主要是容量和内阻两种方法所定义的健康状态。

根据容量定义法,电池健康状态^[11]为

$$\zeta_{\text{SOH}} = \frac{C_{\text{now}}}{C_{\text{new}}} \times 100\% \quad (1)$$

式中: C_{new} 为新电池的容量; C_{now} 为当前电池的容量。

根据内阻定义法,电池健康状态^[12]为

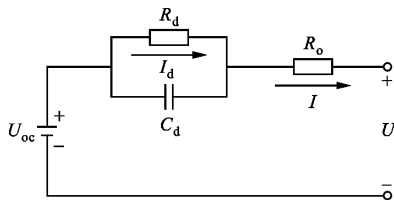
$$\zeta_{\text{SOH}} = \frac{R_{\text{old}} - R_{\text{now}}}{R_{\text{old}} - R_{\text{new}}} \times 100\% \quad (2)$$

式中: R_{new} 为新电池的内阻; R_{now} 为当前电池的内阻; R_{old} 为电池寿命结束时的内阻。

上述两种方法是从不同角度定义的电池健康状态。通过阻抗定义的电池健康状态和通过容量定义的电池健康状态之间可以相互转化为统一标准。

1.2 等效电路模型的建立

目前电池的等效模型比较多,常见的包括一阶RC等效电路模型和二阶RC等效电路模型。本文采用一阶RC等效电路模型^[13]来表达电池特性,其具体结构如图1所示。



U—电池的端电压; I —电池的工作电流; R_o —电池欧姆内阻; R_d —电池的极化内阻; C_d —电池的极化电容; I_d —通过极化内阻上的电流; U_{oc} —电池的开路电压。

图1 一阶RC等效电路模型

由电池一阶RC等效电路可得电池的端电压为

$$U = U_{oc} - I_d R_d - IR_o \quad (3)$$

为验证所建立模型的准确性,使用Simulink平台搭建仿真模型,如图2所示,其中 ζ_{SOC} 为荷电状态。

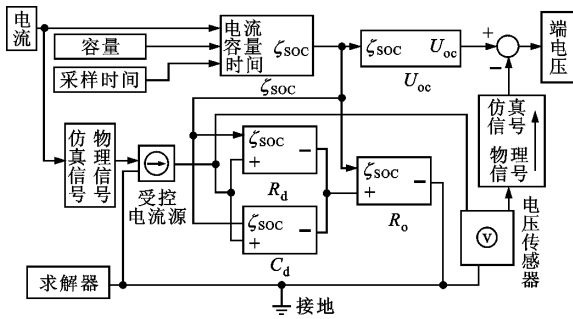


图2 一阶RC等效电路模型的仿真平台

将实验中采集的电池工作电流,经过建立的等效电路模型,输出为电池仿真端电压,并将实际端电压与仿真端电压相比较以验证模型的准确性。为了验证一阶RC等效电路模型和二阶RC等效电路模型的精度差别,按照同样的方法,搭建了二阶RC等效电路模型。不同等效电路模型的锂离子电池端电压如图3所示。分析可知,两种等效电路模型的端电压曲线基本重合,一阶RC模型的平均相对误差为1.05%,二阶RC模型的平均相对误差为0.72%,两种等效电路模型的精度都比较高。为了在保证计算精度的同时降低复杂度,选择一阶RC等效电路模型来表达电池特性。

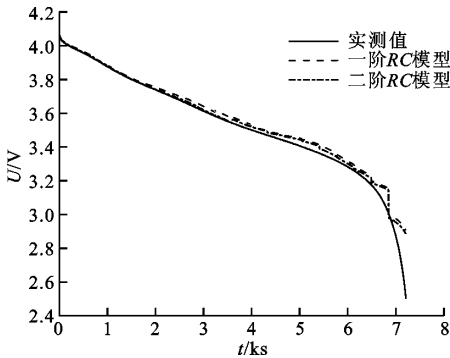


图3 不同等效电路模型的锂离子电池端电压

2 电池健康状态估计方法

2.1 电池模型参数离线辨识

为了研究模型中特征参量与电池健康状态之间的关系,需要对模型参数进行离线辨识。目前,离线辨识的方法主要有直流放电法和交流阻抗法^[14]。本文以NCR18650B型三元锂离子电池为研究对象,采用直流放电法在电池两端加上脉冲电流,得到锂离子电池的电压静置恢复曲线,如图4所示。分析可知,电池端电压首先直线下降,然后得到电池电压静置恢复曲线,即ac段。结合电池等效电路模型,可得到ac段曲线的表达式为

$$U = U_{oc} - R_o I - R_d (1 - e^{-t/\tau_d}) \quad (4)$$

ab段为电压骤升阶段,该阶段主要是欧姆内阻在起作用,由此求得电池的欧姆内阻为

$$R_o = \frac{\Delta U}{I} \quad (5)$$

bc段为电压的指数恢复阶段,根据最小二乘法,按 $U = K_0 + K_1 e^{-\lambda_1 t}$ 进行单指数拟合,并与式(4)进行参数对照,可得电池模型的极化内阻与时间常数。

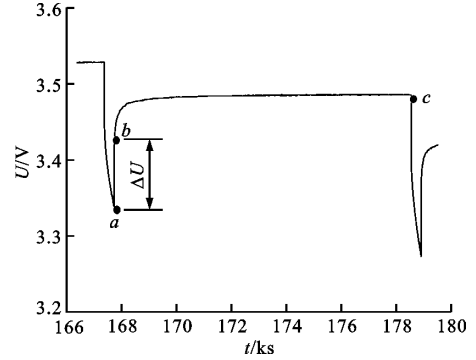


图4 锂离子电池的电压静置恢复曲线

按照同样的方法,可得到不同 ζ_{soc} 下锂离子电池电路模型的参数。研究发现,当 $30\% \leq \zeta_{soc} \leq 80\%$ 时,电池的内阻变化比较稳定^[15]。所以,在离线辨识参数过程中,取 ζ_{soc} 在上述范围内的内阻。

为了得到电池健康状态与3个阻抗模型参数之间的关系,对同一型号多组三元锂离子电池进行循环老化实验。具体步骤如下:

- (1)以1C(C为电池充放电倍率)倍率的电流对电池进行恒流充电,直至其电压达到充电截至电压;
- (2)以充电截止电压对电池进行恒压充电直至充电电流小于C/2,静置10 min;
- (3)以1C倍率的电流恒流放电至电池下限截止电压,静置10 min;
- (4)判断电池寿命是否结束,如果未结束则回到步骤(1)。

在循环老化实验中,通过离线测量的方法能比较准确地得到电池实时容量,然后采用式(1)即可得到锂离子电池的真实健康状态。

图5是离线辨识的电池模型参数随寿命衰减的变化趋势,可以看出:随着 ζ_{soh} 的下降,欧姆内阻、极化内阻呈上升趋势,极化电容呈下降趋势;该型号三元锂离子电池的欧姆内阻、极化内阻以及极化电容变化趋势相同,说明等效电路中的3个特征参量与 ζ_{soh} 存在着确定的关系。

综合本节分析可知:采用一阶RC模型的离线辨识方法可以对该型号锂离子电池模型参数进行辨

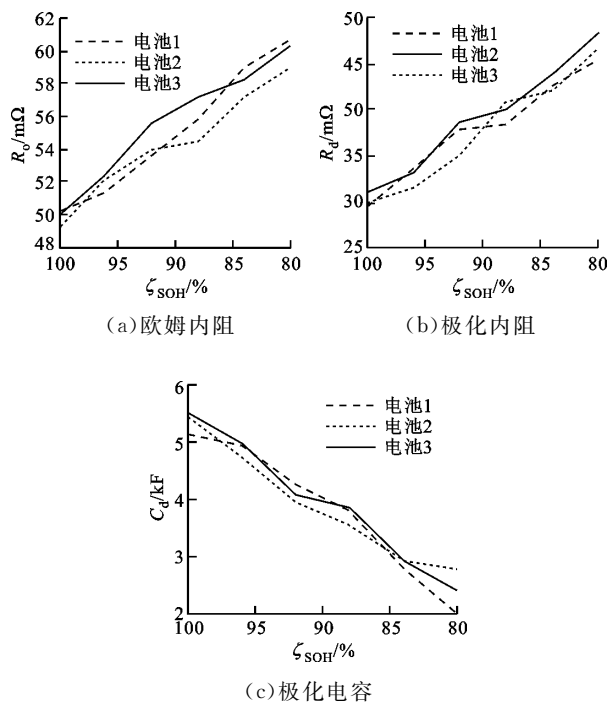


图5 离线辨识的电池模型参数随寿命衰减的变化趋势

识;极化内阻、极化电容也能够作为衡量健康状态的关键指标,且两者与 ζ_{SOH} 的关系类似于式(2)中的欧姆内阻。经过类比归纳可以得到

$$\zeta_{SOH} = \frac{X_{old} - X_{now}}{X_{old} - X_{new}} \times 100\% \quad (6)$$

式中: X 可代表欧姆内阻、极化内阻和极化电容3种模型参数; X_{old} 为电池寿命结束时的模型参数; X_{now} 为当前时刻模型参数; X_{new} 为新电池模型参数。

2.2 卡尔曼滤波法在线估算模型参数

电池等效电路模型参数会受到 ζ_{SOC} 、充放电电流、温度、电池寿命等因素的影响而不断变化,为提高电池健康状态的估算精度,需要对电池模型参数进行实时在线估算,采用KF法^[6]能实现这一需求。运用KF法对状态量进行估计,步骤如下。

(1)算法初始化。令

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{E}(\mathbf{x}_0) \\ \mathbf{P}_0 = \mathbf{E}((\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0)^T) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{E}$ 为求期望; $\hat{\mathbf{x}}_0$ 为状态变量估计值的初值; $\mathbf{x}_0$ 为状态变量; $\mathbf{P}_0$ 为状态误差协方差的初值。

(2)用KF法进行循环递推运算,得到每一时刻的状态。整个递推运算过程分为两部分,具体如下。

①时间更新,公式为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}_k u_{k-1} \quad (8)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{Q} \quad (9)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为状态预测值; $\mathbf{A}_k$ 为状态转移矩阵; $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$

为前一时刻的状态估计值; $\mathbf{B}_k$ 为输入矩阵; u_{k-1} 为输入变量; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为误差协方差的预测值; $\mathbf{P}_{k-1}$ 为前一时刻的状态误差协方差; $\mathbf{Q}$ 为过程噪声的协方差。

②量测更新,公式为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}_k^T (\mathbf{C}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{C}_k^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{C}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \mathbf{D}_k u_k) \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{C}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{K}_k$ 为当前时刻的增益; $\mathbf{C}_k$ 为观测矩阵; $\mathbf{R}$ 为测量噪声的协方差; $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为当前时刻的状态估计值; $\mathbf{y}_k$ 为观测变量; $\mathbf{D}_k$ 为前馈矩阵; $\mathbf{P}_k$ 为当前时刻状态误差协方差; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。在电池一阶RC等效电路模型中,流过极化内阻的电流 I_d 可表示为

$$I_d = I - C_d \frac{dU_d}{dT} = I - C_d \left(\frac{dU_{oc}}{dT} - \frac{dU}{dT} - \frac{R_o dI}{dT} \right) \quad (13)$$

式中 T 为采样时间。

将式(13)代入式(3)可得

$$U = U_{oc}(\zeta_{soc}, t) + \tau_d \left(\frac{dU_{oc}}{dT} - \frac{dU}{dT} \right) - R_o \tau_d \frac{dI}{dT} - (R_d + R_o) I \quad (14)$$

对式(14)进行离散化处理,并且考虑系统测量噪声的影响,得到最终的观测方程为

$$\begin{aligned} U(k) = & U_{oc}(k) - R_o \left(I(k) + \right. \\ & \left. \tau_d \left(\frac{I(k) - I(k-1)}{T} \right) \right) - R_d I(k) - \\ & \tau_d \left(\frac{U(k) - U(k-1)}{T} - \frac{U_{oc}(k) - U_{oc}(k-1)}{T} \right) + v(k) \end{aligned} \quad (15)$$

式中 $v(k)$ 为测量噪声。电池的模型参数在短时间内可以认为基本不变,可得状态方程为

$$\begin{bmatrix} R_o(k) \\ R_d(k) \\ \tau_d(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_o(k-1) \\ R_d(k-1) \\ \tau_d(k-1) \end{bmatrix} + w(k) \quad (16)$$

式中 $w(k)$ 为过程噪声。将上述状态空间方程代入KF法中进行运算,就可以在线得到电池阻抗特性参数,其中 C_d 可以通 $C_d = \tau_d / R_d$ 得到。

2.3 基于多因子的电池健康状态估计

由2.1节中一阶RC等效电路模型的离线辨识结果可知,随着锂离子电池健康状态的降低,欧姆内阻、极化内阻、极化电容的变化趋势呈一定规律,说明等效电路模型中的3个参数均可作为评估电池健康状态的重要特征参量。本文提出基于欧姆内阻、极化内阻、极化电容的多因子评估模型,对锂离子电池

池健康状态进行综合评估。假设综合健康状态 H_i 是自变量 γ_{i1} 、 γ_{i2} 、 γ_{i3} 的线性函数,建立的评估模型为

$$H_i = \beta_1 \gamma_{i1} + \beta_2 \gamma_{i2} + \beta_3 \gamma_{i3} \quad (17)$$

式中: γ_{i1} 为欧姆内阻计算的健康状态, γ_{i2} 为极化内阻计算的健康状态, γ_{i3} 为极化电容计算的健康状态,均由式(6)计算得到; β_1 、 β_2 、 β_3 为权重。

考虑到多因子模型中各个权重的实际意义,在训练权重时,需要加入约束条件。本文采用带约束条件的最小二乘回归算法^[16],对式(17)的多因子模型进行求解。对于 m 个样本,式(17)可表示为

$$\left. \begin{aligned} \beta_1 \gamma_{11} + \beta_2 \gamma_{12} + \beta_3 \gamma_{13} &= H_1 \\ \beta_1 \gamma_{21} + \beta_2 \gamma_{22} + \beta_3 \gamma_{23} &= H_2 \\ \beta_1 \gamma_{31} + \beta_2 \gamma_{32} + \beta_3 \gamma_{33} &= H_3 \\ &\vdots \\ \beta_1 \gamma_{m1} + \beta_2 \gamma_{m2} + \beta_3 \gamma_{m3} &= H_m \end{aligned} \right\} \quad (18)$$

改写成矩阵形式为

$$\begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \gamma_{23} \\ \gamma_{31} & \gamma_{32} & \gamma_{33} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \gamma_{m1} & \gamma_{m2} & \gamma_{m3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \\ H_3 \\ \vdots \\ H_m \end{bmatrix} \quad (19)$$

进一步化简得 $\gamma\beta = H$ 。根据最小二乘的思想,得到

$$\left. \begin{aligned} \min \|\gamma\beta - H\|_2^2 \\ \text{s. t. } \beta_i > 0, i = 1, 2, 3 \\ \sum_{i=1}^3 \beta_i = 1 \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

利用拉格朗日乘子法,加入约束条件可得

$$\begin{aligned} \varphi(\beta_i, \lambda, \mu_j) &= \sum_{i=1}^m |H_i - \beta_1 \gamma_{i1} - \beta_2 \gamma_{i2} - \beta_3 \gamma_{i3}|^2 + \\ &\lambda \left(\sum_{i=1}^3 \beta_i - 1 \right) + \frac{c}{2} \left(\sum_{i=1}^3 \beta_i - 1 \right)^2 + \\ &\frac{1}{2c} \sum_{j=1}^3 \{ [\min(0, \mu_j + c\beta_j)]^2 - \mu_j^2 \} \end{aligned} \quad (21)$$

式中: λ 、 μ_j 为拉格朗日乘子; c 为罚因子。进一步化简,得到乘子迭代公式

$$\lambda_j^{k+1} + \mu_j^{k+1} = \lambda_j^k + c \left(\sum_{i=1}^3 \beta_i - 1 \right) + \min(0, \mu_j^k + c\beta_j) \quad (22)$$

迭代计算结束准则为

$$\left(\sum_{i=1}^3 \beta_i - 1 \right)^2 + \sum_{j=1}^3 \left[\min\left(\beta_j, \frac{\mu_j}{c}\right) \right]^2 < \varepsilon^2 \quad (23)$$

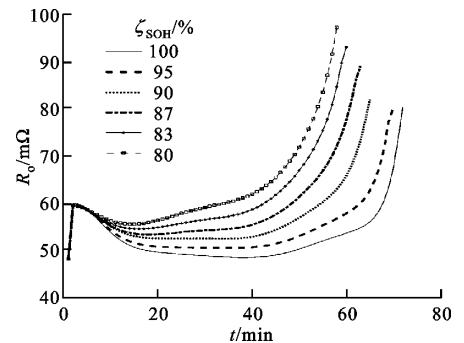
式中 ε 为计算精度。由式(23)可知,问题归结为求估计参数 β_1 、 β_2 、 β_3 ,当误差达到最小值时,即得到回归方程的最优解。

3 实验验证

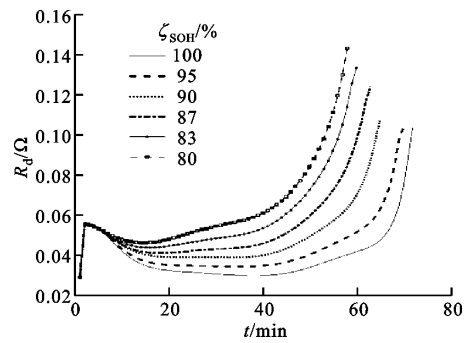
3.1 模型参数的在线辨识

为了验证本文提出的基于多因子电池健康状态评估方法可行性,对 NCR18650B 型三元锂离子电池进行循环充放电实验。锂离子电池在老化过程中受温度影响较大,实验在 25℃ 的恒温箱中进行。利用 2.2 节提到的 KF 法在线辨识模型参数,参数初值为电池健康状态为 100% 时的离线辨识结果。

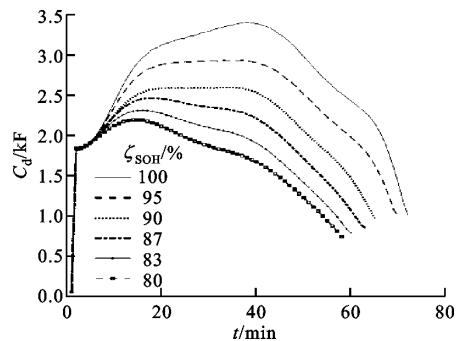
图 6 是电池在充放电循环过程中恒流放电阶段模型参数在线辨识的结果。从图 6a 和 6b 可以看出,随着电池健康状态的降低,欧姆内阻和极化内阻呈逐渐上升趋势;从图 6c 可以看出,极化电容的变化趋势与欧姆内阻、极化内阻相反,呈逐渐下降的趋势。



(a) 欧姆内阻



(b) 极化内阻



(c) 极化电容

图 6 在线估算的电池模型参数随寿命衰减的变化趋势

势。研究表明,KF法能够在初值不准的情况下很快收敛,辨识出在不同电池健康状态下阻抗特性,即初值不会影响方法的收敛和估算精度。

3.2 电池健康状态的在线估计

锂离子电池在老化过程中受很多因素影响,挑选出具有代表性的核心指标对于电池健康状态的评估至关重要。传统评估方法中,仅使用单因子欧姆内阻估算锂离子电池的健康状态,缺乏足够有效的解释力度,不能完全准确地反映锂离子电池所处的健康状态。为了降低锂离子电池健康状态的评估误差,需要寻找更多有效的评估指标。

根据2.3节建立的多因子评估模型,通过大量实验数据,使用带约束条件的最小二乘法,可求解不同 ζ_{SOC} 处的多因子模型中的各个权重。为验证多因子评估方法在不同 ζ_{SOC} 下的适用性,取同一节锂离子电池在 ζ_{SOC} 为80%、60%、40%和20%时的参数辨识值进行电池健康状态在线估算,结果如图7所示。

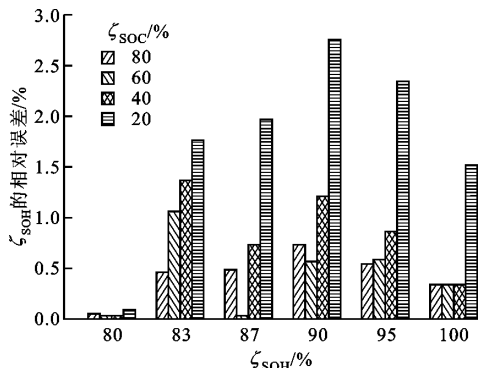


图7 不同 ζ_{SOC} 时多因子评估电池健康状态的相对误差

由图7可知:当锂离子电池的 ζ_{SOC} 在60%~80%时,阻抗特性变化比较平缓,评估误差控制在1%附近;当锂离子电池的 ζ_{SOC} 在20%~40%时,锂离子电池内部化学反应加剧,阻抗特性变化越来越不稳定,在线辨识模型参数的准确度降低,多因子评估误差上升到3%附近。为保证多因子评估的准确度,应选取锂离子电池的 ζ_{SOC} 在60%~80%内的某一荷电状态下的模型参数值进行电池健康状态评估。综合考虑评估的实时性和准确度等因素,本文选取 ζ_{SOC} 在60%~80%的中点,即 ζ_{SOC} 为70%时的参数辨识值进行健康状态在线估算,此时多因子模型中权重为 $\beta_1=0.276, \beta_2=0.579, \beta_3=0.145$ 。

图8是欧姆内阻单因子评估和多因子评估的误差对比,可以看出:欧姆内阻单因子评估的电池健康状态在估算过程中出现了较大的误差,相对误差最大达到5%,最小误差也在1%之上;多因子评估模

型得到的电池健康状态的相对误差最大在2%以内,整体在1%左右。总体而言,多因子在线评估锂离子电池健康状态的方法比只用欧姆内阻评估健康状态的方法误差更小。

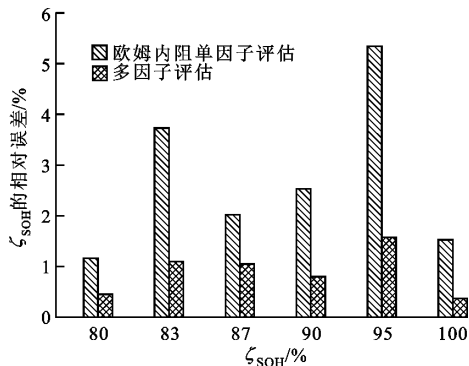


图8 欧姆内阻单因子评估和多因子评估的误差对比

为验证多因子评估方法在同一型号锂离子电池中的适用性,在同一批实验中,取3组不同的锂离子电池进行评估,做出它们的标准误差差线,如图9所示。可以看出,随着锂离子电池健康状态的降低,仅使用欧姆内阻评估锂离子电池健康状态的评估值波动很大,评估值与真实值之间的误差也很大;使用多因子方法评估的电池健康状态评估值都在真实值附近波动,误差很小。估算结果说明,基于多因子评估锂离子电池健康状态的方法,比欧姆内阻的单因子评估方法精确度更高,而且对于同一型号不同的单体电池具有更好的适用性,估算效果更好。

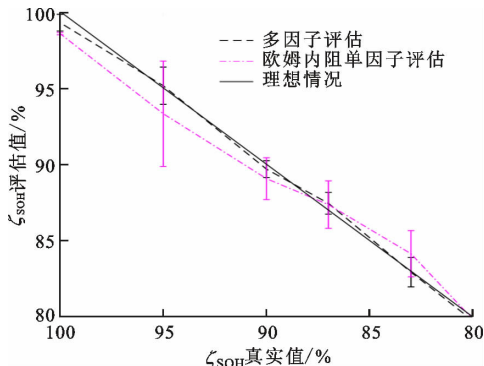


图9 单因子与多因子方法的电池健康状态评估结果

4 结论

本文提出了一种基于锂离子电池欧姆内阻、极化内阻与极化电容的多因子模型,用于评估锂离子电池的电池健康状态。通过KF法对表征锂离子电池健康状态的3个因子进行在线估计,利用多因子模型实现了实时获取了电池健康状态。为了验证本文提出的电池健康状态多因子评估方法的准确

性,对三元锂离子电池进行循环老化实验并对比分析了不同评估方法,结果表明:

(1)针对一阶RC等效电路模型,KF法能够在模型参数初值不准的情况很快收敛至真值,在线辨识的模型参数具有较好的准确性、鲁棒性和收敛性;

(2)使用带约束条件的最小二乘法训练获得各个特征参量的权重,能实时得到电池的综合健康状态,并有效地反映了不同模型参数对电池老化状态的影响程度;

(3)本文方法能较为准确地在线估计锂离子电池健康状态,误差控制在1%左右,对同一型号电池使用多因子模型评估方法的评估值波动很小,具有适用性。

参考文献:

- [1] NG K S, MOO C S, CHEN Y P, et al. Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries [J]. *Applied Energy*, 2009, 86(9): 1506-1511.
- [2] OVEJAS V J, CUADRAS A, MORANTE J R. SoH evaluation of LiFePO₄ cells using impedance and thermal measurements [C]//2014 IEEE 11th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD14). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1-6.
- [3] SARIKURT T, CEYLAN M, BALIKCI A. An analytical battery state of health estimation method [C]//2014 IEEE 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1605-1609.
- [4] KLASS V, BEHM M, LINDBERGH G. A support vector machine-based state-of-health estimation method for lithium-ion batteries under electric vehicle operation [J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 270: 262-272.
- [5] 何发尧, 胡欲立, 郭广华, 等. 基于人工神经网络估算锂离子电池的SOH [J]. *电源技术*, 2017, 41(5): 708-710.
HE Fayao, HU Yuli, GUO Guanghua, et al. State of health estimation for lithium-ion batteries based on ANN [J]. *Chinese Journal of Power Sources*, 2017, 41(5): 708-710.
- [6] 邓涛, 罗卫兴, 李志飞, 等. 双卡尔曼滤波法估计电动汽车电池健康状态 [J]. *电池*, 2018, 48(2): 95-99.
DENG Tao, LUO Weixing, LI Zhifei, et al. Estimation state of health of electric vehicle battery by dual Kalman filter [J]. *Battery Bimonthly*, 2018, 48(2): 95-99.
- [7] 程泽, 杨磊, 孙幸勉. 基于自适应平方根无迹卡尔曼

滤波算法的锂离子电池SOC和SOH估计 [J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(8): 2384-2393.

CHENG Ze, YANG Lei, SUN Xingmian. State of charge and state of health estimation of Li-ion batteries based on adaptive square-root unscented Kalman filters [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(8): 2384-2393.

- [8] 朱丽群, 张建秋. 一种联合锂电池健康和荷电状态的新模型 [J]. *中国电机工程学报*, 2018, 38(12): 3613-3620.
ZHU Liqun, ZHANG Jianqiu. A new model of jointed states of charge and health for lithium batteries [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(12): 3613-3620.
- [9] GHOLIZADEH M, SALMASI F R. Estimation of state of charge, unknown nonlinearities, and state of health of a lithium-ion battery based on a comprehensive unobservable model [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 61(3): 1335-1344.
- [10] 邹峰. 锂离子电池健康状态评估及剩余使用寿命预测技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2016: 28-57.
- [11] RAMADASS P, HARAN B L, WHITE R, et al. Mathematical modeling of the capacity fade of Li-ion cells [J]. *Journal of Power Sources*, 2003, 123(2): 230-240.
- [12] SCHMIDT A P, BITZER M, IMRE Á W, et al. Model-based distinction and quantification of capacity loss and rate capability fade in Li-ion batteries [J]. *Journal of Power Sources*, 2010, 195(22): 7634-7638.
- [13] 赵云飞, 徐俊, 王霄, 等. 双自适应衰减卡尔曼滤波锂电池荷电状态估计 [J]. *西安交通大学学报*, 2018, 52(12): 99-105.
ZHAO Yunfei, XU Jun, WANG Xiao, et al. An estimation method for state of charge of lithium-ion batteries using dual adaptive fading extended Kalman filter [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2018, 52(12): 99-105.
- [14] 刘毅, 谭国俊, 何晓群. 优化电池模型的自适应Sigma卡尔曼荷电状态估算 [J]. *电工技术学报*, 2017, 32(2): 108-118.
LIU Yi, TAN Guojun, HE Xiaoqun. Optimized battery model based adaptive sigma Kalman filter for state of charge estimation [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2017, 32(2): 108-118.
- [15] 易明亮. 基于内阻法的电池健康状态估计技术研究 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2013: 20-55.
- [16] 唐焕文. 实用最优化方法 [M]. 3版. 大连: 大连理工大学出版社, 2005: 194-201.

(编辑 陶晴)