

引用格式:高延增,徐东辉.基于混沌自适应同步控制的锂电池一阶RC模型参数在线辨识[J].电力科学与技术学报,2025,40(1):190-198.

Citation: ZHU Chen, WANG Mingxi, ZHANG Yang, et al. Online identification of first-order RC model parameters of lithium-ion battery based on chaotic adaptive synchronous control[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2025, 40(1): 190-198.

基于混沌自适应同步控制的锂电池一阶 RC模型参数在线辨识

高延增^{1,2}, 徐东辉³

(1.嘉应学院计算机学院,广东梅州514015;2.华南理工大学土木与交通学院,广东广州510641;

3.南昌师范学院数学与信息科学学院,江西南昌330032)

摘要:由于锂离子电池在使用过程中具有动态性、慢时变性及强非线性特点,导致在线辨识锂电池一阶RC模型未知参数存在精确度低、实时性差等难题。为此,首先利用荷控忆阻器与一阶RC模型建立基于荷控忆阻器的一阶RC模型混沌系统,调整荷控忆阻器参数使该系统进入混沌状态,并分析系统的动力学特性;然后构建混沌系统未知参数的自适应控制规律,并将其应用于基于荷控忆阻器的一阶RC模型混沌系统中,实时在线辨识锂电池一阶RC模型未知参数,获得有效的辨识值。有效克服传统估计算法受数据样本空间大小的限制,同时受环境温度、行驶路况、负载状况及电池材料情况等影响。最后实验仿真结果表明,建立的混沌系统具有丰富的动力学特性,所提未知参数的自适应控制规律辨识算法具有较好的实时性、准确性、鲁棒性及较快的收敛速度。

关键词:锂离子电池;等效电路模型;混沌系统;参数辨识;健康状态估计

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2025.01.020 **中图分类号:** TM912.9 **文章编号:** 1673-9140(2025)01-0190-09

Online identification of first-order RC model parameters of lithium-ion battery based on chaotic adaptive synchronous control

GAO Yanzeng^{1,2}, XU Donghui³

(1.School of Computer Science, Jiaying University, Meizhou 514015, China; 2.School of Civil Engineering and Transportation,

South China University of Technology, Guangzhou 510641, China; 3.School of Mathematics and Information Science,

Nanchang Normal University, Nanchang 330032, China)

Abstract: Due to the dynamic, slowly time-varying, and strongly nonlinear characteristics of lithium-ion batteries in use, identifying the unknown parameters of first-order RC models online faces challenges, such as low accuracy and poor real-time performance. To address this issue, a chaotic system is proposed based on a charge-controlled memristor and a first-order RC model. The charge-controlled memristor parameters are adjusted to drive the system into a chaotic state, and the system's dynamic characteristics are analyzed. Next, an adaptive control law of the unknown parameters of the chaotic system is constructed and applied to the chaotic system. This enables the online identification of unknown parameters of the first-order RC model of lithium batteries in real time, obtaining effective parameter values and overcoming shortcomings of traditional estimation algorithms that are limited by the size of data sample space and affected by factors such as ambient temperature, road conditions, load conditions, and battery materials. The experimental simulation results show that the chaotic system established in this paper possesses rich dynamic characteristics, and the proposed adaptive control algorithm for unknown parameter identification offers good real-time performance, accuracy, robustness, and fast convergence speed.

Key words: lithium-ion battery; equivalent circuit model; chaotic system; parameter identification; state of health estimation

收稿日期:2024-04-18;修回日期:2024-05-29

基金项目:国家自然科学基金(51176014);江西省科技厅科技支撑计划(20151BBE50108);江西省重点研发计划(20192BBHL80002);江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ202601,GJJ202610,GJJ202609);南昌师范学院博士科研启动基金(NSBSJJ2020011)

通信作者:徐东辉(1978—),男,博士,教授,主要从事汽车节能减排控制与新能源技术等研究;E-mail:1352291506@qq.com

与传统燃油车相比较,新能源电动汽车能将排放降低到零或接近零,避免机油、润滑油等泄漏而造成水、土资源污染,且没有二氧化碳等温室气体排放,近年来得到全世界各国政府的大力推广,同时受到广大用户的普遍青睐^[1-4]。作为新能源电动汽车的动力来源,动力电池的发展决定着电动汽车的未来。锂离子电池因其温度适应性宽、能量密度高及自放电率小等优点,目前已成为电动汽车动力源发展的重要方向,成为当前锂离子电池行业研究的热门,也是当前研究难点^[5-6]。

目前,在电池系统中能直接获取的数据量仅有端口电压和电流,而与电池性能直接相关的内部状态量(如能量、荷电、健康及功率状态等)及电池模型各类参数则只能采用间接方法(如辨识或估计等)才能获得^[7-8]。针对上述问题,近年来电池模型未知参数的在线辨识得到了广大学者大量的研究和关注,并提出了许多估计模型或估计方法。估计模型或估计方法总体上可分为基于模型和数据驱动的方法^[9-10]。至今已经报道了许多关于基于模型的在线辨识方法理论结果,在线辨识过程中,该方法重点考虑电池的负载状况、材料特性和退化机理,具有较好的完整性,如:文献[11-12]提出了带遗忘因子的递推最小二乘法(forgetting factors recursive least square algorithm, FFRLS)将其应用于二阶RC等效电路模型未知参数的实时在线辨识中,仿真结果显示在线参数辨识方法下的电池模型具有更高的估算精度;文献[13]针对传统递推最小二乘法在多时间尺度系统应用中存在辨识精度低的问题,提出了基于分布式最小二乘的模型辨识参数方法,并将其应用于锂电池二阶RC模型未知参数的辨识中,仿真实验显示分布式最小二乘法的准确性及快速性;文献[14]采用Levenberg-Marquard算法对非线性最小二乘优化模型进行求解,得到非凸最优解,但受初始值选定影响,实验仿真结果表明,在适当的初始值条件下能有效辨识出二阶RC等效电路模型参数,且具有较好的快速性、准确性。

基于数据驱动的方法以其优越的非线性映射能力在电池领域中占有重要地位,与基于模型的方法相比,其将电池视为“飞行事故记录器”的数据驱动方法使用机器学习来分析数据^[15]。该方法数据完整性好,不需要烦琐的人工建模过程,具有自主学习及较好的自适应能力,如:文献[16-17]提出一种基于反向传播神经网络的多参数在线辨识方法,并将该在线辨识算法对锂离子电池分数阶模型的

多参数进行在线辨识,仿真和实验验证了该在线辨识方法的速度和准确性;文献[18]采用遗传BP(back propagation)神经网络对双极化锂电池模型参数进行在线辨识,采用遗传算法获得BP网络的初始权值和阈值全局最优,实验仿真表明了方法是有效。但是上述参数辨识算法大多数属于数据驱动方法,该类算法容易陷入局部最优,存在数学建模效果差、计算量过大以及难以在线实现等缺陷^[19]。

近年来随着科技的进步,以上提到的基于模型在线参数辨识方法的辨识精确度、时效性等各方面都得到了有效的提高,但其辨识性能依然受到电池模型准确性的影响,同时也受到环境状况及负载情况的影响。而基于数据驱动的辨识方法虽然有效避免了建立准确的电池模型难题,但是该方法的辨识精确度受驱动数据样本空间及数据准确度的影响。由于锂离子电池的性能具有高度非线性和慢时变特性,难以用一种有效的数据驱动方法准确呈现其性能;同时数据采集系统容易受到各种干扰(如噪声、电磁波等),并且采集到的数据通常为一维状态空间,而实际的锂电池系统属于多维状态空间,具有高度复杂的非线性特征,因此,用一维状态空间数量估计多维非线性状态空间时其估计精确度必会受到影响。

针对以上辨识算法存在的缺陷,本文利用荷控忆阻器^[20-21]与一阶RC模型有效结合,首先,建立基于荷控忆阻器的一阶RC模型混沌系统,调整荷控忆阻器参数使该系统进入混沌状态,并分析系统的动力学特性;然后,采用构建混沌系统的自适应控制规律,实现一阶RC模型的未知参数实时在线辨识;最后,通过数值仿真验证本文建立的四阶混沌系统的动力学特性、未知参数的自适应控制规律辨识算法的实时性及准确性。该方法能有效克服数据样本空间的限制,同时也不受环境温度、行驶路况、负载状况及电池材料情况影响,仅需要调节荷控忆阻器参数使得构建的混沌系统进入混沌状态,再利用自适应控制规律实现一阶RC模型的未知参数实时在线跟踪。

1 混沌系统参数辨识算法分析

假定四维超混沌系统^[22]函数表达式如下:

$$\dot{x}_i = f_i(x, q), i = 1, 2, 3, 4 \quad (1)$$

式中, $x = (x_1, x_2, x_3, x_4)$ 为状态变量; q 为驱动系统的未知参数。

假设 q 空间为 ϕ , 则式(1)表示为

$$f_i(x, q) = c_i(x) + \sum_{j=1}^m q_{ij} \theta_{ij}(x),$$

$$q_{ij} \in \phi, i = 1, 2, 3, 4 \quad (2)$$

式中, $c_i(x)$ 为 $f_i(x, q)$ 中不含参数的其余部分; q_{ij} 为响应系统未知参数。

式(2)满足 Lipschitz 条件, 即对于任何 $q_{ij} \in \phi$, $x = (x_1, x_2, x_3, x_4)$ 及初始值 $x(0) = (x_1(0), x_2(0), x_3(0), x_4(0))$, 都存在一个常数 $l > 0$, 满足:

$$|f_i(x, q) - f_i(x(0), q)| \leq l \cdot \max_i |x_i - x_i(0)|,$$

$$i = 1, 2, 3, 4 \quad (3)$$

为了精确地实时在线辨识基于荷控忆阻器的一阶 RC 模型混沌系统的未知参数(此处主要是一阶 RC 模型的未知参数), 若混沌系统有至少 2 个大于零的 Liapunov 指数(Liapunov exponent, LE), 则至少需要 2 个时间序列才能有效描述系统的动力学特性, 为此可建立式(1)的响应系统, 其动力学方程为

$$\begin{cases} \dot{y}_n = f_n(y, p) + \varphi_n(y_n - x_n) = c_n(y) + \sum_{j=1}^m p_{nj} \cdot \\ \quad f_{nj}(y) + \varphi_n(y_n - x_n), n = 2, 4 \\ \dot{y}_m = f_m(y, p) = c_m(y) + \sum_{m=1}^m p_{mj} f_{mj}(y), m = 1, 3 \end{cases} \quad (4)$$

式中, φ_n 为系统的去耦合系数; $p_{ij} (i=n, m; p_{ij} \in \phi)$ 为响应系统的未知参数。并保证不等式关系 $|f_j(x, q) - f_i(x, q)| \leq l \cdot \max |x_j - x_i|$ 成立。

若用 $e_j = y_j - x_j$ 表示响应与驱动系统变量差, 即式(2)、(4)的变量差, 则变量差存在不等式关系:

$$|y_n - x_n| \leq \lambda |(y_k - x_k)|, \lambda > 0, n \rightarrow \infty \quad (5)$$

因此, 可构建混沌系统未知参数变量 φ_n 和 p_{ij} 随时间变化的自适应控制规律, 即

$$\begin{cases} \dot{\varphi}_i = -\gamma_i e_i^2 \\ \dot{p}_{nj} = -\delta_{nj} e_n \theta_{nj}(y) \\ \dot{p}_{kj} = -\lambda_{kj} \delta_{kj} e_k \theta_{kj}(y) \\ i = 1, 2, 3, 4, n = 2, 4, k = 1, 3 \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\gamma_i, \delta_{nj}, \lambda_{kj}$ 为常数。

进一步建立四维超混沌系统的非负 Liapunov 函数^[23]:

$$V = \frac{1}{2} \left\{ \sum_n \left[e_n^2 + \frac{1}{\delta_{nj}} (p_{nj} - q_{nj})^2 \right] + \sum_k \left[e_k^2 + \frac{1}{\delta_{kj}} (p_{kj} - q_{kj})^2 \right] + \sum_i \frac{1}{\gamma_i} (\varphi_i + L)^2 \right\} \quad (7)$$

式中, L 为常数。

对式(7)进行时间变量求导, 可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \sum_n \left[e_n (\dot{y}_n - \dot{x}_n) + \frac{1}{\delta_{nj}} (p_{nj} - q_{nj}) \dot{p}_{nj} \right] + \\ & \sum_k \left[e_k (\dot{y}_k - \dot{x}_k) + \frac{1}{\delta_{kj}} (p_{kj} - q_{kj}) \dot{p}_{kj} \right] + \\ & \sum_i \frac{1}{\gamma_i} (\varphi_i + L) \dot{\varphi}_i = \sum_n \left[e_n (c_n(y) - c_n(x)) + \right. \\ & q_{nj} (\theta_{nj}(y, q) - \theta_{nj}(x, p))] + \sum_k \left[e_k (F_k(y, p) - \right. \\ & F_k(x, q)) + \lambda (p_{kj} - q_{kj}) e_k f_{kj}(y, p) \left. \right] + \\ & \sum_i (-L e_i^2) < \sum_i \left[e_i (f_i(y, q) - f_i(x, q)) - \right. \\ & L e_i^2 \left. \right] + \sum_k \lambda \left[e_k (f_k(y, q) - f_k(x, q)) \right] \leq \\ & (l \cdot \max - L) e_i^2 + l \cdot \max \cdot \lambda \cdot e_k^2 = \\ & (pl \cdot \max - L) e_i^2 \quad (8) \end{aligned}$$

当取 $L > pl \cdot \max$ 时, 式(8)中 $\dot{V} < 0$ 成立。

通过式(8)可知, 当选取适当的驱动变量使式(5)满足利普希茨条件时, 可采用本文建立的混沌系统未知参数的自适应控制规律式(6), 使得驱动系统与响应系统实现自适应同步, 也即响应系统式(1)与驱动系统式(4)达到自适应同步; 当响应系统式(1)和驱动系统式(4)达到完全的自适应同步后, 实现 $q_{ij} = p_{ij}$ 。由此可知, 通过自适应同步控制后可以实时在线辨识获取系统式(1)(驱动系统)中的未知参数 q_{ij} 。

2 基于荷控忆阻器的一阶 RC 模型混沌系统建立

等效电路模型具有结构简单、模型参数容易通过实时在线的方法进行辨识获取等优点, 目前已经广泛用于描述锂离子电池的内部动力学。在综合考虑数学建模的复杂性、精确性及鲁棒性等基础上, 由于一阶 RC 模型具有数学建模简单、较好的精确性及易于在线参数辨识等优点, 因此, 本文选取一阶 RC 模型描述锂电池工作过程中的动力学特性, 原理如图 1 所示。

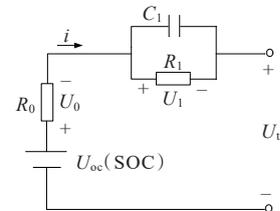


图 1 一阶 RC 模型原理示意

Figure 1 First-order RC model principle

图 1 中 U_{oc} 、 U_1 分别为一阶 RC 模型的开路电压, R_1 、 R_0 分别为锂离子电池的极化电阻和欧姆内阻, C_1 为极化电容。

忆阻器是一种两端无源非线性器件, 具有记忆特性、非易失性等特点, 将其接入电路中构成混沌电路, 该混沌电路具有丰富的非线性动力学特性。忆阻器通常分为磁控和荷控忆阻器 2 种^[24]。因为本文主要考虑通过电荷而不是磁通的变化来实现忆阻器的非线性变化特性, 因此为研究方便, 本文采用荷控忆阻器与电阻、电感及一阶 RC 模型一起建立四维混沌系统, 如图 2 所示, L_1 、 L_2 为 2 个不同的电感线圈; R 为外接电阻; $M(q)$ 为荷控忆阻器; U_0 为欧姆电阻 R_0 两端的电压; U_1 为电容 C_1 两端的电压; U_2 为电感 L_2 两端的电压; U_3 为电感 L_1 两端的电压; U_4 为荷控忆阻器 $M(q)$ 两端的电压; U_5 为外接电阻 R 两端的电压; i 为流过 R_0 的电流; i_1 为流过 R 的电流; i_2 为流过 $M(q)$ 的电流。

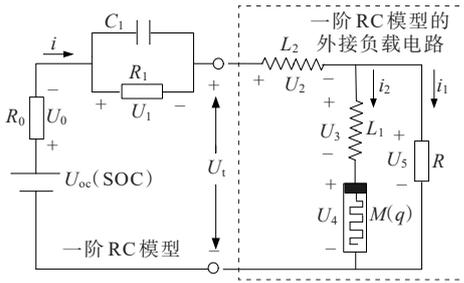


图 2 基于荷控忆阻器的一阶 RC 模型混沌系统

Figure 2 Chaotic system of first-order RC model based on charge-controlled memristor

荷控忆阻器的增益忆阻数学模型如下:

$$M(q) = d\varphi(q)/dt = a + 3dq^2 \quad (9)$$

式中, $q = \int i_3 dt$; a 、 d 均为常数, 且 $a > 0$ 、 $d > 0$ 。

依据基尔霍夫电流、电压定律, 假定图 2 中 i 、 i_1 、 i_2 方向为电流参考方向, 由此可得微分方程为

$$\begin{cases} L_1 \frac{di_2}{dt} = Ri_1 - M(q)i_2 \\ L_2 \frac{di}{dt} = u_{oc} - R_0i - u_1 - Ri_1 \\ C_1 \frac{du_1}{dt} = i - \frac{u_1}{R_1} \\ \frac{dq}{dt} = i_2 \end{cases} \quad (10)$$

将 $i_1 = i - i_2$ 代入式 (10), 并假定 $i_3 = \dot{x}_1$, $i = \dot{x}_2$, $u_1 = \dot{x}_3$, $q = \dot{x}_4$, $u_{oc} = 0$ (令 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 为本文建立的四维混沌系统的 4 个状态变量), 令 $\alpha = 1/L_1$ 、

$\beta = 1/L_2$ 、 $\gamma = 1/C_1$, 则可得本文构建的四维超混沌系统数学模型为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = \alpha [Rx_2 - (R + M(q))x_1] \\ \dot{x}_2 = \beta [Rx_1 - (R_0 + R)x_2 - x_3] \\ \dot{x}_3 = \gamma (x_2 - x_3/R_1) \\ \dot{x}_4 = x_1 \end{cases} \quad (11)$$

当式 (11) 中的参数 $\alpha = 8.6$ 、 $\beta = 1.1$ 、 $R = 1.12$ 时, $M(q)$ 中的 $\alpha = -1.34$ 、 $d = 0.46$, 同时令 $A = 1.1R_0$ 、 $B = \gamma = 1/C_1$ 、 $E = \gamma/R_1 = 1/R_1C_1$, 可得:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = 9.604(x_2 - x_1) - 8.6(-1.24 + 1.38x_4^2)x_1 \\ \dot{x}_2 = 1.454(x_1 - x_2) - Ax_2 - 1.1x_3 \\ \dot{x}_3 = Bx_2 - Ex_3 \\ \dot{x}_4 = x_1 \end{cases} \quad (12)$$

式中系数 A 、 B 、 E 为本文构建的四维超混沌系统动力学数学表达式的未知参数, 其中 A 与一阶 RC 模型中的欧姆电阻 R_0 呈线性关系, B 为一阶 RC 模型中极化电容的倒数, E 为锂电池一阶 RC 模型中的极化电阻 R_1 、电容 C_1 乘积的倒数, 四维超混沌系统动力学系统相应的状态变量为 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 。

当 $A = 0.26$ 、 $B = 14.19$ 、 $E = 0.12$, 且混沌系统的初始状态值设定为 $(0.0, 0.01, 0.0, 0.0)$ 时, 在 MATLAB 软件平台上, 利用四阶龙格库塔法 (步长设为 0.01) 对本文建立的四维超混沌系统的动力学特性进行仿真实验, 获得系统相轨、时域波形, 分别如图 3、4 所示, 表明本文建立的四维超混沌系统动力学系统生成了双涡卷混沌吸引子, 具有丰富的动力学特性。

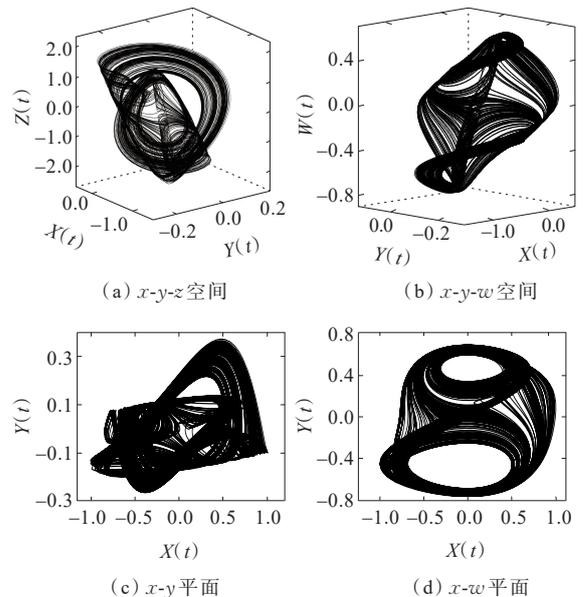


图 3 系统相轨

Figure 3 System phase track

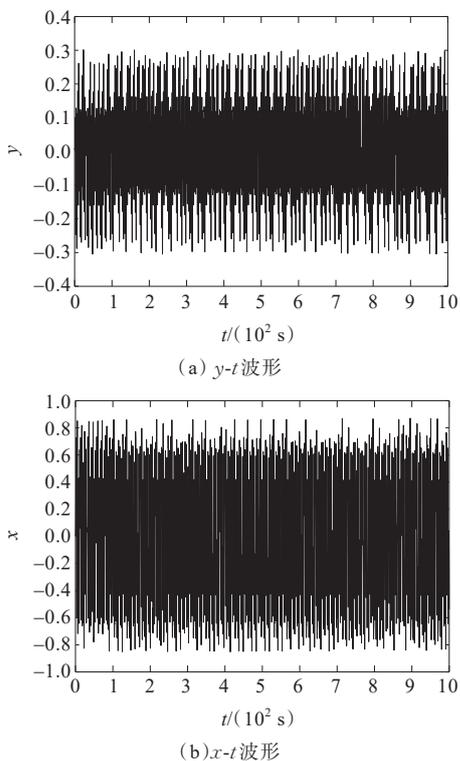


图 4 时域波形

Figure 4 Time-domain waveform

对于式(12),当本文建立的四维超混沌系统未知参数 $A=0.26, B=14.19, E=0.12$,且系统的状态初始值取为 $(0.0, 0.04, 0.0, 0.0)$ 时,通过仿真得到该四维超混沌系统,LE谱如图5所示,本文建立的四维超混沌系统的LE形式为 $(+, +, -, -)$, $LE_1 > 0, LE_2 > 0, LE_3 < 0, LE_4 < 0$ 。图3~5表明了本文构建的基于忆阻器的一阶RC模型混沌系统生成了双涡卷吸引子,具有丰富的非线性动力学特性,属于四维超混沌系统。

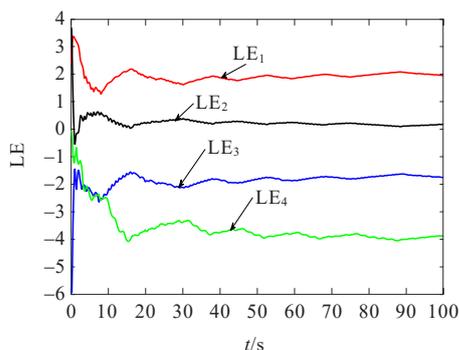


图 5 LE谱

Figure 5 LE spectrum

3 一阶RC模型参数辨识

依据式(4)构建四维超混沌系统的线性驱动系统,若选择 x_2, x_4 作为驱动变量,由此可知 $\varphi_1 = \varphi_3 =$

0,则通过式(6)可得耦合系统参数随时间自适应控制规律的表达形式为

$$\begin{cases} \dot{\varphi}_2 = -5e_2^2 \\ \dot{\varphi}_4 = -5e_4^2 \\ \dot{A} = -y_2(y_2 - x_2) \\ \dot{B} = -y_2(y_3 - x_3) \\ \dot{E} = -y_3(y_3 - x_3) \end{cases} \quad (13)$$

若驱动和响应系统中的初始状态分别设定为 $x_0=(2, 0, 10, 0), y_0=(0.4, -0.106, 0.1, 1)$,其中参数 A_1, B_1, E_1 为 A, B, E 的估计值,经调节驱动系统中忆阻器等相关参数使得驱动系统此时处于超混沌状态,假定驱动系统中未知参数 A, B, E 的当前值为 $(0.19, 14, 4.4)$,也即为本文建立的四维混沌系统中未知参数 A, B, E 的实际值。此时将响应系统中未知参数 A_1, B_1, E_1 的初始值设置为 $(0.25, 14.19, 0.36)$,依据构建的自适应控制规律式(13),在MATLAB软件平台上的仿真结果表明:未知参数 A_1, B_1, E_1 在波动 2 s 后迅速准确地收敛在 0.191 2、14.012 0 和 4.432 0 处,与 A, B, E 当前实际值 $(0.19, 14, 4.4)$ 相比较,其相对误差分别为 0.63%、0.86%、0.73%。控制器作用下的未知参数 A_1, B_1, E_1 的辨识过程如图6所示。

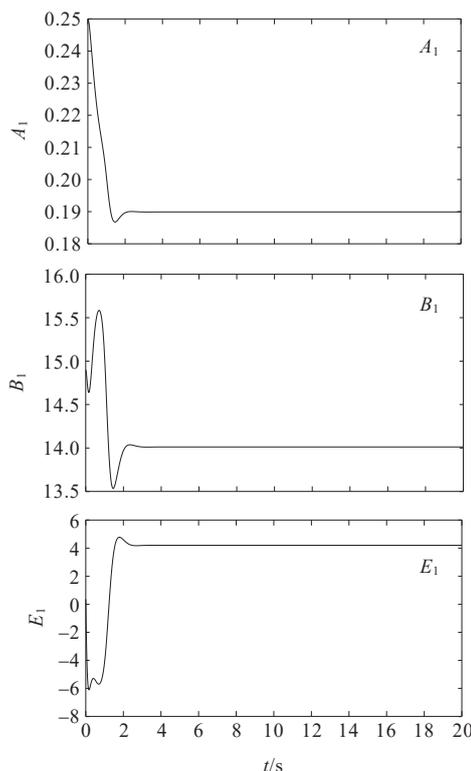


图 6 控制器作用下的未知参数 A_1, B_1, E_1 的辨识过程

Figure 6 Identification process of unknown parameters A_1, B_1 and E_1 under the action of controller

计算锂电池一阶RC模型未知参数 R_0, R_1, C_1 的辨识值 R'_0, R'_1, C'_1 ,计算公式为

$$\begin{cases} A_1 = 1.1R'_0 \\ B_1 = \gamma = 1/C'_1 \\ E_1 = \gamma/R'_1 = 1/R'_1 C'_1 \end{cases} \quad (14)$$

由式(14)可得 R'_0, R'_1, C'_1 分别为0.173 8、0.071 4、3.161 6。

4 实验仿真验证与分析

在混合功率脉冲特性(hybrid pulse power characterization, HPPC)工况下^[25],本文将采用自适应控制规律和FFRLS这2种算法同时对一阶RC模型未知参数进行实时在线辨识,以得到不同SOC点处未知参数的辨识值。为了有效验证自适应控制规律与FFRLS的准确性,在驱动循环测试(drive cycle test, DST)工况^[26]及实验环境温度25℃下,进行模型参数辨识精度对比分析。

4.1 FFRLS算法参数辨识原理分析

FFRLS方程如下:

$$z_k = \psi_k \vartheta_k + \varepsilon \quad (15)$$

式中, ε 为模型误差; ψ_k 为测量值; ϑ_k 为辨识得到的参数矢量。

FFRLS的参数辨识过程^[26]如下。

- 1) 参数 $\vartheta_k, P_{\text{RLS},0}$ 初始化。
- 2) 测量参数矢量。

$$\begin{cases} \psi_k = [E_{i,k-1} & i_k & i_{k-1}] \\ \vartheta_k = [\alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3] \end{cases} \quad (16)$$

- 3) 增益和误差协方差。

$$\begin{cases} K_{\text{RLS},k} = P_{\text{RLS},k-1} \psi_k^T (\lambda + \psi_k P_{\text{RLS},k-1} \psi_k^T)^{-1} \\ P_{\text{RLS},k} = \frac{1}{\lambda_{\text{RLS}}} [1 - K_{\text{RLS},k} \psi_k] P_{\text{RLS},k-1} \end{cases} \quad (17)$$

其中, λ_{RLS} 为遗忘因子, $\lambda_{\text{RLS}} \leq 1$ 表示削弱过去数据相对当前数据的权重。通常 λ_{RLS} 取值为0.950~1.000,取决于所需自适应率,本文 λ_{RLS} 取值为0.998。

- 4) 在线参数辨识。

$$\begin{cases} \varepsilon_k = z_k - \psi_k \hat{\vartheta}_{k-1} \\ \hat{\vartheta}_k = \hat{\vartheta}_{k-1} + K_{\text{RLS},k} \varepsilon_k \end{cases} \quad (18)$$

5) 求解参数。为便于使用FFRLS进行一阶RC模型参数辨识,端电压和开路电压的差为

$$E_{t,k+1} = U_{t,k+1} - U_{\text{oc},k+1} \quad (19)$$

6) $k=k+1$,返回步骤2),重新循环执行。依据基尔霍夫电流、电压定律,电压差值形式为

$$E_{t,k+1} = -U_{1,k} \exp(-t/R_1 C_1) - [1 - \exp(-t/R_1 C_1)] R_1 i_k - i_{k+1} R_0 \quad (20)$$

由此可写成递推形式:

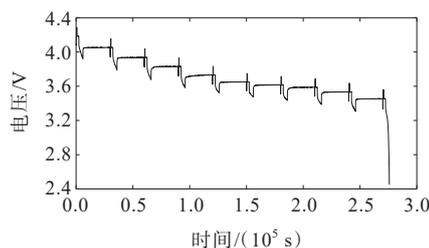
$$E_{t,k+1} = \alpha_1 E_{t,k} + \alpha_2 i_{k+1} + \alpha_3 i_k \quad (21)$$

则依据式(21)可推导出参数 R_0, R_1, C_1 的辨识值为

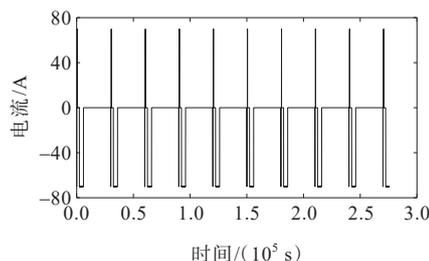
$$\begin{cases} R_0 = \alpha_2 \\ R_1 = (\alpha_1 \alpha_2 + \alpha_3) / (\alpha_1 - 1) \\ C_1 = \Delta t / (R_1 \cdot \log \alpha_1) \end{cases} \quad (22)$$

4.2 仿真验证与分析

为了有效完成本次实验,实验室配置主要包括:Arbin BT2000系统、HLT402P恒温实验箱及PC机等;采样频率设置为50 Hz,HLT402P恒温实验箱设定温度为25℃。HPPC工况如图7所示,其详细步骤如下。



(a) 电压



(b) 电流

图7 25℃时电池单体HPPC测试

Figure 7 HPPC test of battery cells at 25℃

1) 首先以0.2C恒流充电至4.2 V,接着保持恒压4.2 V不变进行充电,当充电电流 $I \leq 0.02C$ 时结束对电池充电,将电池静置2 h,消除电池的极化影响;然后进行恒流放电,放电电流保持1C恒不变,当电池释放出的容量达到10%的标称容量时,则电池放电过程结束,此时记录电池的SOC值为0.9。

2) 按顺序分别以1C、2C倍率恒流放电20 s且静置1 h,再分别以1C、2C倍率恒流充电20 s且静置1 h;按顺序分别以2.5C、3C倍率恒流充电20 s且静置1 h,再分别以2.5C、3C倍率恒流放电20 s且静置1 h。

对上述电池脉冲充放电过程中电池释放出的所有容量进行累计,然后用电池标称容量减去所有容量累计值,获得此时刻电池的SOC值。

3) 以1C恒流持续放电,当电池容量释放到标称容量20%时,电池停止放电,此时SOC值为0.8,静置2h。

4) 电池以10%SOC的步长间隔,依次使SOC值从0.7降至0.1,重复步骤2),并依次测试电池充、放电电流及电压。

在电池的SOC值从0.9到0.1的测试过程中,同时采用自适应控制规律及FFRLS对一阶RC模型的未知参数分别进行实时在线辨识,获得辨识值。

在DST工况下,将自适应控制规律和FFRLS这2种算法得到的辨识值分别代入电池的一阶RC模型中,获得电池端电压的预测值,再将电池端电压的预测值与实际量测值进行对比分析,如图8、9所示。

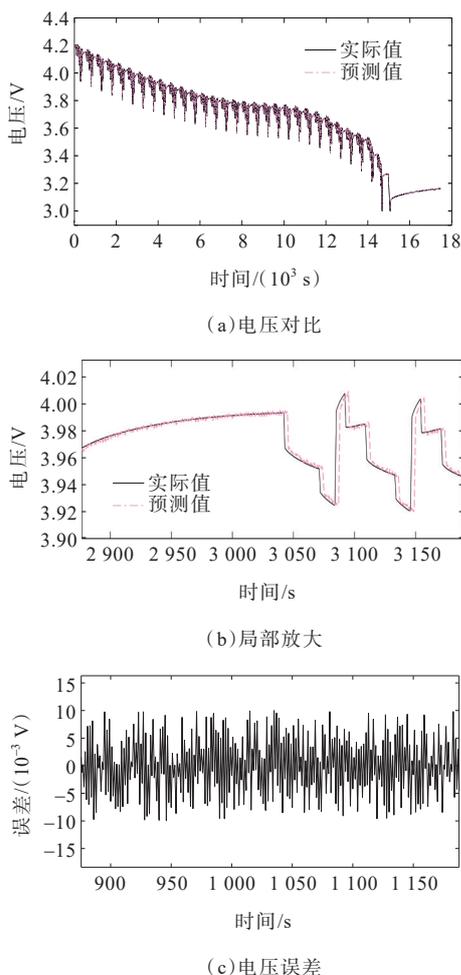


图8 25 °C时DST工况下自适应控制规律参数化验证结果

Figure 8 Parametric validation results of adaptive control law under DST conditions at 25 °C

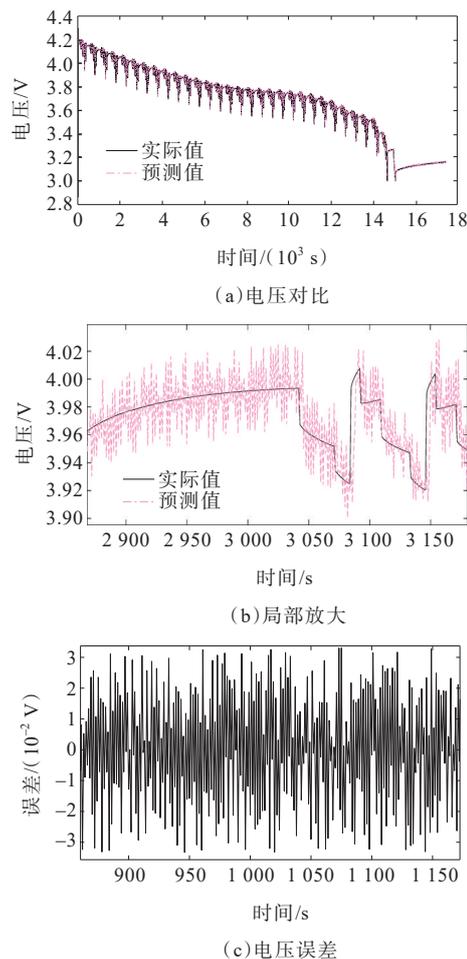


图9 25 °C时DST工况下FFRLS算法参数化验证结果

Figure 9 Parametric validation results of FFRLS algorithm under DST conditions at 25 °C

为了更全面评价本文所提自适应控制规律算法性能,利用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root-mean-square error, RMSE)、平均相对误差(mean relative error, MRE)对上述2种算法进行有效评价^[27-28],3种误差越小表明辨识算法的辨识精度越高。3种误差的数学函数式分别为

$$e_{\text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{S}_i - S_i| \quad (23)$$

$$e_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{S}_i - S_i)^2} \quad (24)$$

$$e_{\text{MRE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{S}_i - S_i| / S_i \quad (25)$$

式中, S_i 为实测值; \hat{S}_i 为估计值; N 为总数据个数。

自适应控制规律、FFRLS算法参数辨识误差对比如表1所示,可知自适应控制规律比FFRLS算法的平均相对误差提高了1.34%,均方根误差则提高了2.824%,收敛速度提高了近13s。充分表明本文建立的自适应控制规律与FFRLS算法相比较,具

有较高的辨识精度、较快的收敛速度、较好的鲁棒性及非线性辨识能力。

表 1 自适应控制规律、FFRLS 算法参数辨识的误差对比

Table 1 Error comparison of parameter identification between adaptive control law and FFRLS algorithm

辨识算法	收敛时间/s	$e_{MRE}/\%$	e_{MAE}	$e_{RMSE}/\%$
自适应控制规律	2	0.78	0.002 15	0.237
FFRLS	15	2.12	0.051 87	3.060

5 结语

1) 锂离子电池在使用过程中具有动态性、慢时变性及强非线性特点,针对其传统辨识和估计算法存在精确度低、实时性差等问题,本文将荷控忆阻器与一阶 RC 模型联合建立四维超混沌系统。

2) 通过调节四维混沌系统参数有效验证了该四维超混沌系统具有丰富的非线性动力学特性。建立了混沌系统未知参数的自适应控制规律,并验证了自适应控制规律的有效性,最后实现了一阶 RC 模型参数在线辨识。

3) 在 HPPC 工况下,采用自适应控制规律、FFRLS 这 2 种算法同时在线辨识一阶 RC 模型未知参数,然后在 DST 工况下有效验证辨识算法的精确度、收敛速度及非线性辨识能力。实验仿真结果显示,本文提出的自适应控制规律与 FFRLS 算法相比较,平均相对误差提高了 1.34%,均方根误差提高了 2.824%,收敛速度提高了近 13 s。表明了本文构建的自适应控制规律算法具有较高的精确度和稳定性,对温度具有较好的鲁棒性,且具有较好的收敛速度和非线性辨识能力。

参考文献:

[1] SONG Y,LIU D,LIAO H,et al.A hybrid statistical data-driven method for on-line joint state estimation of lithium-ion batteries[J]. Applied Energy, 2020, 261(12): 114408-114421.

[2] 裴振坤,王学梅,康龙云.电动汽车参与电网辅助服务的控制策略综述[J].电力系统自动化,2023,47(8):17-32.

PEI Zhenkun,WANG Xuemei,KANG Longyun. Review on control strategies for electric vehicles participating in ancillary services of power grid[J]. Automation of Electric Power Systems,2023,47(8):17-32.

[3] 周原冰,龚乃玮,王皓界,等.中国电动汽车发展与车联网互动对新型储能配置的影响[J].中国电力,2024,57(10):1-11.

ZHOU Yuanbing, GONG Naiwei, WANG Haojie, et al.

Study on the influence of electric vehicle development and the vehicle-grid interaction on new energy storage configuration in China[J]. Electric Power, 2024, 57(10): 1-11.

[4] 李英量,白博旭,朱琦,等.基于电动汽车充电站的不平衡配电网自愈及优化运行[J].电力建设,2024,45(6):37-46.

LI Yingliang, BAI Boxu, ZHU Qi, et al. Self-healing and optimal operation of unbalanced distribution network based on electric vehicle charging station[J]. Electric Power Construction, 2024, 45(6): 37-46.

[5] WU T,JI F,LIAO L,et al.Voltage-SOC balancing control scheme for series-connected lithium-ion battery packss [J].Journal of Energy Storage,2019,25(8):895-905.

[6] 侯晓蕾,孙慧如,孙凯祺,等.多约束储能自适应控制及电能质量提升方法[J].供用电,2023,40(10):2-9.

HOU Xiaolei, SUN Huiru, SUN Kaiqi, et al. Multi-constraint adaptive control strategy for energy storage based on VSG[J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(10):2-9.

[7] TIAN J,XIONG R,SHEN W.A review on state of health estimation for lithium ion batteries in photovoltaic systems[J].eTransportation,2019,2:28-48.

[8] 周丹,袁至,李骥,等.考虑平抑未来时刻风电波动的混合储能系统超前模糊控制策略[J].发电技术,2024,45(3):412-422.

ZHOU Dan, YUAN Zhi, LI Ji, et al. An advanced fuzzy control strategy for hybrid energy storage systems considering smoothing of wind power fluctuations at future moments[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(3):412-422.

[9] 殷浩然,苗世洪,韩估,等.基于三维卷积神经网络的配电网物联网异常辨识方法[J].电力系统自动化,2022,46(1):42-50.

YIN Haoran, MIAO Shihong, HAN Ji, et al. Anomaly identification method for distribution internet of things based on three-dimensional convolutional neural network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(1): 42-50.

[10] 赵毅涛,李钊,刘兴龙,等.融合卷积神经网络和注意力机制的负荷识别方法[J].电力工程技术,2025,44(1):227-235.

ZHAO Yitao, LI Zhao, LIU Xinglong, et al. Load recognition method integrating convolutional neural network and attention mechanism[J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(1): 227-235.

[11] 刘志聪,张彦会.锂离子电池参数辨识及荷电状态的估算[J].储能科学与技术,2022,11(11):3613-3622.

LIU Zhicong, ZHANG Yanhui. Parameter identification and state of charge estimation of lithium-ion batteries[J]. Energy Storage Science and Technology, 2022, 11(11):

- 3613-3622.
- [12] 刘坤雄, 张小庆, 赵铭, 等. 基于 CVT 宽频传递模型的杂散电容分步辨识方法[J]. 高压电器, 2023, 59(12): 55-62.
LIU Kunxiong, ZHANG Xiaoqing, ZHAO Ming, et al. Stepwise identification method of stray capacitance based on wideband transfer model of CVT[J]. High Voltage Apparatus, 2023, 59(12): 55-62.
- [13] 朱瑞, 段彬, 温法政, 等. 基于分布式最小二乘法的锂离子电池建模及参数辨识[J]. 机械工程学报, 2019, 55(20): 85-93.
ZHU Rui, DUAN Bin, WEN Fazheng. Lithium-ion battery modeling and parameter identification based on decentralized least squares method[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(20): 85-93.
- [14] 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.
- [15] 许水清, 黄文展, 何怡刚, 等. 基于自适应滑模观测器的中点钳位型三电平并网逆变器开路故障诊断[J]. 电工技术学报, 2023, 38(4): 1010-1022.
XU Shuiqing, HUANG Wenzhan, HE Yigang, et al. Open-circuit fault diagnosis method of neutral point clamped three-level grid-connected inverter based on adaptive sliding mode observer[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(4): 1010-1022.
- [16] 张书杰, 王泰华, 袁永军. 基于 AG-BP 算法的锂电池模型参数在线估计[J]. 电源技术, 2020, 44(3): 352-356.
ZHANG Shujie, WANG Taihua, YUAN Yongjun. On-line estimation of lithium battery model parameters based on AG-BP algorithm[J]. Chinese Journal of Power Sources, 2020, 44(3): 352-356.
- [17] 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.
- [18] PENG C, LI Y. Parameters identification of nonlinear Lorenz chaotic system for high-precision model reference synchronization[J]. Nonlinear Dynamics, 2022, 108(2): 1733-1754.
- [19] SANCHEZ J P, CAMPOS-DELGADO D U, ESPINOZA-TREJO D R, et al. Fault diagnosis in grid-connected PV NPC inverters by a model-based and data processing combined approach[J]. IET Power Electronics, 2019, 12(12): 3254-3264.
- [20] 张章, 魏亚东, 葛志恒, 等. 对四端忆阻器的建模及其电路仿真[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2021, 33(7): 1126-1131.
ZHANG Zhang, WEI Yadong, GE Zhiheng, et al. Modeling and circuit simulation of four-terminal memristor[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2021, 33(7): 1126-1131.
- [21] FATHIZADEH S, BEHNIA S, NEMATI F, et al. Chaotic control of the dynamical behavior of COVID-19 through the electromagnetic fields[J]. Physica Scripta, 2022, 97(8): 68-84.
- [22] 颜森林. 激光局域网络的混沌控制及并行队列同步[J]. 物理学报, 2021, 70(8): 080501-1-12.
YAN Senlin. Chaos-control and parallel queue synchronization of laser local area network[J]. Acta Physica Sinica, 2021, 70(8): 080501-1-12.
- [23] 王聪, 张宏立, 范文慧. 基于参数观测器的不确定混沌电力系统参数辨识[J]. 太阳能学报, 2019, 40(4): 1067-1075.
WANG Cong, ZHANG Hongli, FAN Wenhui. Parameter identification of uncertain chaotic power systems based on parameter observer[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2019, 40(4): 1067-1075.
- [24] ZHONG H, LI G, XU X. A generic voltage-controlled discrete memristor model and its application in chaotic map[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2022, 161: 108-130.
- [25] 陶星宇, 杨健维, 牛牧童, 等. 计及电动汽车充电负荷的电力系统中长期生产模拟方法研究[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(1): 18-26.
TAO Xingyu, YANG Jianwei, NIU Mutong, et al. Amid/long-term power system production simulation approach considering charging load of electric vehicles[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(1): 18-26.
- [26] SHI H, WANG L, WANG S, et al. A novel lumped thermal characteristic modeling strategy for the online adaptive temperature and parameter co-estimation of vehicle lithium-ion batteries[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 50: 148-165.
- [27] 徐东辉, 徐新仁, 黄子君, 等. 车用锂电池一阶 RC 等效电路模型参数辨识及 SOH 估计方法[P]. 中国专利: CN202211513581.X, 2022-11-29.
XU Donghui, XU Xinren, HUANG Zijun, et al. Parameter identification and SOH estimation method of first-order RC equivalent circuit model for automotive lithium batteries[P]. Chinese Patent: CN202211513581.X, 2022-11-29.
- [28] CHEN C, XIONG R, YANG R, et al. State-of-charge estimation of lithium-ion battery using an improved neural network model and extended Kalman filter[J]. Journal of Cleaner Production, 2019, 234(10): 1153-1164.