

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<sup>1</sup>, 史华泽<sup>1</sup>, 岳雨霏<sup>1</sup>, 黎隆基<sup>1</sup>, 吴传平<sup>2</sup>, 童宇轩<sup>1</sup>

(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—), 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>[8-9]</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 $\lambda$ 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路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 $Li^+$ 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 $U_t$ 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。

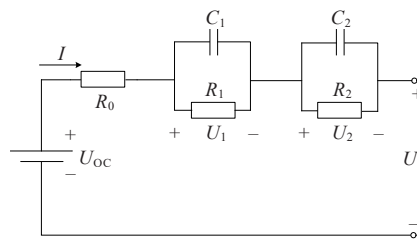


图1 二阶RC等效电路模型

Figure 1 Second-order RC equivalent circuit model

电路方程式可以表示为

$$\begin{cases} U_t = U_{oc} - U_1 - U_2 - I \cdot R_0 \\ I = C_i \frac{dU_i}{dt} + \frac{U_i}{R_i}, i = 1, 2 \end{cases} \quad (1)$$

假设SOC的初始值是 $S_{OC,0}$ ,根据安时积分法,可以得到SOC的表达式:

$$S_{OC,k} = S_{OC,0} - \eta \sum_0^k I(k) / Q_C \quad (2)$$

式中, $\eta$ 为锂电池的库伦效率,常温下一般取1; $Q_C$ 为锂电池的额定容量。

## 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 $\lambda$ 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

$$G(s) = \frac{U(s)}{I(s)} = \frac{U_t(s) - U_{OC}(s)}{I(s)} = -R_0 - \frac{R_1}{R_1 C_1 s + 1} - \frac{R_2}{R_2 C_2 s + 1} \quad (3)$$

式中, $s$ 为拉普拉斯算子。

采用双线性变换法公式 $s = (2/T) \cdot (1 - z^{-1}) / (1 + z^{-1})$  ( $T$ 为采样时间),对传递函数进行离散化,即

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

式中, $a_1, a_2, a_3, a_4, a_5$ 为待辨识参数。

令:

$$\begin{cases} \mu_1 = R_0, \\ \mu_2 = \tau_1 \tau_2, \\ \mu_3 = \tau_1 + \tau_2 \\ \mu_4 = R_0 + R_1 + R_2 \\ \mu_5 = R_0(\tau_1 + \tau_2) + R_1 \tau_2 + R_2 \tau_1 \\ \tau_1 = R_1 C_1 \\ \tau_2 = R_2 C_2 \end{cases} \quad (5)$$

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:

$$\begin{cases} a_1 = \frac{8\mu_2 - 2T^2}{4\mu_2 + 2\mu_3 T + T^2} \\ a_2 = \frac{4\mu_3 T}{4\mu_2 + 2\mu_3 T + T^2} - 1 \\ a_3 = -\frac{4\mu_1 \mu_2 + 2\mu_5 T + \mu_4 T^2}{4\mu_2 + 2\mu_3 T + T^2} \\ a_4 = \frac{8\mu_1 \mu_2 - 2\mu_4 T^2}{4\mu_2 + 2\mu_3 T + T^2} \\ a_5 = -\frac{4\mu_1 \mu_2 - 2\mu_5 T + \mu_4 T^2}{4\mu_2 + 2\mu_3 T + T^2} \end{cases} \quad (6)$$

通过式(6)反推求出中间变量 $\mu_1, \mu_2, \mu_3, \mu_4, \mu_5$ ,即

$$\begin{cases} \mu_1 = \frac{a_4 - a_3 - a_5}{1 + a_1 - a_2} \\ \mu_2 = \frac{T^2(1 + a_1 - a_2)}{4(1 - a_1 - a_2)} \\ \mu_3 = \frac{T(1 + a_2)}{1 - a_1 - a_2} \\ \mu_4 = \frac{-a_3 - a_4 - a_5}{1 - a_1 - a_2} \\ \mu_5 = \frac{T(a_5 - a_3)}{1 - a_1 - a_2} \end{cases} \quad (7)$$

求解等效电路模型参数:

$$\begin{cases} \tau_1 = \frac{\mu_3 + \sqrt{\mu_3^2 - 4\mu_2}}{2} \\ \tau_2 = \frac{\mu_3 - \sqrt{\mu_3^2 - 4\mu_2}}{2} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} R_0 = \mu_1 \\ R_1 = (\tau_1(\mu_4 - \mu_1) + \mu_1 \mu_3 - \mu_5) / (\tau_1 - \tau_2) \\ R_2 = \mu_4 - \mu_1 - R_1 \\ C_1 = \tau_1 / R_1 \\ C_2 = \tau_2 / R_2 \end{cases} \quad (9)$$

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):

$$\begin{bmatrix} R_0 \\ R_1 \\ R_2 \\ C_1 \\ C_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1j} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{51} & b_{52} & \cdots & b_{5j} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} S_{OC}^{(j-1)} \\ S_{OC}^{(j-2)} \\ \vdots \\ S_{OC} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中, $b_{ij}$ 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 $S_{OC,0}$ ,将其代入式(10),得到初始等效电路模型参数 $R_{0,0}, R_{1,0}, R_{2,0},$

$C_{1,0}$ 、 $C_{2,0}$ ,将这些参数代入式(5),得到:

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

将 $\mu_{1,0}$ 、 $\mu_{2,0}$ 、 $\mu_{3,0}$ 、 $\mu_{4,0}$ 、 $\mu_{5,0}$ 代入式(6),得到:

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

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。

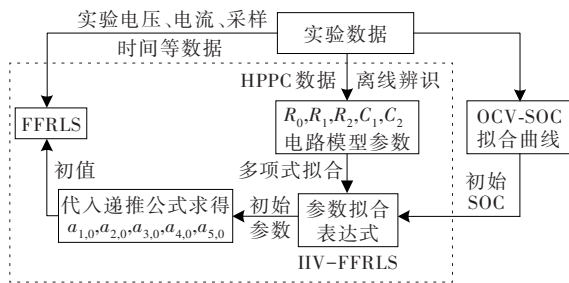


图2 IIV-FFRLS流程

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 $R_0$ 、 $R_1$ 、 $R_2$ 、 $C_1$ 、 $C_2$ 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 $S_{OC,0}$ ;

5) 将 $S_{OC,0}$ 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 $R_{0,0}$ 、 $R_{1,0}$ 、 $R_{2,0}$ 、 $C_{1,0}$ 、 $C_{2,0}$ 代入式(11)、(12),得到迭代初始参数 $a_{1,0}$ 、 $a_{2,0}$ 、 $a_{3,0}$ 、 $a_{4,0}$ 、 $a_{5,0}$ ;

7) 将初始参数 $a_{1,0}$ 、 $a_{2,0}$ 、 $a_{3,0}$ 、 $a_{4,0}$ 、 $a_{5,0}$ 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。

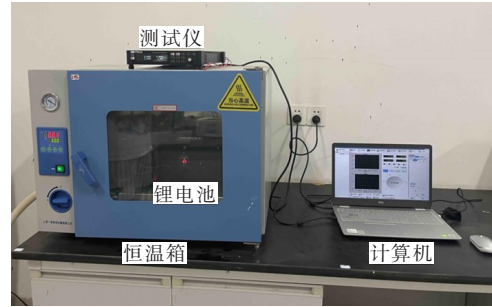


图3 实验测试平台

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

$S_{OC}/\%$	$R_0/m\Omega$	$R_1/m\Omega$	$R_2/m\Omega$	$C_1/F$	$C_2/F$
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 ( $4.35^2$ ),RLS 和 FFRLS 的迭代初始值均设置为  $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、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  $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、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 工况 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  $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、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。

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

式中,  $e_{MAE}$  为平均绝对误差;  $e_{RMSE}$  为均方根误差;  $U_{\text{model}}(k)$  为第  $k$  次模型端电压输出值;  $U_{\text{test}}(k)$  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。

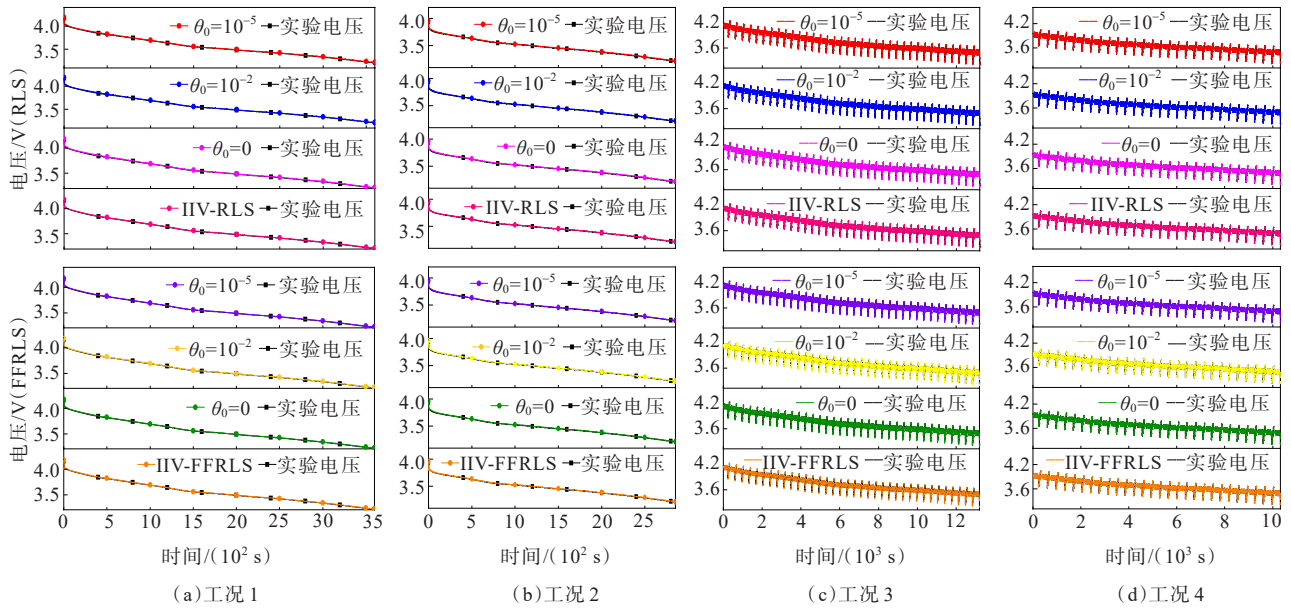


图4 各工况实验电压与模型电压对比曲线

Figure 4 Comparison curve of experimental voltage and model voltage

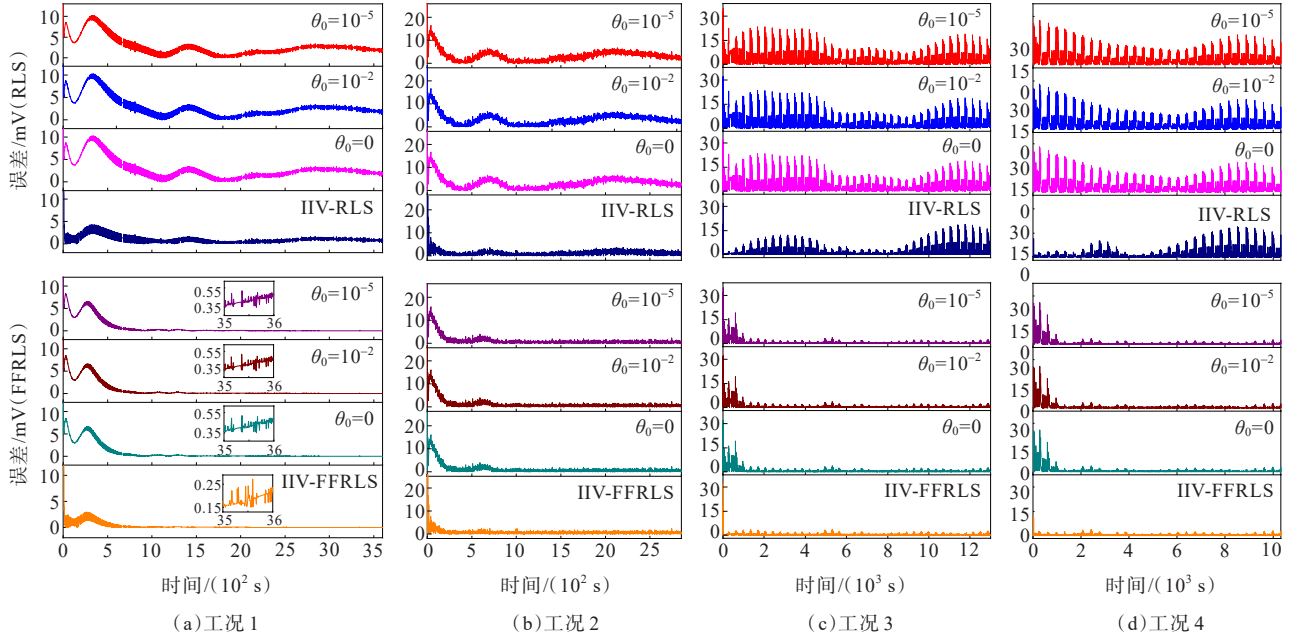


图5 各工况绝对误差对比曲线

Figure 5 Comparison curve of absolute error

表3 各工况  $e_{MAE}$  对比Table 3 Comparison of  $e_{MAE}$  on each condition

工况	$S_{OC,0}/\%$	RLS算法下 $e_{MAE}/mV$				FFRLS算法下 $e_{MAE}/mV$			
		$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	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

表4 各工况  $e_{\text{RMSE}}$  对比Table 4 Comparison of  $e_{\text{RMSE}}$  on each condition

工况	$S_{\text{OC},0}/\%$	RLS算法下 $e_{\text{RMSE}}/\text{mV}$				FFRLS算法下 $e_{\text{RMSE}}/\text{mV}$			
		$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	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

由以上分析可知,在4种工况下、迭代初始值为稍大值  $10^{-2}$ 、稍小值  $10^{-5}$  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  $e_{\text{MAE}}$  和  $e_{\text{RMSE}}$  可知,在传统算法下,迭代初始值为  $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、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
$\theta(0)$	1.102 507 027 181 523	1.092 598 786 745 391
	-0.134 046 518 822 773	-0.142 448 799 401 740
	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  $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、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  $10^{-2}$ 、 $10^{-5}$ 、0 的 FFRLS,  $e_{\text{MAE}}$  减小了 48.56% 以上。2 种拟合关系下  $e_{\text{MAE}}$  的相对误差为

3.15%,  $e_{\text{RMSE}}$  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。

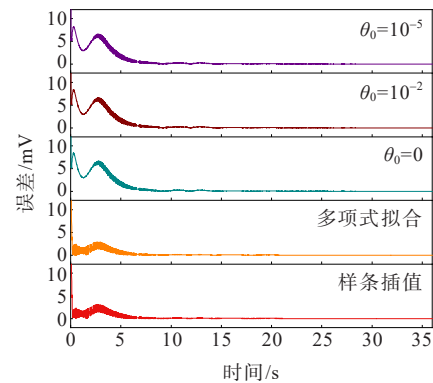


图6 工况 1 的绝对误差对比曲线

Figure 6 Comparison curve of absolute error on condition 1

表6 工况 1 的  $e_{\text{MAE}}$  和  $e_{\text{RMSE}}$  对比Table 6 Comparison of  $e_{\text{MAE}}$  and  $e_{\text{RMSE}}$  on condition 1

$e_{\text{MAE}}/\text{mV}$				
$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	多项式拟合	样条插值
0.947	0.804	0.801	0.399	0.412
$e_{\text{RMSE}}/\text{mV}$				
$\theta_0 = 10^{-2}$	$\theta_0 = 10^{-5}$	$\theta_0 = 0$	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 lithium-polymer 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,谢仕伟,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. Multi-objective 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] 尚彦赞,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] 皮钊,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(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, 谢滢馨, 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.

(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—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. Economic-electricity 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 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.