

引用格式:荣爽,陈晓光,关万琳,等.基于瞬态模型的超级电容状态估计[J].电力科学与技术学报,2026,41(1):185-193.

Citation: RONG Shuang, CHEN Xiaoguang, GUAN Wanlin, et al. State estimation of supercapacitor based on transient model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2026, 41(1): 185-193.

基于瞬态模型的超级电容状态估计

荣爽¹, 陈晓光¹, 关万琳¹, 郝文波¹, 胡远婷¹, 刘延龙¹, 段建东², 王禹涵³

(1. 国网黑龙江省电力有限公司电力科学研究院, 黑龙江 哈尔滨 150030; 2. 哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 3. 黑龙江工程学院电气与信息工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150050)

摘要: 超级电容多支路模型能够较准确地描述超级电容充放电特性,但在利用其进行超级电容状态估计时,难以获取准确参数,易导致状态估计结果存在较大误差。为了提升瞬态过程中超级电容参数辨识和状态估计的准确性,提出了基于瞬态模型的扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)-自适应无迹卡尔曼滤波(adaptive unscented kalman filter, AUKF)状态估计算法。首先,分析了快速充放电情形下的模型简化可行性,在可行性成立的情况下对多支路模型进行简化;其次,将模型参数作为扩展状态加入状态方程中,采用EKF-AUKF算法同时估计超级电容等效电路参数和状态;最后,通过仿真和实验验证了所提方法的准确性。实验结果表明,基于瞬态模型的EKF-AUKF算法能够实现准确的参数辨识和状态估计。

关键词: 超级电容;瞬态模型;EKF-AUKF算法;参数辨识;状态估计

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2026.01.018 **中图分类号:** TM53 **文章编号:** 1673-9140(2026)01-0185-09

State estimation of supercapacitor based on transient model

RONG Shuang¹, CHEN Xiaoguang¹, GUAN Wanlin¹, HAO Wenbo¹,
HU Yuanting¹, LIU Yanlong¹, DUAN Jiandong², WANG Yuhang³

(1. Electric Power Research Institute, State Grid Heilongjiang Electric Power Co., Ltd., Harbin 150030, China; 2. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 3. College of Electrical and Information Engineering, Heilongjiang Institute of Technology, Harbin 150050, China)

Abstract: The multi-branch model of a supercapacitor can accurately describe the charge and discharge characteristics of a supercapacitor, but it is difficult to obtain the exact parameters when it is used to estimate the state of the supercapacitor, resulting in large errors in the state estimation results. In order to improve the accuracy of supercapacitor parameter identification and state estimation in the transient process, a state estimation algorithm combining an extended Kalman filter (EKF) and an adaptive unscented Kalman filter (AUKF) based on a transient model is proposed. Firstly, the model simplification feasibility in the case of fast charge and discharge is analyzed, and the multi-branch model is simplified when the feasibility is established. Secondly, the model parameters are added into the state equation as extended states, and the EKF-AUKF algorithm is used to estimate the equivalent circuit parameters and states of the supercapacitor simultaneously. Finally, the accuracy of the EKF-AUKF algorithm is validated by simulation and experiment. The experimental results show that the EKF-AUKF algorithm based on the transient model can achieve accurate parameter identification and state estimation.

Key words: supercapacitor; transient model; EKF-AUKF algorithm; parameter identification; state estimation

超级电容功率密度大、循环使用寿命长、效率高、安全性高,其作为功率型器件被大量应用于电

磁弹射、电动汽车、储能电站等领域^[1-2]。超级电容单体通过串、并联方式构成超级电容储能系统以满

收稿日期:2024-11-04;修回日期:2025-06-27

基金项目:国家自然科学基金(52177211);黑龙江省博士后科研启动项目(LBH-Q20020)

通信作者:段建东(1985—),男,博士,教授,主要从事储能系统管理、储能与电力变换等研究;E-mail:duanjiandong@hit.edu.cn

足电压和功率需求。为了保证超级电容储能系统的安全运行,超级电容储能系统必须配备相应的管理系统。超级电容管理系统主要用于监测超级电容状态、优化超级电容运行、延长超级电容使用寿命,其关键功能之一是通过采集电压、温度、电流等数据来估计超级电容状态,显示其剩余使用电量和使用寿命^[3-7]。

目前,超级电容状态估计算法已得到大量的研究与应用,大致可分为基于模型的方法和不基于模型的方法^[8-9]。不基于模型的方法主要有安时积分法、开路电压法、数据驱动方法等^[10]。与不基于模型的方法相比,基于模型的方法具有更好的自校正能力、更高的估计精度和更强的鲁棒性,在超级电容的状态估计中得到了广泛应用^[11]。通常,高效准确的超级电容模型可以提高超级电容管理系统在状态估计中的运行效率,典型的模型有黑盒模型、电化学模型、等效电路模型。黑盒模型和电化学模型虽具有较高的精度,但需要大量的计算资源^[12],很难在合理的计算时间内实现高效的状态估计。等效电路模型具有定义清晰、结构简单、性能优良的特点,常被用来估计超级电容状态^[13]。常见的超级电容等效电路模型有单RC模型、多支路模型和传输线模型等^[14]。单RC模型结构简单,但忽略了电容的自放电和电压依赖性等重要现象。文献[15]采用多条并联RC支路模拟离子通过多孔电极的扩散现象,不同的RC网络具有不同的时间常数,这些时间常数对应超级电容器的特定动态行为。文献[16]提出的传输线模型中,每个RC网络模拟电极中每个孔分布处形成的电容和电阻的电气行为。RC网络的数量决定了模型的保真度和复杂性,衡量其数值可以为给定的应用建立正确的模型。

基于模型的状态估计方法中被研究得最多的是基于等效电路模型的方法,包括Luenberger观测器、滑模观测器、卡尔曼滤波算法及其衍生算法等^[17]。文献[18]使用随机梯度法自适应调整Luenberger观测器的增益,以减小储能单体电压的估计误差,从而实现荷电状态(state of charge, SOC)的准确估计,但Luengerber观测器的构建依赖于状态方程的线性化,其收敛性受被控对象模型误差的影响,对模型精确度要求高。文献[19]提出了一种基于广义超扭曲和高阶滑模观测器的联合观测方法,能够在不确定初始状态的情况下实现模型参数和SOC的准确估计。卡尔曼滤波器是一种最优自回归滤波器,其闭环设计可以消除电流累积

误差^[20-22]。文献[23]提出了一种扩展卡尔曼滤波器(extended Kalman filter, EKF)和中值滤波联合算法,能够实现超级电容端电压突变情况下的SOC准确估计。文献[24]采用无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)算法实现了电动汽车超级电容SOC的准确估计。文献[25]采用基于分数阶模型的粒子滤波算法实现了不同温度下的超级电容SOC准确估计,但粒子滤波算法收敛较慢。另外,等效电路参数随着超级电容状态的不同而发生改变,为了减小固定参数的建模误差,文献[26-28]采用双卡尔曼滤波算法、最小二乘-扩展卡尔曼滤波算法来同时实现不同温度下超级电容等效电路参数和SOC的准确估计。

以上关于超级电容建模的研究主要集中在提升模型针对超级电容内部复杂的多孔电极特性和多时间尺度动态输入、输出特性等方面的描述能力,常把模型建得比较复杂。然而,在实际应用中,超级电容储能系统常被用来提供瞬时大功率和平抑功率变化的高频成分,瞬态响应要求高,其长时间尺度特性表现得不明显。另外,采用估计算法对复杂模型进行参数辨识时,状态空间方程维数高,可能导致协方差矩阵出现非正定现象,同时估计结果存在多组局部最优解,会导致参数辨识结果不准确^[29]。为了提升瞬态应用条件下超级电容状态估计的准确性和减少计算负担,本文针对瞬态条件下超级电容建模和参数辨识方法展开研究,并通过仿真和实验验证了基于瞬态模型的状态估计的准确性。

1 超级电容建模

1.1 超级电容等效电路模型

超级电容具有电荷再分配和自放电现象,在充电结束后,由于极化电压的消失,电压会有一定回落;在放电结束后,电压会有一定上升^[30]。多支路模型能够准确描述超级电容非线性特性,故得到了广泛研究。超级电容多支路模型如图1所示,其中 u_1 、 u_2 、 u_3 分别为第一支路、第二支路、第三支路的电压, u_i 为超级电容端电压, i 为超级电容电流, R_1 、 R_2 、 R_3 分别为第一支路、第二支路、第三支路的电阻, R_4 为泄漏电阻, C_{10} 和 C_{11} 分别为第一支路的固定电容和可变电容, C_2 、 C_3 分别为第二支路、第三支路电容。

从图1可以看出,超级电容多支路等效电路模型参数较多。在多支路模型中,第一支路代表瞬态响应,第二支路和第三支路分别代表分钟级和小时

级的响应,第四支路代表自放电现象。由于超级电容主要响应瞬态或高频指令,在瞬态过程中,其特性主要与第一支路有关,可以将代表长时间尺度的支路去除以得到瞬态模型,简化后的超级电容瞬态模型如图 2 所示。

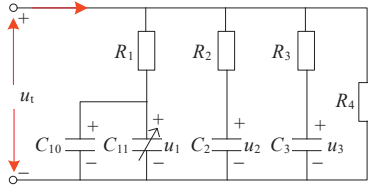


图 1 超级电容多支路模型

Figure 1 Multi-branch model of supercapacitor

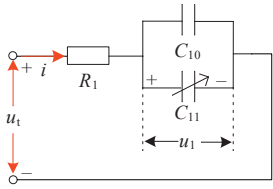


图 2 简化后的超级电容瞬态模型

Figure 2 Simplified transient model of supercapacitor

根据基尔霍夫定律可得多支路模型的输入、输出关系如下:

$$\begin{cases} i_l = \frac{u_1 - u_l}{R_1}, & l = 1, 2, 3 \\ i_4 = \frac{u_1}{R_4} \\ u_1 = \tau_1 \frac{du_l}{dt} + u_l, & l = 1, 2, 3 \end{cases} \quad (1)$$

式中, l 为支路数; u_l 为支路电压; $\tau_1 = (C_{10} + C_{11})R_1$; $\tau_2 = R_2C_2$; $\tau_3 = R_3C_3$ 。

瞬态模型是多支路模型除去大时间尺度支路之后简化而来的,其状态方程为

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = Ax + Bu \Leftrightarrow \frac{du_1}{dt} = \frac{R_1}{\tau_1} i \\ y = Cx + Du \quad \begin{cases} u_1 = u_1 + R_1 i \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} A = O \\ B = \frac{R_1}{\tau_1} \\ C = I \\ D = R_1 \end{cases} \quad (3)$$

式中, A 、 B 、 C 、 D 分别为系统的系统矩阵、输入矩阵、输出矩阵、传递矩阵; O 为零矩阵; I 为单位阵。

状态方程式(2)的离散化形式为

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_k, \theta_k) + w_k \\ y_k = g(x_k, u_k, \theta_k) + v_k \end{cases} \quad (4)$$

⇕

$$\begin{cases} x_{k+1} = (I + T_s A) x_k + T_s B i_k + w_k \\ y_k = C x_k + D i_k + v_k \end{cases}$$

式中, x_k 、 u_k 分别为 k 采样时刻的状态向量和输入向量; $f(\cdot)$ 、 $g(\cdot)$ 分别为考虑参数更新的状态转换方程和测量方程; w_k 、 v_k 分别为符合高斯分布的过程噪声和测量噪声; T_s 为采样时间; i_k 为 k 时刻的电流; θ_k 为等效电路参数向量。将非线性状态方程进行一阶线性化即可得到用于构建状态估计算法的矩阵。

θ_k 具体形式如下:

$$\theta_k = [R_1 \quad C_{10} \quad C_{11}]^T \quad (5)$$

本文采用 EKF 算法在线辨识超级电容等效电路参数,为了达到此目的,需要构建状态空间方程描述等效电路参数的变化特性。但超级电容参数变化缓慢,经过很多个放电周期才能有显著变化,因此可以将模型参数看作存在扰动的常数。其状态空间方程可写为如下形式:

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + r_k \quad (6)$$

式中, $\hat{\theta}_k$ 为 k 时刻的参数估计值; r_k 为白噪声,服从 $r_k \sim N(0, Q_k^r)$ 的高斯分布, Q_k^r 为参数的过程噪声协方差矩阵;参数辨识算法的输出方程是包含参数的测量方程,可以写为如下形式:

$$d_k = g(x_k, u_k, \theta_k) + \lambda_k \quad (7)$$

式中, λ_k 为测量噪声,服从 $\lambda_k \sim N(0, R_k^d)$ 的高斯分布, R_k^d 为参数的测量噪声协方差矩阵。式(6)、(7)可被用于估计超级电容等效电路参数。

1.2 建立状态估计算法

超级电容具有非线性特性,采用具有一阶近似精度的 EKF 算法估计 SOC 没有 UKF 算法精确,而粒子滤波算法计算量又比 UKF 算法大,故本文采用自适应 UKF (adaptive UKF, AUKF) 算法估计超级电容 SOC^[31]。超级电容的参数表现出缓慢变化的特性,非线性强度弱,故本文直接采用 EKF 算法辨识参数以减小计算量,采用 EKF-AUKF 联合算法估计超级电容 SOC。

1.2.1 基于 AUKF 的 SOC 估计算法

基于 AUKF 的 SOC 估计算法流程如下。

1) 初始化状态变量 x_0 、后验误差协方差矩阵 P_0 、过程噪声协方差矩阵 w_0 、测量噪声协方差矩阵 v_0 。

2) 计算 $2n+1$ 个 Sigma 点。

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k-1}^0 = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \mathbf{x}_{k-1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \left(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}} \right), i=1, 2, \dots, n \\ \mathbf{x}_{k-1}^i = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} - \left(\sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}} \right), i=n+1, \\ \quad n+2, \dots, 2n \end{cases} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{x}_{k-1}^0, \mathbf{x}_{k-1}^i$ 为 $k-1$ 时间步产生的 Sigma 点; $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 为状态预测值; \mathbf{P}_{k-1} 为后验误差协方差矩阵; n 为超级电容状态维数; $\lambda = (n+\kappa)\alpha^2 - n$ 为用于减少计算误差的尺度因子, α 决定采样点在状态周围的分布, κ 为保证协方差矩阵正定的尺度参数。

3) 根据一步状态预测结果计算状态均值和协方差。

利用 Sigma 点加权计算得到第 k 步的状态和后验误差协方差:

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k|k-1}^i = f(\mathbf{x}_{k-1}^i, \mathbf{u}_{k-1}), i=0, 1, \dots, 2n \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \mathbf{x}_{k|k-1}^i \end{cases} \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\mathbf{x}_{k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) (\mathbf{x}_{k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T + \mathbf{Q}_{x,k-1} \quad (10)$$

式中, \mathbf{x}_{k-1}^i 为 $k-1$ 时刻第 i 个状态 Sigma 点的后验状态估计值; $\mathbf{x}_{k|k-1}^i$ 为 k 时刻第 i 个状态 Sigma 点的先验状态估计值; $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 为 k 时刻状态的先验估计值, 是输入向量; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为先验误差协方差矩阵; $\mathbf{Q}_{x,k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的状态过程噪声协方差矩阵; W_i^m, W_i^c 为第 i 个状态的均值和协方差的 Sigma 点的权重值。无迹变换采样点权重计算如下:

$$\begin{cases} W_0^m = \frac{\lambda}{n+\lambda} \\ W_0^c = \frac{\lambda}{n+\lambda} + (1+\beta-\alpha^2) \\ W_i^m = W_i^c = \frac{1}{2(n+\lambda)} \end{cases} \quad (11)$$

式中, β 用以调整高阶项误差, 取值为 2。

4) 预测值计算。

模型输出可通过 Sigma 点加权求和得到:

$$\begin{cases} \mathbf{y}_{k|k-1}^i = f(\mathbf{x}_{k|k-1}^i, \mathbf{u}_k), i=0, 1, \dots, 2n \\ \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^m \mathbf{y}_{k|k-1}^i \end{cases} \quad (12)$$

式中, $\mathbf{y}_{k|k-1}^i$ 为 k 时刻第 i 个输出 Sigma 点的估计值; $\hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}$ 为 k 时刻输出估计值。

5) 协方差及卡尔曼增益计算。

$$\mathbf{P}_{xy,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\mathbf{x}_{k|k-1}^i - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) (\mathbf{y}_{k|k-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})^T \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{yy,k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^c (\mathbf{y}_{k|k-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}) (\mathbf{y}_{k|k-1}^i - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1})^T + \mathbf{R}_{x,k} \quad (14)$$

$$\mathbf{G}_k = \mathbf{P}_{xy,k} \mathbf{P}_{yy,k}^{-1} \quad (15)$$

式中, $\mathbf{P}_{xy,k}$ 为 k 时刻的交叉误差协方差; $\mathbf{P}_{yy,k}$ 为 k 时刻的输出误差协方差; \mathbf{G}_k 为状态的卡尔曼增益。

6) 状态更新和协方差更新。

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{G}_k (\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1}) \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{G}_k \mathbf{P}_{yy,k} \mathbf{G}_k^T \quad (17)$$

式中, \mathbf{y}_k 为 k 时刻的实际电压测量值; $\hat{\mathbf{x}}_k$ 为 k 时刻的状态后验估计值; \mathbf{P}_k 为 k 时刻的状态误差协方差后验估计值。

7) 噪声协方差更新。

$$\hat{\mathbf{y}}_{k-1} = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (18)$$

$$\boldsymbol{\mu}_k = \mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_{k|k-1} \quad (19)$$

$$\mathbf{m}_k = \sum_{i=k-L_w+1}^k \boldsymbol{\mu}_i \boldsymbol{\mu}_i^T / L_w \quad (20)$$

$$\begin{cases} \mathbf{Q}_{x,k} = \mathbf{G}_k \mathbf{m}_k \mathbf{G}_k^T \\ \mathbf{R}_{x,k} = \mathbf{m}_k + \mathbf{P}_{yy,k} \end{cases} \quad (21)$$

式中, $\boldsymbol{\mu}_k$ 为 k 时刻输出的残差值; L_w 为滑动窗口长度; \mathbf{m}_k 为残差协方差。

1.2.2 基于 EKF 的模型参数辨识算法

基于 EKF 的模型参数辨识算法如下。

1) 初始化等效电路参数初始值 $\boldsymbol{\theta}_0$ 、参数误差协方差 \mathbf{P}_0^θ 、参数的过程噪声协方差矩阵 \mathbf{Q}_0^θ 、参数的测量噪声协方差矩阵 \mathbf{R}_0^θ 。

2) 更新时间。

模型参数预估如下:

$$\bar{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} \quad (22)$$

式中, $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}$ 为 $k-1$ 时刻的参数后验估计值; $\bar{\boldsymbol{\theta}}_k$ 为 k 时刻的参数先验估计值。

误差协方差预估如下:

$$\bar{\mathbf{P}}_k^\theta = \mathbf{P}_{k-1}^\theta + \mathbf{Q}_{k-1}^\theta \quad (23)$$

式中, \mathbf{P}_{k-1}^θ 为 $k-1$ 时刻的参数误差协方差后验估计值; $\bar{\mathbf{P}}_k^\theta$ 为 k 时刻的参数误差协方差先验估计值。

3) 状态更新。

参数卡尔曼增益矩阵为

$$\mathbf{K}_k^\theta = \bar{\mathbf{P}}_k^\theta (\mathbf{C}_k^\theta)^T \left[\mathbf{C}_k^\theta \bar{\mathbf{P}}_k^\theta (\mathbf{C}_k^\theta)^T + \mathbf{R}_k^\theta \right]^{-1} \quad (24)$$

式中, C_k^θ 为参数估计输出矩阵。

模型参数更新如下:

$$\hat{\theta}_k = \bar{\theta}_k + K_k^\theta (y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \quad (25)$$

式中, $\hat{\theta}_k$ 为 k 时刻的参数后验估计值。

误差协方差更新如下:

$$P_k^\theta = (I - K_k^\theta C_k^\theta) \bar{P}_k^\theta \quad (26)$$

式中, P_k^θ 为 k 时刻的参数误差协方差后验估计值。

为求解 C_k^θ , 需要对 θ 求偏微分方程, 求解过程如下:

$$\frac{dg(\hat{x}_{k|k-1}, u_k, \theta)}{d\theta} = \frac{\partial g(\hat{x}_{k|k-1}, u_k, \theta)}{\partial \theta} + \frac{\partial g(\hat{x}_{k|k-1}, u_k, \theta)}{\partial \hat{x}_{k|k-1}} \frac{d\hat{x}_{k|k-1}}{d\theta} \quad (27)$$

$$\frac{d\hat{x}_{k|k-1}}{d\theta} = \frac{\partial f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, \theta)}{\partial \theta} + \frac{\partial f(\hat{x}_{k-1}, u_{k-1}, \theta)}{\partial \hat{x}_{k-1}} \frac{d\hat{x}_{k-1}}{d\theta} \quad (28)$$

$$\frac{d\hat{x}_{k-1}}{d\theta} = G_{k-1} \frac{dg(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_{k-1}, \theta)}{d\theta} \quad (29)$$

1.3 超级电容 SOC 计算

超级电容的 SOC 定义为当前可用容量与最大可用容量的比值, 计算方法如下:

$$S_{\text{SOC}} = \frac{E}{E_{\text{rate}}} \quad (30)$$

式中, S_{SOC} 为超级电容的 SOC; E 为当前超级电容存储的能量; E_{rate} 为超级电容最大可用能量。当前可用能量、最大可用能量与电压的关系可表示如下:

$$\begin{cases} E = \frac{1}{2} C_{10} u_1^2 + \frac{1}{3} C_{11} u_1^3 + \frac{1}{2} C_2 u_2^2 \\ E_{\text{rate}} = \frac{1}{2} C u_{\text{rate}}^2 \end{cases} \quad (31)$$

式中, C 、 u_{rate} 分别为超级电容的额定容量和额定电压。

1.4 基于电阻电容参数的超级电容健康状态计算

超级电容老化时, 其等效内阻会逐渐增加, 可用容量会逐渐减小, 漏电流也会增加。虽然有许多微观层面的变化能反映超级电容的老化程度, 但难以实时获取超级电容在微观尺度上的变化情况, 故通过超级电容内阻和容量的变化判断超级电容老化的程度是常用的方法^[32]。基于电阻和容量变化的超级电容健康状态 (state of health, SOH) 计算方法如下:

$$\begin{cases} S_{\text{SOH}} = \frac{C - C_{\text{end}}}{C_{\text{rate}} - C_{\text{end}}} \times 100\% \\ S_{\text{SOH}} = \frac{R_{\text{end}} - R}{R_{\text{end}} - R_{\text{rate}}} \times 100\% \end{cases} \quad (32)$$

式中, C_{rate} 、 R_{rate} 分别为超级电容额定容量和额定内阻; C_{end} 、 R_{end} 分别为超级电容使用寿命结束时的容量和内阻; C 、 R 分别为超级电容实时容量和内阻。根据 Maxwell 制定的标准, 当超级电容实际容量为额定容量的 80%, 或者其实际内阻为额定内阻的 2 倍时, 可以认为超级电容已经达到了使用循环寿命的极限。

2 基于 EKF-AUKF 算法的超级电容状态估计仿真验证

2.1 瞬态模型可行性验证

为了验证将多支路模型简化为瞬态模型的可行性, 需要对瞬态模型的准确性进行分析: 首先, 给超级电容一个特定的输入激励电流, 测试其在此输入电流下的电压变化响应; 然后, 在 MATLAB 中将多支路模型输出电压与电压响应进行曲线拟合, 当拟合值的均方误差最小时, 即可得到最优拟合参数。

激励电流波形如图 3 所示。激励电流为脉冲电流, 超级电容产生的是瞬态响应, 且每个脉冲之间的间隔时间较短, 故代表超级电容长时自放电的参数 R_4 可设为常数, 不参与辨识。将多支路模型的端电压与图 3 所示电流激励下的超级电容实际端电压进行拟合, 拟合参数对比如表 1 所示。

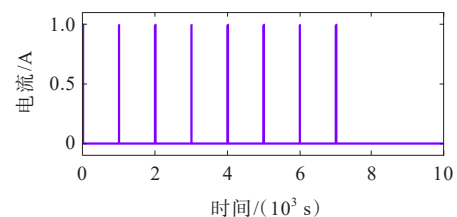


图 3 激励电流波形

Figure 3 Excitation current waveform

表 1 多支路模型拟合参数对比

Table 1 Comparison of fitting parameters for multi-branch model

数据类型	$C_{10}/$ F	$C_{11}/$ ($F \cdot V^{-1}$)	$R_1/$ m Ω	$C_2/$ F	$R_2/$ Ω	$C_3/$ F	$R_3/$ Ω
真实值	43.50	5.20	16.0	11.00	112.00	5.0	628.00
拟合参数	43.62	5.24	17.4	0.16	1.19	14.2	100.28

基于多支路模型拟合参数得到的超级电容输出电压与参考电压的对比如图 4 所示, e_u 为端电压拟合误差。

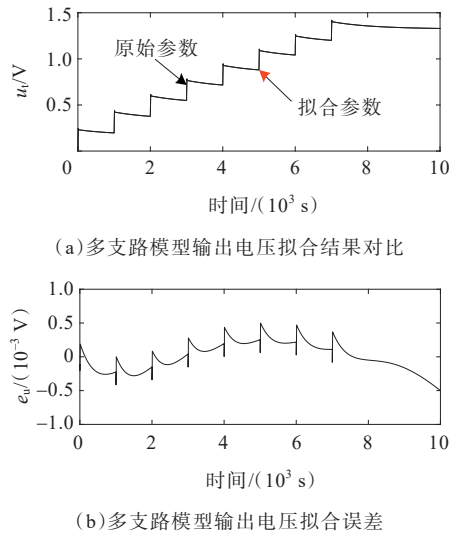


图 4 多支路模型输出电压与参考电压对比

Figure 4 Comparison of output voltage of multi-branch model and reference voltage

从图 4 的对比结果可知, 基于多支路模型的输出电压与参考电压之间的最大误差绝对值不超过 1 mV, 说明参数辨识结果是准确的, 但从参数拟合结果来看, 仅第一支路的拟合结果较为准确。图 4 展示的是设定工况下的参数拟合结果, 超级电容运行工况是多变的, 在不同工况下的拟合结果难以预料。由于多支路模型的复杂性, 离线参数辨识结果很可能陷入局部最优解, 有必要对多支路模型进行降阶。

在相同电流激励下, 瞬态模型的输入、输出关系与超级电容电压进行拟合, 拟合参数对比如表 2 所示。当采用瞬态模型时, 拟合到最优参数所用的拟合步骤比多支路模型拟合步骤少。

表 2 瞬态模型拟合参数对比

Table 2 Comparison of fitting parameters for transient model

数据类型	$R_1/\text{m}\Omega$	C_{10}/F	$C_{11}/(\text{F}\cdot\text{V}^{-1})$
参数计算初值	1.000	10.0	10.00
最优拟合结果	0.164	42.7	4.91

基于最优参数拟合结果的瞬态等效电路模型在图 3 所示电流激励下的输出电压与参考电压的对比如图 5 所示。从图 5 可知, 瞬态模型的电压响应与参考电压之间的误差也一直未超过 ± 1 mV。从电压响应结果可知, 瞬态模型的精度与多支路模型的精度相差不大, 且有效减少了待定参数数目, 降低了等效模型的阶数, 所以将多支路模型简化为瞬态模型是可行的。

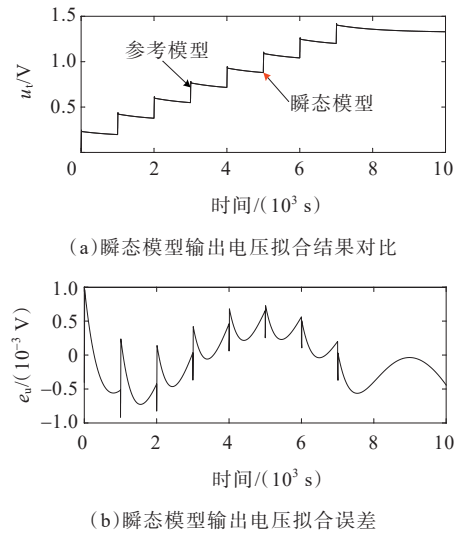


图 5 瞬态模型输出电压与参考电压对比

Figure 5 Comparison of output voltage of transient model and reference voltage

2.2 参数辨识与状态估计算法仿真验证

常规的超级电容 SOH 是基于单支路模型进行估计的, 由于第一支路的参数辨识结果较准, 可根据瞬态模型的参数辨识结果估计超级电容 SOH。在仿真中, 超级电容实际模型参数为 $R_1 = 16 \text{ m}\Omega$ 、 $C_{10} = 100 \text{ F}$ 、 $C_{11} = 50 \text{ F/V}$, 超级电容模型参数迭代初值为 $C_{10} = 20 \text{ F}$ 、 $C_{11} = 20 \text{ F/V}$, 采样时间 T_s 设置为 0.1 s。在仿真中, R_1 设为常值, 通过瞬态条件下的电压变化量与电流变化量的比值确定, 故只需要对 C_{10} 和 C_{11} 进行辨识即可。在仿真中, 采用幅值绝对值为 1 A 的正负交替电流方波给超级电容充放电。第一支路参数辨识结果如图 6 所示。

从仿真结果可知, 经过一段时间, 参数 C_{10} 和 C_{11} 会从初值收敛到真实值附近。参数辨识结果稳定后, C_{10} 和 C_{11} 的辨识误差在 5 F 和 5 F/V 之内, 说明参数辨识结果是准确的。仿真结果也显示 C_{10} 和 C_{11} 这两个参数的识别不受影响, 因为 R_1 的值太小, 充放电电流引起的压降小, 可以忽略, 只需要对 C_{10} 和 C_{11} 进行辨识即可。

为了进一步验证将 R_1 作为辨识参数时参数辨识的准确性, 将其作为状态参数进行辨识, 激励电流仍然采用图 6 所示的激励电流, R_1 初始值设置为 1 Ω , 其余参数的初始值均不变。参数辨识结果如图 7 所示。从仿真结果可知, C_{10} 和 C_{11} 的辨识结果没有受到 R_1 影响, 而 R_1 的稳态辨识误差达到了 50%, 辨识结果不可靠。从仿真结果来看, 估计超级电容 SOH 时, 采用可用容量作为判断条件得到的结果较为准确。

为了实现超级电容 SOC 的准确估计, 需要同时估计模型参数 C_{10} 、 C_{11} 和状态参数 u_1 , 这 3 个参数的

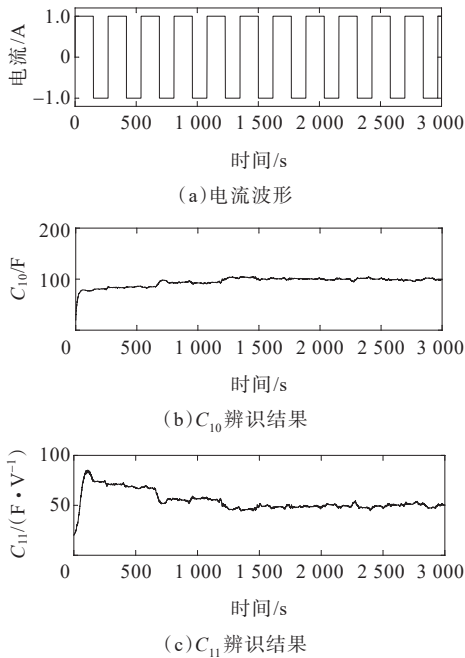


图 6 第一支路参数辨识结果

Figure 6 Parameter identification results of the first branch

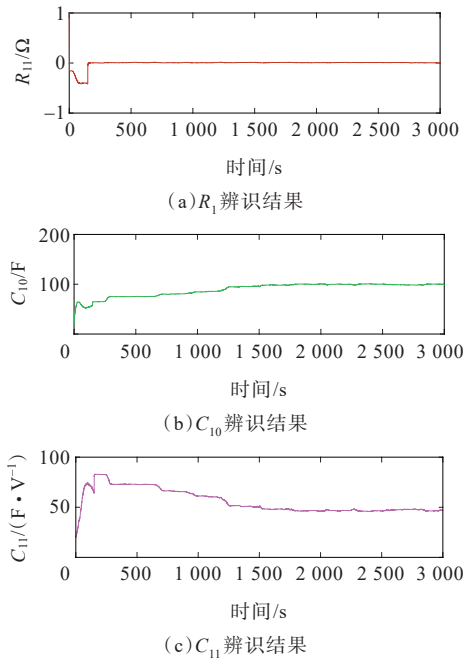


图 7 瞬态模型参数辨识结果

Figure 7 Parameter identification results of transient model

初值分别设置为 20 F、20 F/V、0.5 V, 参数 C_{10} 、 C_{11} 的真实值为表 2 所列最优参数拟合值。仿真中采样时间间隔设置为 0.1 s, 基于 EKF-AUKF 算法的超级电容参数辨识和状态估计结果如图 8 所示。

从图 8 可知, 超级电容的给定电流是周期为 300 s、幅值为 0.5 A 的正负交替的方波。采用 EKF 算法辨识超级电容等效电路参数时, C_{10} 和 C_{11} 能快速地收敛到真实值附近。采用 AUKF 算法估计超级电容状态参数时, u_1 的估计结果与参考值几乎重

合, 说明瞬态模型的估计精度较高。总体而言, 采用 EKF-AUKF 联合算法能实现较精确的超级电容等效电路模型参数辨识和状态估计。

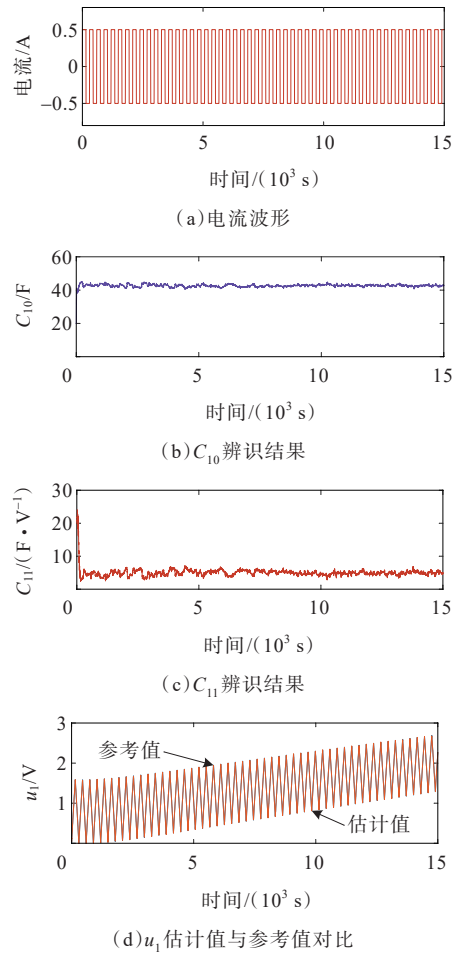


图 8 基于 EKF-AUKF 算法的超级电容参数辨识和状态估计结果

Figure 8 Results of parameter identification and state estimation for supercapacitors based on EKF-AUKF algorithm

3 实验验证

为验证理论分析和仿真的准确性, 本文搭建了如图 9 所示的实验平台, 该实验平台由电流源、超级电容、控制板、放电电阻和示波器等部分组成。其中, 超级电容容值为 50 F, 电阻阻值为 0.4 Ω。电流源设置为恒流模式给超级电容充电, 充电电流大小为 0.5 A, 超级电容放电为恒电阻放电模式。

实验时, 超级电容充电截止电压和放电截止电压分别设置为 1.5 V 和 0.3 V, 当超级电容的电压达到截止电压时, 进行充、放电模式切换。实验中简化模型各参数的初始值与图 7 所采用的仿真初始值相同。

图 10 展示了基于瞬态模型的超级电容电压估计及参数辨识实验结果。

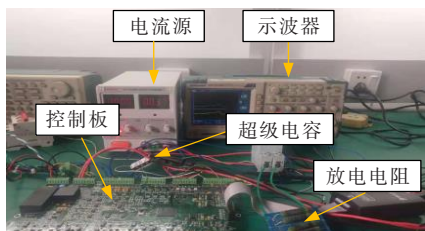


图9 实验平台

Figure 9 Experimental platform

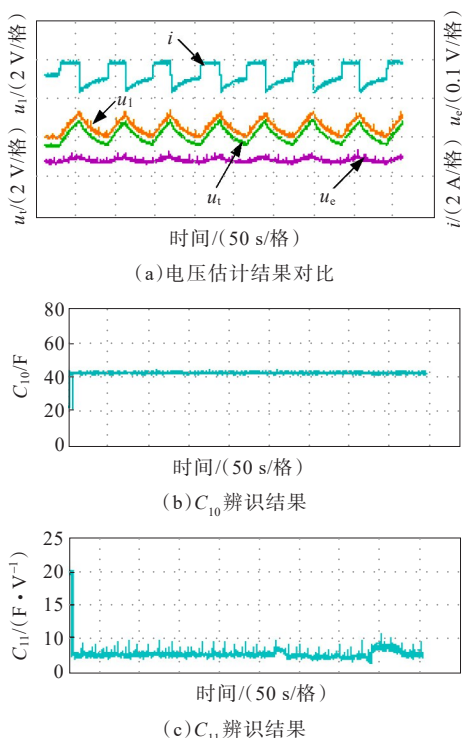


图10 超级电容状态估计及参数辨识实验结果

Figure 10 Experimental results of state estimation and parameter identification for supercapacitor

从实验结果可以看出,瞬态模型估计电压能快速响应端电压的变化,电压估计误差 u_e 小于 0.1 V ; C_{10} 从初值 20 F 迅速收敛到了真实值 42.7 F 附近; C_{11} 收敛到了 7.5 F/V 左右,与图8中的仿真值存在 2.5 F/V 的差异。参数辨识的实验结果与仿真结果之间存在一定差异,其原因在于实验工况与仿真工况存在一定的差异,仿真中是恒流充放电,实验中是恒流充电、恒电阻放电;另外,电压电流采样误差也有可能影响估计精度,但从总体参数辨识结果来看,均接近了最优参数拟合结果的值。总之,EKF-AUKF算法能够实现较精确的超级电容参数辨识和状态估计。

4 结语

本文基于超级电容瞬态模型提出了EKF-AUKF算法,实现了超级电容瞬态模型等效电路参数的快速识别和状态估计,得出了如下结论。

1) 在瞬态条件下,若能保证参数辨识精度,将超级电容多支路模型简化为瞬态模型不会降低模型精度。超级电容等效内阻很小,在线辨识结果未必会比离线辨识结果更准确,基于等效电路模型参数辨识结果计算超级电容SOH时,采用第一支路电容辨识结果比采用第一支路内阻辨识结果更可靠。

2) EKF-AUKF算法能够实现准确的超级电容等效电路参数辨识和状态估计。由于实验条件的限制,本文未能采用和仿真一样的工况进行实验验证,导致实验参数辨识结果与仿真结果存在一定的误差。

参考文献:

- [1] ZHANG L, HU X S, WANG Z P, et al. A review of supercapacitor modeling, estimation, and applications: a control/management perspective[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews,2018,81: 1868-1878.
- [2] 韩亚伟,姜挥,付强,等.超级电容器国内外应用现状研究[J].上海节能,2021(1): 43-52.
HAN Yawei, JIANG Hui, FU Qiang, et al. Research on application status of super-capacitors in domestic and overseas market[J].Shanghai Energy Conservation,2021(1): 43-52.
- [3] 吴晋波,龚禹生,黄际元,等.基于模糊协同控制的多级电池均衡策略及其动态效能优化研究[J].高压电器,2025,61(11): 129-137.
WU Jinbo,GONG Yusheng,HUANG Jiyuan,et al.Research on multi-stage battery equalization based on fuzzy collaborative control and its dynamic performance optimization[J]. High Voltage Apparatus,2025,61(11): 129-137.
- [4] AYOB A, ANSARI S, LIPU M S H, et al. SOC, SOH and RUL estimation for supercapacitor management system: methods, implementation factors, limitations and future research improvements[J].Batteries,2022,8(10): 189.
- [5] 王露霄,段建东,张凯,等.超级电容快速在线参数辨识及状态估计[J].电机与控制学报,2022,26(1): 57-67.
WANG Luxiao,DUAN Jiandong,ZHANG Kai,et al.Fast online parameter identification and state estimation of supercapacitor[J].Electric Machines and Control,2022,26(1): 57-67.
- [6] 马宏忠,宣文婧,朱沐雨,等.基于LWOA-LSTM的大容量锂电池SOC估计[J].中国电力,2024,57(6): 37-44.
MA Hongzhong,XUAN Wenjing,ZHU Muyu,et al.SOC estimation of large capacity lithium batteries based on LWOA-LSTM[J].Electric Power,2024,57(6): 37-44.
- [7] LIU C L,ZHANG Y,SUN J R,et al.Stacked bidirectional LSTM RNN to evaluate the remaining useful life of supercapacitor[J]. International Journal of Energy Research,2022,46(3): 3034-3043.
- [8] LI H,JIANG X G,ZHU R,et al.Distributed estimation of state-of-charge of supercapacitor packs: a consensus-based approach[J].Journal of Energy Storage,2024,102: 113907.
- [9] ZHAO Y M,XIE W C,FANG Z W,et al.A parameters identification method of the equivalent circuit model of

- the supercapacitor cell module based on segmentation optimization[J].IEEE Access,2020,8: 92895-92906.
- [10] MITRA S K, KARANKI S B. An SOC based adaptive energy management system for hybrid energy storage system integration to DC grid[J]. IEEE Transactions on Industry Applications,2023,59(1): 1152-1161.
- [11] 宋磊,陆春光,刘琳,等.基于修正安时积分法的磷酸铁锂电池荷电状态估计[J].郑州大学学报(工学版),2023,44(6): 84-90.
SONG Lei,LU Chunguang,LIU Lin,et al.State of charge estimation of LiFePO₄ battery based on modified amper-hour integral method[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science),2023,44(6): 84-90.
- [12] GONG D L, GAO Y, KOU Y L. Parameter and state of charge estimation simultaneously for lithium-ion battery based on improved open circuit voltage estimation method[J].Energy Technology,2021,9(9): 2100235.
- [13] NAVID Q,HASSAN A.An accurate and precise grey box model of a low-power lithium-ion battery and capacitor/supercapacitor for accurate estimation of state-of-charge [J].Batteries,2019,5(3): 50.
- [14] DENG Q,QIU D Y,XIE Z W,et al.Online SOC estimation of supercapacitor energy storage system based on fractional-order model[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2023,72: 1502010.
- [15] XIE C J, LIU X, HUANG L, et al. Modeling of supercapacitor modules in the hybrid powertrain with a nonlinear 3-branch equivalent circuit[J]. International Journal of Energy Research,2018,42(11): 3524-3534.
- [16] XU D, ZHANG L, WANG B, et al. Modeling of supercapacitor behavior with an improved two-branch equivalent circuit[J].IEEE Access,2019,7: 26379-26390.
- [17] SELVARAJ V,VAIRAVASUNDARAM I.A comprehensive review of state of charge estimation in lithium-ion batteries used in electric vehicles[J]. Journal of Energy Storage,2023,72: 108777.
- [18] HU X S,SUN F C,ZOU Y.Estimation of state of charge of a lithium-ion battery pack for electric vehicles using an adaptive luenberger observer[J].Energies,2010,3(9): 1586-1603.
- [19] OBEID H, PETRONE R, CHAOUI H, et al. Higher order sliding-mode observers for state-of-charge and state-of-health estimation of lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2023,72(4): 4482-4492.
- [20] 邹国发,高祥,王春.考虑锂电池多时间尺度效应的参数辨识与 SOC 估计方法[J].电力系统保护与控制,2024,52(21): 71-80.
ZOU Guofa, GAO Xiang, WANG Chun. Parameter identification and SOC estimation methods considering multi-timescale effect lithium batteries[J].Power System Protection and Control,2024,52(21): 71-80.
- [21] 翟苏巍,李文云,周成,等.基于改进概率神经网络的储能电池荷电状态估计[J].智慧电力,2024,52(2): 94-100.
ZHAI Suwei, LI Wenyun, ZHOU Cheng, et al. State-of-charge estimation of energy storage batteries based on modified probabilistic neural networks[J]. Smart Power, 2024,52(2): 94-100.
- [22] MAITY S, SAHA M, SAHA P, et al. Fractional calculus-based modeling and state-of-charge estimation of supercapacitor[J]. Journal of Energy Storage,2024,81: 110317.
- [23] ZHAO Y M, XIE W C, WU J H. A novel SoC estimation method for supercapacitor cell module based on EKF-MF hybrid filtering algorithm[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology,2024,19(8): 4927-4940.
- [24] 王春,李强.基于无迹卡尔曼滤波的超级电容 SOC 估计[J].电源技术,2021,45(12): 1624-1627.
WANG Chun, LI Qiang. State of charge estimation of ultracapacitors based on unscented Kalman filter[J].Chinese Journal of Power Sources,2021,45(12): 1624-1627.
- [25] LIU B C, XU Y H, ZHANG H G, et al. State of charge estimation of supercapacitor under different temperatures using particle filter algorithm based on fractional-order model[J]. Journal of the Electrochemical Society,2023,170(9): 090541.
- [26] REN J, XU Y H, ZHANG H G, et al. State of charge estimation of ultracapacitor based on forgetting factor recursive least square and extended Kalman filter algorithm at full temperature range[J]. Heliyon, 2022, 8 (11): e11146.
- [27] DUAN W X, SONG C X, CHEN Y, et al. Online parameter identification and state of charge estimation of battery based on multitimescale adaptive double Kalman filter algorithm[J].Mathematical Problems in Engineering,2020, 2020(1): 9502605.
- [28] 刘巨,任羽纶,易柏年,等. LSTM-EKF 算法实现储能集装箱电芯 SOC 的优化估计[J].电力科学与技术学报, 2024,39(2): 198-206.
LIU Ju, REN Yulun, YI Bonian, et al. Optimal estimation of cell SOC in energy storage container with LSTM-EKF algorithm[J].Journal of Electric Power Science and Technology,2024,39(2): 198-206.
- [29] HUANG J F, AN Q, ZHOU M Y, et al. A self-adaptive joint optimization framework for marine hybrid energy storage system design considering load fluctuation characteristics[J].Applied Energy,2024,361: 122973.
- [30] YANG H Z. Estimation of supercapacitor charge capacity bounds considering charge redistribution[J].IEEE Transactions on Power Electronics,2018,33(8): 6980-6993.
- [31] YANG F F, XING Y J, WANG D, et al. A comparative study of three model-based algorithms for estimating state-of-charge of lithium-ion batteries under a new combined dynamic loading profile[J]. Applied Energy, 2016,164: 387-399.
- [32] 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.
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.