### Journal of Electric Power Science and Technology

Volume 39 | Issue 4

Article 21

9-10-2024

# Parameters identification of lithium battery based on forgetting factor recursive least square algorithm with improved initial value

Wen WANG

School of College of Electrical & Information Engineering., Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China

#### Huaze SHI

School of College of Electrical & Information Engineering., Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China

#### Yufei YUE

School of College of Electrical & Information Engineering., Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China, yueyufei2019@csust.edu.cn

#### Longji Ll

School of College of Electrical & Information Engineering., Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China

#### Chuanping WU

Disaster Prevention and Reduction Center, State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changsha 410007, China

Follow this and additional works at: https://jepst.researchcommons.org/journal

## See next page for additional authors Recommended Citation

WANG, Wen; SHI, Huaze; YUE, Yufei; LI, Longji; WU, Chuanping; and TONG, Yuxuan (2024) "Parameters identification of lithium battery based on forgetting factor recursive least square algorithm with improved initial value," *Journal of Electric Power Science and Technology*: Vol. 39: Iss. 4, Article 21. DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.04.021

Available at: https://jepst.researchcommons.org/journal/vol39/iss4/21

This Clean energy and energy storage is brought to you for free and open access by Journal of Electric Power Science and Technology. It has been accepted for inclusion in Journal of Electric Power Science and Technology by an authorized editor of Journal of Electric Power Science and Technology. For more information, please contact dlxb04@163.com.

## Parameters identification of lithium battery based on forgetting factor recursive least square algorithm with improved initial value

#### Authors

Wen WANG, Huaze SHI, Yufei YUE, Longji LI, Chuanping WU, and Yuxuan TONG

**引用格式:**王文,史华泽,岳雨霏,等.基于改进初值带遗忘因子的递推最小二乘法的锂电池参数辨识[J].电力科学与技术学报,2024,39(4):178-186. **Citation:** WANG Wen,SHI Huaze,YUE Yufei,et al.Parameters identification of lithium battery based on forgetting factor recursive least square algorithm with improved initial value[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2024,39(4):178-186.

## 基于改进初值带遗忘因子的递推最小二乘法的 锂电池参数辨识

#### 王 文',史华泽',岳雨霏',黎隆基',吴传平2,童宇轩'

(1.长沙理工大学电气与信息工程学院,湖南长沙410114;2.国网湖南省电力有限公司防灾减灾中心,湖南长沙410007)

摘 要:锂电池荷电状态(state of charge, SOC)的准确估计依赖于精确的锂电池模型参数。在采用带遗忘因子的递推最小二乘法(forgetting factor recursive least square, FFRLS)对锂电池等效电路模型进行参数辨识时,迭代初始值选取不当会造成辨识精度低、收敛速度慢的问题。为此,将电路分析法与FFRLS相结合,提出基于改进初值带遗忘因子的递推最小二乘法(improved initial value-FFRLS, IIV-FFRLS)。首先,通过离线辨识得到各荷电状态点对应的等效电路模型参数并进行多项式拟合;然后,利用初始开路电压(open circuit voltage, OCV)和OCV-SOC曲线获得初始SOC,代入参数拟合函数得到初始参数;最后,将初始参数带入递推公式得到IIV-FFRLS 迭代初始值。对4种锂电池工况进行参数辨识,结果表明:与传统方法相比,IIV-FFRLS的平均相对误差、收敛时间分别减小58%、23%以上;IIV-FFRLS具有更高的辨识精度与更快的收敛速度。

**关 键 词:**锂离子电池;参数辨识;带遗忘因子的递推最小二乘算法;迭代初始值 **DOI**:10.19781/j.issn.1673-9140.2024.04.021 **中图分类号:**TM911 **文章编号:**1673-9140(2024)04-0178-09

#### Parameters identification of lithium battery based on forgetting factor recursive least square algorithm with improved initial value

WANG Wen<sup>1</sup>, SHI Huaze<sup>1</sup>, YUE Yufei<sup>1</sup>, LI Longji<sup>1</sup>, WU Chuanping<sup>2</sup>, TONG Yuxuan<sup>1</sup>

(1.School of College of Electrical & Information Engineering., Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China;
 2.Disaster Prevention and Reduction Center, State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changsha 410007, China)

**Abstract:** Accurate estimation of the state of charge (SOC) of lithium-ion batteries relies on precise model parameters. When using the forgetting factor recursive least square (FFRLS) algorithm for parameter identification of the equivalent circuit model of lithium-ion batteries, improper selection of initial iterative values can lead to low identification accuracy and slow convergence speed. To address this issue, circuit analysis is combined with the FFRLS algorithm, and then an improved initial value-FFRLS (IIV-FFRLS) algorithm is proposed. Firstly, offline identification is performed to obtain the equivalent circuit model parameters corresponding to various SOC points, which are then fitted using a polynomial function. Secondly, the initial SOC is obtained using the initial open circuit voltage (OCV) and the OCV-SOC curve, which is then substituted into the parameter fitting function to obtain the initial parameters. Finally, these initial parameters are used in the recursive formula to obtain the initial iterative values for the IIV-FFRLS algorithm. Parameter identification is performed for four operating conditions of lithium-ion batteries, and the results show that compared with traditional methods, the IIV-FFRLS algorithm reduces the average relative error by more than 58% and the convergence time by more than 23%. The IIV-FFRLS algorithm exhibits higher identification accuracy and faster convergence speed.

收稿日期:2022-10-26;修回日期:2023-09-20

**基金项目**:国家自然科学基金(52077010,51907010);长沙市杰出创新青年培养计划(kq2106043) 通信作者:岳雨霏(1991一),女,博士,讲师,主要从事模块化多电平变换器研究;E-mail;yueyufei2019@csust.edu.cn

## Key words: lithium-ion battery; parameter identification; forgetting factor recursive least square algorithm; initial value of iteration

目前,可再生能源与电动汽车的迅速发展已经 成为能源领域的亮点。电池储能技术在电动汽车 领域有广阔的发展前景。锂电池是电动汽车的核 心装置,因其具有高能量密度、长循环寿命、安全可 靠、适应性强以及没有记忆效应等优点而被广泛使 用<sup>[1-7]</sup>。电池管理系统(battery management system, BMS)是保证锂电池安全可靠运行的重要环节,通 过实时检测锂电池的电压、电流及温度,可以准确 估计锂电池的荷电状态(state of charge, SOC),延 长电池的寿命<sup>[89]</sup>。

锂电池内部状态的估计需要精确的电池模型, 通常,电池模型分为电化学和等效电路模型。电化 学模型<sup>[10]</sup>能够实现耦合电化学机理的SOC估计,采 用偏微分方程描述电池的电化学过程,参数较多、 计算极其复杂;等效电路模型采用电阻电容模块描 述电池的电化学过程,参数很少、计算简单,有明确 的物理意义,在电池建模中得到了广泛的应用。锂 电池参数辨识算法决定了辨识精度,常用的参数辨 识算法有电路分析(circuit analysis, CA)法、粒子群 优化(particle swarm optimization, PSO)算法、遗传 算法(genetic algorithm, GA)和递推最小二乘法 (recursive least square, RLS)等。文献[11-12]采用 CA法进行参数辨识,该法是离线辨识方法,计算比 较简单,是将一次实验全部的测量数据作为系统的 输入量和输出量识别模型参数,实时性差;文献[13] 采用PSO算法进行参数辨识,辨识精度较高,但需 要对参数进行反复辨识,计算速度慢、辨识时间长, 辨识结果与初始粒子的选取有关;文献[14]提出基 于GA对锂电池的参数辨识,该方法保证了局部辨 识精度的优越,可应用于全局工作阶段,对电池进 行参数辨识时效果较好,但其迭代次数过多,且结 果对于初始种群的依赖度较高;文献[15-17]采用 RLS进行参数辨识,可以实时辨识参数,计算方便、 所需时间少,取得新观测结果后对前次估计值进 行修正,对非线性系统有较好的跟踪效果,但是随 着协方差矩阵的增大会减弱新数据的权重,因而 存在"数据饱和"问题;为了解决该问题,文献[18-19] 在RLS的基础上进行改进,引入遗忘因子λ以减小 旧数据的权重,对时变参数进行跟踪,从而达到修 正精度的目的。同时,参数初始值的选取对带遗忘 因子的递推最小二乘法(forgetting factor recursive least square, FFRLS)的精度和收敛速度有很大的 影响,如果参数初始值设置不合理,精度就往往较 差,算法收敛速度很慢。因此,本文提出一种改 进初值带遗忘因子的递推最小二乘法(improved initial value forgetting factor recursive least square, IIV-FFRLS),该算法有比较精确的迭代初始值,可 以加快算法收敛速度,提高辨识精度。

#### 1 锂电池等效电路模型

锂电池在工作中有很强的非线性,采用 RC 等效电路模型可以通过电阻电容并联网络模拟锂电池的极化效应。随着 RC 网络的增加精度会提高,但是同时会带来计算量增加的问题。综合考虑,采用二阶 RC 等效电路模型<sup>[20]</sup>。

二阶 RC 等效电路模型如图 1 所示,电压源  $U_{oc}$ 表示电池的开路电压,是与 SOC 有关的非线性函数;欧姆内阻  $R_0$ 表示电极、电解液和隔膜对 Li<sup>+</sup>的阻碍作用; $R_1C_1$ 网络表示锂电池的浓度差极化效应,  $R_2C_2$ 网络表示锂电池的电化学极化效应。其中  $U_1$ 表示锂电池的端电压,I表示锂电池电流(放电为正), $U_1$ 、 $U_2$ 表示极化电压。







电路方程式可以表示为

$$\begin{cases} U_{t} = U_{0C} - U_{1} - U_{2} - I \cdot R_{0} \\ I = C_{i} \frac{\mathrm{d}U_{i}}{\mathrm{d}t} + \frac{U_{i}}{R_{i}}, i = 1, 2 \end{cases}$$
(1)

假设 SOC 的初始值是 Soc.0,根据安时积分法,可以得到 SOC 的表达式:

$$S_{\text{oc},k} = S_{\text{oc},0} - \eta \sum_{0}^{k} I(k) / Q_{\text{c}}$$
 (2)

式中,η为锂电池的库伦效率,常温下一般取1;Qc为 锂电池的额定容量。

(5)

#### 2024年7月

#### 2 参数辨识方法

#### 2.1 IIV-FFRLS

RLS属于在线辨识算法,将实时测量数据用于 递推过程,通过最小化误差平方和寻找最适宜匹配 值。FFRLS在RLS基础上引入遗忘因子λ以削减 "数据饱和"的影响。

由端口电压方程(1)可以得到系统的频域传递 函数为

$$G(s) = \frac{U(s)}{I(s)} = \frac{U_{t}(s) - U_{\rm oc}(s)}{I(s)} = -R_{0} - \frac{R_{1}}{R_{1}C_{1}s + 1} - \frac{R_{2}}{R_{2}C_{2}s + 1}$$
(3)

式中,s为拉普拉斯算子。

今:

采用双线性变换法公式 *s*=(2/*T*)·(1-*z*<sup>-1</sup>)/(1+*z*<sup>-1</sup>)(*T*为采样时间),对传递函数进行离散化,即

$$G(z^{-1}) = \frac{a_3 + a_4 z^{-1} + a_5 z^{-2}}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2}}$$
(4)

式中, a1、a2、a3、a4、a5为待辨识参数。

 $\begin{cases} \mu_1 = R_0, \\ \mu_2 = \tau_1 \tau_2, \\ \mu_3 = \tau_1 + \tau_2 \\ \mu_4 = R_0 + R_1 + R_2 \end{cases}$ 

$$\mu_{5} = R_{0}(\tau_{1} + \tau_{2}) + R_{1}\tau_{2} + R_{2}\tau_{1}$$
  
$$\tau_{1} = R_{1}C_{1}$$
  
$$\tau_{2} = R_{2}C_{2}$$

式中, $\tau_1$ 为浓度差极化时间常数; $\tau_2$ 为电化学极化时间常数; $\mu_1,\mu_2,\mu_3,\mu_4,\mu_5$ 为中间变量。

将待辨识参数写成:

$$\begin{cases} a_{1} = \frac{8\mu_{2} - 2T^{2}}{4\mu_{2} + 2\mu_{3}T + T^{2}} \\ a_{2} = \frac{4\mu_{3}T}{4\mu_{2} + 2\mu_{3}T + T^{2}} - 1 \\ a_{3} = -\frac{4\mu_{1}\mu_{2} + 2\mu_{5}T + \mu_{4}T^{2}}{4\mu_{2} + 2\mu_{3}T + T^{2}} \\ a_{4} = \frac{8\mu_{1}\mu_{2} - 2\mu_{4}T^{2}}{4\mu_{2} + 2\mu_{3}T + T^{2}} \\ a_{5} = -\frac{4\mu_{1}\mu_{2} - 2\mu_{5}T + \mu_{4}T^{2}}{4\mu_{2} + 2\mu_{3}T + T^{2}} \end{cases}$$
(6)

通 过 式 (6) 反 推 求 出 中 间 变 量  $\mu_1$ 、 $\mu_2$ 、 $\mu_3$ 、 $\mu_4$ 、

$$\begin{aligned}
\mu_{1} &= \frac{a_{4} - a_{3} - a_{5}}{1 + a_{1} - a_{2}} \\
\mu_{2} &= \frac{T^{2}(1 + a_{1} - a_{2})}{4(1 - a_{1} - a_{2})} \\
\mu_{3} &= \frac{T(1 + a_{2})}{1 - a_{1} - a_{2}} \\
\mu_{4} &= \frac{-a_{3} - a_{4} - a_{5}}{1 - a_{1} - a_{2}} \\
\mu_{5} &= \frac{T(a_{5} - a_{3})}{1 - a_{1} - a_{2}}
\end{aligned}$$
(7)

求解等效电路模型参数:

ſ

$$\begin{cases} \tau_{1} = \frac{\mu_{3} + \sqrt{\mu_{3}^{2} - 4\mu_{2}}}{2} \\ \tau_{2} = \frac{\mu_{3} - \sqrt{\mu_{3}^{2} - 4\mu_{2}}}{2} \end{cases}$$
(8)

$$\begin{cases} R_{0} = \mu_{1} \\ R_{1} = (\tau_{1}(\mu_{4} - \mu_{1}) + \mu_{1}\mu_{3} - \mu_{5})/(\tau_{1} - \tau_{2}) \\ R_{2} = \mu_{4} - \mu_{1} - R_{1} \\ C_{1} = \tau_{1}/R_{1} \\ C_{2} = \tau_{2}/R_{2} \end{cases}$$
(9)

FFRLS是在线辨识算法、实时性好,但是迭代 初始值的选取目前还没有明确的方法,通常将迭代 初始值设置为较小的数。迭代初始值的选取对算 法的辨识结果以及收敛速度有很大的影响,如果选 取不正确,可能会导致收敛速度慢且参数辨识精度 差。电路分析法是离线辨识算法,该算法有明确的 物理意义,可以反映锂电池在不同 SOC 下的状态特 性。因此,本文提出将电路分析法与 FFRLS 相结 合,提高参数辨识精度、加快收敛速度。

首先,对混合脉冲功率特性(hybrid pulse power characteristic, HPPC)进行工况离线辨识,得到各 SOC 点对应的等效电路模型参数,将其进行多项式 拟合,获得等效电路模型参数与 SOC 的函数关系 (忽略温度、放电倍率以及放电深度等因素的影响):

$$\begin{bmatrix} R_{0} \\ R_{1} \\ R_{2} \\ C_{1} \\ C_{2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1j} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{51} & b_{52} & \cdots & b_{5j} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} S_{\text{oc}}^{(j-1)} \\ S_{\text{oc}}^{(j-2)} \\ \vdots \\ S_{\text{oc}} \\ 1 \end{bmatrix}$$
(10)

式中,bij为多项式系数。

然后,通过初始开路电压(open circuit voltage, OCV)和OCV-SOC 拟合曲线获得 *S*<sub>oc,0</sub>,将其代入 式(10),得到初始等效电路模型参数 *R*<sub>0,0</sub>、*R*<sub>1,0</sub>、*R*<sub>2,0</sub>、

*C*<sub>1,0</sub>、*C*<sub>2,0</sub>,将这些参数代入式(5),得到:

$$\begin{pmatrix}
\mu_{1,0} = R_{0,0} \\
\mu_{2,0} = \tau_{1,0}\tau_{2,0} \\
\mu_{3,0} = \tau_{1,0} + \tau_{2,0} \\
\mu_{4,0} = R_{0,0} + R_{1,0} + R_{2,0} \\
\mu_{5,0} = R_{0,0}(\tau_{1,0} + \tau_{2,0}) + R_{1,0}\tau_{2,0} + R_{2,0}\tau_{1,0} \\
\tau_{1,0} = R_{1,0}C_{1,0} \\
\tau_{2,0} = R_{2,0}C_{2,0}
\end{cases}$$
(11)

将 $\mu_{1,0}$ , $\mu_{2,0}$ , $\mu_{3,0}$ , $\mu_{4,0}$ , $\mu_{5,0}$ 代人式(6),得到:

$$\begin{cases} a_{1,0} = \frac{8\mu_{2,0} - 2T^2}{4\mu_{2,0} + 2\mu_{3,0}T + T^2} \\ a_{2,0} = \frac{4\mu_{3,0}T}{4\mu_{2,0} + 2\mu_{3,0}T + T^2} - 1 \\ a_{3,0} = -\frac{4\mu_{1,0}\mu_{2,0} + 2\mu_{5,0}T + \mu_{4,0}T^2}{4\mu_{2,0} + 2\mu_{3,0}T + T^2} \\ a_{4,0} = \frac{8\mu_{1,0}\mu_{2,0} - 2\mu_{4,0}T^2}{4\mu_{2,0} + 2\mu_{3,0}T + T^2} \\ a_{5,0} = -\frac{4\mu_{1,0}\mu_{2,0} - 2\mu_{5,0}T + \mu_{4,0}T^2}{4\mu_{2,0} + 2\mu_{3,0}T + T^2} \end{cases}$$
(12)

将式(12)参数作为迭代初始值进行参数辨识计算。

#### 2.2 IIV-FFRLS设计

IIV-FFRLS流程如图2所示,具体步骤如下。



图 2 IIV-FFRLS流程 Figure 2 Flow chart of IIV-FFRLS

1) 在实验平台获取 HPPC、恒流放电间歇数据 以及其他工况的电压、电流及采样时间等数据;

2) 通过 HPPC 数据进行离线辨识,得到 SOC 每下降 10% 对应的参数  $R_0$ 、 $R_1$ 、 $R_2$ 、 $C_1$ 、 $C_2$ ;通过恒流 放电间歇数据,得到 SOC 每下降 10% 对应的开路 电压;

3) 对参数进行多项式拟合,得到R<sub>0</sub>、R<sub>1</sub>、R<sub>2</sub>、C<sub>1</sub>、
 C<sub>2</sub>等效电路模型参数拟合函数和OCV-SOC 拟合曲线;

4)利用开路电压和OCV-SOC曲线获得Soc.0;

5) 将 $S_{0C,0}$ 代入等效电路模型参数拟合函数,得 到 $R_{0,0}$ 、 $R_{1,0}$ 、 $R_{2,0}$ 、 $C_{1,0}$ 、 $C_{2,0}$ ;

6)将 R<sub>0,0</sub>、R<sub>1,0</sub>、R<sub>2,0</sub>、C<sub>1,0</sub>、C<sub>2,0</sub>代人式(11)、
(12),得到迭代初始参数 a<sub>1,0</sub>、a<sub>2,0</sub>、a<sub>3,0</sub>、a<sub>4,0</sub>、a<sub>5,0</sub>;

7) 将初始参数 *a*<sub>1,0</sub>、*a*<sub>2,0</sub>、*a*<sub>3,0</sub>、*a*<sub>4,0</sub>、*a*<sub>5,0</sub>作为IIV-FFRLS算法迭代初始值进行参数辨识。

#### 3 实验测试分析

#### 3.1 实验测试平台与数据采集

实验测试平台如图 3 所示,由锂电池、测试仪、 恒温箱及计算机组成。本次实验测试对象是三元锂 电池,该电池标称电压为 3.7 V,标称容量为 19 Ah; 测试仪为 IT-M3632 回馈式源载系统,可以记录实 验过程中的电压、电流和容量等数据;恒温箱型号 为 DZF-6050,可以为测试电池提供恒定温度 环境。



图 3 实验测试平台 Figure 3 Experimental platform for testing

#### 3.2 实验工况测试

工况1 对 SOC 为 100% 的锂电池以 1C 电流 放电,直到锂电池端电压下降到放电截止电压。

工况2 对SOC为80%的锂电池以1C电流放电,直到锂电池端电压下降到放电截止电压。

工况3 对SOC为100%的锂电池进行循环动态压力(dynamic stress test,DST)测试,直到锂电池端电压下降到放电截止电压。

工况4 对 SOC 为 80% 的锂电池进行 DST 测试,直到锂电池端电压下降到放电截止电压。

#### 3.3 实验工况验证分析

通过 HPPC 工况求得 SOC 每下降 10% 对应的 等效电路模型参数,如表1所示,参数离线辨识结果 的规律不明显,这不是数据采集问题,而是锂电池 自身特性的影响。

实验工况1、2是恒流放电工况,初始SOC分别为100%、80%;实验工况3、4是DST工况,初始SOC分别为100%、80%。对于不同工况,得到迭代初始值如表2所示。

表1 等效电路模型参数离线辨识结果 Table 1 Off-line parameter identification results of

equivalent circuit model

		1			
$S_{ m OC}/\%$	$R_0/\mathrm{m}\Omega$	$R_1/\mathrm{m}\Omega$	$R_2/\mathrm{m}\Omega$	$C_1/\mathrm{F}$	$C_2/\mathrm{F}$
100	0.393	5.830	3.459	7 746.323	113.488
90	0.389	5.705	3.202	7 954.404	121.490
80	0.344	5.918	3.505	9 286.733	148.783
70	0.349	6.469	2.596	14 564.715	160.303
60	0.359	6.044	3.751	10 421.221	122.204
50	0.369	6.243	3.184	14 648.241	138.715
40	0.375	6.181	3.208	11 493.142	124.009
30	0.386	6.141	4.193	9 580.253	104.364
20	0.386	6.275	4.668	9 220.223	93.960
10	0.446	6.788	5.747	8 808.073	101.429

表 2 各工况迭代初始值 Table 2 Initial value of iteration on each condition

迭代初始值	工况1、3	工况2、4
$\theta(0)$	$\begin{bmatrix} 1.102\ 507\ 027\ 181\ 523\\ -0.134\ 046\ 518\ 822\ 773\\ 0.002\ 965\ 758\ 404\ 419\\ 0.000\ 386\ 800\ 092\ 754\\ 0.002\ 373\ 592\ 953\ 594 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1.245\ 367\ 587\ 671\ 201\\ -0.267\ 285\ 143\ 685\ 244\\ 0.002\ 540\ 452\ 013\ 072\\ 0.000\ 325\ 141\ 884\ 998\\ 0.002\ 001\ 241\ 358\ 485 \end{bmatrix}$

为了比较 RLS、改进初值的递推最小二乘法 (improved initial value recursive least square, IIV-RLS)、 FFRLS 以及 IIV-FFRLS 的辨识精度,通过每一时 刻辨识出的参数和对应时刻的输入,得出对应时刻 等效电路模型的输出值,将实验电压与模型电压比 较得到的误差值作为参数辨识算法准确度<sup>[21]</sup>的判 断标准。

分别对工况1~4进行参数辨识,每种工况采用 4种算法进行辨识。4种算法的初始方差均设置为 锂电池最大电压的平方(4.35<sup>2</sup>),RLS和FFRLS 的迭代初始值均设置为10<sup>-2</sup>、10<sup>-5</sup>、0,FFRLS和 IIV-FFRLS的遗忘因子均设置为0.995。各工况实 验电压与不同方法辨识参数结果下的模型电压对 比如图4所示,各工况的绝对误差对比如图5所示。

由图5工况1的绝对误差对比曲线可知,RLS 在迭代初始值为 $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、0时,最大误差分别为 10.45、10.31、10.28 mV,绝对误差整体波动较大,误 差较大;IIV-RLS误差在前期波动较大,最大误差为 4.25 mV,839 s时误差收敛至1.59 mV以内;FFRLS 误差在前期波动较大,在迭代初始值为 $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、0 时,最大误差分别为8.54、8.49、8.49 mV,546、545、 545 s时收敛至1.59 mV以内;IIV-FFRLS的最大误 差为2.91 mV,416 s时误差收敛至1.59 mV以内,收 敛速度快。

由图 5 工况 2 的绝对误差对比曲线可知, RLS 误差整体波动较大, 在迭代初始值为  $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、0 时,最大误差分别为 16.79、16.75、16.75 mV; IIV-RLS 在 131 s 时收敛至 3.68 mV 以内; FFRLS 误差在前期波动较大, 在迭代初始值为  $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、0 时, 最大误差分别为 16.18、16.14、16.13 mV, 592、 591、591 s 时收敛至 3.68 mV 以内; IIV-FFRLS 误差 在 89 s 时收敛至 3.68 mV 以内, 收敛速度快、误差整 体比较稳定。

由图 5 工况 3 的绝对误差对比曲线可知, RLS、 IIV-RLS 在整个辨识过程误差较大, 最大误差分别 为 32.85、32.13、32.11、18.97 mV。辨识误差在算法 初期较大、中期逐渐减小, 由于 DST 工况变化剧烈, 在辨识后期误差逐渐增大; FFRLS误差在前期波动 较大, 在迭代初始值为 10<sup>-2</sup>、10<sup>-5</sup>、0时, 最大误差分 别是 32.85、32.13、32.11 mV, 993、991、991 s时误差 收敛至 3.61 mV 以内; IIV-FFRLS 的最大误差是 18.38 mV, 在 19 s时误差收敛至 3.61 mV 以内, 收 敛速度快。

由图 5 工況 4 的绝对误差对比曲线可知,RLS、 IIV-RLS 在整个辨识过程中误差波动较大,在辨识 前期误差最大;RLS 在整个辨识过程中误差较大, 在迭代初始值为  $10^{-2}$ 、 $0^{-5}$ 、0 时,最大误差分别为 28.68、28.25、28.25 mV; IIV-RLS 在辨识初期误差 较小,2 036 s 后误差增大,最大误差为 18.85 mV; FFRLS 在迭代初始值为  $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、0 时,最大误差 分别为 26.77、26.56、26.55 mV,960、959、959 s 时误 差收敛至 3.65 mV 以内; IIV-FFRLS 的最大误差为 11.12 mV,20 s 时误差收敛至 3.65 mV 以内,收敛速 度快。

采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE) 和均方根误差(root mean squared error, RMSE)对4种 算法辨识结果进行分析,验证参数辨识算法的准确性。

$$\begin{cases} E_{\text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} |U_{\text{model}}(k) - U_{\text{test}}(k)| \\ E_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} (U_{\text{model}}(k) - U_{\text{test}}(k))^{2}} \end{cases}$$
(13)

式中, e<sub>MAE</sub>为平均绝对误差; e<sub>RMSE</sub>为均方根误差; U<sub>model</sub>(k)为第 k次模型端电压输出值; U<sub>test</sub>(k)为第 k 次端电压实验值; N为实验值总数。4种实验工况 通过4种算法辨识得到的平均绝对误差和均方根误 差如表3、4所示。



图4 各工况实验电压与模型电压对比曲线





#### 图5 各工况绝对误差对比曲线

Figure 5 Comparison curve of absolute error

表 3	各工况	e <sub>MAE</sub> ×	比比
-----	-----	--------------------	----

	a .	<i>c</i>	1 1
Table 3	Comparison	of $e_{\text{MAE}}$ on	each condition

S <sub>OC,0</sub> /		RLS算法下 e <sub>MAE</sub> /mV			FFRLS算法下 e <sub>MAE</sub> /mV			V	
上のに	%	$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	IIV-RLS	$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	IIV-FFRLS
1	100	2.905	2.882	2.869	1.147	0.947	0.804	0.801	0.399
2	80	3.526	3.388	3.363	1.453	1.428	1.246	1.241	0.900
3	100	1.623	1.615	1.597	0.530	0.289	0.281	0.280	0.137
4	80	1.816	1.810	1.808	0.470	0.360	0.350	0.349	0.127

<b>Table 4</b> Comparison of $e_{\rm RMSE}$ on each condition									
マカ	$S_{ m OC,0}/$		RLS算法下	$e_{\rm RMSE}/{ m mV}$			FFRLS算法	$F T e_{\rm RMSE}/m$	ηV
上仍	%	$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	IIV-RLS	$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	IIV-FFRLS
1	100	8.248	8.256	8.225	7.566	7.669	7.665	7.661	7.487
2	80	9.301	9.293	9.286	8.768	8.729	8.707	8.704	8.692
3	100	4.857	4.802	4.789	4.132	4.097	4.011	4.010	3.912
4	80	5.445	5.383	5.379	4.612	4.696	4.602	4.600	4.416

表4 各工况 e<sub>RMSE</sub> 对比 Table 4 Comparison of e<sub>RMSE</sub> on each condition

由以上分析可知,在4种工况下、迭代初始值为 稍大值10<sup>-2</sup>、稍小值10<sup>-5</sup>以及极小值0时,绝对误差 整体波动较大,最大绝对误差较大,收敛速度较慢。 有准确初值的IIV-RLS和IIV-FFRLS比初值为较 小值的RLS和FFRLS收敛速度快,说明迭代初始 值对参数的辨识精度和收敛性有一定影响。从表 3、4各工况的*e*MAE和*e*RMSE可知,在传统算法下,迭代 初始值为10<sup>-2</sup>、10<sup>-5</sup>、0的平均绝对误差和均方根误 差较大;在选取的工况和初值条件下,IIV-FFRLS 能获得最小的误差和最快的收敛速度,平均相对误 差减小了58%以上,收敛时间减小了23%以上。

为了验证模型参数与SOC函数关系拟合准确 性对FFRLS辨识精度的影响,本文对模型参数与 SOC进行样条插值,并与多项式拟合函数关系作对 比。通过工况1进行对比,得到的迭代初始值如表5 所示。

表5 工况1迭代初始值

**Table 5**Initial value of iteration on condition 1

迭代初始值	多项式拟合	样条插值
	1.102 507 027 181 523	1.092 598 786 745 391
	-0.134046518822773	-0.142448799401740
$\theta(0)$	0.002 965 758 404 419	0.002 837 580 903 811
	0.000 386 800 092 754	0.000 358 211 806 287
	0.002 373 592 953 594	0.002 179 737 012 923

不同迭代初始值和2种拟合关系下的绝对误差 对比曲线如图6所示,可知FFRLS误差在前期波动 较大,在迭代初始值为10<sup>-2</sup>、10<sup>-5</sup>、0时,辨识精度较 低、收敛速度较慢。样条插值拟合的IIV-FFRLS 最大误差为2.95 mV,419 s时误差收敛至1.59 mV 以内。

MAE与RMSE如表6所示,可知多项式拟合与 样条插值拟合的 IIV-FFRLS 平均绝对误差远小于 迭代初始值为 10<sup>-2</sup>、10<sup>-5</sup>、0 的 FFRLS, *e*<sub>MAE</sub>减小了 48.56% 以上。2 种拟合关系下 *e*<sub>MAE</sub> 的相对误差为 3.15%, e<sub>RMSE</sub>的相对误差为0.19%。FFRLS在线辨 识算法的基础模型参数越准,算法收敛速度越快、 辨识精度越高,不同拟合关系下迭代初始参数的相 对误差不超过8.17%。因此,模型参数与SOC函数 关系的拟合准确性会影响FFRLS的辨识精度,但 是影响很小。



图6 工况1的绝对误差对比曲线

Figure 6 Comparison curve of absolute error on condition 1

表 6	工况1	的	e <sub>MAE</sub> 和	$e_{\rm RMSE}$	对	比
-----	-----	---	--------------------	----------------	---	---

**Table 6** Comparison of  $e_{MAE}$  and  $e_{RMSE}$  on condition 1

		$e_{\rm MAE}/{ m mV}$			
$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	多项式拟合	样条插值	
0.947	0.804	0.801	0.399	0.412	
		$e_{\rm RMSE}/{ m mV}$			
$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	多项式拟合	样条插值	
7.669	7.665	7.661	7.487	7.501	

#### 4 结语

本文通过二阶RC等效电路模型对锂离子电池 进行建模分析,针对FFRLS参数辨识存在的不足, 将电路分析法与FFRLS相结合,提出IIV-FFRLS, 并基于RLS、IIV-RLS、FFRLS以及IIV-FFRLS在 4种工况下进行了验证。

1) CA法反映了被辨识等效电路模型参数在不

同 SOC 下的状态特性。相比于传统算法的固定较 小初始值,本文所提方法可以根据锂电池的初始荷 电状态动态选择迭代初始值,初始误差较小,系统 收敛速度更快、辨识误差更小。

2) 迭代初始值会影响参数辨识的精度和收敛速度,IIV-RLS和IIV-FFRLS比传统的RLS和FFRLS 收敛速度快、参数辨识精度高。

3)在简单、复杂工况中,IIV-FFRLS具有较高的参数辨识精度和快速的收敛性,平均相对误差、 收敛时间分别减小了58%和23%以上。

4) 模型参数与SOC函数关系拟合准确性影响 IIV-FFRLS的辨识精度,但是影响很小。在样条插 值和多项式拟合关系下,迭代初始参数的相对误差 不超过8.17%,2种拟合关系下平均相对误差不超 过3.15%。

#### 参考文献:

- [1] 吴皓文,王军,龚迎莉,等.储能技术发展现状及应用前 景分析[J].电力学报,2021,36(5):434-443.
  WU Haowen, WANG Jun, GONG Yingli, et al. Development status and application prospect analysis of energy storage technology[J]. Journal of Electric Power, 2021,36(5):434-443.
- [2] 禹海峰,黄婧杰,蒋诗谣,等.计及储能使用年寿命的风 电场整体性储能配置[J].电力科学与技术学报,2022,37
   (4):152-160.

YU Haifeng, HUANG Jingjie, JIANG Shiyao, et al. The overall energy storage configuration of wind farms considering the service life of electric energy storage[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2022, 37(4):152-160.

- [3] RAGAB A, HAMIDA M A, MESBAHI T. Parameter identification and state-of-charge estimation for lithiumpolymer battery cells using enhanced sunflower optimization algorithm[J]. International Journal of Hydrogen Energy,2020,45(15):8833-8842.
- [4] 孔顺飞,胡志坚,谢仕炜,等.考虑分布式储能与电动汽车充电网络的配电网多目标规划[J].电力科学与技术 学报,2021,36(1):106-116.

KONG Shunfei, HU Zhijian, XIE Shiwei, et al. Multiobjective planning of distribution network considering distributed energy storage and electric vehicle charging network[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2021,36(1):106-116.

[5] 王涛,钟浩,李世春,等.基于主从博弈的多微电网储能容量优化配置[J].智慧电力,2023,51(1):9-15+68.
 WANG Tao, ZHONG Hao, LI Shichun, et al. Optimal

allocation of energy storage capacity in multi-microgrid based on master-slave game[J].Smart Power,2023,51(1): 9-15+68.

- [6] 薄利明,郑惠萍,张世锋,等. 锂电池健康状态均衡技术 综述[J].电测与仪表,2023,60(4):11-18.
  BO Liming, ZHENG Huiping, ZHANG Shifeng, et al. Review on health state equalization technology for lithium batteries[J]. Electrical Measurement & Instrumentation,2023,60(4): 11-18.
- [7] 李建林,方知进,李雅欣,等.用于应急的移动储能系统 集群协同控制综述[J].电力建设,2022,43(3): 75-82.
  LI Jianlin, FANG Zhijin, LI Yaxin, et al. Overview of cluster cooperative control of mobile energy storage system for emergency response[J]. Electric Power Construction,2022,43(3): 75-82.
- [8] SUN Q,LÜ H,WANG S, et al. Optimized state of charge estimation of lithium-ion battery in SMES/Battery hybrid energy storage system for electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Applied Superconductivity, 2021, 31(8):1-6.
- [9] 黄鹏超,鄂加强.基于双自适应卡尔曼滤波的锂电池状态估算[J].储能科学与技术,2022,11(2):660-666.
  HUANG Pengchao, E Jiaqiang. State estimation of lithium-ion battery based on dual adaptive Kalman filter
  [J].Energy Storage Science and Technology,2022,11(2): 660-666.
- [10] 武龙星,庞辉,晋佳敏,等.基于电化学模型的锂离子电 池荷电状态估计方法综述[J].电工技术学报,2022,37
   (7):1703-1725.

WU Longxing, PANG Hui, JIN Jiamin, et al. A review of SOC estimation methods for lithium-ion batteries based on electrochemical model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(7):1703-1725.

- [11] 吴小慧,张兴敢.锂电池二阶 RC 等效电路模型参数辨 识[J].南京大学学报(自然科学),2020,56(5):754-761.
  WU Xiaohui,ZHANG Xinggan.Parameters identification of second order RC equivalent circuit model for lithium batteries[J]. Journal of Nanjing University(Natural Science),2020,56(5):754-761.
- [12] 尚彦赟,宋红为,杨照光,等.基于二阶RC模型的锂电池 充放电特性分析[J].高压电器,2023,59(7):87-94.
  SHANG Yanyun,SONG Hongwei, YANG Zhaoguang, et al. Charge and discharge characteristics analysis of lithium battery based on second-order RC model[J].
  High Voltage Apparatus,2023,59(7):87-94.
- [13] 皮钒, 王耀南, 孟步敏. 基于扩展 PSO 和离散 PI 观测器
   的电池 SoC 估计[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(1):
   11-19.

PI Fan, WANG Yaonan, MENG Bumin. SoC estimation of battery based on extended PSO and discrete PI observer

[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,2016,30(1):11-19.

- [14] PIZARRO-CARMONA V, CASTANO-SOLÍS S, CORTÉS-CARMONA M, et al. GA-based approach to optimize an equivalent electric circuit model of a Li-ion battery-pack[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 172:114647.
- [15] 张金龙,魏艳君,李向丽,等.基于模型参数在线辨识的 蓄电池 SOC估算[J].电工技术学报,2014,29(S1):23-28.
  ZHANG Jinglong, WEI Yanjun, LI Xiangli, et al. Battery SOC estimation based on online parameter identification
  [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2014, 29(S1):23-28.
- [16] 贾海峰,李聪.动力锂电池 SOC估计仿真研究[J].计算机仿真,2021,38(5):55-59+228.
  JIA Haifeng, LI Cong. Simulation study on dynamic lithium battery SOC estimation[J].Computer Simulation, 2021,38(5):55-59+228.
- [17] 邓子豪,夏向阳,张嘉诚.磷酸铁锂电池优化多因子状态 在线评估方法[J].电网与清洁能源,2022,38(3):90-96.
   DENG Zihao, XIA Xiangyang, ZHANG Jiacheng. An optimized multi-factor online assessment method of SOH for LiFePO<sub>4</sub> batteries[J]. Power System and Clean Energy,2022,38(3):90-96.
- [18] 刘鹏,李云伍,梁新成.基于遗忘递推最小二乘与自适应 无迹卡尔曼滤波的锂电池 SOC 估计[J].汽车技术,2022
- (上接第159页 Continued from page 159)
- [13] 魏林涵,郝正航,郭家鹏,等.基于TCA-CNN-LSTM 的短期负荷预测研究[J].电测与仪表,2023,60(8):73-80.
  WEI Linhan, HAO Zhenghang, GUO Jiapeng, et al. Research on short-term load forecasting based on TCA-CNN-LSTM[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023,60(8):73-80.
- [14] 程津,黎燕,夏向阳,等.基于双组合预测的经济一电力负 荷预测模型[J].电力科学与技术学报,2018,33(3):18-22.
   CHENG Jin, LI Yan, XIA Xiangyang, et al. Economicelectricity conduction prediction model based on dual combination prediction[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2018,33(3):18-22.
- [15] LUO S,RAO Y,CHEN J,et al.Short-term load forecasting model of distribution transformer based on CNN and LSTM[C]//IEEE International Conference on High Voltage Engineering and Application(ICHVE), Beijing, China,2020.
- [16] CHEN L, YU H, TONG L, et al. Research on load forecasting method of distribution transformer based on deep learning[C]//7th IEEE International Conference on Cyber Security and Cloud Computing (CSCloud)/2020 6th IEEE International Conference on Edge Computing

(2):21-27.

LIU Peng, LI Yunwu, LIANG Xincheng. Estimation of lithium battery SOC based on FFRLS and AUKF[J]. Automobile Technology,2022(2):21-27.

- [19] 刘雨洋,王顺利,谢滟馨,等.基于在线参数辨识和改进 2RC-PNGV模型的锂离子电池建模与SOC估算研究
  [J].储能科学与技术,2021,10(6):2312-2317.
  LIU Yuyang, WANG Shunli, XIE Yanxin, et al. Research on Li-ion battery modeling and SOC estimation based on online parameter identification and improved 2RC-PNGV model[J]. Energy Storage Science and Technology,2021,10(6):2312-2317.
- [20] 寇发荣,王甜甜,王思俊,等.基于ABC-RFEKF算法的锂 电池 SOC估计[J].电力系统保护与控制,2022,50(4): 163-171.

KOU Farong, WANG Tiantian, WANG Sijun. Lithium battery SOC estimation based on an ABC-RFEKF algorithm[J].Power System Protection and Control,2022, 50(4):163-171.

[21] 卫志农,原康康,成乐祥,等.基于多新息最小二乘算法的锂电池参数辨识[J].电力系统自动化,2019,43(15): 139-145.

WEI Zhinong, YUAN Kangkang, CHENG Lexiang, et al. Parameter identification of lithium-ion battery based on multi-innovation least squares algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(15):139-145.

and Scalable Cloud (EdgeCom), New York, NY, USA, 2020.

[17] 荀超,陈伯建,吴翔宇,等.基于改进K-means算法的电力 短期负荷预测方法研究[J].电力科学与技术学报,2022, 37(1):90-95.

XUN Cho, CHEN Bojian, WU Xiangyu, et al. Research on short-term power load forecasting method based on improved *K*-means algorithm[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(1):90-95.

[18] 李春生,陈光辉.基于最大信息压缩指标与层次分析法的电力负荷组合预测模型[J].电力科学与技术学报, 2008,23(1):56-59.

LI Chunsheng, CHEN Guanghu. Combination model for power system load forecast based on maximal information compress index and analytic hierarchy process[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2008,23(1):56-59.

[19] 邢雅,侯峰,樊博,等.基于改进K-means聚类的变压器局 部放电定位诊断方法[J].智慧电力,2023,51(3):53-58. XING Ya,HOU Feng,FAN Bo, et al. Transformer partial discharge fault location and diagnosis based on improved K-means clustering algorithm[J].Smart Power, 2023,51(3):53-58.