

## 储能系统与工程

# 梯次利用锂离子电池等效模型参数在线辨识方法

杜帮华<sup>1</sup>, 张宇<sup>1</sup>, 吴铁洲<sup>1</sup>, 何衍林<sup>1</sup>, 李子龙<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>湖北工业大学太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430068;

<sup>2</sup>国网新源湖北白莲河抽水蓄能有限公司, 湖北 黄冈 438600)

**摘要:** 针对目前梯次利用锂离子电池受老化的影响, 导致在采用传统带遗忘因子的最小二乘法进行等效模型在线参数辨识后, 会出现模型参数过饱和、无法跟踪时变参数的问题。本工作提出一种可变遗忘因子的最小二乘法, 通过不断地对遗忘因子进行矫正更新, 从而更好地跟踪梯次利用电池老化特性。以锂电池一阶RC等效电路模型为对象, 搭建测试平台进行充放电试验, 并传统带遗忘因子的最小二乘法的参数辨识结果进行对比。实验结果表明, 该方法能够快速收敛及动态跟踪, 同时模型端电压参数平均误差减小到25 mV以内, 所提出的方法在DST和储能系统典型工况下运行时, 其对应的参数辨识精度提高了38.33%, 证明该方法具有较高的准确性。

**关键词:** 梯次利用; 锂离子电池; 退役电池; 等效电路模型; 参数辨识; 遗忘因子; 最小二乘法; SOC估算

doi: 10.19799/j.cnki.2095-4239.2020.0235

中图分类号: TM 911

文献标志码: A

文章编号: 2095-4239 (2021) 01-342-07

## An online identification method for equivalent model parameters of aging lithium-ion batteries

DU Banghua<sup>1</sup>, ZHANG Yu<sup>1</sup>, WU Tiezhou<sup>1</sup>, HE Yanlin<sup>1</sup>, LI Zilong<sup>2</sup>

(<sup>1</sup>Hubei University of Technology, Hubei Provincial Key Laboratory of Solar Energy Efficient Utilization and Energy Storage Operation Control, Wuhan 430068, Hubei, China; <sup>2</sup>State Grid New Source Hubei Bailianhe Pumped Storage Co. Ltd.,

Huanggang 438600, Hubei, China)

**Abstract:** The current challenges of modeling aging lithium-ion batteries include oversaturated model parameters and time-varying parameters, which cannot be evaluated with an online parameter identification of the model using the traditional least squares method with a fixed forgetting factor. This paper proposes a least squares method with a variable forgetting factor, which continuously updates the forgetting factor to better track the run-time utilization of battery aging characteristics. Using the first-order RC equivalent circuit model of the lithium battery as a model, a test platform was established for charge and discharge experiments, and the results were compared with the traditional least squares method with a fixed forgetting factor. The experimental results indicated that the proposed method can quickly converge and dynamically track battery aging. The average absolute error of the voltage parameters at the model terminal was found to be less than 25 mV. When the proposed method was run under a dynamic stress test with the typical working conditions of an energy storage system, the corresponding parameter identification accuracy was improved by 38.33%, indicating that the proposed method is highly accurate.

**Key words:** echelon use; Li-ion battery; decommissioned battery; equivalent circuit model; parameter identification; forgetting factor; least square method; SOC estimation

收稿日期: 2020-07-02; 修改稿日期: 2020-07-21。

基金项目: 湖北省科技厅重大专项项目 (2018AAA056)。

第一作者: 杜帮华 (1995—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电

池管理系统, E-mail: Dubh324@163.com; 通信作者: 张宇, 副教授, 主要研究方向为电力系统自动化, E-mail: 18971401533@163.com。

为保证电动汽车的续航里程与安全运行, 电池在剩余容量下降到 80% 标称容量时退役更换<sup>[1-2]</sup>。与新电池相比, 退役后的锂离子电池存在性能离散度高、容量衰减加剧等一系列特征而导致梯次利用与储能系统可用容量大幅度下降、性能指标不准确、安全风险加剧<sup>[3-4]</sup>。因此对于在使用退役电池前, 获取该电池精确的等效模型参数并对其性能进行评估, 对于退役电池模型参数精确度的提高对其健康状态、剩余寿命预测等, 以及避免退役电池过充、过放具有十分重大的意义<sup>[5-6]</sup>。

为此大量研究人员从不同角度提出了几类基于模型改进的方法提高模型参数辨识精度, 其中文献[7]提出的基于分数阶模型采用通过常相位角元件描述电池的双电层频响特性和纯电容不一致的现象, 通过分数阶微积分处理 CPE 的时域特性。然而存在无量纲指数  $\alpha$  取值不确定的情况; 文献[8]提出一种电化学模型, 该模型采用一系列偏微分方程和代数方程描述了电池内部一系列化学变化过程<sup>[9-10]</sup>。但由于该模型内部参数众多, 部分参数无法直接获得, 模型中涉及多个偏微分方程导致模型的非线性极强, 难以采用传统的滤波算法进行参数辨识<sup>[11-12]</sup>。电池建模通常采用基于模型的方法, 用状态空间方程来进行描述, 然后用各种滤波器来估计状态变量<sup>[13-14]</sup>。

根据上述分析, 电池等效模型参数会随着电池的老化而改变, 因此为了更加精准地掌握退役电池运行状态需要对等效模型进行动态的参数辨识。针对上文所述本文提出一种可变遗忘因子的最小二乘法进行模型参数辨识, 首先通过建立电池一阶 RC 等效电路模型; 其次对遗忘因子动态调整, 确定遗忘因子的取值区间; 并通过试验获取电池在充放电特性数据; 最后通过实验测试及两种工况下验证算法的有效性。为验证本文所提出的模型参数辨识方法的精度, 结尾处设计了对比试验, 实验结果表明所提出的方法能有效提高梯次利用锂离子电池等效模型参数辨识精度。

## 1 梯次利用电池建模

文献[15]针对锂离子电池的多种等效模型进行研究, 其中等效电路模型(equivalent circuit model, ECM)使用传统的电阻、电容、恒压源等电路元件组成电路网络来描述电池的特性。通过考虑不同时

间常数下的电池动力学, 提高 ECM 的 RC 阶数通常可以提高建模精度。然而, 高阶 ECM 会占用更多计算资源, 考虑到便于在线应用, 模型结构需要更为简便来获取其中的参数。其中一阶 RC 模型在精度和可靠性方面具有最佳平衡。因此, 本文采用一阶 RC 模型作为电池可用容量范围内参数识别和估算的电池模型。图 1 中,  $R_0$  为欧姆内阻;  $U_{oc}$  为电压源;  $R_p$  为极化电阻;  $C_p$  为极化电容, 端电压用  $U_L$  表示。

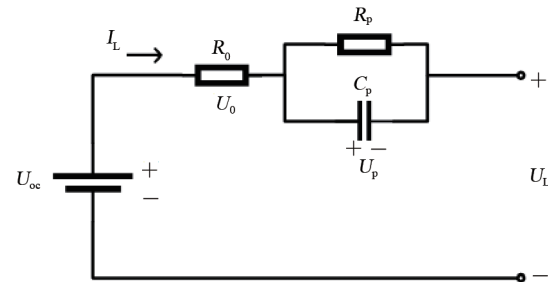


图 1 一阶 RC 等效电路模型

Fig.1 First-order RC equivalent circuit model

该模型使用一阶 RC 等效电路描述动力电池极化特性。由基尔霍夫电压定律(KVL)和电流定律(KCL)可以得出, 如式(1)所示

$$\begin{cases} U_L = U_{oc} - U_0 - U_p \\ I_L = \frac{U_p}{R_p} + C_p \frac{dU_p}{dt} \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $U_p$  为  $R_p$  两端的电压, 由此可得式(2)

$$\frac{dU_p}{dt} = \frac{1}{C_p} I_L - \frac{1}{R_p C_p} U_p \quad (2)$$

解微分方程得式(3)

$$\begin{cases} U_L(k) = U_{ocv}(k) + I(k) R_0 + U_p(k) \\ U_p(k+1) = U_p(k) \exp(-\Delta t / \tau) + I(k) R_p [1 - \exp(-\Delta t / \tau)] \end{cases} \quad (3)$$

式中,  $k$  为迭代次数;  $\tau$  为时间常数,  $\tau = R_p C_p$ ;  $\Delta t$  为采样周期。根据以上公式转化为矩阵形式可得一阶 RC 等效模型状态空间方程式(4)

$$\begin{bmatrix} U_{p,k} \\ SOC_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \exp(-\Delta t / \tau) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} U_{p,k-1} \\ SOC_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} R_p \times [1 - \exp(-\Delta t / \tau)] \\ -\Delta t / \eta \times C_N \end{bmatrix} \times i_{k-1} \quad (4)$$

式中,  $\eta$  为库仑效率;  $C_N$  为电池的额定容量。端电压可表示为式(5)

$$U_k = U_{oc}(SOC_k) - U_{p,k} - I_k R_0 \quad (5)$$

## 2 模型参数辨识方法

对于系统模型和参数容易受不确定应用环境影响而发生较大变化的情况,递推最小二乘法通过不断地参数校正和模型更新可以克服模型参数的不确定性,从而捕捉系统的模型参数的实时特性<sup>[15]</sup>。但对于持续缓慢变化的电池充放电系统,传统的递推最小二乘法很难获得稳定可靠的估计结果。为解决此问题,一般采用带有遗忘因子的递推最小二乘法<sup>[16-17]</sup>,实现系统参数的辨识,考虑如式(6)的系统

$$y_k = \Phi_k \theta_k + e_k \quad (6)$$

式中,  $e_k$  为平稳零均值白噪声;  $y_k$  为系统的输出变量;  $\Phi_k$  为系统的数据变量;  $\theta_k$  为系统的参数变量。算法流程如式(7)所示

$$\begin{cases} K_k = P_{k-1} \Phi_k^T [\Phi_k P_{k-1} \Phi_k^T + \mu]^{-1} \\ \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k [y_k - \Phi_k \hat{\theta}_{k-1}] \\ P_k = \frac{1}{\mu} [I - K_k \Phi_k] P_{k-1} \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $\mu$  为遗忘因子, 当该值取为1时, 式(7)将退化为传统的递推最小二乘法;  $K_k$  为增益;  $P_k$  为状态估计值的误差协方差矩阵。

由于退役后的锂离子电池的衰退机制随机且复杂, 很难预测电池的衰退速率, 虽然电池的最大可用容量、等效电路模型参数和OCV都随着电池的老化发生显著的改变<sup>[18]</sup>, 但是这些参数的变化规律与电池使用时间或循环次数并非线性关系, 这给获取这些参数带来极大的困难。考虑计算的复杂度, 本节基于一阶RC等效电路模型, 推导了适用于在线模型参数辨识方法, 便于更好地跟踪锂电池工作特性, 并能够更加精准的辨识模型参数<sup>[19]</sup>, 具体方法如下:

由于式中的  $e_k$  根据第  $n-1$  周期的参数估计值计算得到, 属于先验误差。后验误差可以定义为式(8)

$$\varepsilon_k = y_k - \Phi_k \theta_k \quad (8)$$

进而可以得到式(9)

$$\varepsilon_k = e_k [1 - \theta_k^T K_k] \quad (9)$$

通过在误差信号中恢复系统噪声来设计遗忘因子的取值, 即遗忘因子  $\mu_k$  可根据式(8)进行动态调整

$$E(e_k^2) = E(v_k^2) \quad (10)$$

式中,  $E(v_k^2) = \sigma_v^2$  为系统噪声的功率。

将式(8)、式(9)代入式(10)得

$$E\left[\left(\frac{\mu_k}{\mu_k + q_k}\right)^2\right] = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_{e_k}^2} \quad (11)$$

式中,  $q_k = \theta_k^T P_{k-1} \theta_k$ 。在式(11)中, 假设输入信号和误差信号不相关。当辨识参数开始收敛于实际值时, 该假设成立。同时还假设遗忘因子确定并且依赖时间。通过求解二次方程(11), 可以得到动态遗忘因子的表达式如式(12)所示

$$\mu_k = \frac{\sigma_v \sigma_{q_k}}{\sigma_{e_k} - \sigma_v} \quad (12)$$

式中,  $\sigma_{q_k}^2 = E(q_k^2)$ 。功率估计可以由下式得到

$$\hat{\sigma}_{e_k}^2 = \alpha \hat{\sigma}_{e_{k-1}}^2 - (1 - \alpha) e_k^2 \quad (13)$$

$$\hat{\sigma}_{q_k}^2 = \alpha \hat{\sigma}_{q_{k-1}}^2 - (1 - \alpha) q_k^2 \quad (14)$$

式中,  $\alpha$  为加权因子。

考虑到  $\mu$  的取值在  $[0, 1]$  范围内, 因此本文提出的可变遗忘因子可按式(15)给出

$$\mu_k = \min \left\{ \frac{\sigma_v \hat{\sigma}_{q_k}}{\zeta + |\hat{\sigma}_{e_k} - \sigma_v|}, \mu_{\max} \right\} \quad (15)$$

式中,  $\zeta$  为很小的正常数, 目的是为了防止出现分母为零的情况发生。在算法收敛之前或者当系统出现突变,  $\hat{\sigma}_{e_k}$  比  $\sigma_v$  大, 这样  $\mu_k$  是一个较低的值, 使算法可以实现快速收敛和跟踪。当算法收敛到稳态解,  $\mu_k$  转变为  $\mu_{\max}$ , 使算法有更高的参数辨识精度。本文将采用该方法对梯次利用电池等效模型进行参数辨识。

## 3 实验测试及算法验证

### 3.1 实验测试平台

实验平台如图2所示, 由Arbin(BT2000)电池测试仪, 用于环境控制的恒温实验箱和数据显示存储的计算机组成。为了验证所提出的模型参数辨识方法的有效性, 选择样本电池为LG公司生产的锂离子单体电池, 经过循环使用后最大可用容量小于80%的电池进行实验。当电池经过完全放电至截止电压2.5 V并静置2 h使内部化学反应达到平衡状态。图3中HPPC放电测试包括一系列1 C的脉冲电流, 6 min放电和10 min静息, 以使电池在运行下一个循环之前返回其平衡状态。

### 3.2 开路电压测试与参数辨识

根据图4中测量数据可以得到OCV与SOC的函数关系。具体的参数辨识方法如表1所示。为了

表 1 可变遗忘因子最小二乘法在线辨识过程

Table 1 Online identification process of variable forgetting factor least square method

(1)参数初始化

$$\begin{cases} \theta_0 = [\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3]^T \\ P_0 = \delta I_0 \end{cases}$$

(2)采集输入电流和输出电压, 更新信息矩阵

$$\Phi_k = [U_k, I_{1,k}, I_{1,k-1}]^T$$

(3)预测输出电压

$$\hat{U}_k = \Phi_k^T \hat{\theta}_{k-1}$$

(4)估计误差计算

$$e_k = U_k - \hat{U}_k$$

(5)可变遗忘因子计算

$$\mu_k = \min \left\{ \frac{\sigma_v \hat{\sigma}_{q_k}}{\zeta + |\hat{\sigma}_{e_k} - \sigma_v|}, \mu_{\max} \right\}$$

(6)增益矩阵计算

$$K_k = P_{k-1} \Phi_k^T [\Phi_k P_{k-1} \Phi_k^T + \mu]^{-1}$$

(7)参数估计

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + K_k e_k$$

(8)更新方差矩阵

$$P_k = \frac{1}{\mu} [I - K_k \Phi_k] P_{k-1}$$

重复步骤(2)至(8)直至参数辨识结束

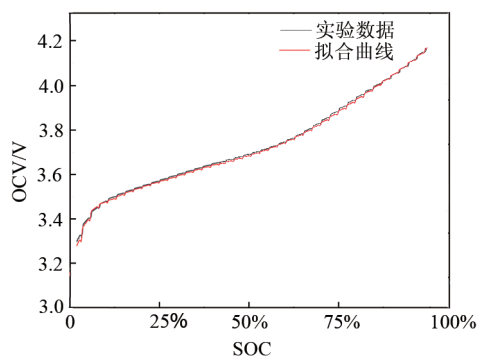


图4 OCV-SOC曲线

Fig.4 OCV-SOC curve

能够将在线辨识得到的OCV用于SOC估算, 这里通过Matlab cftool工具箱对SOC-OCV曲线进行在线拟合, 由于退役锂电池的OCV和SOC之间存在极强的非线性关系, 其函数关系的确定对于电池建模非常重要, 因此采用9阶多项式来表示其非线性拟合函数, 其结果为式(16)

$$U_{OC} = -13.95x^9 + 129.4x^8 - 504x^7 + 1096x^6 - 1342x^5 + 1008x^4 - 436.7x^3 + 96.94x^2 - 8.181x + 3.918 \quad (16)$$

### 3.3 辨识结果及分析

根据实验所获取的数据导入可变遗忘因子的最小二乘法, 在线辨识结果见表2。

表2 模型在线参数辨识结果

Table 2 Model parameter identification results

端电压/V	$R_0/\Omega$	$R_p/\Omega$	$C_p/F$
4.179	0.02612	0.005331	6451

将在线辨识得到的参数代入式(3)得到电压估计值, 估计值与实验值对比如图5(a)所示。

随后将实验获得的不同电流和电压特性数据分别导入所建立的模型, 采用可变遗忘因子的最小二乘法对参数进行辨识, 辨识得到该辨识算法下退役锂离子电池等效电路模型中的RC参数, 并与该模型下传统带遗忘因子最小二乘法的辨识结果进行对比, 为了体现改进算法所带来的增强效果在此引入未经过算法优化过所得到的RC参数作为参考值。同时引入均方差进行误差计算, 便于更直接比较两种算法的参数辨识精确度, 结果如图6所示。

从图6(a)~(c)中可以明显看出, 仿真执行程序在初始化稳定后, 改进的算法相较传统算法能够获取更加接近参考值的参数, 算法误差显然要小, 收敛速度更快, 说明该算法在传统算法基础上能够提高模型参数辨识精度。图中RC参数在仿真时间达



图2 锂离子电池充放电测试平台

Fig.2 Li-ion battery charge and discharge test platform

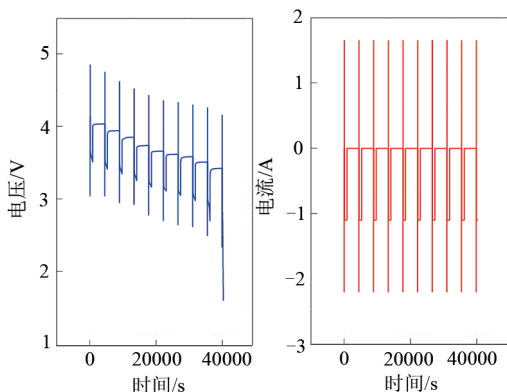
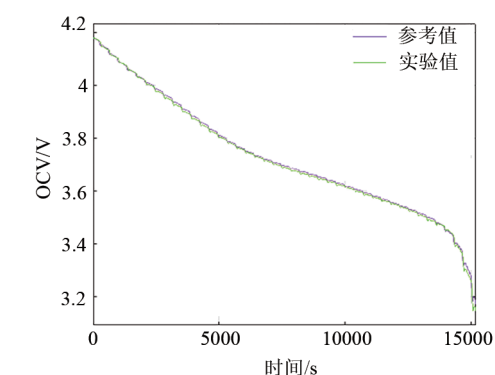


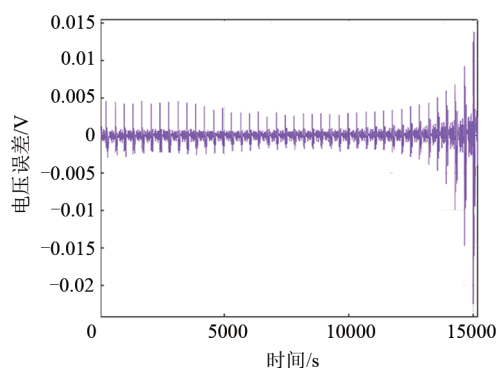
图3 锂电池HPPC试验电压电流曲线

Fig.3 Voltage and current curve of lithium battery HPPC experiment



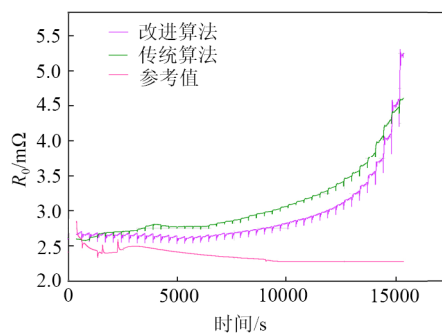


(a) 开路电压对比

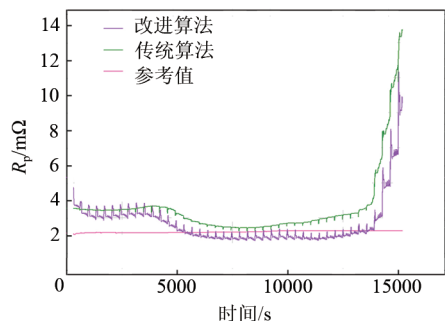


(b) 误差曲线

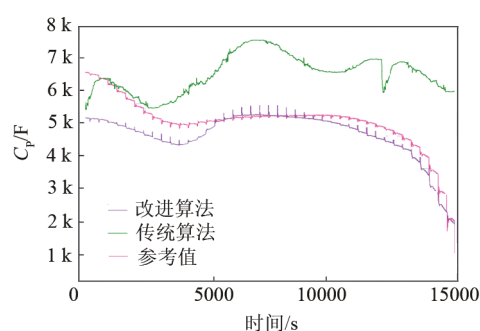
图5 开路电压特性测试值与理论模型估计值对比  
Fig.5 Comparison of open circuit voltage characteristic test values with theoretical model estimates



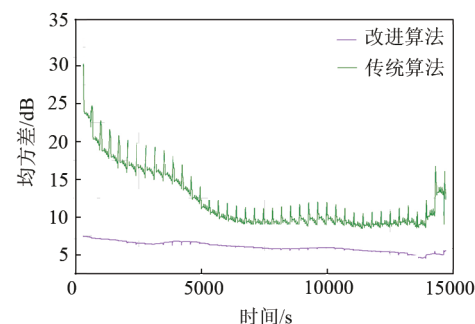
(a) 欧姆内阻



(b) 极化内阻



(c) 极化电容



(d) 均方差

图6 不同算法下RC参数辨识结果

Fig.6 RC parameter identification results under different algorithms

到 $10^4$  s后参数变化急剧增大,反映了该电池此刻内部极化特性,说明其极化反应在实验后期更为剧烈,对模型参数直接造成影响。

## 4 工况放电实验测试

为了充分验证所提出的模型参数辨识方法的有效性以及退役锂离子电池在进行二次利用时更为复杂的非线性特征,采用两种工况即动态应力测试(DST)和以某储能电站典型运行工况为例,进行变电流工况仿真与实验验证,并记录放电过程中的电池的电流。根据电路模型的状态方程和输出方程在Matlab/Simulink中搭建电池仿真模型,对退役电池在该工况下电压变化特性进行仿真并获取该电池在不同工况下放电变化的测试数据,将其仿真试验结果与传统带遗忘因子的最小二乘法进行分析对比,其中各工况的完整循环如图7所示。

将电池以恒流恒压方式充满电后,然后执行工况循环测试,放电至截止电压时终止测试。利用辨识得到的模型参数值,可以得到该方法在两种工况下较好地表现了退役电池的动态工况特性。

为了便于直观地比较不同方法在不同工况下的

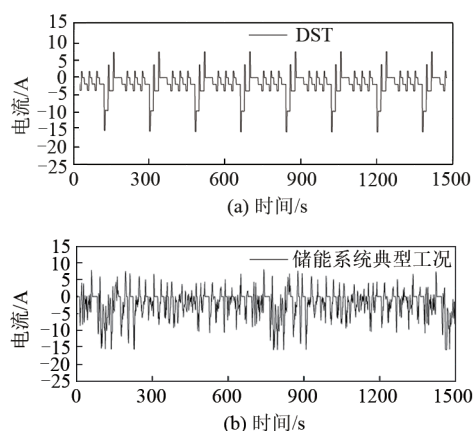


图7 不同工况下的电流曲线

Fig.7 (a) current curve under DST; (b) current curve under typical operating conditions of energy storage system

模型参数特性, 本文设置平均绝对误差(MAE)与均方根误差(RMSE)来衡量参数预测值与测量值之间的偏差, 计算方法可表示为式(17)、式(18)

$$MAE = \frac{\sum_{k=1}^N |U_k - \hat{U}_k|}{N} \quad (17)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (U_k - \hat{U}_k)^2} \quad (18)$$

式中,  $U_k$  为  $k$  时刻实测的电池端电压值, 即测量值;  $\hat{U}_k$  为模型输出的端电压值, 即预测值;  $N$  为数据点总数。

通过计算可以发现, 本文所提出的算法相比传统的算法平均绝对误差为 24.26 mV, 均方根误差为 13.75 mV。相比传统算法, 两项误差指标都减小了, 对应的预测精度也提升了 38.33% 和 33.46%。根据以上分析可知, 所提出的算法应用于模型辨识的参数更加精确, 优于传统算法, 不同工况下的试验验证了该算法具有良好的动态跟踪性能和稳态性能。

## 5 结 论

基于退役锂离子电池进行梯次利用的背景, 分析退役电池由于老化造成模型参数的不确定性导致参数辨识的不准确, 从而影响对电池的各项状态做出准确估计和预测, 通过建立退役电池的一阶 RC 模型, 提出了一种可变遗忘因子的最小二乘法来进行模型参数在线辨识, 对遗忘因子进行动态表征以实现实时更新等效电路模型参数。实验结果验证了所提出的模型参数辨识方法相较传统方法减小了误

差, 有更高的准确性, 同时对于老化后的电池极强的非线性特征实现动态的参数辨识从而能够提高对该电池的各项状态估计及预测。值得一提的是, 本文所提出方法在两种不同工况下的实验验证, 该结果可为实际应用中的退役电池模型参数辨识和 SOC 估算提供有价值的参考。

## 参 考 文 献

- [1] 王开让, 白恺, 李娜, 等. 电动汽车动力电池梯次利用寿命预测方法研究[J]. 全球能源互联网, 2018(3): 375-382.  
WANG Kairang, BAI Kai, LI Na, et al. Research on life prediction for second-use of electric vehicle power battery[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2018(3): 375-382.
- [2] LIAO Qiangqiang, MU Miaomiao, ZHAO Shuqi, et al. Performance assessment and classification of retired lithium ion battery from electric vehicles for energy storage[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2017, 42(30): 18817-18823.
- [3] SCHUSTER S F, BRAND M J, CAMPESTRINI C, et al. Correlation between capacity and impedance of lithium-ion cells during calendar and cycle life[J]. Journal of Power Sources, 2016, 305: 191-199.
- [4] ZHANG Caiping, JIANG Jiuchun, ZHANG Weige, et al. A novel data-driven fast capacity estimation of spent electric vehicle lithium-ion batteries[J]. Energies, 2014, 7(12): 8076-8094.
- [5] JIANG Yan, JIANG Jiuchun, ZHANG Caiping, et al. Recognition of battery aging variations for  $\text{LiFePO}_4$  batteries in 2nd use applications combining incremental capacity analysis and statistical approaches[J]. Journal of Power Sources, 2017, 360: 180-188.
- [6] BIZERAY A M, KIM J H, DUNCAN S R, et al. Identifiability and parameter estimation of the single particle lithium-ion battery model[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2018, 27(5): 1862-1877.
- [7] LAI Xin, YI Wei, ZHENG Yuejiu, et al. An all-region state-of-charge estimator based on global particle swarm optimization and improved extended Kalman filter for lithium-ion batteries[J]. Electronics, 2018, 7(11): doi: 10.3390/electronics7110321.
- [8] TIAN Jinpeng, XIONG Rui, YU Quanqing. Fractional-order model-based incremental capacity analysis for degradation state recognition of lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(2): 1576-1584.
- [9] 张彩萍, 姜久春, 张维戈, 等. 梯次利用锂离子电池电化学阻抗模型及特性参数分析[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(1): 54-58.  
ZHANG Caiping, JIANG Jiuchun, ZHANG Weige, et al. Characterization of electrochemical impedance equivalent model and parameters for Li-ion batteries echelon use[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(1): 54-58.
- [10] WEI Zhongbao, ZOU Changfu, LENG Feng, et al. Online model identification and state-of-charge estimate for lithium-ion battery with a recursive total least squares-based observer[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 65(2): 1336-1346.
- [11] CHEN Zewang, YANG Liwen, ZHAO Xiaobing, et al. Online state of charge estimation of Li-ion battery based on an improved unscented

- Kalman filter approach[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2019, 70: 532-544.
- [12] MESBAHI T, KHENFRI F, RIZOUG N, et al. Dynamical modeling of Li-ion batteries for electric vehicle applications based on hybrid Particle Swarm-Nelder-Mead (PSO-NM) optimization algorithm[J]. *Electric Power Systems Research*, 2016, 131: 195-204.
- [13] YANG Hao, SUN Xianzhong, AN Yabin, et al. Online parameters identification and state of charge estimation for lithium-ion capacitor based on improved cubature Kalman filter[J]. *Journal of Energy Storage*, 2019, 24: doi:10.1002/er.6088.
- [14] BURGOS C, SÁEZ D, ORCHARD M E, et al. Fuzzy modelling for the state-of-charge estimation of lead-acid batteries[J]. *Journal of Power Sources*, 2015, 274: 355-366.
- [15] HU J N, HU J J, LIN H B, et al. State-of-charge estimation for battery management system using optimized support vector machine for regression[J]. *Journal of Power Sources*, 2014, 269: 682-693.
- [16] LAI Xin, ZHENG Yuejiu, SUN Tao. A comparative study of different equivalent circuit models for estimating state-of-charge of lithium-ion batteries[J]. *Electrochimica Acta*, 2018, 259: 566-577.
- [17] YU Quanqing, XIONG Rui, WANG Leyi, et al. A comparative study on open circuit voltage models for lithium-ion batteries[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2018, 31(1): doi: 10.1186/S10033-018-0268-8.
- [18] 费亚龙, 谢长君, 汤泽波, 等. 基于平方根无迹卡尔曼滤波的锂电池状态估计[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(15): 4514-4520.
- FEI Yalong, XIE Changjun, TANG Zebo, et al. State-of-charge estimation based on square root unscented Kalman filter algorithm for Li-ion batteries[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(15): 4514-4520.
- [19] SUN Quan, ZHANG Hong, ZHANG Jianrong, et al. Adaptive unscented Kalman filter with correntropy loss for robust state of charge estimation of lithium-ion battery[J]. *Energies*, 2018, 11(11): doi: 10.3390/en.11113123.