

基于 RLS 和 UKF 算法的锂离子电池荷电状态估计

陈 剑¹, 肖振锋¹, 李达伟¹, 罗磊鑫², 夏向阳³

(1. 国网湖南省电力有限公司经济技术研究院 能源互联网供需运营湖南省重点实验室, 湖南 长沙 410004;

2. 湖南经研电力设计有限公司, 湖南 长沙 410004; 3. 长沙理工大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410004)

摘要: 针对锂离子电池荷电状态(SOC)估计不够精准的问题, 提出了采用二阶 RC 等效电路模型结合递推最小二乘法(RLS)和无迹卡尔曼滤波算法(UKF)的 SOC 估计方法。推导了二阶 RC 的锂离子电池离散状态空间方程和观测方程, 通过实验得到了电池 SOC-OCV 拟合曲线, 并采用递推最小二乘法进行模型的参数辨识, 通过仿真对比了自适应扩展卡尔曼滤波算法(AEKF)和 UKF 算法对模型的适应性, 从而证明了 UKF 算法对 SOC 的估计效果更好。

关键词: 荷电状态; 无迹卡尔曼滤波; 自适应卡尔曼滤波; 递推最小二乘法

中图分类号: TM 912 **文献标识码:** A **文章编号:** 1002-087 X(2020)11-1600-04

DOI: 10.3969/j.issn.1002-087X.2020.11.010

State of charge estimation of lithium ion battery based on RLS and UKF algorithm of composite model

CHEN Jian¹, XIAO Zhen-feng¹, LI Da-wei¹, LUO Lei-xin², XIA Xiang-yang³

(1. Hunan Key Laboratory of Energy Internet Supply-demand and Operation, State Grid Hunan Economy Institute, Changsha Hunan 410004,

China; 2. Hunan Economy Institute Electric Power Design Co., Ltd., Changsha Hunan 410004, China; 3. School of Electrical and Information

Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha Hunan 410004, China)

Abstract: In order to solve the problem of imprecise SOC estimation of Li-ion battery, a new SOC estimation method based on the second-order RC equivalent circuit model, RLS (recursive least square) and UKF is proposed. Firstly, the discrete state space equation and observation equation of the second-order RC are derived. Secondly, the SOC-OCV fitting curve of the battery is obtained through experiments and the RLS method is used to identify the parameters of the model. Finally, the adaptability of the adaptive extended Kalman filtering algorithm (AEKF) and UKF algorithm to the model is compared through simulation, which proves that UKF algorithm has better estimation ability to SOC.

Key words: state of charge; unscented Kalman filter; adaptive extended Kalman filter; recursive least square

近年来由于大规模新能源并网导致的电网稳定性问题日益突出, 伴随新能源的不合理接入, 很多地区出现了新能源不能进行有效消纳, 浪费严重的现象, 由此, 储能系统应运而生。储能系统在电网的发、输、配、用和微电网^[1]等环节具有巨大的应用价值。锂离子电池因其高比能量, 无记忆效应, 寿命长的优点应用广泛^[2], 据 GTM Research 预测, 到 2022 年全球锂离子电池储能装机量将以 55% 的复合年增长率扩张。

然而, 锂离子电池荷电状态(SOC)的估计一直是一个难点^[3], 如今国内外有许多学者在这方面进行了一定的研究^[4]。实际工程中已经应用的方法有安时积分法^[5]和开路电压法^[6]。但是安时积分法的初值是不可以修改的, 它的误差会随着充放电时间的累积或电池自放电等因素不断累积, 导致 SOC 评估

结果越来越不准确。开路电压法虽然有着较高的估计精度, 但是由于电池的开路电压只能在电池静置一段时间后才可得到, 因此只适用于离线估计。现在, 大部分尚处于理论研究阶段的方法是基于电池模型的在线估计方法。该类方法的估计性能主要决定于模型的精度和采用的估计算法^[7-9]。对于锂离子电池来说, 目前应用较多的模型有等效电路模型和电化学模型, 这两种模型在估计的精准度和模型的复杂度上各有优劣。本文综合考虑锂离子电池 SOC 估计的精确度和模型的复杂度, 采用了一种结合电化学经验公式的等效电路模型。

1 锂离子电池模型的建立

电池模型的选择需要综合考虑两个方面的因素, 即模型精准度和复杂度。一般来说, 电池模型越复杂, 越能更好地反映电池的实际工作状态, 但与之匹配的算法就会越复杂, 所需成本也会越高。现在研究中常用的电池模型有等效电路模型和电化学模型^[9-10], 其中等效电路模型通过构建一个电路网络来描述电池内部和外部的特性, 并且根据电池类型的不同可以搭建不同的电路网络, 因此广泛用于锂电池模型的建立。在

收稿日期: 2020-04-13

基金项目: 国家电网有限公司总部科技项目(SGTYHT/18-JS-209)

作者简介: 陈剑(1976—), 男, 浙江人, 硕士, 主要研究方向为新能源发电规划和电网储能控制。

通信作者: 夏向阳(1968—), 男, 湖南人, 教授, 主要研究方向为新能源发电和电网储能控制, E-mail: 307351045@qq.com

Rint、Thevenin、PNGV、二阶 RC^[11]、三阶动力学模型等诸多等效电路模型中,Rint 模型最为简单,但是该模型仅仅反应了电池内阻的影响而忽略了电池内部的极化效应,因而存在较大的误差。Thevenin 和 PNGV 模型内部虽然都含有一阶 RC 支路,但是仅用一阶 RC 支路对极化效应模拟的准确度不够高。含有三阶及以上 RC 支路的模型,如三阶动力学模型,准确度虽然高,但随之匹配的算法过于复杂,很难应用于实际中。

本文在等效电路模型中选用了二阶 RC 等效电路模型,电路模型如图 1 所示。

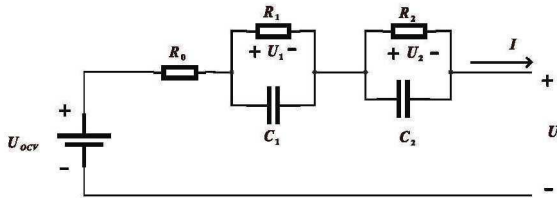


图 1 二阶 RC 等效电路

其中, U 为电池端电压; R_0 为欧姆电阻; R_1 、 C_1 为电化学反应电阻和电容; R_2 、 C_2 为浓差极化电阻和电容; U_{OCV} 为开路电压; I 为充放电电流。在电池工作状态中,模型参数是变化的,它们都是时间的函数。

由基尔霍夫电流定律(KCL)和基尔霍夫电压定律(KVL)可得模型的电压电流关系式:

$$\begin{cases} I = \frac{U_1}{R_1} + C_1 \frac{dU_1}{dt} \\ I = \frac{U_2}{R_2} + C_2 \frac{dU_2}{dt} \\ U_{OCV} = U + IR_0 + U_1 + U_2 \end{cases} \quad (1)$$

将式(1)作离散化处理,可得:

$$\begin{cases} U_1(k+1) = e^{\frac{-\Delta t}{R_1 C_1}} U_1(k) + R_1 I (1 - e^{\frac{-\Delta t}{R_1 C_1}}) \\ U_2(k+1) = e^{\frac{-\Delta t}{R_2 C_2}} U_2(k) + R_2 I (1 - e^{\frac{-\Delta t}{R_2 C_2}}) \\ U = U_{OCV} - IR_0 - U_1 - U_2 \end{cases} \quad (2)$$

二阶 RC 等效电路相对一阶 RC 电路多了一个 RC 支路来表征电池内部的极化效应,精度更高,由此广泛应用于电池 SOC 的精确估计。

现今关于 SOC 的估算多用安时积分法,公式为:

$$SOC(t) = SOC_0 - \frac{\int \varepsilon(T) i(\tau) d\tau}{C(T, \varepsilon)} \quad (3)$$

式中: SOC_0 表示电池初始 SOC 值; ε 为温度的函数; $C(T, \varepsilon)$ 为电池能够放出的容量; T 表示运行温度。

将式(3)进行离散化处理可得:

$$s_k = s_{k-1} - \left(\frac{\varepsilon \Delta t}{C} \right) i_{k-1} \quad (4)$$

式中: s_k 表示电池在 k 时刻的 SOC 值; i_{k-1} 表示在 $k-1$ 时刻电池的放电电流。锂离子电池的状态空间方程为:

$$\begin{pmatrix} \dot{U}_1 \\ \dot{U}_2 \\ \dot{SOC} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{-1}{R_1 C_1} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{-1}{R_2 C_2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} U_1 \\ U_2 \\ SOC \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{C_1} \\ \frac{1}{C_2} \\ \frac{\varepsilon}{C} \end{pmatrix} I \quad (5)$$

$$U = U_{OCV}(SOC) - RI - (1 \ 1 \ 0) \begin{pmatrix} U_1 \\ U_2 \\ SOC \end{pmatrix} \quad (6)$$

电池端电压 U 的值由二阶等效电路模型得到,将式(6)离散化后可得:

$$X_{k+1} = f(s_k, i_k, w_k) = \begin{pmatrix} U_{1,k+1} \\ U_{2,k+1} \\ s_{k+1} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_{1,k} C_{1,k}}\right) & 0 & 0 \\ 0 & \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_{2,k} C_{2,k}}\right) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X_k + \begin{bmatrix} 1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_{1,k} C_{1,k}}\right) \\ 1 - \exp\left(\frac{-\Delta t}{R_{2,k} C_{2,k}}\right) \\ \frac{\eta \Delta t}{C(T, k, t)} \end{bmatrix} i_k + \begin{pmatrix} w_{1k} \\ w_{2k} \\ w_{3k} \end{pmatrix} = H_k X_k + \Psi_k i_k + w_k \quad (7)$$

式中: w_k 代表系统噪声。时间每过一个 Δt 便进行一次数据采集。

2 模型参数在线辨识

2.1 OCV-SOC 拟合曲线的设定

为了得到电池开路电压与 SOC 的关系曲线,本文利用图 2 电池实验平台对电池进行一次完整的充放电实验,整个实验分为充电和放电两个部分,最后求得两条曲线平均值作为最终的 OCV-SOC 拟合曲线,如图 3 所示。



图 2 电池实验平台

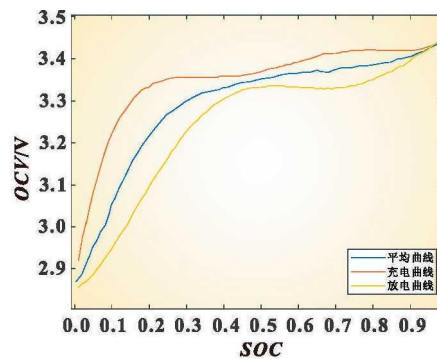


图 3 OCV-SOC 拟合曲线

2.2 参数在线辨识

应用锂离子电池工作时的实测参数不断更正模型参数,可实现模型参数的在线辨识。在辨识算法中,可选用递推最小二乘法(RLS),递推公式如下:

$$\begin{cases} \hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k)[e(k) - \xi(k)\hat{\theta}(k-1)] \\ \hat{\theta} = (E_0, R_c, R_d, k_0, k_1, k_2, k_3)^T \\ K(k) = \frac{P(k-1)\xi(k)}{1 + \xi^T(k)P(k-1)\xi(k)} \\ P(k) = [I - K(k)\xi^T(k)]P(k-1) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\hat{\theta}$ 为电池模型参数向量输出; ξ 为实验数据矩阵; K 为增益; P 为协方差矩阵; $e(k)$ 为测量输出; I 为单位矩阵。

递推最小二乘法辨识步骤流程图如图 4 所示。



图 4 递推最小二乘法辨识步骤流程图

采用 RLS 算法即使初值不准确,也不影响最终的辨识结果,只会影响收敛至实际值的速度。等效电路模型各参数辨识值如图 5 所示。

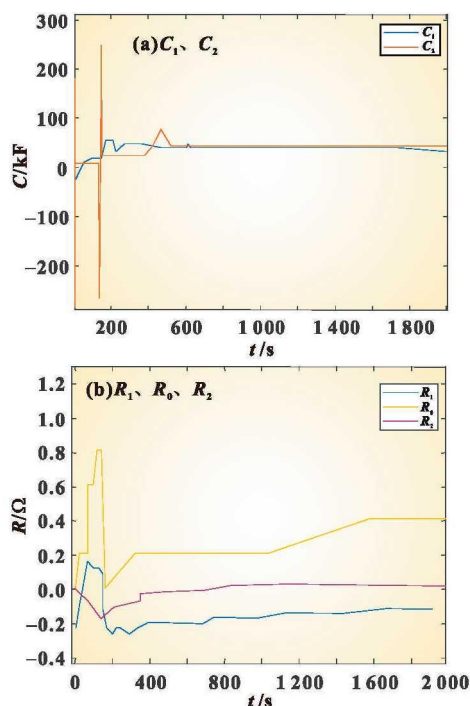


图 5 等效电路模型各参数辨识值

在初始阶段,模型的参数值波动很大,这是因为参数所给的初值存在较大的误差,但随着时间的增加,参数值均稳定在某一固定的数值。其中第一个 RC 环节描述的是锂离子的扩散过程,第二个 RC 环节用于描述电荷转移过程和双层电容效应,因此 R_2 、 C_2 的值收敛速度较慢, R_1 、 C_1 的值收敛速度较快。

3 SOC 估计算法

3.1 自适应扩展卡尔曼滤波算法

卡尔曼滤波算法(KF)是一种不断逼近最优值的递归算法,但只能用于线性系统,而锂离子电池是一种非线性系统,有学者利用了泰勒公式将被控制对象的状态空间方程进行了线性化,这便衍生出了扩展卡尔曼滤波算法(EKF),但对于噪声统计数据不可预测的情况下,扩展卡尔曼滤波算法仍然具

有较大的误差,为了减小未知噪声影响,自适应扩展卡尔曼滤波算法(AEKF)用每一步的数据输出作为反馈,从而削弱噪声的影响。非线性离散系统的状态空间方程一般为:

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_k) + w_k \\ y_k = g(x_k, u_k) + v_k \end{cases} \quad (9)$$

式中: v_k 为观测噪声。

电化学-等效电路复合模型的状态空间方程如式(8)~式(9)所示。AEKF 算法的具体操作步骤如图 6 所示。

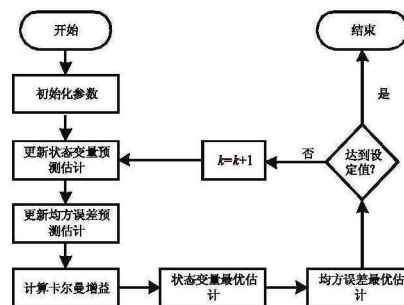


图 6 AEKF 算法流程

使用 AEKF 算法估计时,系统能根据噪声的反馈对当前 SOC 进行修正,从而可以建立基于 EKF 和噪声统计估计量的 AEKF 递归过程,进而可由 AEKF 进行 SOC 估计。

3.2 无迹卡尔曼滤波算法

无迹卡尔曼滤波算法(UKF)不需要将系统线性化,算法通过 sigma 点的采样传递状态向量的均值和协方差。本文中系统状态的噪声定为 0。在得到模型状态空间方程并选定好初值后,随机变量 x 应用 UKF 算法过程如下:

初始化状态变量 X_k 和协方差 P_k :

$$\begin{cases} X_0 = E(x_0 \quad w_0 \quad v_0) = E(SOC_0 \quad 0 \quad 0)^T \\ P_0 = E[(x_0 - X_0)(x_0 - X_0)^T] \end{cases} \quad (10)$$

对状态矩阵进行无迹变换,则可以得到采样点、相应权值及函数值点集:

$$\begin{cases} [X]_0 = \hat{X}(k|k) \\ [X]_i = \hat{X}(k|k) + \sqrt{(n+\lambda)P(k|k)} \quad i=1,2,\dots,n \\ [X]_i = \hat{X}(k|k) - \sqrt{(n+\lambda)P(k|k)} \quad i=n+1,\dots,n+n \end{cases} \quad (11)$$

$$X^i(k+1|k) = f[k, X^i(k|k)] \quad (12)$$

求解系统状态变量的协方差矩阵:

$$\hat{X}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} w^{(i)} X^{(i)}(k+1|k) \quad (13)$$

使系统状态变量一次预测值进行无迹变换更新的 sigma 点集进入下一运算。

$$\begin{cases} X^{(0)}(k+1|k) = \hat{X}(k+1|k) \\ X^{(i)}(k+1|k) = \hat{X}(k+1|k) + \sqrt{(n+\lambda)P(k+1|k)} \quad i=1,2,\dots,n \\ X^{(i)}(k+1|k) = \hat{X}(k+1|k) - \sqrt{(n+\lambda)P(k+1|k)} \quad i=n+1,\dots,n+n \end{cases} \quad (14)$$

求解最新的观测矩阵预测值及系统预测的均值、协方差。

$$Y^{(i)}(k+1|k) = h[X^{(i)}(k+1|k)] \quad i=1,2,\dots,2n+1 \quad (15)$$

$$\begin{cases} \bar{Y}(k+1|k) = \sum_{i=0}^{2n} w^{(i)} Y^{(i)}(k+1|k) \\ P_{y\lambda_k} = \sum_{i=0}^{2n} w^{(i)} [Y^{(i)}(k+1|k) - \bar{Y}(k+1|k)][Y^{(i)}(k+1|k) - \bar{Y}(k+1|k)]^T + R \\ P_{x\lambda_k} = \sum_{i=0}^{2n} w^{(i)} [X^{(i)}(k+1|k) - \bar{Y}(k+1|k)][Y^{(i)}(k+1|k) - \bar{Y}(k+1|k)]^T \end{cases} \quad (16)$$

$$K(k+1) = P_{x_k y_k} P_{y_k y_k}^{-1} \quad (17)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1)P_{y_k y_k} K^T(k+1) \quad (18)$$

按上述流程不断循环往复即可得到每个时刻的状态变量 x_k , 从而可得每个时刻的电池 SOC。

4 仿真分析与验证

为了验证结合电化学-等效电路复合模型的 UKF 算法对电池 SOC 估计的精确程度, 本文分别进行了恒电流放电实验和变电流放电实验, 两个实验均采用 AEKF 和 UKF 结合递推最小二乘法在线辨识算法对电池 SOC 进行了估计, 恒流放电通过安时积分法计算可以得到一条理想的精准 SOC 曲线, 将理想曲线与通过上述两种 SOC 估计算法得到的 SOC 曲线进行比较, 对比两种方法的估计精准度。估计流程如图 7 所示。

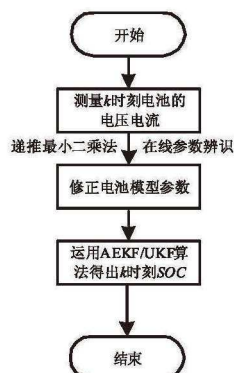


图7 电池 SOC 估计步骤流程图

在恒流放电实验中, 由于实际 SOC 的初始值是无法精确得到的, 因此在本文实验中, 将 SOC 的初始值设为 0.9, 将通过 UKF 和 AEKF 算法估计得到的曲线和理想曲线进行对比, 仿真结果如图 8~图 9 所示。

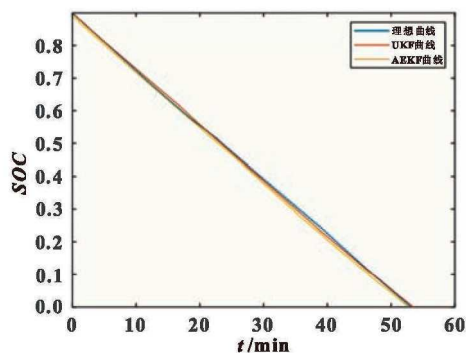


图8 恒流放电 UKF 与 AEKF 算法 SOC 估计曲线

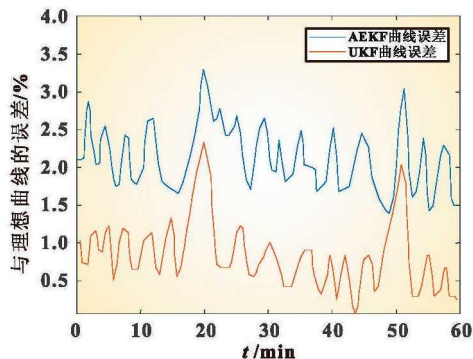


图9 恒流放电 UKF 与 AEKF 算法 SOC 估计误差(与理想曲线相比)

由图 9 可知, 在对电池进行恒流放电时, 两种算法估计误差均不大, 在 3.5% 以内。其中, UKF 算法的误差比 AEKF 算法的误差平均减小了 1.5%。

利用电池测试平台对满电的锂离子电池进行一次变电流放电实验, 电流大小分为多个不同水平, 每个电流水平保持一定时间, 以便于求得通过安时积分法得到的 SOC 理想曲线。理想曲线与两种算法估计曲线及 SOC 估计误差如图 10~图 11 所示。

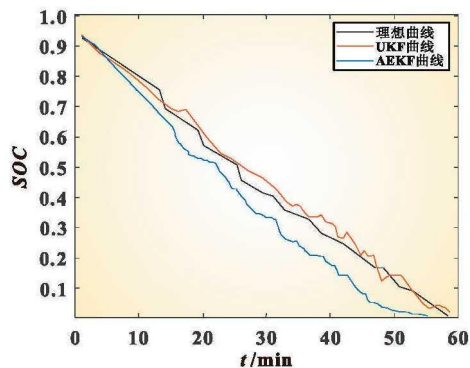


图10 变电流放电 UKF 与 AEKF 算法 SOC 估计曲线

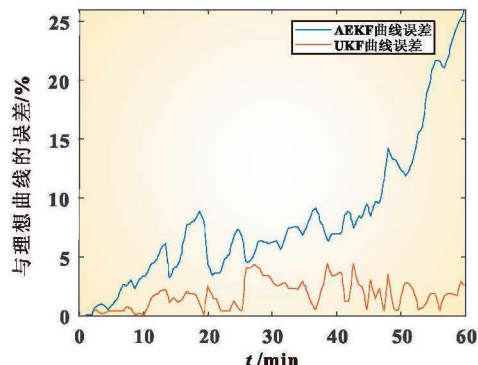


图11 变电流放电 UKF 与 AEKF 算法 SOC 估计误差(与理想曲线相比)

由图 10~图 11 可知, 在电池进行变电流放电工况下, UKF 算法的估计误差均在 5% 以内, 明显比 AEKF 算法小的多, 并且随着时间的增加, UKF 算法的误差修正能力明显比 AEKF 算法强, 因此结合二阶 RC 模型采用递推最小二乘法进行模型参数辨识后, UKF 估计算法对电池 SOC 具有更好的估计能力。

5 结论

本文的电池模型采用了二阶等效电路模型, 推导了模型的离散化状态空间方程和观测方程。通过递推最小二乘法对模型的参数进行在线辨识, 通过仿真对比了 UKF 算法和 AEKF 算法估计结果。由仿真结果可知, UKF 估计算法和 AEKF 估计算法在恒流放电时对 SOC 的估计误差均不大, 均在 3.5% 以内, 这表明两种算法在电池进行稳定恒流放电时均具有较好的估计能力, 其中 UKF 算法的精度比 AEKF 算法的精度平均高了 1.5%, 具有更加优秀的估计能力。而在变电流放电工况下, UKF 算法的估计精度均稳定在 5% 以内, 明显比 AEKF 算法好, 并且随着时间的增加, UKF 算法能够不断地对

(下转第 1657 页)

表5 第八年各模型的预测值及相对误差绝对值

实际容量/Ah	GM(1,1)模型预测容量/Ah	GM(1,1)模型相对误差绝对值/%	灰马模型预测容量/Ah	灰马模型相对误差绝对值/%
269.2	266.1	1.15	270.5	0.48

表6 9组蓄电池前七年的容量值 Ah

组别	第一年容量	第二年容量	第三年容量	第四年容量	第五年容量	第六年容量	第七年容量
1	294.6	280.2	282.9	274.3	267.1	271.4	264.8
2	297.3	288.7	291.2	282.5	285.3	275.9	268.8
3	296.1	287.6	279.2	283.2	276.1	278.3	269.4
4	291.7	286.3	281.5	274.4	279.2	275.3	267.1
5	294.4	287.2	279.8	273.7	278.2	272.1	269.6
6	295.2	289.8	279.5	282.4	274.3	272.6	273.9
7	296.9	287.8	285.1	280.2	278.6	275.1	273.5
8	298.7	288.6	281.9	278.3	280.7	274.5	271.2
9	297.8	286.2	290.1	282.4	273.8	276.3	270.6

表7 9组蓄电池容量预测值及相对误差绝对值

组别	实际容量/Ah	GM(1,1)模型预测容量/Ah	GM(1,1)模型相对误差绝对值/%	灰马模型预测容量/Ah	灰马模型相对误差绝对值/%
1	259.1	261.8	1.04	258.8	0.12
2	270.6	268.2	0.89	271.8	0.44
3	269.9	269.0	0.33	271.3	0.15
4	264.2	266.5	0.87	263.5	0.26
5	268.8	266.2	0.97	267.9	0.33
6	266.3	268.0	0.64	265.4	0.34
7	270.1	269.9	0.07	270.3	0.07
8	265.4	268.7	1.24	267.3	0.72
9	265.8	267.3	0.56	264.6	0.45

通过对表6中9组变电站标称容量为300 Ah的蓄电池组核对性放电试验数据进行建模对比,预测结果及模型精度对比如表7、图2所示,由图2可以看出,本文建立的模型精度相较于灰色GM(1,1)模型预测有明显提高,可以满足工程实际需要。

3 结论

本文针对蓄电池容量预测提出的灰色-加权马尔科夫链模型,在灰色GM(1,1)模型预测的基础上,以加权马尔科夫链进行组合修正,使得最终的预测结果相比灰色GM(1,1)模型更

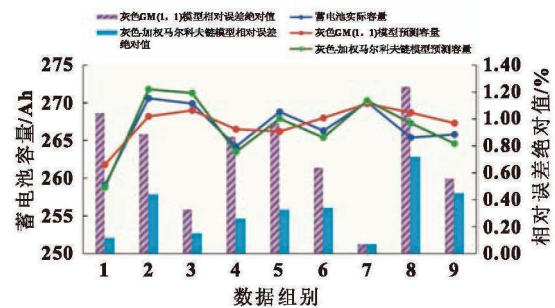


图2 9组蓄电池容量预测值

加精确。用此模型对表1和表6共计10组数据进行预测分析,计算结果表明灰色-加权马尔科夫链模型预测的效果更加理想,并且该方式简单且准确,对于蓄电池容量进行早期评估具有一定可行性和有效性。

参考文献:

- [1] 田羽,何仲,范春菊.变电站蓄电池容量计算和算法改进[J].电力系统保护与控制,2010,38(22):210-213.
- [2] 瑞恩.电池系统工程[M].惠东,译.北京:机械工业出版社,2014:15-38.
- [3] 张冬,陈冬,范俊杰,等.变电站VRLA电池3h率核对性放电技术研究[J].电源技术,2018,42(11):1707-1709.
- [4] 陈玮匀,杨文伟,陈俊江,等.基于改进RBF神经网络训练算法的蓄电池SOC估算[J].现代电子技术,2018,41(20):146-149.
- [5] 刘素玲,吴晓光,郑国超,等.基于恢复电压的铅酸蓄电池容量研究[J].现代电子技术,2017,40(2):154-157,162.
- [6] 郑坤,赵志刚,王思远,等.储能蓄电池电能动态模型辨识与SOC预测[J].计算机仿真,2017,34(9):120-124.
- [7] 黄亮,胡恒生,胡恩勇.基于灰色理论的航空铅酸蓄电池剩余容量预测[J].电源技术,2012,36(7):1005-1006,1014.
- [8] 刘思峰,杨英杰,吴利丰.灰色系统理论及其应用[M].7版.北京:科学出版社,2014:1-12.
- [9] 黄银华,彭建春,李常春,等.马尔科夫理论在中长期负荷预测中的应用[J].电力系统及其自动化学报,2011,23(5):131-136.
- [10] 张静,褚晓红,黄学安,等.一种基于加权马尔科夫链修正的SVM光伏出力预测模型[J].电力系统保护与控制,2019,47(19):63-68.

(上接第1603页)

SOC的估计误差进行修正,具有更好的估计能力。

参考文献:

- [1] 杨涛,周俊,王文轩,等.储能在光储微电网中的应用研究[J].电力电子技术,2018,52(6):72-77.
- [2] 杨杰,王婷,杜春雨,等.锂离子电池模型研究综述[J].储能科学与技术,2019,8(1):58-64.
- [3] 张守震.车用磷酸铁锂电池建模与状态估计研究[D].武汉:武汉理工大学,2018.
- [4] TANG X, LIU B, ZHOU L, et al. Observer based battery SOC estimation: using multi-gain-switching approach[J]. Applied Energy, 2017, 204: 1275-1283.
- [5] 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.

- [6] CHIANG Y H, SEAN W Y, KE J C. Online estimation of internal resistance and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. Journal of Power Sources, 2011, 196(8): 3921-3932.
- [7] HE H W, ZHANG X W, XIONG R, et al. Online model-based estimation of state-of-charge and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles[J]. Energy, 2012(39): 310-318.
- [8] 潘海鸿,吕治强,李君子,等.基于灰色扩展卡尔曼滤波的锂离子电池荷电状态估算[J].电工技术学报,2017,32(21):1-8.
- [9] 李晓宇,朱春波,魏国,等.基于分数阶联合卡尔曼滤波的磷酸铁锂电池简化阻抗谱模型参数在线估计[J].电工技术学报,2016,31(24):141-149.
- [10] 季迎旭,王明旺,孙威,等.动力电池建模与应用综述[J].电源技术,2016,40(3):740-742.
- [11] 陈息坤,孙冬.锂离子电池建模及其参数辨识方法研究[J].中国电机工程学报,2016,36(22):6254-6261.